



HAL
open science

Estimation des paramètres de surface des océans et de la banquise à partir d'observations micro-ondes basses fréquences

Lise Kilic

► **To cite this version:**

Lise Kilic. Estimation des paramètres de surface des océans et de la banquise à partir d'observations micro-ondes basses fréquences. Océan, Atmosphère. Sorbonne Université, 2019. Français. NNT : 2019SORUS167 . tel-02950850

HAL Id: tel-02950850

<https://theses.hal.science/tel-02950850>

Submitted on 28 Sep 2020

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

**THÈSE DE DOCTORAT
DE SORBONNE UNIVERSITÉ**

Spécialité : Océan, Observations spatiales
École doctorale n°129: Sciences de l'environnement d'Île-de-France

réalisée
au **LERMA, Observatoire de Paris**
sous la direction de Catherine Prigent

présentée par
Lise Kilic

pour obtenir le grade de :
DOCTEUR DE SORBONNE UNIVERSITÉ

Sujet de la thèse :
**Estimation des paramètres de surface des océans et de la
banquise à partir d'observations micro-ondes basses
fréquences**

soutenue le 30 septembre 2019

devant le jury composé de :

M ^{me} Frédérique Rémy	Rapporteuse
M. Jean Tournadre	Rapporteur
M ^{me} Catherine Prigent	Directrice de thèse
M. Filipe Aires	Co-directeur de thèse
M ^{me} Jacqueline Boutin	Examinatrice
M. Stephen English	Examineur
M. Marie-Noëlle Houssais	Examinatrice
M. Pierre-Yves Le Traon	Examineur
M. Georg Heygster	Invité
M ^{me} Anne Lifermann	Invitée

Résumé

Les océans et la banquise jouent un rôle important dans le système climatique et météorologique. Avec le réchauffement climatique, les océans se sont réchauffés et la banquise a vu son extension décroître d'année en année. Ces changements rendent la surveillance des régions polaires essentielle. Les observations satellites en micro-ondes passives permettent une observation de la surface de la Terre par tous temps, aussi bien de jour que de nuit. Elles sont particulièrement adaptées à l'observation des régions polaires où la présence de nuages est importante et où la nuit polaire dure six mois. Une future mission satellite en micro-ondes passives basses fréquences, conçue pour observer les régions polaires est actuellement à l'étude à l'Agence Spatiale Européenne pour l'expansion du programme Copernicus. Dans cette thèse, nous nous intéressons à l'estimation des paramètres de surface de l'océan et de la banquise à partir des observations satellites micro-ondes passives basses fréquences. L'objectif est de développer de nouvelles méthodes d'estimation de ces paramètres qui soient plus efficaces et adaptées à la future mission satellite micro-onde passive CIMR (Copernicus Imaging Microwave Radiometer). Dans une première partie, la thèse traite de l'estimation des paramètres océaniques tels que la température de la surface de la mer, la salinité et la vitesse du vent océanique. Des comparaisons entre différents modèles de transfert radiatif pour l'océan sont effectuées. Les erreurs d'inversion sur les paramètres océaniques sont évaluées pour les missions satellites micro-ondes actuelles et la future mission CIMR. Dans une deuxième partie, la thèse traite de l'estimation des paramètres de la banquise tels que la concentration en glace, l'épaisseur de neige et la température d'interface neige-glace. Une base de données de paramètres *in situ* colocalisés avec des observations satellites est utilisée. Une nouvelle méthode est décrite et évaluée pour estimer la concentration en glace. Des régressions simples sont dérivées pour estimer l'épaisseur de neige sur la glace de mer et la température d'interface neige-glace. Nous avons identifié que l'amélioration des modèles de transfert radiatif de l'océan est un point clé dans l'augmentation de la précision des estimations. La méthode développée pour estimer la concentration en glace montre des résultats très proches des produits de concentration en glace actuels distribués opérationnellement, sans qu'aucun ajustement ne soit nécessaire. Grâce à l'utilisation des basses fréquences, cette nouvelle méthode est aussi plus robuste à la présence de nuages. Enfin, avec les méthodes développées dans cette thèse les performances de la mission CIMR ont pu être évaluées et comparées à celles des missions actuelles. CIMR montre des erreurs d'inversion plus faibles et une meilleure résolution spatiale sur les paramètres estimés que les missions actuelles grâce à ces performances instrumentales. Avec CIMR, la température de surface de la mer sera estimée à 15 km avec une précision de 0,2 K, la salinité de surface de la mer sera estimée à 55 km avec une précision instantanée de 0,3 psu et la concentration en glace de mer sera estimée à 5 km avec une précision de 5%.

Abstract

The ocean and sea ice play an important role in the climate and weather system. With global warming, the oceans have warmed and the sea ice has seen its extent decrease from year to year. These changes make the monitoring of the polar regions essential. Passive microwave satellite observations provide all-weather observation of the Earth surface, both day and night. They are particularly suitable for observing polar regions where the presence of clouds is significant and where the polar night lasts six months. A future low-frequency passive microwave satellite mission designed to observe the polar regions is currently under study at the European Space Agency for the expansion of the Copernicus programme. In this thesis, we are interested in estimating ocean and ice surface parameters from low-frequency passive microwave satellite observations. The objective is to develop new methods for estimating these parameters that are more efficient and adapted to the future passive microwave satellite mission CIMR (Copernicus Imaging Microwave Radiometer). In the first part, the thesis deals with the estimation of ocean parameters such as sea surface temperature, salinity and ocean wind speed. Comparisons between different radiative transfer models for the ocean are made. Retrieval errors on ocean parameters are assessed for current microwave satellite missions and the future CIMR mission. In a second part, the thesis deals with the estimation of sea ice parameters such as sea ice concentration, snow depth and snow-ice interface temperature. A database of parameters *in situ* collocated with satellite observations is used. A new method is described and evaluated to estimate the sea ice concentration. Simple regressions are derived to estimate snow depth on sea ice and snow-ice interface temperature. We have identified that improving ocean radiative transfer models is a key point in increasing the accuracy of the estimations. The method developed to estimate ice concentration shows results very close to the current operationally distributed ice concentration products, without any adjustment being necessary. Thanks to the use of low frequencies, this new method is also more robust to the presence of clouds. Finally, with the methods developed in this thesis, the performance of the CIMR mission could be evaluated and compared with those of the current missions. CIMR shows lower retrieval errors and better spatial resolution on the estimated parameters than current missions due to these instrumental performances. With CIMR, the sea surface temperature will be estimated at 15 km with an accuracy of 0.2 K, the sea surface salinity will be estimated at 55 km with an instantaneous accuracy of 0.3 psu and the sea ice concentration will be estimated at 5 km with an accuracy of 5%.

Remerciements

Je remercie tout d'abord ma directrice de thèse Catherine Prigent avec qui c'était un immense plaisir de préparer cette thèse. Merci pour ta bienveillance et merci de m'avoir tant appris. Je remercie également Filipe Aires qui a co-dirigé cette thèse toujours dans la bonne humeur.

Ensuite, j'aimerais remercier l'école doctorale de sciences de l'environnement d'Ile-de-France et Sorbonne Université pour avoir financé cette thèse, ainsi que le LERMA pour m'avoir accueilli. Je remercie aussi les membres de mon comité de thèse Jacqueline Boutin et Rasmus Tonboe pour leurs conseils et suivi, mes rapporteurs de thèse Frédérique Rémy et Jean Tournadre pour avoir relu cette thèse, et les examinateurs et invités Stephen English, Marie-Noëlle Houssais, Pierre-Yves Le Traon, Georg Heygster et Anne Lifermann qui sont venus assister à la soutenance.

Merci à mes collègues, avec lesquels c'est un plaisir de travailler et qui ont rendu ces 3 années de thèse au LERMA très agréable. Je pense en particulier à mes collègues de bureau Samuel, Carlos et Clément ainsi qu'à l'équipe administrative Murielle, Woihiba, Marie-Clarisse et aux anciens thésards Victor, Jordane et Dié.

Enfin un grand merci à ma famille qui m'a toujours soutenu. Merci à ma mère pour tous les efforts qu'elle a fourni pour ma soeur et moi. Merci à Julien pour ces relectures de la thèse, son soutien lors de la soutenance et simplement d'être à mes côtés.

Je n'aurais jamais les mots pour exprimer toute ma gratitude mais il y en a déjà beaucoup dans cette thèse... Alors bonne lecture!

Table des matières

I	Introduction	1
1	Contexte général	1
2	Les observations par satellites	4
3	Les observations micro-ondes passives pour l’observation des océans et de la banquise	5
4	La future mission satellite en micro-ondes passives CIMR	10
5	Plan de la thèse	12
II	Estimation des paramètres océaniques	15
1	Introduction	15
2	Modèles directs de transfert radiatif micro-onde pour les variables océaniques	16
2.1	Théorie du transfert radiatif pour l’océan	16
2.1.a	Constantes diélectriques	17
2.1.b	Contribution du vent	19
2.1.c	Spectres de vagues	21
2.1.d	Modèles d’écume	24
2.1.e	Transfert radiatif dans l’atmosphère	27
2.2	Comparaisons des modèles océaniques de transfert radiatif avec les observations satellites	29
2.2.a	Présentation des modèles comparés	29
2.2.b	Base de données développée pour la comparaison entre les modèles et les observations	30
2.2.c	Comparaisons des modèles de transfert radiatif en fonction des variables océaniques	33
2.2.d	Discussion	39
3	Restitution et erreurs d’inversion	40
3.1	Méthode	41
3.2	Sensibilité aux paramètres océaniques	42
3.3	Erreurs d’inversion	45
3.3.a	Cas général	45
3.3.b	Exemples sur des situations réelles	47
4	Conclusion	50
III	Estimation des paramètres de la banquise	55
1	Introduction	55
2	Estimation de la concentration en glace	57
2.1	La méthode d’inversion par estimation optimale	59

TABLE DES MATIÈRES

2.2	Jeu de données d'observations satellites colocalisées sur des zones avec 0% et 100% de concentration en glace	60
2.3	Sensibilité de l'estimation de la concentration de glace de mer aux hypothèses de la méthode d'inversion	62
2.3.a	Sélection des combinaisons de canaux	62
2.3.b	Impact des points de rattachement sur l'estimation de la concentration en glace de mer	65
2.4	Prise en compte des différentes résolutions spatiales	68
2.4.a	La méthode de fusion de données	69
2.4.b	Exemple sur une scène théorique	69
2.5	Evaluation de la méthode d'inversion de la concentration en glace	71
2.5.a	Présentation des produits de concentration en glace	71
2.5.b	Analyse de la nouvelle méthode pour différentes combinaisons de fréquences	74
2.5.c	Distributions des concentrations en glace et points de rattachements	75
2.5.d	Evaluation des méthodes de prise en compte des différences de résolutions spatiales	77
2.5.e	Résultats à grande échelle pour les pôles Nord et Sud en conditions nuageuses	79
3	Estimation de l'épaisseur de neige, de la température de l'interface neige-glace et de la température effective de la banquise	82
3.1	Jeux de données et méthodologie	83
3.1.a	Jeu de données d'observations par satellites colocalisées avec des mesures in situ	83
3.1.b	Jeu de données de température effective et température de brillance simulée à partir des propriétés de la glace de mer	84
3.1.c	Une méthodologie basée sur une suite de régressions multi-linéaires	85
3.2	Estimation de l'épaisseur de neige	86
3.2.a	Régression multi-linéaire pour l'estimation de l'épaisseur de neige	86
3.2.b	Résultats de l'estimation de l'épaisseur de neige	87
3.3	Estimation de la température d'interface neige-glace	88
3.3.a	Détection automatique de la position de l'interface sur les profils de température mesurés par des bouées	88
3.3.b	Corrélation entre la température de brillance et la température de l'interface neige-glace	89
3.3.c	Régressions linéaires pour estimer la température de l'interface neige-glace	90
3.3.d	Résultats de l'estimation de la température de l'interface neige-glace	91
3.4	Estimation de la température effective de la glace de mer	92
3.4.a	Estimations des biais entre le modèle et les observations	92
3.4.b	Régression linéaire entre la température effective et la température de l'interface neige-glace	94
3.5	Exemples d'estimation de l'épaisseur de neige et de la température d'interface neige-glace durant l'hiver 2015-2016	95
4	Conclusion	98

TABLE DES MATIÈRES

IV	Conclusion et perspectives	101
1	L'estimation des paramètres de surface de l'océan	101
2	L'estimation des paramètres de surface de la banquise	102
3	L'évaluation des performances de la future mission CIMR	104
4	Perspectives	105
4.1	Le développement d'un nouveau modèle de transfert radiatif physique pour l'océan	105
4.2	L'étude de la banquise	106
4.3	Les futures missions micro-ondes passives européennes	107
A	Article : Expected Performances of the Copernicus Imaging Microwave Radiometer (CIMR) for an All-Weather and High Spatial Resolution Estimation of Ocean and Sea Ice Parameters	109
B	Article : Estimating the snow depth, the snow-ice interface temperature, and the effective temperature of Arctic sea ice using Advanced Microwave Scanning Radiometer 2 and ice mass balance buoy data	127
C	Article à soumettre : Comparisons of Ocean Radiative Transfer Models with SMAP and AMSR2 Observations	143
D	Glossaire	165
	Bibliographie	177

TABLE DES MATIÈRES

Chapitre I

Introduction

1 Contexte général

Les océans représentent 70% de la surface de la Terre. Ils contrôlent les flux de chaleur et les flux atmosphériques qui impactent au quotidien la météorologie et le climat. Ce sont des réservoirs de carbone et de chaleur. Depuis les cinquante dernières années, les océans ont absorbé plus de 90% du réchauffement terrestre dû aux activités humaines et environ 30% du dioxyde de carbone émis depuis l'âge préindustriel (rapport du GIEC 2013 : [Stocker et al. \[2013\]](#)). Les surfaces des océans Indien, Atlantique et Pacifique se sont réchauffées respectivement au cours de la période 1950-2016 de 0,11°C, 0,07°C et 0,05°C par décennie [[Hoegh-Guldberg et al., 2014](#)], les changements les plus importants se produisant aux latitudes les plus élevées. Le réchauffement des océans augmente le niveau global de la mer à cause de la dilatation de l'eau. Il favorise l'apparition de vagues de chaleurs et d'événements extrêmes ([Oliver et al. \[2018\]](#), rapport du GIEC 2018 : [Masson-Delmotte et al. \[2018\]](#)).

La banquise (ou glace de mer) interagit continuellement avec l'océan et l'atmosphère. Elle sert notamment d'isolant entre l'océan et l'atmosphère en limitant les échanges de chaleur, de quantité de mouvement et de composants chimiques. Elle impacte la circulation océanique et joue un rôle primordial dans l'équilibre thermique des régions polaires. La glace de mer joue aussi un rôle important dans le système climatique, en affectant l'albédo de surface. Sa surface blanche et brillante augmente l'albédo et diminue ainsi la quantité de rayonnement solaire absorbée par la Terre. Les régions polaires sont très vulnérables aux changements climatiques. L'Arctique se réchauffe 2 fois plus vite que le reste du globe : ce phénomène est connu sous le nom d'amplification arctique [[Serreze and Barry, 2011](#)]. En Arctique l'extension moyenne annuelle de la banquise a diminué d'environ 4% par décennie depuis 1979 (jusqu'à 2012), et le minimum d'extension en été a diminué d'environ 10% par décennie [[Stocker et al., 2013](#)]. L'épaisseur de la glace de mer a également diminué considérablement, avec une diminution estimée de plus de 50% dans le centre de l'Arctique [[Lindsay and Schweiger, 2015](#)]. Les glaces les plus fines sont touchées en premier. La Figure I.1 provenant du rapport du GIEC 2013, montre les anomalies de température de la mer, du niveau de la mer et de l'extension de la banquise en été. On note l'augmentation de la température et du niveau de la mer et la diminution de l'extension de la banquise sur ces dernières années.

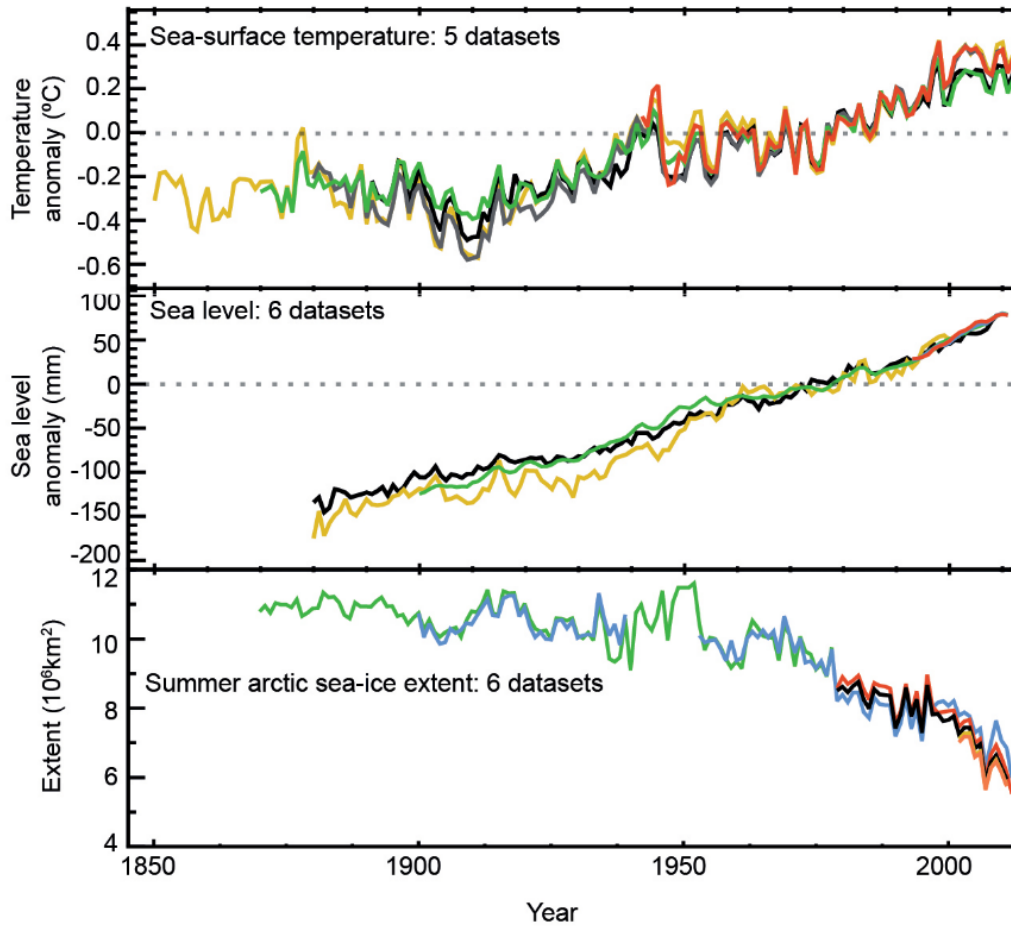


Fig. I.1 Figure provenant du rapport du GIEC 2013 illustrant l'anomalie de température de surface de la mer (en haut), l'anomalie de niveau de la mer (au milieu), l'anomalie de l'extension de la banquise en été (en bas) en fonction du temps.

Ces changements posent des questions pour l'avenir des populations locales, des écosystèmes marins, la navigation et l'exploitation des ressources naturelles. La résolution de ces questions d'une grande importance sociétale nécessite une meilleure compréhension du fonctionnement des océans et de la banquise et l'amélioration des modèles de prévisions météorologiques et climatiques. Pour cela, les observations des variables géophysiques de l'océan et de la banquise sont nécessaires.

Les variables telles que la température des océans, la salinité ou encore les variables concernant la glace de mer sont devenues des variables climatiques essentielles collectées par le système mondial d'observation du climat (*Global Climate Observing System*). Dans cette thèse les variables étudiées avec le plus d'intérêt sont la température de surface de la mer et la concentration en glace de mer. La surveillance de la température est cruciale pour une vaste gamme d'applications côtières et marines, notamment les prévisions météorologiques et climatiques [Bell et al., 2000, Martin et al., 2007]. Elle aide à la ca-

Sea Ice Concentration 06 September 2015

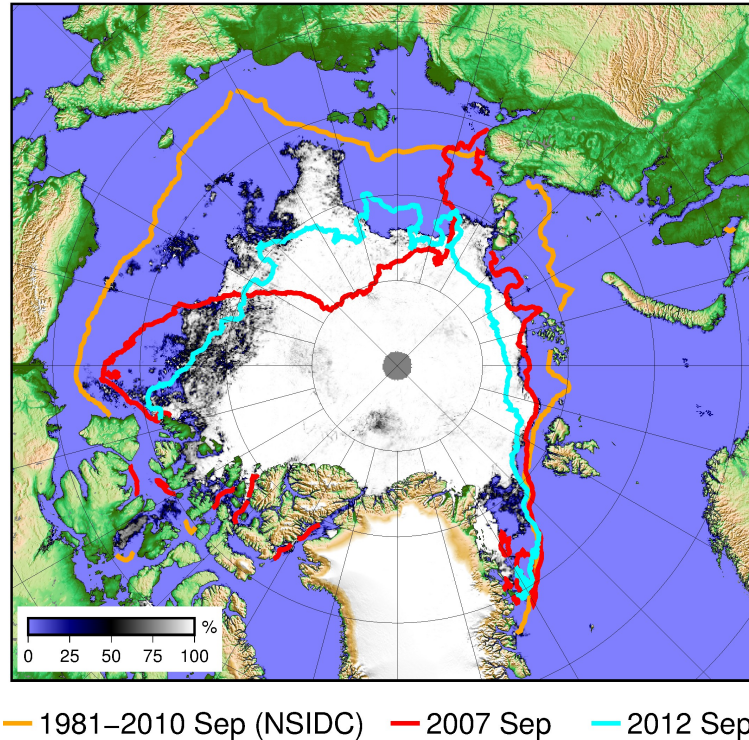


Fig. I.2 Concentration en glace pour le minimum d'extension de la banquise arctique en 2015, avec les minimums d'extension tracés en couleurs pour 2012, 2007 et la moyenne sur la période 1981-2010. Figure provenant de l'Université de Brême <https://seaice.uni-bremen.de/sea-ice-concentration/>.

ractérisation des interactions entre l'atmosphère et l'océan en aidant à comprendre les processus physiques et biochimiques. Elle permet d'étudier les variabilités méso-échelles de l'océan et la variabilité des écosystèmes marins. La concentration en glace décrit la fraction de surface de glace de mer présente sur une surface donnée. La concentration en glace est un paramètre très important pour la navigation opérationnelle dans les eaux avec présence de glace de mer. Elle est aussi une variable climatique très importante afin de surveiller les variations de l'extension de la banquise (voir Figure I.2).

D'autres variables telles que la salinité de surface de la mer, la vitesse du vent océanique ou des paramètres liés à la banquise comme l'épaisseur de neige seront aussi étudiées. La salinité est importante pour l'étude de la dynamique des océans, de la biogéochimie marine et du cycle hydrologique global [Reul et al., 2014]. Les variations de salinité impactent la circulation océanique thermohaline globale. De petites variations peuvent modifier la stratification verticale de la densité de l'océan et donc influencer fortement les échanges océan-atmosphère. De plus, la salinité est considérée comme un traceur passif des débits d'eau douce provenant des fleuves, de la fonte des glaces et des échanges océan-atmosphère (évaporation-précipitation) [Boutin et al., 2016]. La vitesse du vent détermine les interactions océan-atmosphère, telles que le stress de surface, la chaleur sensible, l'évaporation et

l'échange de gaz [Atlas et al., 2011]. Les mesures d'épaisseurs de neige sur la glace de mer sont nécessaires pour une estimation précise de l'épaisseur de glace avec les altimètres (par exemple, Kern et al. [2015], Kurtz et al. [2013]). L'isolation de la neige réduit le transfert de chaleur entre l'océan et l'atmosphère et influence la croissance de la glace de mer située en dessous et par conséquent son bilan massique.

L'observation de ces variables nécessite des instruments de mesures performants, si on veut avoir une information précise, étendue et continue dans le temps. Les satellites sont pour cela l'outil idéal. L'utilisation des satellites pour l'observation de la Terre nécessite la mise au point d'algorithmes d'interprétation des données mesurées par le satellite, en plus du travail technique et instrumental pour concevoir et envoyer ces satellites dans l'espace.

2 Les observations par satellites

Les satellites sont des outils puissants pour observer la Terre globalement et de manière répétée dans le temps. Leurs données sont utilisées tous les jours pour prévoir le temps, prévenir des risques et étudier la Terre.

Il existe une grande variété de types d'observations satellites. Certaines peuvent être actives c'est-à-dire qu'un signal est envoyé vers la Terre, réfléchi puis mesuré par le satellite ; d'autres peuvent être passives, c'est-à-dire qu'aucun signal n'est émis par l'instrument satellite, seul le signal naturellement émis, réfléchi ou diffusé par la Terre et son atmosphère est mesuré. Les instruments à bord des satellites mesurent des signaux qui peuvent aller des fréquences radios aux fréquences visibles. La Figure I.3 illustre les fréquences des ondes électromagnétiques avec leurs longueurs d'onde respectives et leur absorption par l'atmosphère terrestre. On observe que l'absorption par l'atmosphère varie en fonction de la fréquence. A certaines fréquences, l'atmosphère est complètement opaque (elle absorbe tout le signal) et empêche l'observation de la surface de la Terre. En fonction des fréquences, les informations que l'on peut déduire du signal mesuré sont différentes (la sensibilité à une variable ou la résolution spatiale des observations va dépendre de la fréquence, de la polarisation et de l'angle d'observation). Pour chaque variable que l'on veut observer, le choix du type de technique d'observation utilisé est donc primordiale, chacune montrant des avantages et inconvénients.

Les mesures à l'échelle globale des variables océaniques et de glace de mer, telles que la température de surface de la mer et la concentration en glace, peuvent être dérivées des observations satellites visibles et infrarouges. Cependant, l'échantillonnage temporel des observations en visible et en infrarouge est problématique surtout dans les régions polaires ou tropicales caractérisées par une couverture nuageuse très persistante. En effet, à ces longueurs d'onde, les nuages empêchent une mesure de la surface de l'océan. Plus de 70% de la surface de la Terre est obscurcie par les nuages à tout moment en moyenne sur le globe [Chelton and Wentz, 2005] avec un défi particulier dans les régions tropicales et polaires. La Figure I.4 illustre la Terre le 1^{er} janvier 2019 vue par le satellite MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*) observant dans le domaine visible. On remarque la présence importante de nuages à l'échelle globale et l'absence d'observations sur le pôle Nord due à la nuit polaire complète en hiver. Les observations micro-ondes basses fréquences offrent un avantage considérable car elles ne sont que très peu sensibles

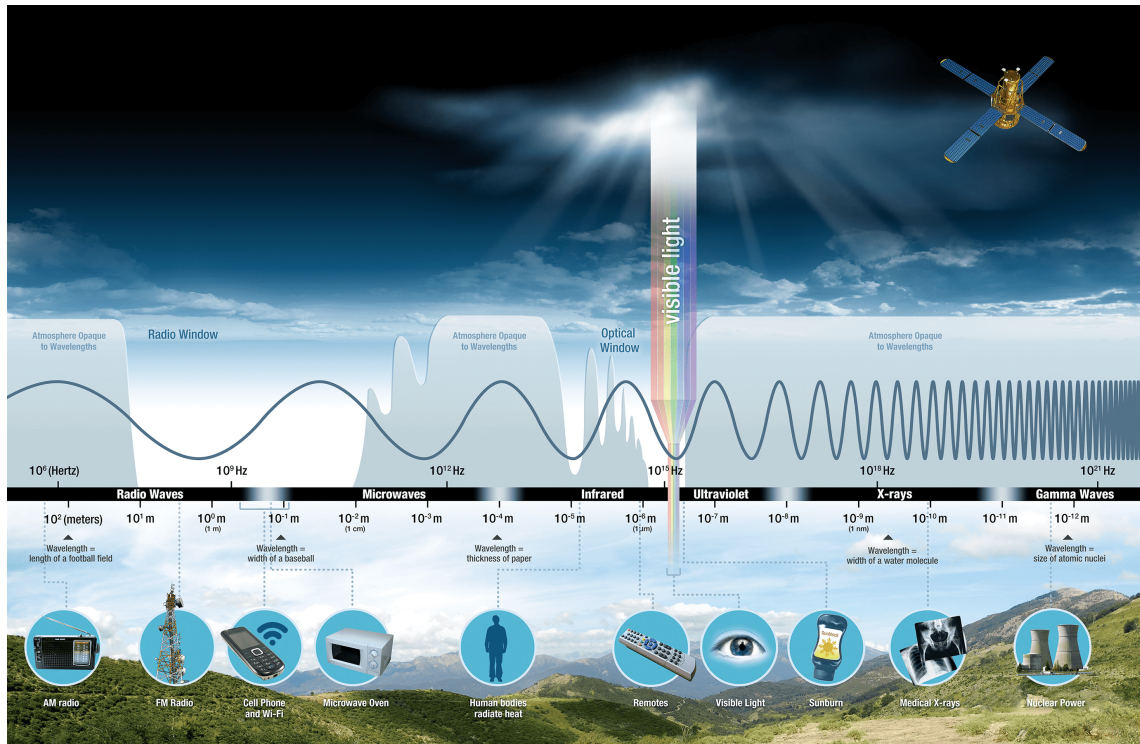


Fig. I.3 Illustrations des différentes ondes électromagnétiques avec leurs fréquences et longueurs d'onde ainsi que l'absorption de celles-ci par l'atmosphère. Figure provenant de ©NASA Science website : http://science.nasa.gov/ems/01_intro.

à l'atmosphère et ne dépendent pas de la lumière du soleil. Cela permet une observation de la surface en tout temps c'est-à-dire même en présence de nuages. Les mesures micro-ondes passives à basses fréquences entre 1,4 et 37 GHz fournissent des variables océaniques et de glace de mer telles que la température, la vitesse du vent, la salinité et la concentration en glace, même par temps nuageux et la nuit.

3 Les observations micro-ondes passives pour l'observation des océans et de la banquise

En observations micro-ondes passives, le rayonnement mesuré par le satellite est une température de brillance (TB). Pour un objet qui a une température physique donnée on peut définir une émissivité e qui correspond à la température de brillance divisée par la température physique :

$$e = \frac{TB}{T}$$

L'émissivité e varie de 0 (pour une matière qui n'émet pas) à 1 (pour un émetteur parfait connu sous le nom de corps noir). A l'équilibre thermodynamique, elle peut être reliée à

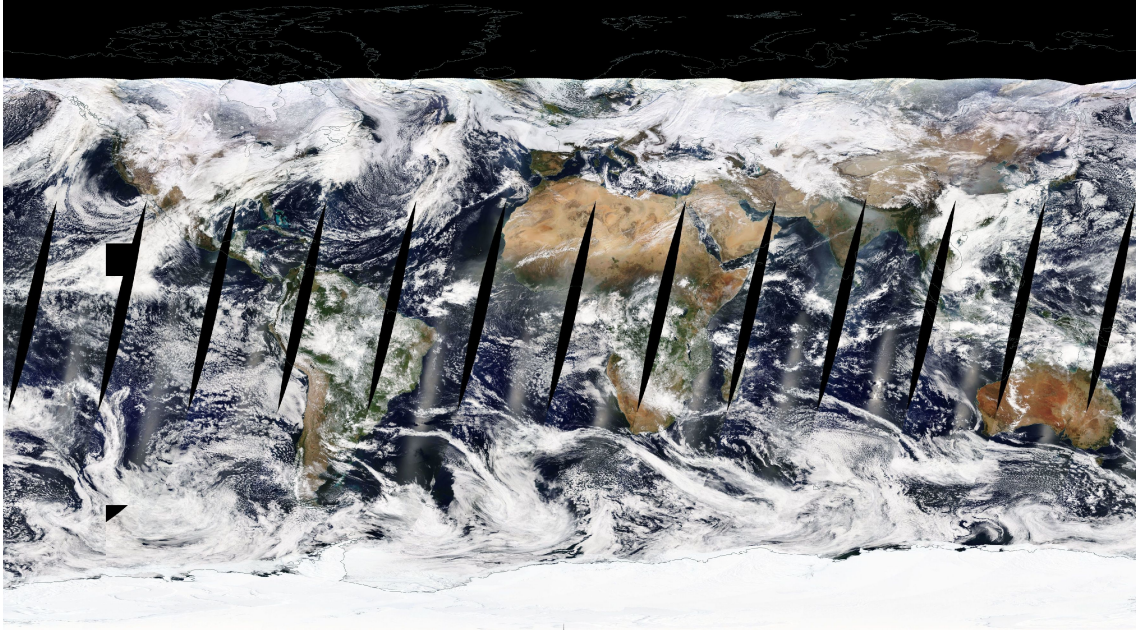


Fig. I.4 La Terre vue par l'imageur en fréquences visibles MODIS-TERRA le 1^{er} janvier 2019. Image provenant de ©NASA worldview <https://worldview.earthdata.nasa.gov/> .

la réflexion de la matière R de la façon suivante :

$$e = 1 - R$$

Les températures de brillance micro-ondes reçues par le satellite se composent des contributions de la Terre, de l'atmosphère et de l'espace (voir Figure I.5). Le rayonnement reçu par le satellite est fonction de la fréquence, de la polarisation, de l'angle d'observation et de l'intensité du rayonnement. On peut écrire l'équation qui relie la température de brillance mesurée par le satellite (TB_{sat}) au rayonnement de la surface, de l'atmosphère et de l'espace de la manière suivante :

$$TB_{sat} = TB_{surf} \cdot e^{-\tau} + TB_{atm,\uparrow} + R \cdot e^{-\tau} \cdot (TB_{atm,\downarrow} + TB_{extra-terrestre})$$

avec TB_{surf} la température de brillance de la surface, $TB_{atm,\uparrow}$ et $TB_{atm,\downarrow}$ les températures de brillance montante et descendante de l'atmosphère respectivement, τ l'épaisseur optique de l'atmosphère qui dépend des conditions atmosphériques avec $e^{-\tau}$ représentant la transmittance de l'atmosphère, et $TB_{extra-terrestre}$ la température de brillance provenant de sources de rayonnement extra-terrestres qui inclut notamment le rayonnement de fond cosmique et peut aussi inclure le rayonnement de la galaxie. Les termes composant cette équation appelée équation de transfert radiatif sont illustrés en Figure I.5.

L'équation de transfert radiatif est à la base du développement d'algorithmes qui convertissent les données de température de brillance du satellite en paramètres géophysiques. Pour l'estimation des paramètres de surface, le but est alors dans un premier temps de savoir simuler en fonction des paramètres géophysiques la température de brillance mesurée par le satellite. Dans un second temps, d'être capable à partir de la température de brillance observée par le satellite de restituer les variables géophysiques.

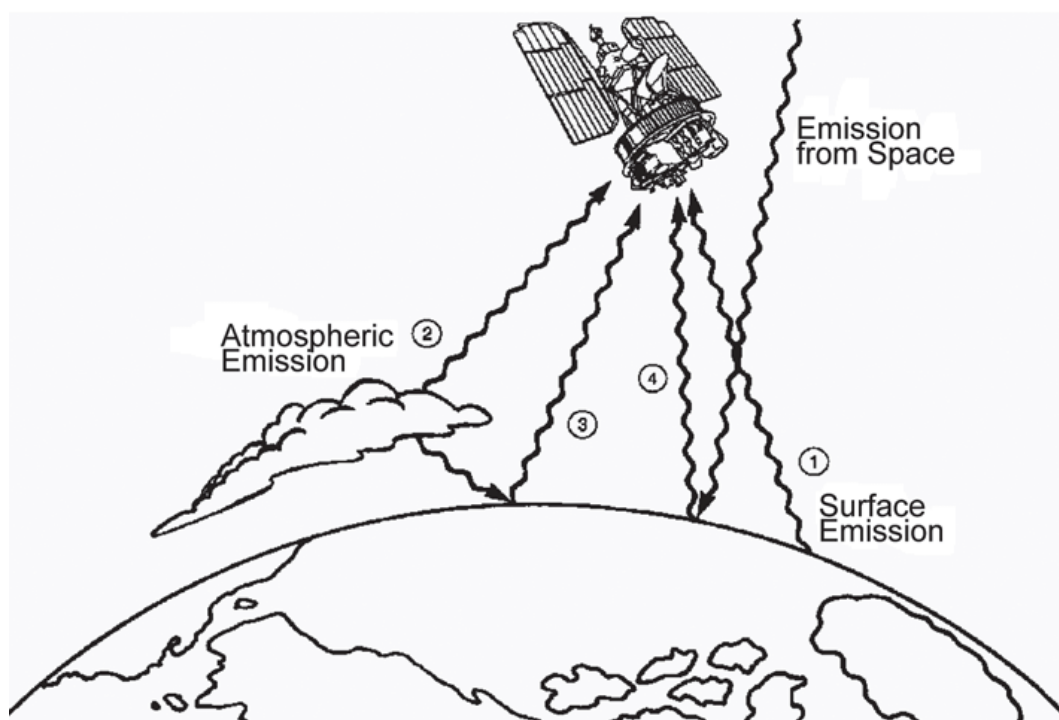


Fig. I.5 Les principales composantes de la température de brillance observées par un radiomètre micro-onde passif sur un satellite et exprimées par quatre termes dans l'équation de transfert radiatif : (1) le signal émis par la surface et transmis à travers l'atmosphère, (2) le rayonnement montant de l'atmosphère, (3) le rayonnement descendant de l'atmosphère réfléchi par la surface et retransmis à travers l'atmosphère et (4) le rayonnement extra-terrestre arrivant à la surface terrestre réfléchi par la surface et retransmis à travers l'atmosphère. Figure provenant de *Swift and Cavalieri [1985]* repris par *Sandven et al. [2006]*.

La Figure I.6 illustre l'absorption de l'atmosphère en fonction de la fréquence dans le domaine micro-onde basse fréquence. Les fréquences inférieures à 10 GHz sont très peu sensibles à l'atmosphère. A 22 GHz, il y a une raie d'absorption par la vapeur d'eau ce qui limite l'utilisation des fréquences proches de 22 GHz pour l'observation de la surface. Au delà de 90 GHz, l'absorption par l'atmosphère devient importante et l'observation de la surface n'est plus possible. Les fréquences dans les raies d'absorption sont utilisées pour observer et sonder l'atmosphère.

La température de la surface de la mer, la vitesse du vent océanique et la concentration en glace issues des radiomètres micro-ondes passifs sont disponibles depuis 1978, avec les canaux entre 6 et 37 GHz en double polarisation de l'instrument SMMR (*Scanning Multi-channel Microwave Radiometer*). Il a été suivi par la mission SSM/I (*Special Sensor Microwave/Imager*), la mission TMI (*Tropical Rainfall Measuring Mission Microwave Imager*), la mission GMI (*Global Precipitation Measurement Microwave Imager*), le radiomètre polarimétrique WindSat, le radiomètre AMSR-E (*Advanced Microwave Scanning Radiometer for Earth Observing System*) et maintenant le radiomètre AMSR2 (*Advanced Microwave Scanning Radiometer 2*). Les estimations de la salinité n'ont été possibles que

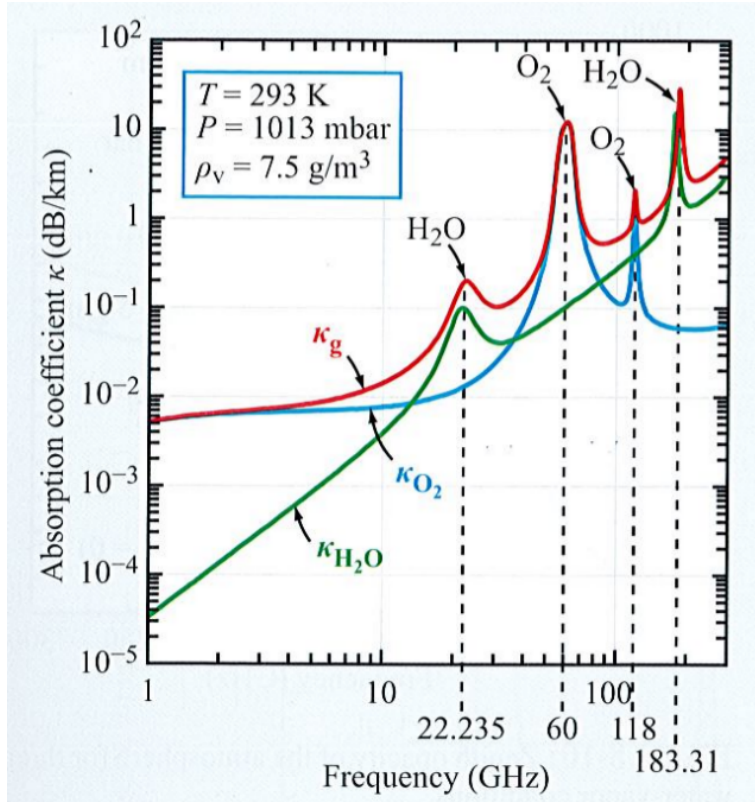


Fig. I.6 Figure illustrant l'absorption par l'atmosphère dans le domaine micro-onde basse fréquence provenant de [Ulaby et al. \[2014\]](#). Les coefficients d'absorption de la vapeur d'eau (en vert), de l'oxygène (en bleu) et du total des deux (en rouge) sont tracés en fonction de la fréquence.

depuis l'avènement des mesures satellites en bande L (1,4 GHz) avec la mission SMOS (*Soil Moisture and Ocean Salinity* lancée en 2009), la mission Aquarius et maintenant la mission SMAP (*Soil Moisture Active and Passive*) [[Lagerloef et al., 2008](#), [Reul et al., 2014](#), [Le Vine et al., 2015](#), [Fore et al., 2016](#), [Boutin et al., 2016](#), [Meissner et al., 2018](#), [Kao et al., 2018](#)]. Un résumé de ces missions et de leurs principales caractéristiques est donné dans le [Tableau I.1](#).

Entre 4 et 8 GHz, les observations micro-ondes passives de l'océan sont proportionnelles à la température de surface de la mer dans les premiers millimètres de la surface. Le signal est également sensible à la vitesse du vent, la rugosité de la mer étant induite par le stress du vent et la présence d'écume à la surface de la mer. Au-dessus de 3 GHz, la sensibilité à la salinité est très limitée. Jusqu'à 12 GHz, le signal est également peu affecté par l'atmosphère (gaz, nuages, aérosols), sauf en cas de pluie. Les températures de surface de la mer estimées avec les observations micro-ondes passives actuelles ont une précision de l'ordre de 0,4 K [[Wentz et al., 2000](#), [Gentemann et al., 2010](#), [Nielsen-Englyst et al., 2018](#)], par rapport aux mesures infrarouges (0,16 K) ou *in situ* (0,23 K) [[O'Carroll et al., 2008](#)]. Les températures de surface de la mer des radiomètres micro-ondes sont régulièrement et opérationnellement fusionnées avec les observations infrarouges (par exemple,

TABLE I.1 – Historique des missions micro-ondes passives basses fréquences utilisées pour l’observation des paramètres de surface de l’océan ou de la banquise.

Instrument	Années de début et fin	Canaux	Résolution spatiale pour la plus basse fréquence de l’instrument
SMMR	1978-1987	6, 10, 18, 21, 37 GHz	148×95 km (6 GHz)
SSM/I	1987-1995	19, 22, 37, 85 GHz	45×68 km (19 GHz)
TMI	1997-2015	10, 19, 21, 37, 85 GHz	63×37 km (10 GHz)
SSMIS	2000 -	24 canaux de 19 à 183 GHz	42×70 km (19 GHz)
AMSR-E	2002-2011	6, 10, 18, 23, 36, 89 GHz	74×43 km (6 GHz)
WindSat	2003 -	6, 10, 18, 23, 37 GHz	39×71 km (6 GHz)
SMOS	2009 -	1,4 GHz	~43 km (1,4 GHz)
Aquarius	2011-2015	1,4 GHz	~100 km (1,4 GHz)
AMSR2	2012 -	6, 7, 10, 18, 23, 36, 89 GHz	62×35 km (6 GHz)
GMI	2014 -	10, 18 23, 36, 89, 165, 183 GHz	32×19 km (10 GHz)
SMAP	2015 -	1,4 GHz	40 km (1,4 GHz)

les produits OSTIA [Donlon et al., 2012] du Met Office au Royaume-Uni, les produits du centre météorologique du Canada [Meissner et al., 2016] et les produits du *Jet Propulsion Laboratory* [Chin et al., 2017]).

Les vitesses du vent océanique mesurées par satellites sont principalement dérivées d’observations par diffusiométrie micro-ondes, mais les mesures par radiométrie micro-onde passif fournissent également des estimations de la vitesse du vent, en particulier à haute vitesse (supérieure à ~15 m/s) [Reul et al., 2017] où les mesures par diffusiomètre ont tendance à saturer [Quilfen et al., 2007].

Actuellement, seuls les radiomètres en bande L sont capables de fournir la salinité avec une précision d’au moins 1 psu (*practical salinity unit*). La Figure I.7 illustre schématiquement la sensibilité aux paramètres décrit ici en fonction de la fréquence entre 0 et 40 GHz. On remarque la meilleure sensibilité à la température de surface de la mer aux fréquences proches de 6 GHz, la meilleure sensibilité à la salinité aux fréquences proches de 1 GHz et la meilleure sensibilité à la vitesse du vent océanique pour les fréquences à partir de 10 GHz. On observe également l’augmentation de la sensibilité à l’eau liquide nuageuse et à la vapeur d’eau avec la fréquence, avec un pic de sensibilité à la vapeur d’eau autour de 22 GHz (comme observé sur la Figure I.6).

Le pôle Nord est sombre pendant 6 mois de l’année et la couverture nuageuse est importante (60-90%) dans la région arctique [Schweiger, 2004]. Les radiomètres micro-ondes passifs ont été particulièrement efficaces pour la cartographie de la concentration en glace car les fréquences micro-ondes sont indépendantes de la lumière du jour, pénètrent à travers les nuages et bénéficient d’un grand contraste de température de brillance entre la glace de mer et l’océan (jusqu’à 150 K à 6 GHz en polarisation horizontale, Ivanova et al. [2015]). La concentration en glace est estimée à l’aide de données de radiomètres satellites micro-ondes passifs depuis les années 70, et les estimations quotidiennes de la superficie et de l’étendue de la glace de mer à partir de ces données sont l’un des plus longs relevés climatiques continus [Stocker et al., 2013, Tonboe et al., 2016]. Des canaux micro-

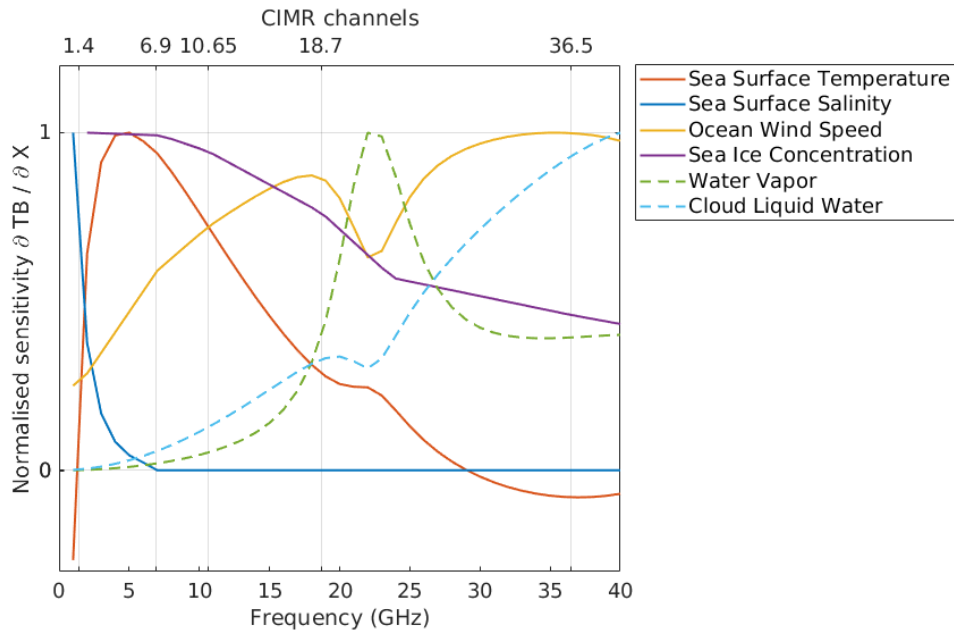


Fig. I.7 Sensibilité aux paramètres géophysiques en fonction de la fréquence entre 1 et 40 GHz pour le cas d’une atmosphère standard. Les fréquences utilisées par la mission CIMR sont indiquées en haut.

ondes allant de 1 à près de 90 GHz sont utilisés pour la restitution de la concentration en glace [Ivanova et al., 2015, Gabarro et al., 2017]. Récemment, lors d’une évaluation de plus de 20 algorithmes différents de concentration de la glace de mer (sans compter la bande L), on a constaté que l’algorithme utilisant des données de 6 GHz avait le niveau de bruit le plus bas de tous les algorithmes [Ivanova et al., 2015]. En effet, les données à 6 GHz sont moins affectées que les hautes fréquences par l’absorption atmosphérique, par la couverture de neige et par la diffusion dans la glace. Les basses fréquences montrent une plus grande sensibilité à la concentration en glace de mer comme indiqué sur la Figure I.7. Cependant, la résolution spatiale à 6 GHz, avec les missions actuelles et passées, est mauvaise par rapport aux fréquences plus élevées. Lors de l’estimation de la concentration en glace à partir de radiomètres micro-onde actuels et passés, il faut faire un compromis entre haute résolution spatiale et faible erreur.

4 La future mission satellite en micro-ondes passives CIMR

Les observations satellites actuelles des radiomètres micro-ondes passifs sont limitées dans leur application en raison de leur faible résolution spatiale aux basses fréquences ($\sim 32 \times 64$ km à 6,9 GHz avec l’instrument AMSR2). Les variabilités méso- et sous-méso-échelles des produits ne sont pas saisies et, dans un rayon de plusieurs dizaines de km de la côte ou des marges de glace de mer, les observations sont contaminées par la terre ou la glace. De plus, il n’y a aujourd’hui aucune garantie de la poursuite des mesures des radiomètres micro-ondes à basses fréquences, ni à 6,9 et 10,65 GHz après AMSR2 [Imaoka et al., 2010], ni à 1,4 GHz après SMOS et SMAP.

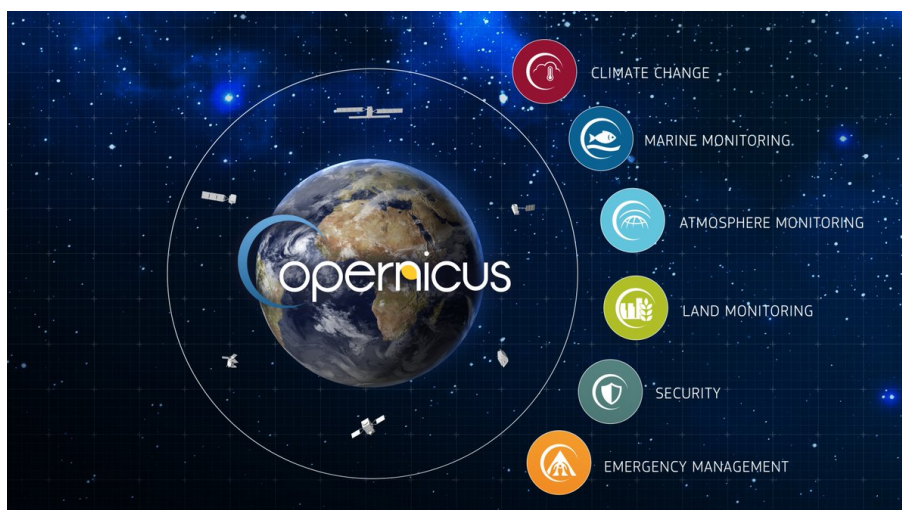


Fig. I.8 Les six thématiques des services d'information du programme Copernicus.

Copernicus (<http://www.copernicus.eu/>) est un système européen de surveillance de la Terre. Il comprend des satellites d'observation de la Terre, des mesures au sol et des services visant à fournir aux utilisateurs des informations fiables et à jour grâce à un ensemble de services liés aux questions environnementales et de sécurité (voir Figure I.8). La Commission Européenne et le haut représentant de l'Union Européenne (UE) pour les affaires étrangères et la politique de sécurité ont adressé au Parlement Européen et au Conseil, en avril 2016, une communication conjointe proposant « une politique intégrée de l'UE pour l'Arctique ». L'environnement fragile de l'Arctique est un indicateur direct et clé du changement climatique, qui nécessite des mesures spécifiques, comme convenu dans l'accord mondial conclu lors de la COP-21 tenue à Paris en décembre 2015. La « politique intégrée de l'UE pour l'Arctique » a identifié et traite trois domaines prioritaires :

1. Les changements climatiques et la sauvegarde de l'environnement arctique.
2. Le développement durable dans et autour de l'Arctique (exploitation des ressources naturelles comme le poisson, les minéraux, le pétrole et le gaz), l'« économie bleue » et une navigation sûre et fiable (par exemple, la route maritime du nord arctique).
3. La coopération internationale sur les questions arctiques (recherche scientifique, projets de coopération, gestion de la pêche/protection des écosystèmes, pêche commerciale).

La surveillance continue de l'environnement vaste et rude de l'Arctique à l'aide de satellites d'observation de la Terre, de navigation et de communication est considérée comme essentielle. La Commission Européenne a exprimé les besoins des utilisateurs [Duchossois et al., 2018a,b]. Elle recommande comme première priorité, une mission d'imagerie radiométrique par micro-ondes répondant à la politique européenne et qui fournira des produits opérationnels de l'océan et de la banquise à haute résolution spatiale et radiométrique et avec au moins une revisite quotidienne des régions polaires. La mission Copernicus Imaging Microwave Radiometer (CIMR) est l'une des six missions candidates prioritaires

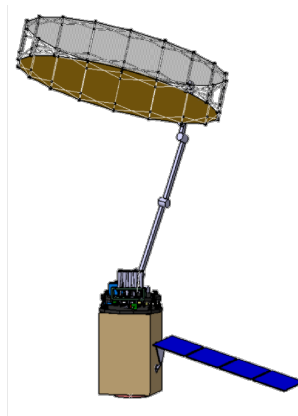


Fig. I.9 *Design préliminaire de la mission CIMR réalisé par ©Airbus dans le cadre du projet MICROWAT*

de l'Agence Spatiale Européenne (ESA) dans le cadre de l'expansion du programme Copernicus.

CIMR sera un radiomètre imageur en micro-ondes basses fréquences à balayage conique qui inclura des canaux d'observations entre 1,4 et 36,5 GHz et volera en orbite polaire héliosynchrone, pour fournir la température de la surface de la mer, la vitesse du vent océanique, la salinité et la concentration en glace avec une précision et une résolution spatiale accrues par rapport aux produits actuels. Il sera équipé d'une antenne pliable de l'ordre de 7 m de diamètre et de récepteurs à faible bruit à 1,4, 6,9, 10,65, 18,7 et 36,5 GHz (bandes L, C, X, Ku et Ka). Une description complète des exigences de la mission CIMR est présentée dans [Donlon \[2018\]](#). La mission CIMR est actuellement en étude de phase A/B1 à l'ESA et devrait être pleinement mise en œuvre pour un lancement d'ici horizon 2025.

5 Plan de la thèse

Dans cette thèse nous nous concentrons sur l'estimation des paramètres de surface de l'océan et de la banquise avec les observations satellites en micro-ondes basses fréquences. Cela s'intègre en partie dans le projet d'étude de la mission CIMR. L'objectif est de développer des méthodes d'estimation ou proposer des pistes d'amélioration des estimations qui soient utilisables avec les missions micro-ondes passives actuelles et adaptées pour la future mission CIMR.

Dans le Chapitre II de cette thèse, nous traiterons de l'estimation des paramètres océaniques. Nous présenterons d'abord les modèles de transfert radiatif pour l'océan. Une comparaison des principaux modèles de transfert radiatif sera effectuée avec l'aide d'observations satellites. Enfin les erreurs d'inversion sur les paramètres océaniques seront évaluées, notamment avec la configuration de la mission CIMR.

Dans le Chapitre III, nous nous concentrerons sur l'estimation des paramètres liés à la banquise. Une première partie traitera de l'inversion de la concentration en glace mer. Une nouvelle méthode sera proposée et évaluée. La deuxième partie traitera de l'estimation

de l'épaisseur de neige sur la banquise, de la température d'interface neige-glace et de la température effective de la glace. Nous nous baserons sur un jeu de données de mesures *in situ* colocalisées avec des mesures satellites.

Enfin, le Chapitre IV conclura cette thèse. Nous reviendrons sur les réponses apportées et nous décrirons les perspectives. Les performances de la mission CIMR et ses avantages pour l'estimation des paramètres océaniques et polaires par rapport aux missions actuelles seront résumés.

Chapitre II

Estimation des paramètres océaniques

1 Introduction

L'observation de l'océan est importante pour la prévision océanique, la prévision numérique du temps (NWP pour *Numerical Weather Prediction*), la circulation océanique, l'analyse méso-échelle, l'étude et la modélisation du changement climatique. La température de surface de la mer (SST pour *Sea Surface Temperature*), la salinité de surface de la mer (SSS pour *Sea Surface Salinity*) et la vitesse du vent océanique (OWS pour *Ocean Wind Speed*) sont des variables fondamentales pour la caractérisation de l'océan. Ces variables peuvent être extraites à partir de mesures micro-ondes passives par satellite. Pour cela un modèle de transfert radiatif (RTM pour *Radiative Transfer Model*) est nécessaire afin d'interpréter la température de brillance observée depuis le satellite en termes de SST, SSS et OWS. Dans ce premier chapitre, nous étudierons les modèles de transfert radiatif pour l'océan qui permettent à partir des paramètres caractéristiques de l'océan (SST, SSS, OWS) de modéliser l'émissivité de surface de l'océan jusqu'à la température de brillance mesurée depuis le satellite par l'instrument micro-onde passif.

La Section 2.1 sera consacrée à la description théorique des modèles de transfert radiatif océaniques. Habituellement, les modèles de transfert radiatif océaniques sont développés pour une application et/ou des instruments spécifiques, c'est-à-dire une gamme sélectionnée de fréquences et d'angles d'incidence. Avec la mission CIMR [Kilic et al., 2018], les observations à 1,4 GHz (bande L) seront combinées aux observations à 6,9, 10,6, 18,7 et 36,5 GHz (bandes C, X, Ku et Ka) pour la première fois, et fourniront des mesures de SST, de SSS et d'OWS coïncidentes. Jusqu'à présent, les modèles de transfert radiatif océaniques existants ne sont pas conçus pour des applications combinant des observations à 1,4 GHz avec des fréquences micro-ondes plus élevées de 6,9 à 89 GHz. Dans la Section 2.2 de ce chapitre, nous proposons de comparer avec les observations satellites trois modèles de transfert radiatif océaniques pour des gammes de fréquences allant de 1,4 à 89 GHz. Les RTMs océaniques sélectionnés sont : (1) le modèle rapide FASTEM (FAST Microwave Emissivity Model) développé au UK Met Office [Liu et al., 2011], (2) le modèle semi-empirique de RSS (Remote Sensing System), développé avec des observations SSM/I et WindSat pour les fréquences entre 6 et 89 GHz [Meissner and Wentz, 2004, 2012] et avec Aquarius à 1,4 GHz [Meissner et al., 2014, 2018], et (3) le modèle physique du LOCEAN développé pour la mission SMOS [Dinnat et al., 2003, Yin et al.,

2016].

Enfin la Section 3 sera dédiée à la description de la méthode d'inversion pour estimer les paramètres océaniques. La méthode d'inversion par estimation optimale sera présentée avec la méthode pour calculer les erreurs théoriques d'inversion. La sensibilité aux paramètres à des fréquences allant de 1.4 à 89 GHz seront étudiées. Puis les erreurs d'inversion seront évaluées pour différentes gammes de SST, de SSS et d'OWS et pour des situations réelles en Atlantique Nord et globalement. Le potentiel de la future mission CIMR sera comparé aux missions existantes AMSR2 et SMAP.

2 Modèles directs de transfert radiatif micro-onde pour les variables océaniques

2.1 Théorie du transfert radiatif pour l'océan

Par définition, la température de brillance de l'océan dans la direction (θ, ϕ) s'écrit :

$$TB_{océan}(\theta, \phi) = SST \times e_{océan}(\theta, \phi),$$

où $e_{océan}$ est l'émissivité de surface de l'océan, et SST la température de surface de l'océan. A l'équilibre thermodynamique (loi de Kirchhoff), l'émissivité peut s'écrire de manière générale :

$$e = a = 1 - R$$

avec a le coefficient d'absorption et R le coefficient de réflexion de la surface.

$TB_{océan}$ peut être décomposée en deux termes qui dépendent de la permittivité relative de l'océan ϵ_r (qui elle même est fonction de la SST, de la SSS et de la fréquence), de l'angle d'incidence θ , de l'angle d'azimut ϕ et du vent de surface \vec{U} :

$$TB_{océan} = TB_{plat}(\epsilon_r, \theta) + TB_{rugosité}(\epsilon_r, \theta, \phi, \vec{U})$$

TB_{plat} est la température de brillance de l'océan lorsque sa surface est plate c'est-à-dire lorsqu'il n'y a pas de vent pour engendrer des vagues ou rugosités. $TB_{rugosité}$ est la température de brillance due à l'action du vent \vec{U} sur la surface de l'océan engendrant des vagues/rugosités qui mènent aussi à la formation d'écume.

Dans le cas où il n'y a pas de vent et que la surface de l'océan est plate, la réflexion à la surface est seulement spéculaire et R devient le coefficient de réflexion de Fresnel (R_{Fr}), qui dépend de l'angle d'incidence θ et de la permittivité relative de l'eau ϵ_r .

$$TB_{plat} = SST \times (1 - R_{Fr}(\theta, \epsilon))$$

Les coefficients de réflexion de Fresnel en polarisation verticale ($R_{Fr,V}$) et horizontale ($R_{Fr,H}$) s'écrivent :

$$R_{Fr,V} = \left| \frac{\epsilon_r \cos\theta - \sqrt{\epsilon_r - \sin^2\theta}}{\epsilon_r \cos\theta + \sqrt{\epsilon_r - \sin^2\theta}} \right|^2$$

$$R_{Fr,H} = \left| \frac{\cos\theta - \sqrt{\epsilon_r - \sin^2\theta}}{\cos\theta + \sqrt{\epsilon_r - \sin^2\theta}} \right|^2$$

TABLE II.1 – Présentation des modèles de constantes diélectriques pour l’océan et leur domaine de validité.

Modèle	Température	Salinité	Fréquence
Klein and Swift [1977]	5 ° C - 30 ° C	4‰- 35‰	1 GHz - 10 GHz
Ellison et al. [1998]	2 ° C - 30 ° C	20‰- 40‰	3 GHz - 40 GHz
Ellison et al. [2003]	-2 ° C - 30 ° C	35‰	3 GHz - 105 GHz
Meissner and Wentz [2004]	-2 ° C - 29 ° C	0‰- 40‰	1 GHz - 90 GHz
Meissner and Wentz [2012]	-2 ° C - 29 ° C	0‰- 40‰	1 GHz - 90 GHz
Liu et al. [2011]	-2 ° C - 30 ° C	0‰- 39‰	1 GHz - 410 GHz

Habituellement, un modèle de transfert radiatif océanique inclut un modèle de constante diélectrique/permittivité pour calculer ϵ_r de l’océan puis l’émissivité d’un océan plat. Ensuite, pour la partie induite par le vent plusieurs approches sont possibles. Elles prennent notamment en compte un modèle de rugosité dont le paramètre principal est le spectre de vagues. Enfin la fraction d’écume doit être estimée avec son émissivité.

2.1.a Constantes diélectriques

Les modèles de constantes diélectriques ou de permittivité relative ϵ_r pour l’eau de mer reposent sur une approche semi-empirique : ϵ_r est reliée à la fréquence ν par une fonction paramétrique dont les paramètres ont été ajustés sur des mesures de constantes diélectriques à différentes SSTs, SSSs et fréquences. La fonction paramétrique est l’équation de relaxation proposée par Debye [Debye, 1929] :

$$\epsilon_r(\nu) = \epsilon_{r\infty} + \frac{\epsilon_{rs} - \epsilon_{r\infty}}{1 + (i\nu/\nu_r)} - \frac{i\sigma_i}{2\pi\nu\epsilon_0}$$

avec $\epsilon_{rs} = \epsilon_s/\epsilon_0$ la permittivité statique relative, $\epsilon_{r\infty} = \epsilon_\infty/\epsilon_0$ la permittivité relative à haute fréquence, ν_r la fréquence de relaxation, σ_i la conductivité ionique de l’eau de mer et ϵ_0 la permittivité du vide. Pour des études sur des gammes de fréquence plus larges, une équation de Debye à deux fréquences de relaxation, dite « double » est utilisée :

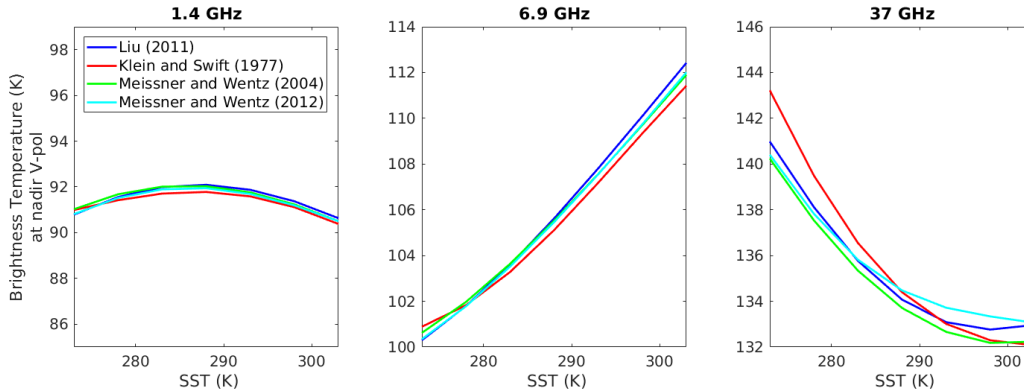
$$\epsilon_r(\nu) = \epsilon_{r\infty} + \frac{\epsilon_{rs} - \epsilon_1}{1 + (i\nu/\nu_{r1})} + \frac{\epsilon_1 - \epsilon_{r\infty}}{1 + (i\nu/\nu_{r2})} - \frac{i\sigma_i}{2\pi\nu\epsilon_0}$$

avec ϵ_1 la permittivité intermédiaire et ν_{r1} et ν_{r2} les deux fréquences de relaxation.

Les principaux modèles de constante diélectrique et leurs plages de validité sont présentés dans le Tableau II.1. Klein and Swift [1977] ont proposé un modèle de constantes diélectriques, en utilisant les travaux de Stogryn [1971], avec les mesures effectuées à 2,653 GHz [Ho and Hall, 1973] et à 1,43 GHz [Ho et al., 1974] sur des échantillons d’eau de mer et de solutions de NaCl. Leur modèle fournit la température de brillance d’une mer plate avec une erreur de 0,3 K pour des salinités entre 4 et 35 psu. Ce modèle convient aux basses fréquences, mais il devient moins précis au-dessus de 10 GHz.

De même, Ellison et al. [1998] ont proposé un modèle de constantes diélectriques avec une précision de 1% entre 3 et 20 GHz et 3% entre 20 et 40 GHz à une température entre 2 et 30°C et une salinité entre 20 et 40 psu. Pour les fréquences supérieures à 40 GHz,

Fig. II.1 *TB de surface pour une mer plate (sans vent) au nadir en fonction de la SST pour différents modèles de constantes diélectriques à 1,4 (gauche), 6,9 (milieu) et 37 (droite) GHz.*

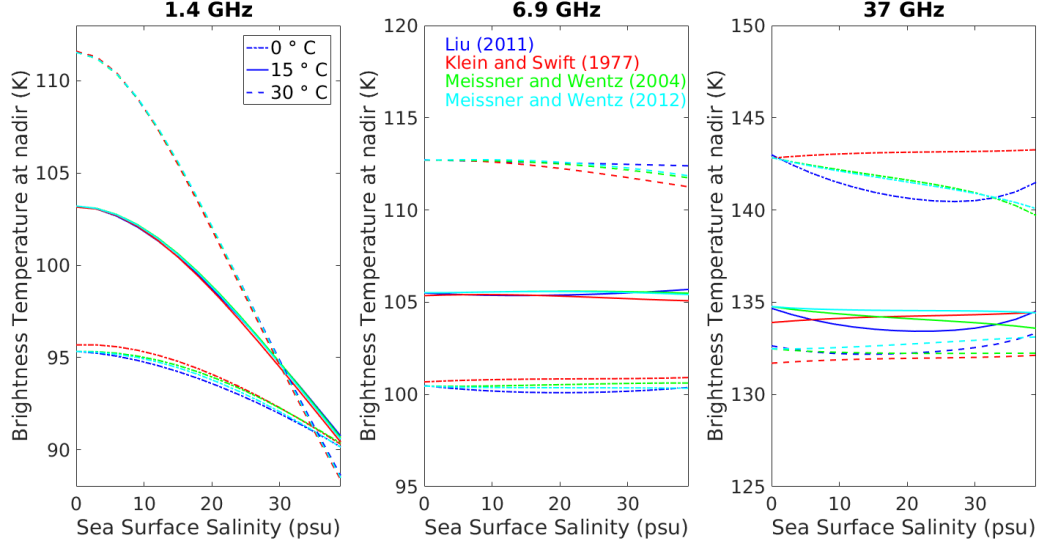


la formule simple de Debye n'est plus valable. Ellison et al. [2003] proposent un modèle de permittivité utilisant la double formule de Debye, mais qui n'inclut pas de sensibilité à la salinité. Ce modèle est valable entre 3 et 105 GHz pour des températures comprises entre -2 et 30°C et seulement pour une salinité de 35 psu. La précision sur la permittivité est de 3%. Liu et al. [2011] ont proposé un modèle de constantes diélectriques basé sur le modèle de Ellison et al. [2003], en ajoutant une sensibilité à la salinité. Il est valable entre 1.4 et 410 GHz et une erreur inférieure à 3% est attendue. Les mesures utilisées pour la paramétrisation sont comprises entre -2 et 30°C pour la température, et entre 0 et 39 psu pour la salinité.

Meissner and Wentz [2004] ont proposé un modèle de constantes diélectriques de l'eau pour des salinités comprises entre 0 et 40 psu. Ils utilisent l'équation double de Debye. Le modèle est ajusté avec des mesures en laboratoire et des observations SSM/I. Pour l'eau de mer, le modèle est valable jusqu'à 90 GHz et sur une gamme de températures comprises entre -2 et 29°C . Dans Meissner and Wentz [2012], des modifications ont été apportées, en utilisant des observations entre 6 et 90 GHz, pour améliorer la cohérence entre les températures de brillances de surface prévues et mesurées.

Les Figures II.1 et II.2 montrent la température de brillance au nadir ($\theta=0^{\circ}$) pour une mer plate en fonction respectivement de la SST et de la SSS, et à différentes fréquences en utilisant différents modèles de constantes diélectriques. On observe que les modèles de constantes diélectriques donnent des résultats avec des différences plus ou moins importantes en fonction de la fréquence, de la SST ou de la SSS. On observe aussi que la variation de la température de brillance d'un océan plat en fonction de la SST est très différente en fonction de la fréquence. Cette différence dans la variation en fonction de la SST joue un rôle important pour sélectionner les fréquences qui permettent de restituer un paramètre avec la meilleure précision possible.

Fig. II.2 TB pour une mer plate (sans vent) au nadir en fonction de la SSS pour différents modèles de constantes diélectriques à 1,4 (gauche), 6,9 (milieu) et 37 (droite) GHz.



2.1.b Contribution du vent

Généralement la surface de la mer n'est pas plate. Elle est composée de vagues induites par l'action du vent et qui la rendent rugueuse. La surface de la mer peut être modélisée comme un ensemble de facettes inclinées avec des pentes S_u et S_c dans le sens du vent de face (direction dans le sens du vent en anglais *upwind*) et du vent de travers (direction transverse au vent en anglais *crosswind*). La fonction de densité de probabilité de ces pentes $P(S_u, S_c)$ peut être exprimée en première approximation comme une fonction gaussienne bidimensionnelle où σ_u et σ_c sont les variances des pentes.

$$P(S_u, S_c) = \frac{1}{2\pi\sigma_u\sigma_c} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\left(\frac{S_u}{\sigma_u}\right)^2 + \left(\frac{S_c}{\sigma_c}\right)^2\right)\right]$$

Chaque facette a une température de brillance locale (TB_l) dans la direction du radiomètre. Pour déterminer $TB_{océan}$, il faut alors intégrer toutes les TB_l sur la distribution statistique des pentes :

$$TB_{océan}(\theta, \phi) = \int_{S_u} \int_{S_c} TB_l(\theta_l, \phi_l) \Omega P(S_u, S_c) dS_u dS_c, \quad (\text{II.1})$$

où θ et ϕ sont les angles qui indiquent la direction du radiomètre dans le système de coordonnées Terre, et θ_l et ϕ_l sont ceux du système de coordonnées local. Ω est l'angle solide de la surface vu par le radiomètre.

Ici, différents types de modèles peuvent être appliqués. Les modèles de géométrie optique considèrent les vagues de grande échelle comme un ensemble de facettes avec différentes pentes auxquelles s'applique la réflexion de Fresnel. Dans le cas du modèle optique géométrique, les facettes constituant les vagues sont considérées comme lisses.

Fig. II.3 Schéma expliquant le modèle d'optique géométrique de *Prigent and Abba [1990]*

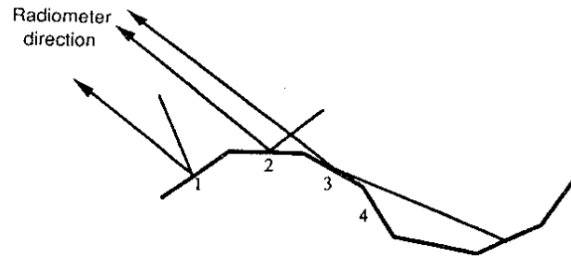
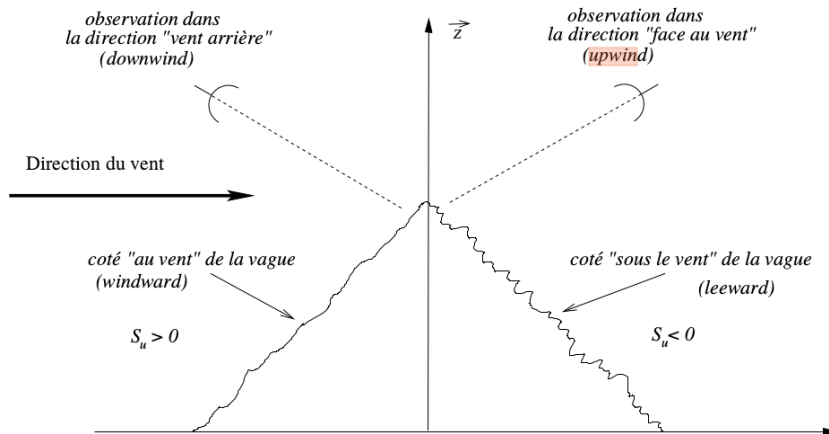


Fig. II.4 Schéma expliquant le modèle deux échelles provenant de *Dinnat [2003]*



Les ondes sont grandes par rapport à la longueur d'onde du radiomètre λ_0 . Seule la réflexion spéculaire est prise en compte. TB_l est indépendant de ϕ_l . Dans ce cas, nous n'avons donc besoin que des variances des pentes de vagues σ_u et σ_c pour calculer la fonction de densité de probabilité des pentes $P(S_u, S_c)$ puis la température de brillance de la mer avec l'Equation (II.1). Cette approche est utilisée dans *Prigent and Abba [1990]*, elle donne de bons résultats de premier ordre, mais ne tient pas compte de la diffusion qui est importante quand on travaille en basses fréquences micro-ondes ($< 20\text{-}30$ GHz).

Les modèles à double échelle considèrent en plus des vagues de grande échelle la diffusion par les rugosités de petite échelle sur chaque vague de grande échelle. Dans le modèle à deux échelles, la surface est modélisée comme une superposition de rugosités de petites échelles sur des vagues à grande échelle. Les facettes auparavant considérées comme lisses dans le modèle d'optique géométrique sont maintenant rugueuses. Les petites échelles sont les ondes dont la hauteur est petite par rapport à la longueur d'onde du radiomètre λ_0 et les grandes échelles sont les ondes dont le rayon de courbure est grand par rapport à λ_0 . Le nombre d'onde de coupure $k_c = \frac{2\pi}{\lambda_c}$ qui sépare les ondes de petites échelles des ondes de grandes échelles, est choisi comme une fraction du nombre d'onde du radiomètre k_0 , il est habituellement entre $k_0/3$ et $k_0/5$. Dans ce cas un spectre de vagues $\psi(k, \phi_0)$ est utilisé et est séparé en une partie grande échelle (GE) et une partie petite

échelle (PE) définies par :

$$\psi_{GE}(k, \phi_0) = \begin{cases} \psi(k, \phi_0) & \text{si } k < k_c \\ 0 & \text{si } k > k_c \end{cases}$$

$$\psi_{PE}(k, \phi_0) = \begin{cases} 0 & \text{si } k < k_c \\ \psi(k, \phi_0) & \text{si } k > k_c \end{cases}$$

Pour résoudre l'Equation (II.1) dans le cas du modèle à deux échelles, la fonction de densité de probabilité $P(S_u, S_c)$ devient celle des vagues de grande échelle seulement $P_{GE}(S_u, S_c)$, avec les variances des pentes des vagues à grande échelle $\sigma_{u,GE}^2$ et $\sigma_{c,GE}^2$. A noter que la variance des pentes est beaucoup moins variable en fonction de la vitesse du vent lorsqu'elle est limitée aux vagues de grande échelle. Puis les rugosités de petites échelles sont prises en compte, la surface des facettes n'est plus plane et TB_l est exprimée :

$$TB_l(\theta_l, \phi_l) = SST \times (1 - R_{PE}(\theta_l, \phi_l)),$$

Où R_{PE} est la réflectivité induite par les rugosités de petites échelles.

Il existe plusieurs méthodes d'approximation pour déterminer R_{PE} . Une des méthodes utilisées est la méthode des petites perturbations [Yueh et al., 1988, 1994], selon laquelle R_{PE} est exprimé :

$$R_{PE}(\theta_l, \phi_l) = R_c(\theta_l, \phi_l) + R_i(\theta_l, \phi_l)$$

Le terme de diffusion cohérente R_c est la fraction de puissance incidente qui se reflète spéculairement dans la direction (θ_l, ϕ_l) , et le terme de diffusion incohérente R_i est la fraction de puissance incidente quelle que soit la direction $(\theta_\alpha, \phi_\alpha)$ qui se diffuse dans la direction (θ_l, ϕ_l) .

L'approche double-échelle est plus compliquée que le modèle d'optique géométrique, mais elle permet de prendre en compte la diffusion par des rugosités de petites échelles qui sont générées par le vent. La Figure II.5 montre la différence en terme de température de brillance entre le modèle d'optique géométrique et le modèle à deux échelles. Pour cela le modèle de LOCEAN a été utilisé, en le configurant tel un modèle d'optique géométrique (seulement les vagues de grandes échelles sont prises en compte) puis en le configurant en modèle deux échelles (qui est la version d'origine du modèle). On observe des différences de plusieurs Kelvins entre les deux types de modèles.

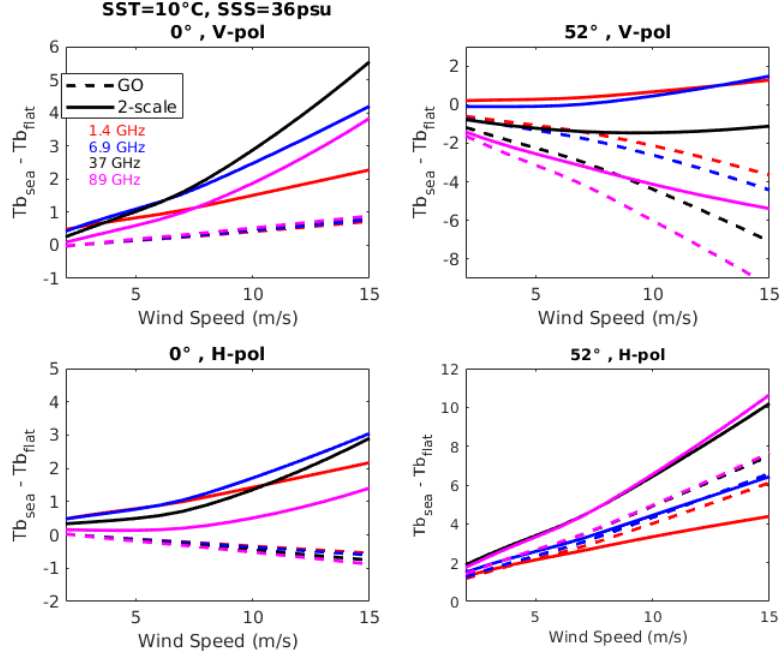
2.1.c Spectres de vagues

Comme vu précédemment, pour simuler l'émissivité due à la rugosité de surface induite par le vent, un modèle de distribution des pentes de vagues dit modèle de spectre de vagues est nécessaire.

Cox and Munk [1954] ont trouvé un modèle empirique pour relier la distribution des pentes des vagues à la vitesse du vent. Ils ont fait des observations photographiques des éclats du soleil à la surface de la mer à des vitesses de vent comprises entre 1 et 14 m/s. Ils ont déduit de leurs observations que les distributions des pentes de vagues sont gaussiennes et que leurs variances dans la direction du vent de face (upwind) et du vent de travers (crosswind) sont liées linéairement à la vitesse du vent :

$$\sigma_c^2 = 0.003 + 1.92 \times 10^{-3} U_{12.5}$$

Fig. II.5 Comparaisons entre le modèle d'optique géométrique et le modèle deux échelles à différents angles d'incidence et pour plusieurs fréquences. La différence entre les températures de brillance de l'océan plat et de l'océan rugueux est donnée en fonction de la vitesse du vent. Les résultats ont été simulés à partir du modèle de LOCEAN. L'écume n'est pas considérée ici.



$$\sigma_u^2 = 3.16 \times 10^{-3} U_{12.5}^2$$

où $U_{12.5}$ est la vitesse du vent à 12,5 m au-dessus de la surface de la mer. Ces variances de pente de vagues sont la référence pour de nombreux modèles, y compris les modèles de spectre de vagues qui définissent leurs paramètres pour reproduire les variances calculées par Cox and Munk [1954].

Pour simuler la TB de l'océan avec le modèle deux échelles, il est nécessaire d'avoir l'expression du spectre de vagues $\psi(k, \phi_0)$ pour calculer : les variances des ondes à grande échelle $\sigma_{u,GE}$ et $\sigma_{c,GE}$, la densité de probabilité des ondes à grande échelle $P_{GE}(S_u, S_c)$ et le coefficient de diffusion pour les ondes de petites échelles R_{PE} . Il existe plusieurs modèles de spectre de vagues (tels que Durden and Vesecky [1985], Elfouhaily et al. [1997], Kudryavtsev et al. [1999] ou Bringer et al. [2014]). La plupart d'entre eux ont été ajustés à partir d'observations micro-ondes actives (radar).

Par exemple, le modèle proposé par Durden and Vesecky [1985] est ajusté avec des observations radar en bandes Ku, X et L. Ces calculs sont valables pour une large gamme d'angles d'incidence ($0^\circ - 70^\circ$). Le spectre de vagues Ψ peut être décomposé comme suit :

$$\Psi(k, \phi) = \frac{1}{k} S(k) \Phi(k, \phi)$$

avec $S(k)$ la composante omnidirectionnelle du spectre de puissance et $\Phi(k, \phi)$ la fonction

de répartition angulaire. Le spectre de puissance omnidirectionnel est exprimé :

$$S(k) = \begin{cases} b_0 k^{-3} \exp[-\beta(k_c/k)^2] & , \text{ pour } k < k_j \\ a_0 k^{-3} \left(\frac{b k u_*^2}{g_*} \right)^{\text{alog}_{10}(k/k_j)} & , \text{ pour } k > k_j \end{cases}$$

où $k_j = 2$, $k_c = g/U_{19,5}$ avec l'accélération de pesanteur $g = 9.81 \text{ m.s}^{-2}$, et $U_{19,5}$ la vitesse du vent à une altitude de 19,5 m, $g_* = g + \gamma k^2$ avec $\gamma = 7.25 \times 10^{-5} \text{ m}^3$ le rapport entre la tension superficielle et la densité de l'eau. Les constantes $a_0 = 0,004$ et $\beta = 0.74$ proviennent du modèle de spectre de vagues de [Pierson and Moskowitz \[1964\]](#). Les constantes $a = 0,225$ et $b = 1,25$ ont été ajustées par régression sur les données diffusiométriques à 13,9 GHz. Le spectre de puissance des vagues est paramétré pour reproduire le rapport entre σ_u^2 et σ_c^2 observé par [Cox and Munk \[1954\]](#). La fonction de répartition angulaire est exprimée :

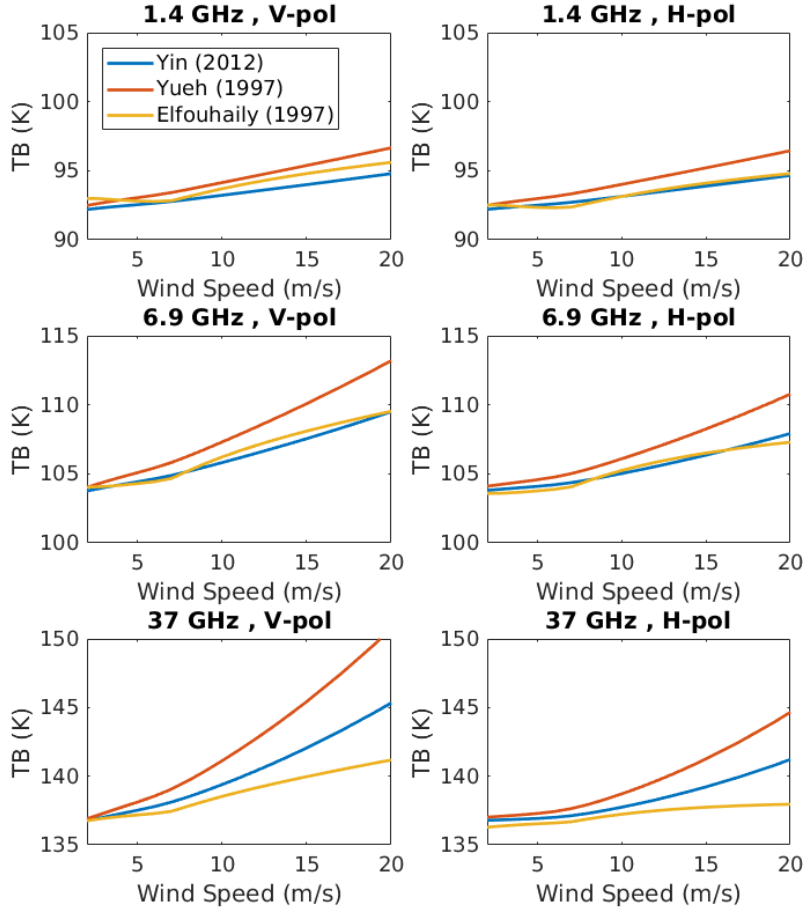
$$\Phi(k, \phi) = \frac{1}{2\pi} (1 + c(1 - \exp(-sk^2)) \cos(2\phi))$$

Dans son modèle d'émissivité de la mer, [Yueh \[1997\]](#) utilise le spectre de vagues de [Durden and Vesecky \[1985\]](#) et multiplie le coefficient d'amplitude du spectre a_0 par 2. [Yin et al. \[2012\]](#) a constaté que la multiplication du coefficient a_0 par 1,25 permet de mieux correspondre aux observations SMOS.

D'autres modèles de spectre de vagues existent mais celui de [Durden and Vesecky \[1985\]](#) est le plus souvent utilisé dans les modèles de transfert radiatif pour l'océan. Le modèle de [Elfouhaily et al. \[1997\]](#) n'a pas utilisé de données radar pour son développement. Le spectre proposé est basé sur les travaux du JONSWAP (*Joint North Sea Wave Project*) pour la partie grande longueur d'onde et sur les travaux de [Phillips \[1985\]](#) pour les petites longueurs d'onde. Le modèle tient compte de l'âge des vagues et du *fetch* (distance d'où vient le vent). Le modèle de [Kudryavtsev et al. \[1999\]](#) est un modèle physique de spectre de vagues pour des longueurs d'ondes courtes allant de quelques millimètres à quelques mètres. Il est basé sur l'équation de bilan de la densité spectrale d'énergie. Le modèle de [Bringer et al. \[2014\]](#) est un modèle paramétrique simple pour le spectre omnidirectionnel de la surface de la mer pour des ondes courtes. Il est basé sur des données en bande C, Ku et Ka, et à différents angles d'incidence. Il utilise un modèle analytique de diffusion. Le spectre est également limité par plusieurs mesures optiques qui fournissent des conditions *a priori* sur la variance des pentes.

La Figure II.6 présente la comparaison des modèles de spectre de vagues en fonction du vent pour différentes fréquences. Les modèles de [Yin et al. \[2012\]](#) et [Yueh \[1997\]](#) utilisent le spectre de vagues de [Durden and Vesecky \[1985\]](#) mais avec le coefficient a_0 devant le spectre de puissance multiplié respectivement par 1.25 et 2. Le modèle de [Yin et al. \[2012\]](#) est celui qui se rapproche le plus des résultats obtenus avec le modèle de [Cox and Munk \[1954\]](#). On observe que les différences entre modèles peuvent aller jusqu'à 10 K à 37 GHz par exemple. Le choix du spectre de vagues est donc important et impacte la dépendance en OWS de la température de brillance de l'océan.

Fig. II.6 Comparaisons des TBs au nadir calculées pour différents spectre de vagues en utilisant le modèle de LOCEAN. SST = 10° C, SSS = 36 psu, et l'écume n'est pas considérée ici.



2.1.d Modèles d'écume

Lorsque l'énergie accumulée devient trop grande les vagues formées par l'action du vent se brisent et de l'écume apparaît. Cette écume n'a pas les mêmes propriétés que l'eau de mer, c'est un ensemble de bulles d'air de rayons différents et sur une épaisseur qui peut varier. L'écume impacte donc le rayonnement émis par l'océan et doit être prise en compte dans le calcul de l'émissivité de surface de l'océan. Les modèles d'écume se décomposent en deux parties, la première consiste à évaluer le pourcentage d'écume présent à la surface de l'océan et la deuxième partie consiste à évaluer l'émissivité de l'écume.

La couverture d'écume de la surface de la mer dépend de la vitesse du vent. Plus le vent est fort, plus la fraction d'écume est importante. D'après [Monahan and O'Muircheartaigh \[1980\]](#), la fraction d'écume est exprimée selon une loi de puissance :

$$Fr = bU_{10}^c \quad (\text{II.2})$$

TABLE II.2 – Coefficients b et c de la loi de puissance (Equation (II.2)) pour différent modèles de couverture d’écume.

Modèle de couverture d’écume	b	c
Tang [1974]	7.75e-06	3.23
Wu [1979]	1.7e-06	3.75
Monahan and O’Muircheartaigh [1980]	3.84e-06	3.41
Monahan and O’Muircheartaigh [1986]	1.95e-05	2.55
WISE 2001 [Villarino et al., 2003]	0.43e-06	3.68
Goddijn-Murphy et al. [2011]	11.5e-05	1.59
Yin et al. [2012]	2.42 e-08	4.86
Salisbury et al. [2013] à 10 GHz	4.6e-5	2.26
Salisbury et al. [2013] à 37 GHz	3.97e-5	1.59
Yin et al. [2016]	3.83 e-06	2.76

Avec Fr la fraction d’écume, U_{10} la vitesse du vent à 10 m au-dessus de la mer et b et c deux constantes qui varient selon le modèle de couverture d’écume utilisé.

Dans certains modèles, une dépendance à la stabilité entre l’atmosphère et l’océan $\Delta T = T_{air} - T_{océan}$ est ajoutée. L’expression de la fraction d’écume devient alors :

$$Fr = bU_{10}^c \cdot \exp(a\Delta T)$$

En pratique ΔT est souvent considéré égal à zero.

Les modèles de Tang [1974], Wu [1979] ou encore de la campagne WISE (WInd Salinity Experiment) en 2001 [Villarino et al., 2003] sont basés sur des mesures photographiques.

Plus récemment, Yin et al. [2012, 2016] ont proposé un modèle de fraction d’écume paramétré pour les applications en bande L. Ils ont ajusté les constantes de la loi de puissance (Equation (II.2)) aux observations en bande L et étant donnée une loi d’émissivité de l’écume. Yin et al. [2012] utilise l’émissivité de l’écume de Stogryn [1972]. Alors que Yin et al. [2016] utilise l’émissivité d’écume de Anguelova and Gaiser [2013].

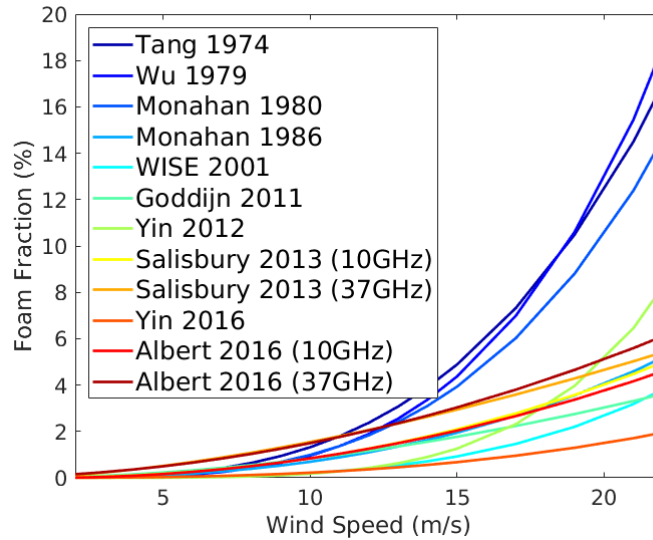
Anguelova and Webster [2006] ont montré que la fraction d’écume est sous-estimée en utilisant des données photographiques ou vidéo car seule l’écume active (écume qui vient d’être formée) qui est très brillante est détectée et les résidus d’écume qui sont plus anciens et moins brillants ne le sont pas. La sensibilité à l’écume dépend de la fréquence. Lorsque la fréquence augmente la sensibilité à l’écume augmente et les couches d’écume plus fines et moins brillantes sont détectées. Anguelova and Webster [2006] ont développé un jeu de données de fraction d’écume dérivé des observations satellitaires à 10 et 37 GHz. Salisbury et al. [2013] et Albert et al. [2016] se sont basés sur ce jeu de données pour développer leur modèle de fraction d’écume à 10 et 37 GHz. Le modèle de Salisbury et al. [2013] suit la loi de puissance de Monahan and O’Muircheartaigh [1980] alors que le modèle de Albert et al. [2016] s’écrit :

$$Fr = 10.47e^{-5} \times (OWS - 1.058)^2 \quad \text{à 10 GHz}$$

$$Fr = 10.77e^{-5} \times (OWS + 1.789)^2 \quad \text{à 37 GHz}$$

Le Tableau II.2 résume pour chaque modèle de couverture d’écume la valeur des coefficients b et c utilisés dans l’Equation (II.2). La Figure II.7 montre la comparaison de

Fig. II.7 Comparaisons des modèles de fraction d'écume en fonction de la vitesse du vent.



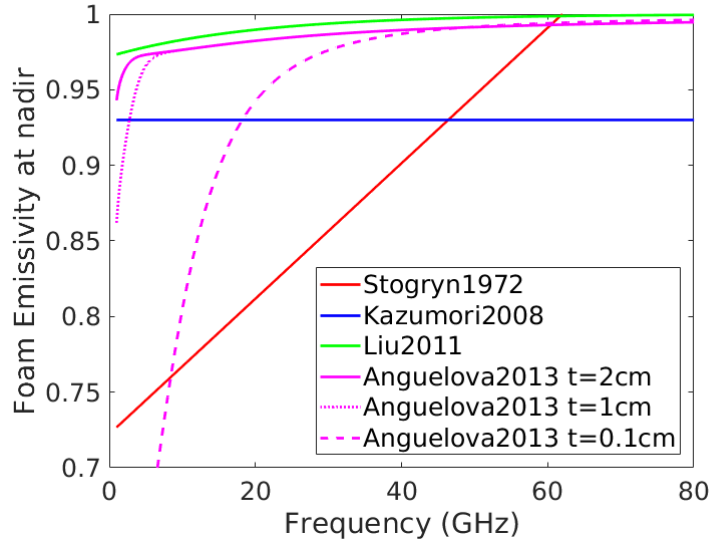
différents modèles de fraction d'écume. Les modèles de Tang [1974] et Wu [1979] montrent des fractions d'écume plus élevées que les autres modèles. On s'attend à ce que l'effet de l'écume soit négligeable en dessous de 7 m/s. Le modèle de Yin et al. [2016] calcule des fractions d'écume plus faibles que les autres modèles, il est adapté pour la bande L (1,4 GHz). On observe avec les modèles développés pour une fréquence particulière que la fraction d'écume calculée augmente avec la fréquence. Le modèle de fraction d'écume ne peut pas être choisi indépendamment du modèle d'émissivité de l'écume car c'est la combinaison des deux qui fournira la composante totale de l'émissivité de la mer due à l'écume.

Pour calculer l'émissivité de l'écume plusieurs modèles existent (Stogryn [1972], Kazumori et al. [2008], Liu et al. [2011], Anguelova and Gaiser [2013]). Le modèle de Stogryn [1972] offre une grande dépendance en fréquence. Il est valide entre 3 et 50 GHz et dépend aussi de l'angle d'incidence. D'après les mesures de Rose et al. [2002] à 10,8 et 36,5 GHz, l'émissivité de l'écume déduite par Stogryn [1972] est sous-estimée. Kazumori et al. [2008] ont donc proposé de nouvelles équations basées sur le travail de Stogryn [1972] mais qui ne dépendent pas de la fréquence. Puis Liu et al. [2011] ont utilisé l'émissivité de l'écume de Kazumori et al. [2008], qui dépend de l'angle d'incidence et de la polarisation, et y ont ajouté une dépendance en fréquence.

Plus récemment, Anguelova and Gaiser [2013] ont proposé un modèle d'émissivité de l'écume pour les fréquences micro-ondes entre 1,4 et 37 GHz. Ce modèle est basé sur une approche physique et prend en compte de nombreux paramètres : épaisseur de la couche d'écume, profil vertical de la couche d'écume et le pourcentage d'air contenu dans l'écume. Ils ont montré en particulier que l'émissivité de l'écume à une fréquence donnée dépend aussi de l'épaisseur de l'écume.

La Figure II.8 présente la comparaison de différents modèles d'émissivité de l'écume en fonction de la fréquence. Le modèle Anguelova and Gaiser [2013] nécessite plus de

Fig. II.8 Comparaisons des modèles d'émissivité de l'écume en fonction de la fréquence



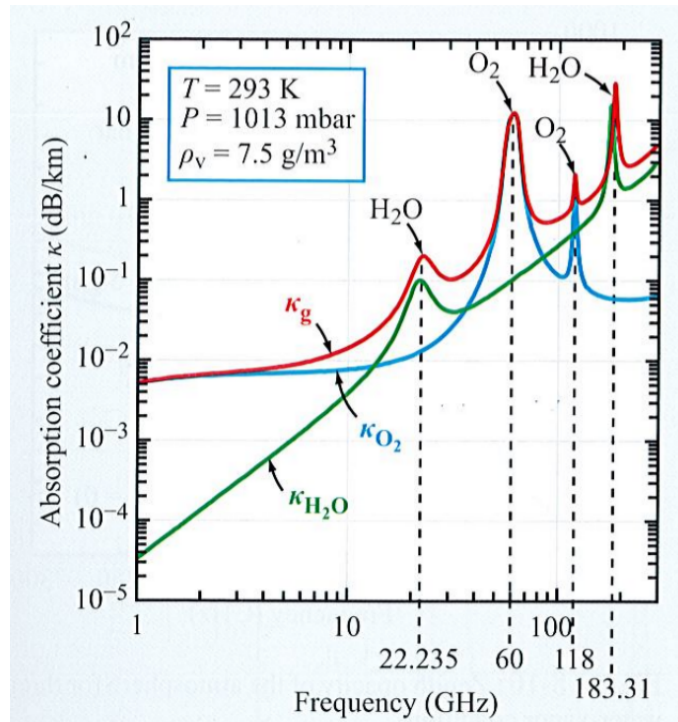
paramètres d'entrée que les autres modèles. Nous avons choisis la valeur de ces paramètres en nous basant sur le travail de [Yin et al. \[2016\]](#) : fraction d'air à l'interface écume-air $vaf = 0,95$, fraction de vide à l'interface écume-eau $vfw = 0,01$, le facteur de forme $m1 = 1$, et l'épaisseur d'écume t de 0.1 à 2 cm. On observe que les modèles de [Anguelova and Gaiser \[2013\]](#) avec $t=1$ cm et de [Liu et al. \[2011\]](#) sont proches. La variation de l'émissivité avec l'angle d'incidence en polarisation horizontale, estimée par le modèle de [Kazumori et al. \[2008\]](#) est très importante. L'émissivité estimée par le modèle de [Stogryn \[1972\]](#) est très faible pour les basses fréquences et devient supérieure à 1 au dessus de 50 GHz ce qui limite fortement le domaine de validité du modèle. Les modèles de [Kazumori et al. \[2008\]](#) et [Liu et al. \[2011\]](#) ont une émissivité d'écume qui ne varie pas beaucoup en fonction de la fréquence alors que l'émissivité d'écume avec le modèle de [Anguelova and Gaiser \[2013\]](#) a une forte dépendance en fréquence surtout pour des épaisseurs d'écume faibles.

Lors du développement d'un modèle de transfert radiatif pour l'océan, il y a une multitude de combinaisons possibles. Notamment pour la partie qui dépend du vent, il est difficile de choisir indépendamment les modèles de spectre de vagues, de couverture d'écume et d'émissivité de l'écume, car ils dépendent tous en partie de la même variable, la vitesse du vent. Il est à noter que l'influence de la direction du vent sur le rayonnement de l'océan ainsi que les polarisations circulaires (3^{ème} et 4^{ème} de Stokes) ne sont pas traités dans cette thèse.

2.1.e Transfert radiatif dans l'atmosphère

L'atmosphère en micro-ondes basses fréquences entre 1 et 15 GHz est pratiquement transparente même en présence de nuages ou de précipitations et rend ainsi possible l'observation de la surface [[Ulaby et al., 2014](#)]. Cependant la transmittance n'est pas égale à 1, et il en résulte quelques Kelvins de plus par rapport à la température de brillance

Fig. II.9 Coefficient d'absorption de la vapeur d'eau et de l'oxygène en fonction de la fréquence. Figure provenant de *Ulaby et al. [2014]*.



de la surface. Pour calculer la température de brillance en haut de l'atmosphère telle qu'observée par le satellite, un modèle de transfert radiatif atmosphérique est nécessaire.

Dans le domaine micro-onde c'est la vapeur d'eau, l'oxygène et l'eau liquide qui impactent le plus le signal. En effet des bandes d'absorption de la vapeur d'eau sont présentes à 22.235 GHz et 183.31 GHz et des bandes d'absorption de l'oxygène sont présentes entre 50 et 70 GHz et à 118.75 GHz (voir Figure II.9). La contribution des autres gaz (O_3 , SO_2 , NO_2 , N_2O) est négligeable devant la contribution de l'oxygène et de la vapeur d'eau en micro-ondes basses fréquences. Lorsque le ciel est clair, ce sont ces gaz qui impactent le rayonnement émis et transmis par l'atmosphère. Puis en présence de nuages ou de précipitations, c'est à dire de gouttelettes d'eau ou de cristaux de glace en suspension ou en chute, il faut alors prendre en compte l'absorption, l'émission et éventuellement la diffusion par les particules en plus de l'absorption par les gaz, pour calculer le rayonnement émis et transmis par l'atmosphère. On note qu'aux fréquences $< 90 \text{ GHz}$, la diffusion par les hydrométéores est négligeable. De plus, la contribution des hydrométéores de glace à l'absorption et à l'émission est elle aussi négligeable.

Pour simuler le transfert radiatif de l'atmosphère, nous utilisons le modèle RTTOV (*Radiative Transfer for TOVS*). C'est un modèle de transfert radiatif très rapide pour les simulations dans le visible, l'infrarouge et les micro-ondes. RTTOV est paramétré pour être utilisé aux fréquences des instruments existants. Il prend en paramètres d'entrée l'émissivité de la surface, les profils atmosphériques de pression, de température, de humidité, et d'eau liquide pour simuler la température de brillance en haut de l'atmosphère.

2.2 Comparaisons des modèles océaniques de transfert radiatif avec les observations satellites

Pour l'estimation de la SST, de la SSS et de l'OWS, l'incertitude sur le paramètre estimé dépend de la sensibilité à ce paramètre, du bruit de l'instrument, de la précision du RTM océanique utilisé et de l'incertitude sur les données auxiliaires. La Figure II.10 illustre la sensibilité aux différents paramètres (SST, OWS et SSS). Plus le jacobien est faible, plus la contrainte sur la précision du RTM et sur le bruit de l'instrument est grande pour avoir une petite incertitude sur le paramètre estimé. Sachant que les utilisateurs de SST ont besoin d'une incertitude de l'ordre de 0,2 K sur la SST cela signifie une incertitude de 0,12 K ou moins sur la température de brillance, selon les jacobiens de SST à 6,9 GHz pour un état océanique typique. Pour la SSS, la précision cible est de 0,1-0,2 psu [Boutin et al., 2016] cela signifie une précision de 0,06-0,12 K sur la TB, selon le jacobien de SSS à 1,4 GHz, pour un état océanique typique. Et pour une incertitude de 1 m/s sur l'OWS, une incertitude de 1,0 K est requise sur la TB à 36 GHz [Meissner and Wentz, 2012].

Dans cette section différents modèles de transfert radiatif océaniques sont évalués en comparant leurs simulations avec les observations satellites entre 1,4 et 89 GHz. Leurs précisions en fonction de la SST, de la SSS, et de l'OWS sont présentées afin de mettre en évidence les limitations des modèles et de choisir par la suite le modèle le plus approprié pour l'inversion en fonction du paramètre à restituer et des fréquences utilisées.

2.2.a Présentation des modèles comparés

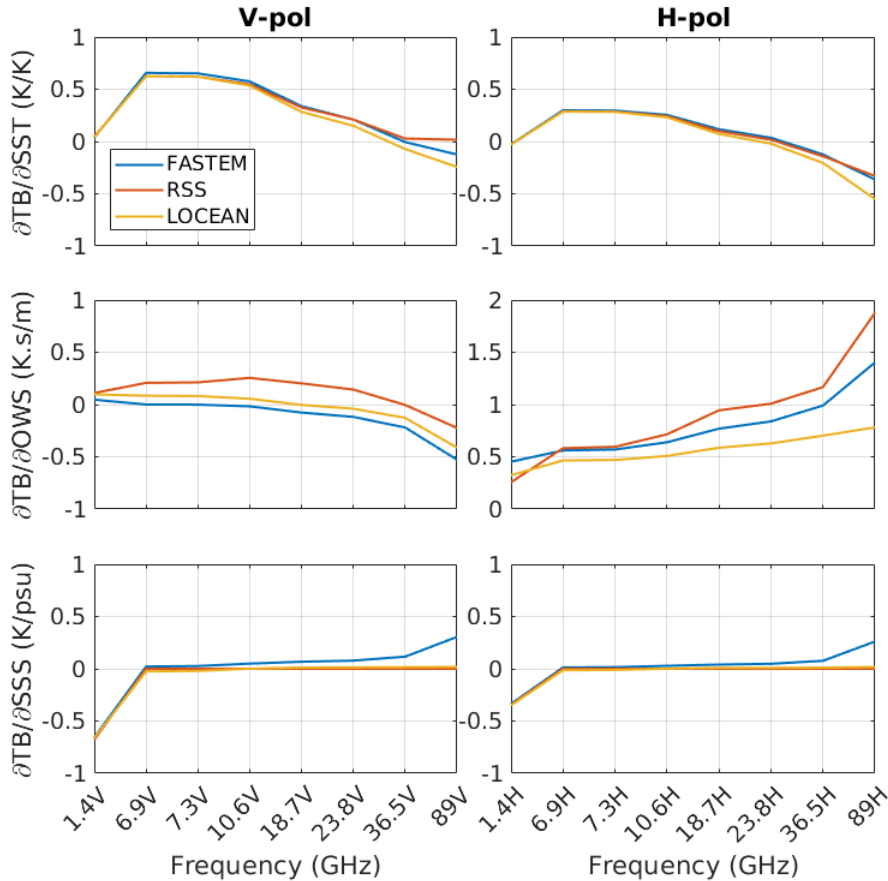
Trois modèles de transfert radiatif sont comparés : le modèle du LOCEAN qui est un modèle physique, FASTEM qui est une régression linéaire rapide entraînée sur les sorties d'un modèle physique deux échelles et le modèle de RSS qui est un modèle principalement ajusté sur des observations.

Le modèle du LOCEAN a été implémenté par Emmanuel Dinnat et Xiaobin Yin au LOCEAN [Dinnat et al., 2003, Yin et al., 2016]. Il est dérivé du modèle à deux échelles de Yueh [1997]. Il est composé du modèle de constantes diélectriques de Klein and Swift [1977], du modèle du spectre de vagues de Durden and Vesecky [1985] avec un coefficient d'amplitude multiplié par 1,25 [Yin et al., 2012], et du modèle de couverture d'écume de Yin et al. [2016] avec le modèle d'émissivité de l'écume de Anguelova and Gaiser [2013]. Ce modèle est ajusté pour la bande L et utilisé pour l'estimation de la salinité avec SMOS.

Pour le modèle FASTEM, la version 5 distribuée avec RTTOV est utilisée. Le modèle de constantes diélectriques est celui de Liu et al. [2011]. Le modèle de spectre de vagues est celui de Durden and Vesecky [1985] avec un coefficient d'amplitude multiplié par 2. Le modèle de couverture d'écume vient de Monahan and O'Muircheartaigh [1986] et l'émissivité de l'écume est celle décrite dans Liu et al. [2011].

Le modèle de RSS est décrit dans Meissner and Wentz [2012]. Il est composé pour du modèle de constantes diélectriques décrit dans Meissner and Wentz [2004] et ajusté dans Meissner and Wentz [2012]. L'émissivité induite par le vent est décrite par un polynôme paramétré sur des observations satellites, au lieu d'utiliser la combinaison d'un spectre de vagues, d'une couverture d'écume et d'une d'émissivité d'écume. Dans le modèle RSS, il y a deux paramétrisations de l'émissivité du vent : une entre 6 et 90 GHz basée sur les observations WindSat et SSMI [Meissner and Wentz, 2012], et une à 1,4 GHz basée sur les observations Aquarius [Meissner et al., 2014, 2018].

Fig. II.10 Jacobiens de la température de brillance de l'océan pour la SST (en haut), l'OWS (au milieu), et la SSS (en bas), en fonction de la fréquence pour un angle d'incidence de 55° . Les conditions océaniques sont : SST = 291 K, OWS = 6 m/s et SSS = 34 psu. L'atmosphère n'est pas prise en compte ici.



2.2.b Base de données développée pour la comparaison entre les modèles et les observations

Un jeu de données de températures de brillances satellites colocalisées avec les paramètres géophysiques requis pour les modèles de transfert radiatif océaniques et atmosphériques a été créé afin de comparer les simulations des modèles de transfert radiatif océaniques avec les observations satellites.

Le radiomètre AMSR2 à bord du satellite de la JAXA GCOM-W1 a été lancé le 18 mai 2012 et le satellite SMAP le 31 janvier 2015. Trois jours (5, 15, 25) des mois de janvier, avril, juillet et octobre 2016 sont sélectionnés. Nous utilisons, pour AMSR2, les TBs de niveau L1R en haut de l'atmosphère (dites TBs TOA pour *Top Of Atmosphere* en anglais) fournies par la plate-forme de la JAXA (<https://gportal.jaxa.jp/gpr/>). Chaque canal est sélectionné à sa résolution spatiale propre, excepté pour le canal à 89 GHz qui est pris à la même résolution spatiale que le canal à 36,5 GHz.

Pour SMAP, nous utilisons directement les TBs de surface, calculées par RSS et four-

TABLE II.3 – Résumé des modèles de transfert radiatif océaniques comparés.

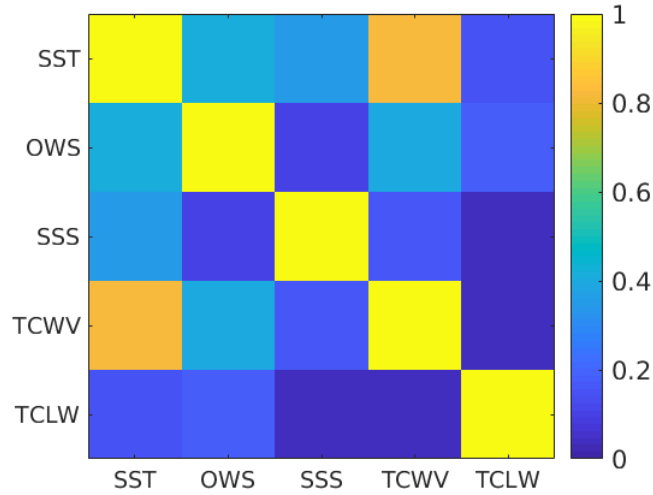
Nom du modèle	Constantes diélectriques	Spectre de vague	Couverture d'écume	Emissivité d'écume
LOCEAN Dinnat et al., 2003	Klein and Swift, 1977	Durden and Vesecky, 1985 avec $a_0 \times 1.25$	Yin et al. 2016	Anguelova and Gaiser, 2013
FASTEM Liu et al., 2011	Ellison et al., 1998 +Double Debye	Durden and Vesecky, 1985 avec $a_0 \times 2$	Monahan and O'Muircheartaigh 1986	Kazumori et al., 2008 avec Stogryn,1972
RSS Meissner and Wentz, 2012	Meissner and Wentz, 2004 and 2012	Emissivité induite par le vent paramétrée sur des observations satellites Meissner and Wentz, 2012, Meissner et al., 2014		

nies par le Jet Propulsion Laboratory de la NASA (https://podaac.jpl.nasa.gov/dataset/SMAP_RSS_L2_SSS_V2).

Les paramètres géophysiques sont colocalisés avec les TBs satellites. Les données ERA-interim de l'ECMWF sont utilisées pour les champs atmosphériques. Elles contiennent des informations de réanalyse à 0h, 6h, 12h et 18h UTC. Pour les champs de surface, tels que le contenu intégré en vapeur d'eau sur la colonne (TCWV pour *Total column Water Vapor*) et le contenu intégré en eau liquide sur la colonne (TCLW pour *Total Column Liquid Water*), la résolution spatiale est de $0,125^\circ$. Pour les champs atmosphériques donnés à différents niveaux de pression, la résolution spatiale est de $0,25^\circ$. Pour la SSS, les données journalières de MERCATOR Océan avec une résolution spatiale de 0.083° sont sélectionnées. Pour la SST, les données de MERCATOR Océan à 0.083° de résolution spatiale avec une information toutes les heures sont utilisées. Pour la colocalisation spatiale et temporelle avec les données AMSR2 et SMAP, l'interpolation par méthode du plus proche voisin a été utilisée. Enfin, deux ensembles de données différents sont créés : l'un avec les TBs TOA de AMSR2 colocalisées avec les paramètres géophysiques et l'autre avec les TBs de surface de SMAP colocalisées avec les paramètres géophysiques.

Les paramètres géophysiques sont utilisés en entrée des différents RTMs océaniques (FASTEM, RSS, LOCEAN) pour obtenir l'émissivité de surface de la mer. Pour les données SMAP, nous comparons directement les TBs de surface, le RTM atmosphérique n'est donc pas nécessaire. Pour les données AMSR2, nous devons simuler les TBs TOA. RTTOV (version 12) simule la contribution de l'atmosphère [Saunders et al., 1999, 2018]. RTTOV prend en entrée les profils atmosphériques (pression, température, humidité, eau liquide), et les émissivités de surface de la mer pour calculer les TBs TOA. De plus, l'estimation d'un terme de diffusion est nécessaire lors du calcul des TBs TOA. Le terme de diffusion représente la partie du rayonnement descendant de l'atmosphère qui est diffusée par la surface de l'océan dans la direction du satellite. Elle dépend des conditions atmosphériques et de la rugosité de la surface de la mer. La méthode de calcul peut être différente selon le RTM. Pour FASTEM, la diffusion est prise en compte comme un coefficient multiplicatif sur la réflectivité de la surface de la mer. Pour le modèle RSS, il est calculé comme un terme additif à la TB TOA finale. Pour le modèle LOCEAN, nous appliquons le même terme de diffusion qu'avec le modèle RSS.

Fig. II.11 *Corrélation entre les variables géophysiques.*



Pour effectuer l'analyse, la glace de mer et les zones côtières à 50 km des côtes ont été filtrées, et seuls les cas avec un $TCLW < 0.01 \text{ kg.m}^{-2}$ sont considérés pour limiter la contamination par les nuages aux fréquences $> 18 \text{ GHz}$.

Les observations sur le globe ne sont pas réparties également entre les bandes de latitudes. Lorsqu'on utilise les données d'un satellite en orbite polaire, les observations au-dessus des pôles sont plus fréquentes. Par contre, les zones océaniques sont plus vastes aux basses latitudes. Dans notre ensemble de données, les observations aux hautes latitudes ($> 60^\circ \text{ N}$ et S) représentent environ 10% du nombre total d'observations, tandis que les latitudes basses ($0^\circ\text{-}30^\circ \text{ N}$ et S) et les latitudes moyennes ($30^\circ\text{-}60^\circ \text{ N}$ et S) représentent environ 45%. Notre ensemble de données n'est pas également réparti en termes de variables océaniques et de bandes de latitudes, mais il est représentatif du globe tel qu'il est observé par un satellite polaire.

Les SSTs se situent entre 273 et 305 K avec une valeur modale à 303 K. La distribution de l'OWS est comprise entre 0 et 20 m/s avec une valeur modale de 7 m/s. La distribution de la SSS est comprise entre 32 et 38 psu pour les océans et la valeur modale est de 35 psu. La distribution de TCWV est comprise entre 2 et 60 kg.m^{-2} , avec une valeur modale à 5 kg.m^{-2} . La distribution de TCLW se situe entre 0 et 0,01 kg.m^{-2} car elle a été seuillée. Les variables géophysiques sont corrélées et interdépendantes (voir Figure II.11). Par exemple, aux hautes latitudes, le TCWV est faible, la SST est froide et l'OWS est en moyenne plus élevée, tandis que près de l'équateur, le TCWV est grand, la SST est chaude et l'OWS est plus faible. Les variables les plus corrélées sont la SST et le TCWV. Certains cas sont rarement observés, comme des vents forts au-dessus de 15 m/s, ou des SSTs ou des SSSs très faibles. Il est important de noter ces corrélations et distributions des paramètres, afin d'interpréter correctement les résultats. Il est à noter que les RTMs sont généralement conçus pour mieux fonctionner sur des états océaniques fréquemment observés.

Les données utilisées pour fournir les paramètres d'entrée au modèle de transfert radiatif sont très importantes, car une erreur sur le paramètre d'entrée sera directement réper-

cutée sur la TB simulée finale. La SST des données MERCATOR Océan montre une erreur moyenne entre -1 et +1 K. Les SSTs dans les régions froides ont tendance à être sous-estimées (jusqu'à 1 K) tandis que les SSTs près de l'équateur en particulier dans l'océan Pacifique ont tendance à être surestimées (jusqu'à 0,5 K) (<http://cmems-resources.cls.fr/documents/QUID/CMEMS-GLO-QUID-001-024.pdf>). La SSS des données MERCATOR Océan montre une erreur faible. L'erreur moyenne va jusqu'à 0,4 psu dans les régions sensibles comme l'embouchure de l'Amazone ou du Gange-Brahmapoutre. La réanalyse de MERCATOR Océan utilise les champs atmosphériques provenant de ERA-Interim de l'ECMWF, cela ne crée donc pas d'incohérence entre nos champs de surface et nos champs atmosphériques car on utilise aussi les données ERA-Interim. L'OWS des données ERA-Interim a été étudié par [Stopa and Cheung \[2014\]](#). Dans leur étude, ils montrent que les OWSs de l'ECMWF sont surestimés pour les vents faibles (d'environ 0,25 m/s) et sous-estimés pour les vents forts (d'environ 1,5 m/s). [Zhang et al. \[2018\]](#) a comparé les vitesses du vent estimées à partir des radiomètres micro-ondes (WindSat, SSMI, AMSR-E et AMSR2) avec les vitesses du vent in situ et de l'ECMWF. En comparaison avec les données de l'ECMWF, ils constatent des différences aux hautes latitudes, dans l'hémisphère sud en janvier et dans l'hémisphère nord en juillet. Notez que le modèle RSS est ajusté sur les observations WindSat et SSMI tandis que le modèle LOCEAN est basé sur les vitesses du vent de l'ECMWF (système IFS) et FASTEM est basé sur les vitesses du vent de l'ECMWF (ERA-Interim), ceci peut introduire des incohérences et erreurs dans la dépendance en vitesse du vent des modèles.

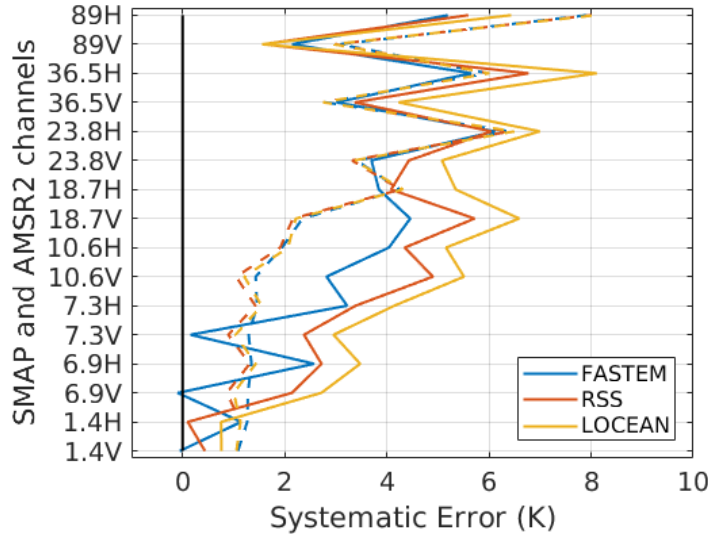
2.2.c Comparaisons des modèles de transfert radiatif en fonction des variables océaniques

Les erreurs systématiques entre les TBs observées de SMAP et de AMSR2 et les TBs simulées avec les différents RTMs océaniques sont estimées. La valeur moyenne de la différence entre les TBs observées et les TBs simulées pour chaque canal est calculée en filtrant les vents supérieurs à 7 m/s. La Figure II.12 montre ces erreurs systématiques et leurs écarts types respectifs pour chaque canal et chaque RTM océanique. Les erreurs systématiques entre les observations et les simulations peuvent provenir de problèmes de calibrations des instruments, des données utilisées en entrées pour exécuter les RTMs, de la colocalisation des données, ou des RTMs océaniques eux-mêmes.

Les erreurs systématiques entre les observations SMAP et les simulations des RTMs sont faibles ($< 0.9\text{K}$) (voir Figure II.12). [Peng et al. \[2017\]](#) ont testé la calibration de SMAP et ont trouvé un décalage de 0,21 K sur l'océan avec les observations SMOS, montrant ainsi que les instruments sont bien calibrés. Les erreurs systématiques estimées entre les observations AMSR2 et les simulations des RTMs sont beaucoup plus importantes qu'avec SMAP. La calibration de AMSR2 a été étudiée par [Alsweiss et al. \[2015\]](#) et [Okuyama and Imaoka \[2015\]](#). Ils ont trouvé des biais allant jusqu'à 5 K selon le canal sur l'océan entre AMSR2 et TMI (en utilisant la méthode de la double différence). Par conséquent, l'instrument AMSR2 ou TMI présente un problème d'étalonnage. Les erreurs systématiques calculées sont différentes d'un RTM océanique à l'autre, ce qui signifie qu'il existe d'importantes différences entre eux et que certains introduisent plus d'erreurs que d'autres.

L'erreur systématique peut être soustraite et n'est généralement pas le problème le

Fig. II.12 Erreurs systématiques entre les observations SMAP/AMSR2 et les simulations des RTMs, calculées comme la valeur moyenne des différences $TB_{observée} - TB_{simulée}$. Les erreurs systématiques sont représentées par les lignes continues et leurs écarts types par les lignes tiretées.

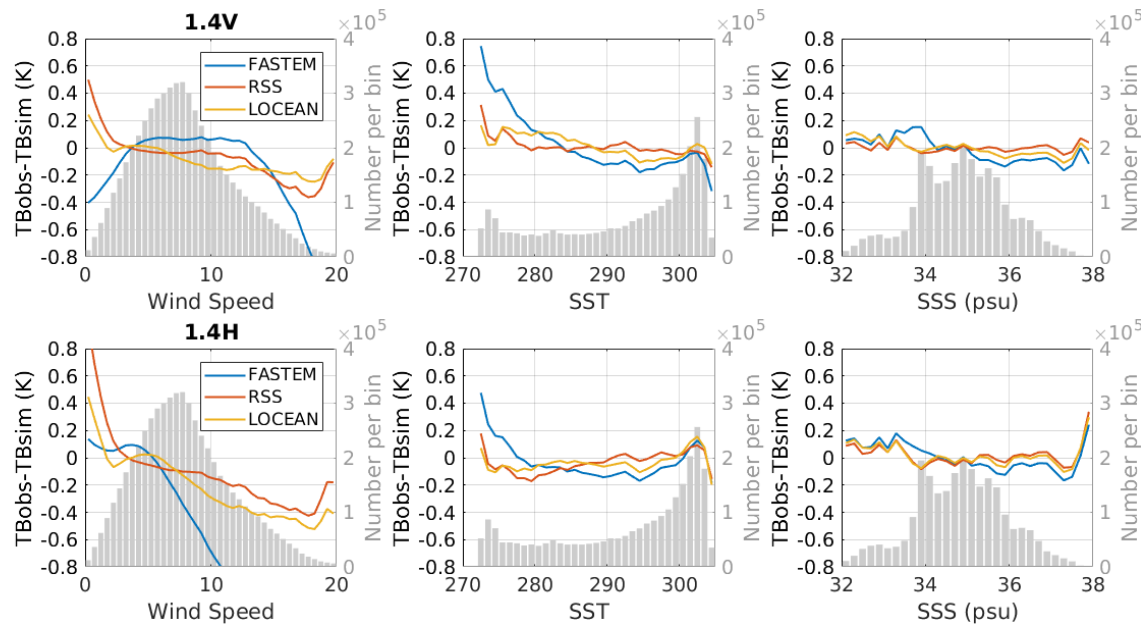


plus important dans l'analyse et l'inversion. Pour l'estimation des paramètres de surface de la mer à partir des TBs observées par satellite, le facteur clé de l'algorithme est le calcul réaliste des jacobiens, c'est-à-dire la dérivée de la TB en fonction des différents paramètres de surface.

Les Figures II.13 à II.18 représentent à différentes fréquences la comparaison des TBs SMAP ou AMSR2 avec les TBs simulées avec les modèles FASTEM, RSS et LOCEAN, en fonction de la SST, de la SSS et de l'OWS. Les erreurs systématiques estimées précédemment ont été soustraites. Nous nous concentrons sur la capacité des différents RTMs à reproduire correctement la variation de la TB en fonction des différents paramètres de surface de la mer (SST, SSS, OWS). Pour l'analyse de la dépendance en SST et SSS, seuls les cas où les OWSs sont inférieures à 7 m/s sont pris en compte, afin d'éviter les erreurs importantes introduites lorsque les OWSs sont fortes.

À 1,4 GHz, les simulations RSS et LOCEAN sont en bon accord avec les observations (voir Figure II.13). La variation de la TB en fonction de l'OWS, de la SST et de la SSS est correctement représentée, car les différences entre les TBs simulées et les TB observées sont constantes. Pour FASTEM à 1,4 GHz, les TBs sont surestimées pour les OWSs $> 12 \text{ m.s}^{-1}$. Une bonne précision du RTM est nécessaire pour atteindre 0,1-0,2 psu d'incertitude dans la restitution de la SSS. Les erreurs sont plus grandes aux faibles SSTs avec les modèles FASTEM et LOCEAN. Pour des OWSs très faibles (0-2 m/s), il y a aussi des erreurs plus importantes. Cela peut provenir d'effets de bord ou du fait que la surface de l'océan peut être rugueuse même pour une OWS = 0 m/s, en raison du *fetch* qui n'est pas pris en compte dans les RTMs ici. En polarisation horizontale, la dépendance à l'OWS est moins bien représentée qu'en polarisation verticale. Pour la comparaison avec les TBs de surface SMAP, le modèle RSS est favorisé car les données utilisées ont été générées par

Fig. II.13 Différence entre les TBs de surface observées par SMAP et les TBs de surface simulées avec les RTMs (corrigées des erreurs systématiques) à 1,4 GHz en fonction de l'OWS (à gauche), de la SST (au milieu) et de la SSS (à droite). Pour les comparaisons en fonction de la SST et de la SSS, seules les observations avec des OWSs < 7 m/s sont prises en compte. Les distributions du nombre d'observations en fonction des paramètres océaniques (OWS, SST, SSS) sont représentées en barres grises avec la légende sur l'axe des ordonnées de droite.



RSS.

La dépendance en OWS n'est pas correctement simulée avec FASTEM (comme observé dans Bormann et al. [2012]) et avec le modèle LOCEAN à une fréquence supérieure à 1.4 GHz (voir Figure II.14 à II.18). La TB est sous-estimée à des OWSs > 7 m/s. Pour décrire la dépendance en OWS, les modèles LOCEAN et FASTEM utilisent 3 modules : un spectre de vagues, une fraction d'écume et une émissivité d'écume, alors que le modèle RSS utilise une paramétrisation de la dépendance en OWS basée directement sur les observations d'Aquarius à 1,4 GHz et de SSM/I et WindSat aux fréquences entre 6,9 et 89 GHz. Pour le modèle RSS, nous observons une différence avec les observations en fonction de l'OWS inférieure à 1 K jusqu'à 10.65 GHz. A des fréquences plus élevées (de 18,7 à 89 GHz), les différences entre les simulations et les observations sont plus grandes. A ces fréquences, la sensibilité à la vapeur d'eau et à l'eau liquide est plus grande, et les incertitudes du RTM atmosphérique et des champs atmosphériques auxiliaires sont beaucoup plus importantes et entraînent des erreurs plus importantes dans les résultats.

Pour la dépendance en SST à 6,9 GHz, les modèles LOCEAN, RSS et FASTEM montrent une différence inférieure à 0,5 K, 1,1K et 1,8 K respectivement avec les observations AMSR2. De 10 à 89 GHz, la dépendance en SST du modèle LOCEAN se dégrade avec des fréquences croissantes tandis que les modèles RSS et FASTEM conservent le même comportement. On peut observer des désaccords entre les observations et les simu-

Fig. II.14 Différence entre les TBs TOA observées par AMSR2 et les TBs TOA simulées par les RTMs (corrigées des erreurs systématiques) à 6,9 GHz en fonction de l'OWS (à gauche), de la SST (au milieu) et de la SSS (à droite). Pour les comparaisons en fonction de la SST et de la SSS, seules les observations avec des OWSs < 7 m/s sont prises en compte. Les distributions du nombre d'observations en fonction des paramètres océaniques (OWS, SST, SSS) sont représentées en barres grises avec la légende sur l'axe des ordonnées de droite.

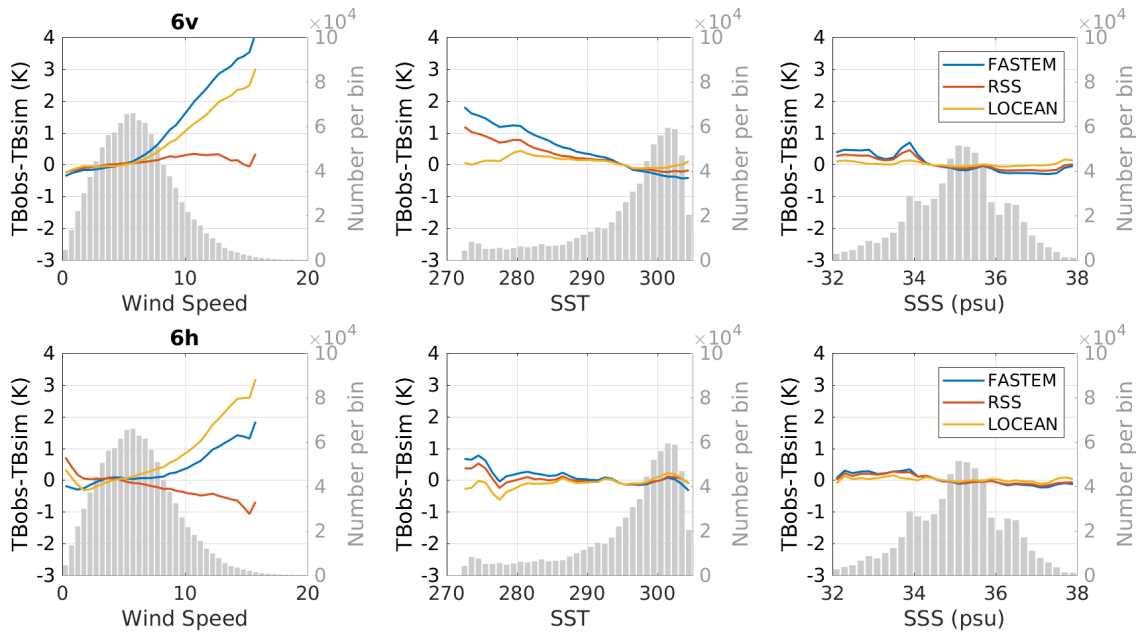


Fig. II.15 Pareil que la Figure II.14 à 10,65 GHz.

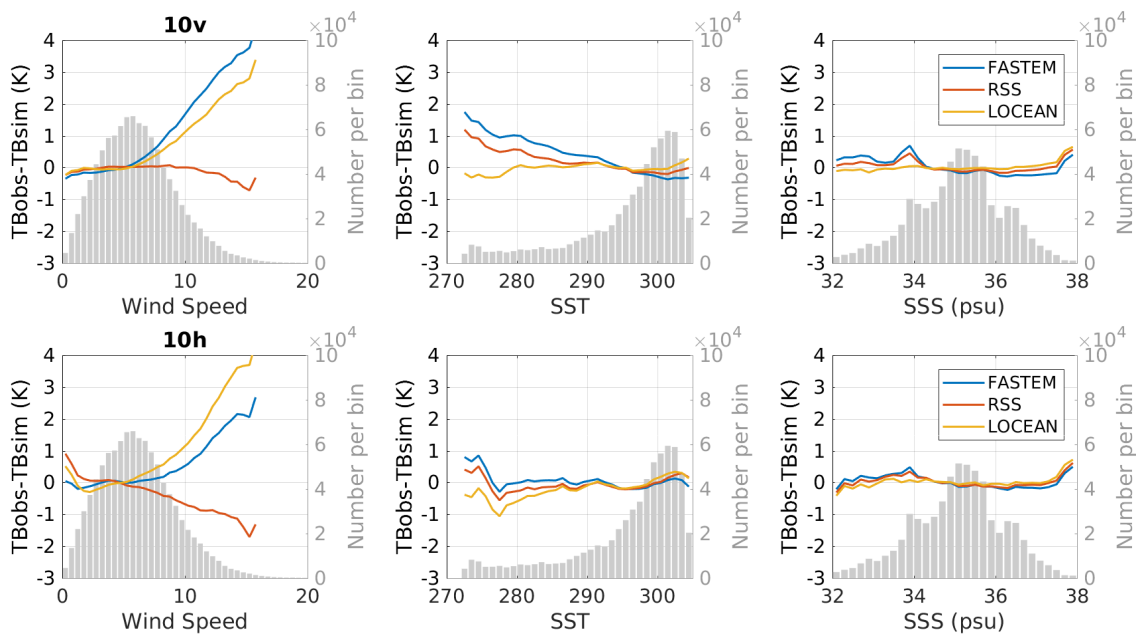


Fig. II.16 Pareil que la Figure II.14 à 18,7 GHz.

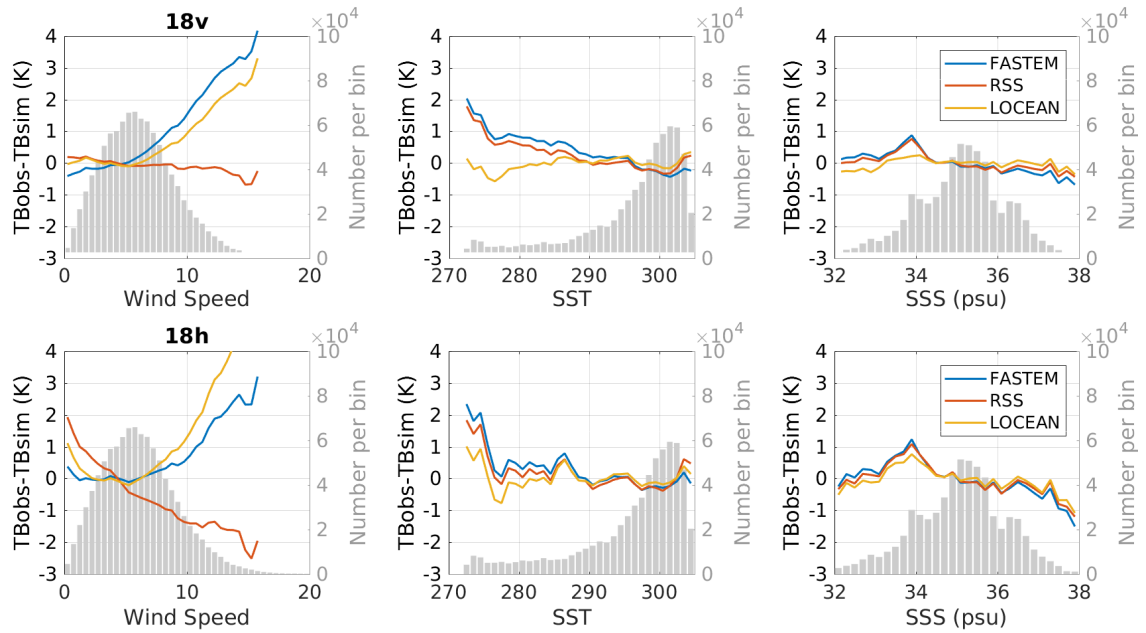


Fig. II.17 Pareil que la Figure II.14 à 36,5 GHz.

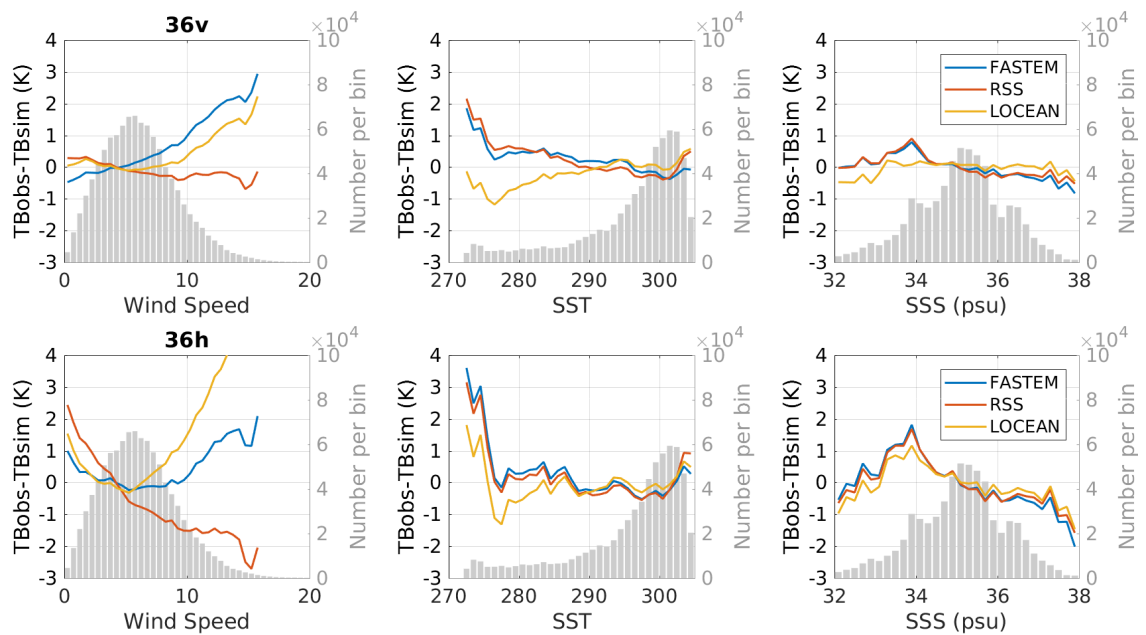
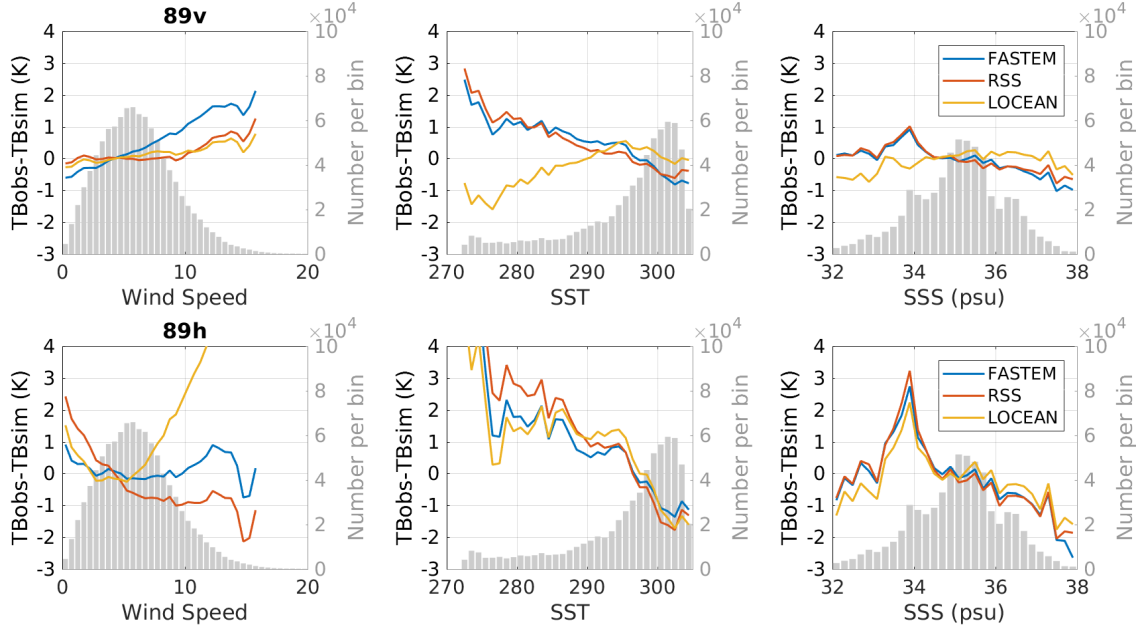


Fig. II.18 Pareil que la Figure II.14 à 89 GHz.



lations aux températures froides ($< 280\text{K}$) et qui augmentent avec la fréquence surtout pour la polarisation horizontale, ces erreurs peuvent être des problèmes dus à l'atmosphère ou à la glace de mer. Selon la fréquence, le RTM qui correspond le mieux aux observations n'est pas le même. De 6 à 10 GHz le modèle LOCEAN montre les meilleurs résultats, mais de 18 à 89 GHz les modèles FASTEM et RSS montrent des résultats comparables ou meilleurs que ceux du modèle LOCEAN. En polarisation horizontale, les simulations des RTMs ne concordent pas avec les observations. Cela peut s'expliquer par la plus grande sensibilité aux paramètres atmosphériques à ces fréquences et à cette polarisation. Un pic de différence entre les observations et les simulations est observé pour les fortes SSTs (303-305 K) surtout pour la polarisation horizontale et pour les hautes fréquences. Cela s'explique par le fait que les fortes SSTs sont corrélées avec des TCWV élevés, typiquement des zones tropicales. L'atmosphère tropicale est saturée en vapeur d'eau. Premièrement, l'incertitude sur le TCWV et la modélisation peut introduire des erreurs supplémentaires. Deuxièmement, la probabilité de présence de nuages augmente dans ces atmosphères, et ils ne sont pas nécessairement bien caractérisés dans la réanalyse de l'ECMWF.

Pour la dépendance en SSS, les différences entre les observations et les simulations des RTMs sont limitées, même à 1,4 GHz malgré la sensibilité élevée à la SSS à cette fréquence. Ceci est encourageant car c'est la fréquence clé pour l'analyse de la SSS à partir des observations satellites. Il est à noter que l'augmentation des erreurs quand la SSS est proche de 38 psu en polarisation horizontale à 1,4 GHz est associée à un nombre très limité d'observations et doit être considérée avec prudence (voir l'histogramme correspondant sur la Figure II.13). Aux fréquences supérieures à 1,4 GHz, la sensibilité à la SSS est très limitée (voir Figure II.10). Les faibles variations des différences observées en fonction de la SSS sont probablement dues à la corrélation avec d'autres paramètres (SST ou OWS)

2.2.d Discussion

Dans la section précédente, nous avons observé que la TB pour les SSTs froides est sous-estimée avec les modèles RSS et FASTEM entre 6,9 et 89 GHz, et surestimée avec le modèle LOCEAN au-delà de 10 GHz. La sensibilité à la SST et à la SSS est décrite par le module de constante diélectrique des RTMs océaniques. Par conséquent, la seule façon de modifier la dépendance en SST d'un RTM est de changer le modèle de constante diélectrique.

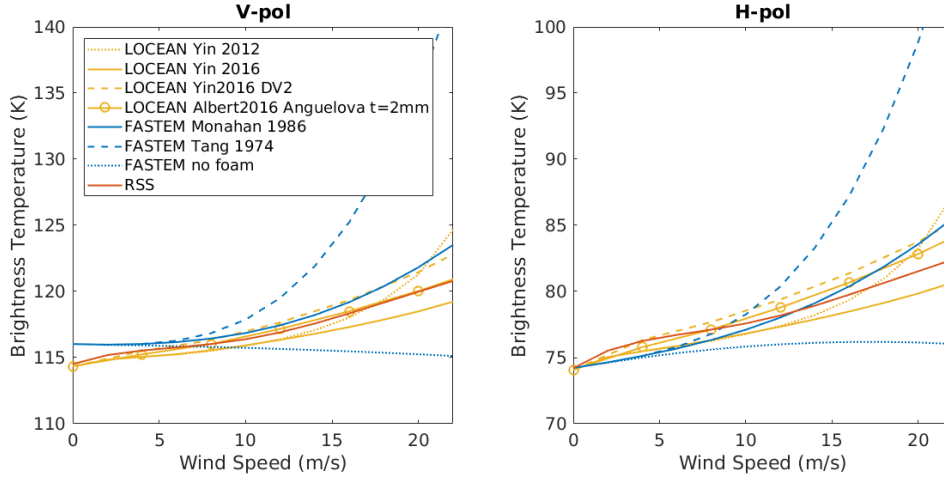
De 6,9 GHz à 10,6 GHz en polarisation verticale, le modèle LOCEAN, qui utilise les constantes diélectriques de Klein and Swift [1977], est meilleur que les modèles FASTEM ou RSS, qui utilisent Liu et al. [2011] et Meissner and Wentz [2012] respectivement. Ensuite, avec l'augmentation des fréquences, les résultats se dégradent puisque le modèle de constantes diélectriques de Klein and Swift [1977] n'est valide que pour les basses fréquences (<10 GHz) car il utilise une formule simple de Debye, et les modèles de Liu et al. [2011] et Meissner and Wentz [2012] sont valides jusqu'à 89 GHz car ils utilisent une formule double de Debye.

Le module de constantes diélectriques des RTMs océaniques peut être changé pour mieux s'adapter aux observations. La difficulté est de développer un modèle précis de constantes diélectriques sur une large gamme de paramètres (fréquence, angle, SST, SSS). Lawrence et al. [2017] ont testé FASTEM sur une gamme de mesures des constantes diélectriques et ont comparé les TBs simulées aux observations satellites, dans le but de détecter les biais dépendants de la SST qui pourraient indiquer des erreurs dans le modèle de constantes diélectriques. Leurs résultats encouragent le développement de mesures des constantes diélectriques, couvrant une large gamme de paramètres avec des estimations de l'incertitude. Lang et al. [2016], Zhou et al. [2017] ont initié des efforts dans ce sens à 1,4 GHz, mais ils devraient être étendus à des fréquences plus élevées, en particulier à 6 GHz qui est la fréquence clé pour l'analyse de la SST.

L'erreur dans la dépendance en OWS des modèles LOCEAN et FASTEM, mise en évidence dans la Section 2.2.c, peut provenir de trois modules différents. Pour augmenter la TB simulée en fonction de l'OWS, il existe différentes possibilités. Nous pouvons (1) changer le spectre de vagues, (2) changer l'émissivité de l'écume, ou (3) changer le modèle de fraction d'écume.

Différentes combinaisons de modèles de couverture d'écume et d'émissivité d'écume ont été testées pour mieux représenter les observations AMSR2 avec les RTMs océaniques. L'influence du spectre de vagues ne peut être étudiée qu'avec le modèle LOCEAN, car c'est un modèle physique et les modèles RSS et FASTEM sont des modèles paramétrés. Nous avons choisi d'utiliser des modèles de couverture d'écume basés sur des observations satellitaires (ensemble de données développé par Anguelova and Webster [2006] tels que les modèles de Salisbury et al. [2013] ou Albert et al. [2016]). Les modèles de Salisbury et al. [2013] et Albert et al. [2016] trouvent tous deux une couverture d'écume plus petite à 10 GHz qu'à 37 GHz (voir Figure II.7). En utilisant la combinaison d'une couverture d'écume et d'une émissivité d'écume, nous essayons de trouver une émissivité totale d'écume qui est cohérente de 1,4 GHz à 37 GHz. Pour cela nous choisissons le modèle de couverture d'écume de Albert et al. [2016] à 37 GHz qui simule une plus grande couverture d'écume. Comme les modèles de couverture d'écume existants ne dépendent pas de la fréquence, la couverture d'écume utilisée est fixe et ne dépend que de l'OWS. Ensuite,

Fig. II.19 TBs à 1.4 GHz et à 40° d'angle d'incidence en fonction de l'OWS, pour différentes combinaisons de spectre de vagues, couverture d'écume et émissivité d'écume. DV2 réfère au spectre de vagues de *Durden and Vesecky [1985]* (DV) avec un coefficient d'amplitude multiplié par 2, et t est l'épaisseur de la couche d'écume dans le modèle de *Anguelova and Gaiser [2013]*.



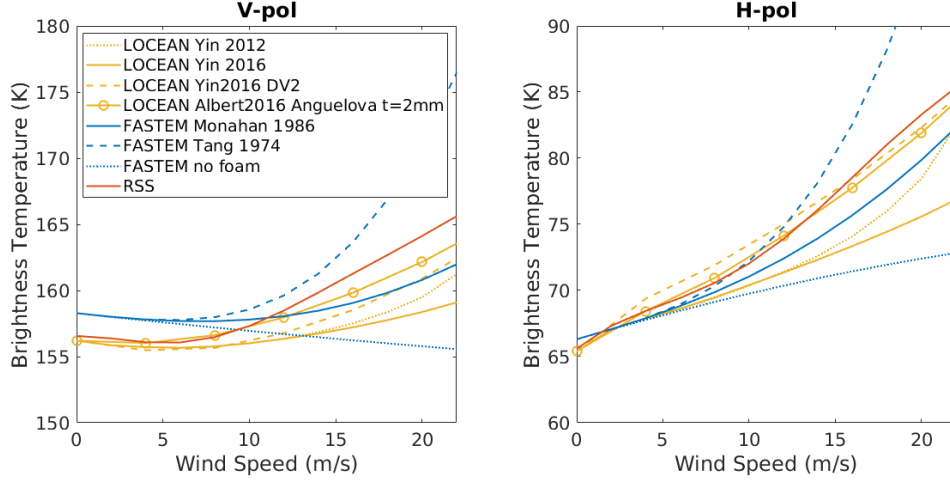
pour simuler la dépendance en fréquence, le modèle d'émissivité de l'écume de *Anguelova and Gaiser [2013]* est testé avec différentes épaisseurs de couche d'écume (comme montré dans *Yin et al. [2016]*) pour avoir l'émissivité maximale à 37 GHz et l'émissivité appropriée aux fréquences inférieures. Enfin, nous avons constaté que l'utilisation du modèle LOCEAN avec la couverture d'écume de *Albert et al. [2016]* à 37 GHz et l'émissivité de l'écume de *Anguelova and Gaiser [2013]* à une épaisseur d'écume de 2 mm permet de mieux s'accorder aux observations, comme montré sur les Figures II.19 et II.20. Dans les Figures II.19 et II.20, le modèle RSS est pris comme référence car il a montré les meilleurs résultats en termes de variation de TB en fonction de l'OWS.

Ces tests sont une première étape pour envisager un modèle de transfert radiatif océanique qui donnera des résultats plus proches des observations et qui sera continue en fréquences, par exemple un modèle adapté pour des fréquences allant de 1.4 jusqu'à 37 GHz dans le cadre de la mission CIMR. De plus, cette étude fait l'objet d'un article qui sera soumis au *JGR ocean* (voir Annexe C).

3 Restitution et erreurs d'inversion

Dans cette section les erreurs d'inversion sur les paramètres océaniques (SST, SSS, OWS) sont évaluées. Cette étude a été réalisée dans le cadre du développement de la mission CIMR afin d'évaluer et comparer les performances de cette future mission en micro-ondes passives avec les missions similaires actuelles (SMAP, AMSR2). Les caractéristiques des différentes missions évaluées ici sont données dans le Tableau II.4. Les fréquences, l'angle d'observation, les résolutions spatiales et les bruits instrumentaux y sont renseignés.

Fig. II.20 Pareil que la Figure II.19 à 6.9 GHz et 55° d'angle d'incidence.



3.1 Méthode

Pour l'inversion des TBs au dessus de l'océan afin de restituer les variables océaniques (SST, SSS, OWS), nous utilisons la méthode d'estimation optimale de Rodgers [1976, 1990]. Cette méthode est connue et largement utilisée pour l'estimation des paramètres océaniques et atmosphériques. L'estimation optimale utilise les jacobiens des paramètres à obtenir ainsi que les bruits de l'instrument, l'erreur de modélisation, et une estimation *a priori* avec une erreur *a priori*. Pour la résolution d'un problème non linéaire, l'équation pour estimer la variable x s'exprime :

$$x_{i+1} = x_i + Q(K^t S_e^{-1}(y - F(x_i)) + S_a^{-1}(x_i - x_a)) \quad (\text{II.3})$$

x est le paramètre à estimer, y les observations, $F(x)$ représente le modèle direct, K la matrice jacobienne, S_e est la matrice de covariance des erreurs d'observation, x_a la valeur *a priori* et S_a l'erreur *a priori* et i l'indice d'itération. Pour démarrer le processus d'itération ($i=0$), une valeur de première estimation x_0 est nécessaire, elle peut être la même que la valeur *a priori* ou différente. La matrice de covariance de l'erreur d'inversion Q est exprimée :

$$Q = (K^t S_e^{-1} K + S_a^{-1})^{-1} \quad (\text{II.4})$$

La racine carrée des termes diagonaux de la matrice Q donne l'erreur théorique d'inversion sur les différents paramètres en termes d'écart-type. Le biais, c'est-à-dire l'erreur systématique sur les paramètres, n'est pas pris en compte. On considère que les biais sur les observations ont été précédemment soustraits. A noter que la matrice de covariance des erreurs d'observations S_e inclut d'une part les erreurs instrumentales S_{inst} et d'autre part les erreurs du modèle direct $S_{modèle}$ ($S_e = S_{inst} + S_{modèle}$).

Le simple calcul de la matrice Q permet de faire une analyse du contenu en information [Rodgers, 1976, 1990]. Le contenu en information permet d'évaluer les erreurs de précision théoriques lors de l'inversion en fonction d'un nombre limité de canaux et de paramètres géophysiques à estimer. Cette méthodologie a été adoptée dans Prigent et al. [2013]. Dans la suite nous utilisons cette méthode pour estimer les erreurs théoriques d'inversion sur la

TABLE II.4 – Les caractéristiques de CIMR avec une antenne de 7 m de diamètre, par rapport aux caractéristiques des instruments actuels possédant des antennes à ouverture réelle.

Instrument	Fréquence (GHz)	Résolution spatiale (km)	Angle d'incidence (°)	Ne Δ T * (K)
CIMR	1.4	55	55	0.3
CIMR	6.9	15	55	0.2
CIMR	10.65	15	55	0.3
CIMR	18.7	5	55	0.3
CIMR	36.5	5	55	0.7
SMAP	1.4	40	40	0.93
AMSR2	6.9	48	55	0.3
AMSR2	7.3	48	55	0.3
AMSR2	10.65	33	55	0.6
AMSR2	18.7	18	55	0.6
AMSR2	23.8	14	55	0.6
AMSR2	36.5	9	55	0.6
AMSR2	89.0	4	55	1.1

* A noter que CIMR et SMAP ont une vue avant et arrière.

La moyenne de ces deux vues conduit à diviser par $\sqrt{2}$ les bruits (Ne Δ T) indiqués dans ce tableau pour ces deux instruments.

SST, la SSS et l'OWS avec les missions micro-ondes passives actuelles (SMAP, AMSR2) et futures (CIMR).

3.2 Sensibilité aux paramètres océaniques

Tout d'abord, la matrice jacobienne K doit être estimée. Sa dimension est le nombre de canaux utilisés pour l'extraction multiplié par le nombre de paramètres à estimer. Ses éléments sont les jacobiens des températures de brillance pour les canaux et paramètres considérés, c'est-à-dire la dérivée de la température de brillance à la fréquence considérée, par rapport au paramètre à estimer.

Pour estimer les jacobiens, un modèle direct (noté F(x) dans l'Equation (II.3)) est nécessaire. Pour l'océan, des modèles de transfert radiatif pour simuler la température de brillance de l'océan ont été présentés précédemment. Dans cette section, nous utilisons le RTM océanique du LOCEAN. La contribution atmosphérique au signal est estimée à l'aide du modèle de transfert radiatif communautaire RTTOV (version 12) [Saunders et al., 1999, 2018]. Il inclut l'absorption due à la vapeur d'eau et à l'oxygène, ainsi que l'impact radiatif total dû à l'eau nuageuse liquide.

La sensibilité de la TB à la SST, la SSS et l'OWS est estimée pour différentes conditions de surface et d'atmosphère, pour les deux polarisations orthogonales et pour un angle d'incidence de 55°. Les jacobiens sont calculés en utilisant des différences finies.

Les Figures II.21 et II.22 présentent la sensibilité de la température de brillance de la

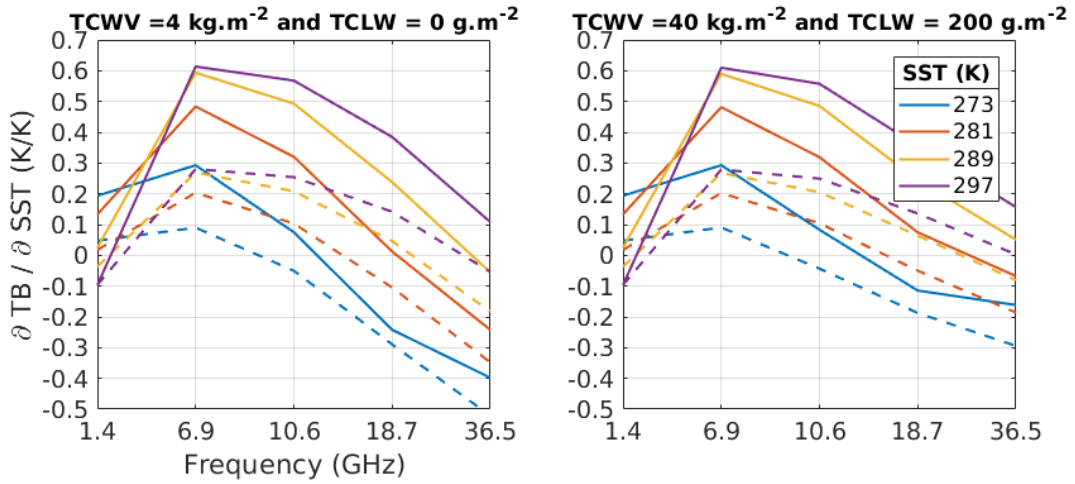


Fig. II.21 Les jacobiens de SST pour les canaux CIMR à un angle d'incidence de 55° pour différentes SSTs (en couleur), et pour différents TCWVs et TCLWs (gauche et droite). Les polarisations verticales et horizontales sont respectivement tracées en lignes continues et lignes tiretées. L'OWS est à 6 m/s et la SSS est à 36 psu.

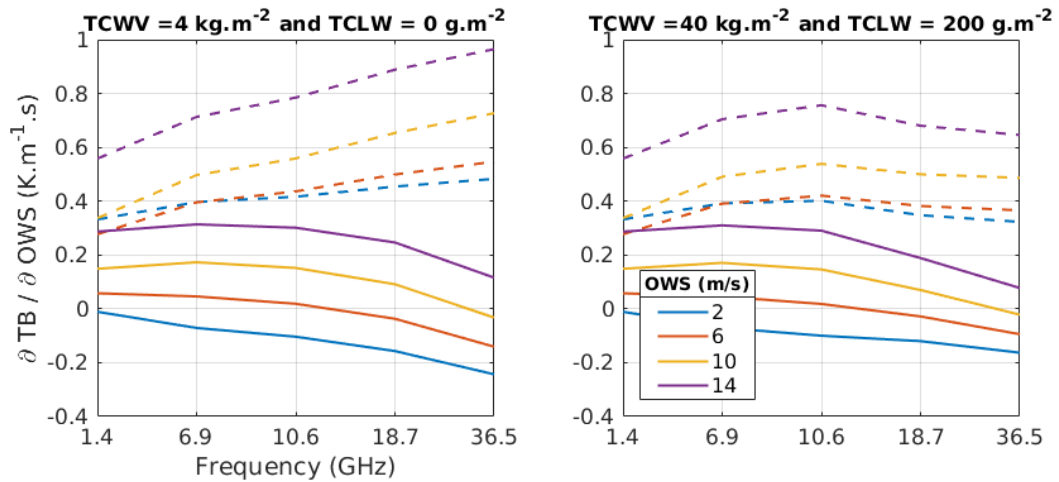


Fig. II.22 Les jacobiens d'OWS pour les canaux CIMR à un angle d'incidence de 55° pour différentes OWSs (en couleur), et pour différents TCWVs et TCLWs (gauche et droite). Les polarisations verticales et horizontales sont respectivement tracées en lignes continues et lignes tiretées. La SST est à 285 K et la SSS est à 36 psu.

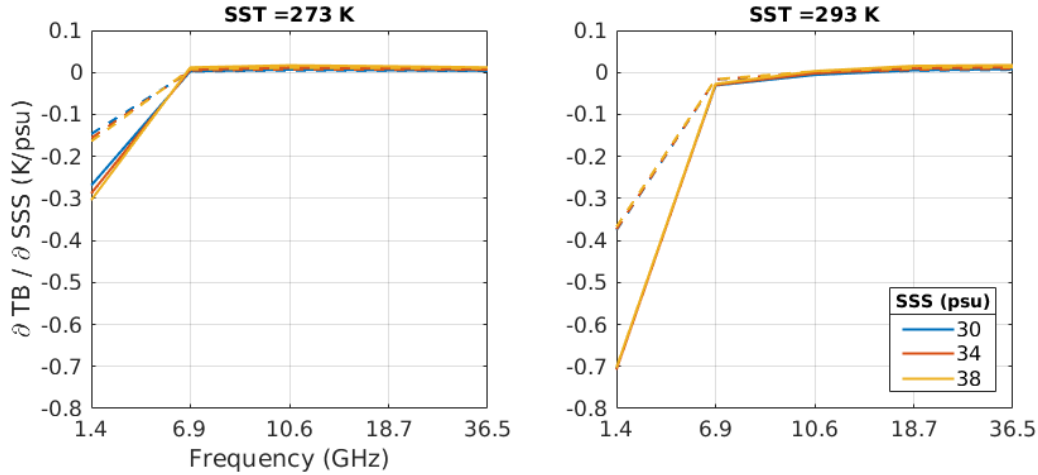


Fig. II.23 Les jacobiens de SSS pour les canaux CIMR à un angle d'incidence de 55° pour différentes SSSs (en couleur) et SSTs (gauche et droite). Les polarisations verticales et horizontales sont respectivement tracées en lignes continues et lignes tiretées. L'OWS est à 6 m/s et les TCWVs et TCLWs sont à 0 kg.m^{-2} .

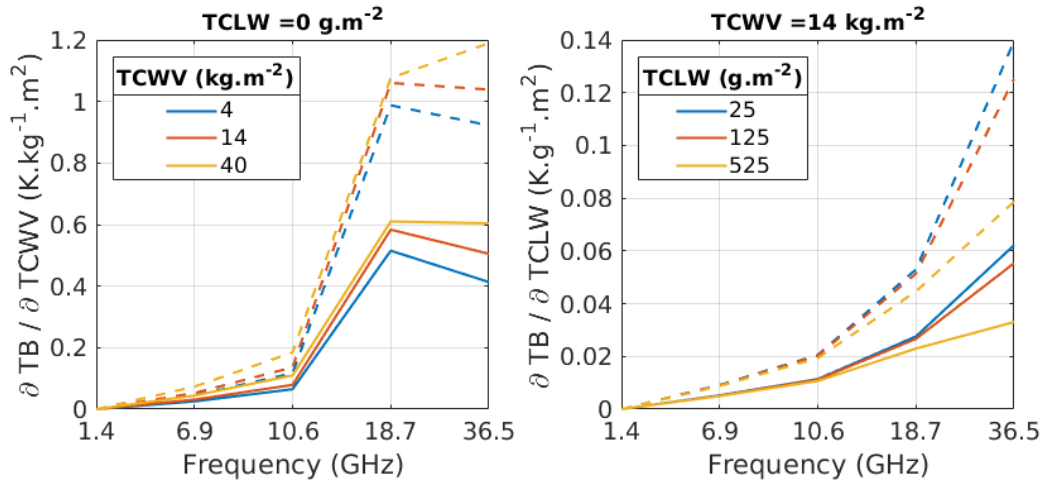


Fig. II.24 Les jacobiens du TCWV (gauche) et du TCLW (droite) pour les canaux CIMR à un angle d'incidence de 55° pour différents TCWVs et TCLWs (en couleur). Les polarisations verticales et horizontales sont respectivement tracées en lignes continues et lignes tiretées. La SST est à 285 K, l'OWS est à 6 m/s et la SSS est à 36 psu.

mer à la SST et à l'OWS, pour deux TCWVs : une atmosphère subarctique (4 kg.m^{-2}) et une atmosphère tropicale (40 kg.m^{-2}), et pour deux TCLWs : un ciel clair (0 g.m^{-2}) et avec des nuages représentant un total de 200 g.m^{-2} d'eau liquide. Notez qu'une atmosphère avec un TCLW supérieur à $\sim 200 \text{ g.m}^{-2}$ est susceptible de précipiter. La sensibilité à la SST est plus élevée en polarisation verticale qu'en polarisation horizontale. La polarisation verticale à 6,9 GHz fournit la meilleure sensibilité (Figure II.21), avec peu d'effets dus à l'OWS (Figure II.21) et à la SSS (Figure II.23). A 6,9 et 10,65 GHz, la sensibilité à la SST augmente avec la SST, avec pour conséquence que l'estimation pour les SSTs faibles sera moins précise que pour les SSTs élevées. L'effet de la vapeur d'eau et de l'eau liquide des nuages est limité en dessous de 18,7 GHz. A 36,5 GHz, la sensibilité à l'eau liquide est importante. Le jacobien de l'OWS est plus élevé pour la polarisation horizontale et il augmente avec la fréquence entre 1,4 et 18,7 GHz en absence de nuages. Comme pour la SST, l'impact de la vapeur d'eau et de l'eau liquide des nuages est limité jusqu'à 10 GHz.

La Figure II.23 montre la sensibilité à la SSS, pour différentes gammes de SSS et de SST. La sensibilité à la SSS est la plus élevée à 1,4 GHz : elle augmente avec la SST, ce qui signifie que l'estimation de la SSS est moins précise lorsque les SSTs sont faibles. Nous avons également étudié la sensibilité au TCWV et au TCLW (Figure II.24) pour les différents canaux entre 1.4 et 36 GHz. Ils montrent une faible sensibilité jusqu'à 10 GHz.

3.3 Erreurs d'inversion

3.3.a Cas général

Dans cette section, la matrice de covariance de l'erreur théorique d'inversion Q est calculée pour des états donnés (SST, SSS, OWS, TCWV et TCLW). Les erreurs *a priori* S_a ont été choisies d'après la précédente étude de Prigent et al. [2013]. Elles sont de 3,3 K pour la SST, 1,3 m/s pour l'OWS, 1 psu pour la SSS, et 20% pour le TCWV comme pour le TCLW. Les deux dernières erreurs *a priori* (TCWV et TCLW) sont dépendantes de l'état de l'atmosphère, ce qui signifie que S_a dans l'Equation (II.4) est modifiée pour chaque situation atmosphérique. Pour l'estimation de l'erreur théorique d'inversion des paramètres de l'océan, nous ne tenons pas compte de l'erreur du modèle direct $S_{\text{modèle}}$, seul le bruit instrumental S_{inst} est considéré [Prigent et al., 2013, Pearson et al., 2018, Nielsen-Englyst et al., 2018]. La matrice Q résultante est une matrice carrée de 5×5 où la diagonale représente les variances de l'erreur d'inversion en SST, OWS, SSS, TCWV et TCLW. En prenant la racine carrée des termes diagonaux, on obtient l'erreur théorique d'inversion.

Notez qu'ici, nous supposons que les TBs sont exemptes d'interférences radioélectriques (RFI), qui augmentent régulièrement avec le nombre de satellites de communication et de télédiffusion. La détection et l'atténuation des brouillages radioélectriques constituent un défi de taille pour les radiomètres micro-ondes à ces basses fréquences, et des solutions spécifiques sont prévues pour les futures missions telles que CIMR pour filtrer les RFIs à l'aide de processeurs à bord du satellite et au sol. A 1,4 GHz, nous considérons ici que le rayonnement extra-terrestre (Galaxie, Soleil, Lune) est déjà pris en compte, ainsi que la rotation de Faraday dans l'atmosphère, en utilisant les données auxiliaires appropriées [Reul et al., 2008]. Ces effets peuvent ajouter du bruit à la restitution de la SSS : il faut donc garder en mémoire qu'ils ne sont pas pris en compte ici.

Les Figures II.25 et II.26 représentent l'erreur théorique d'inversion sur la SST et

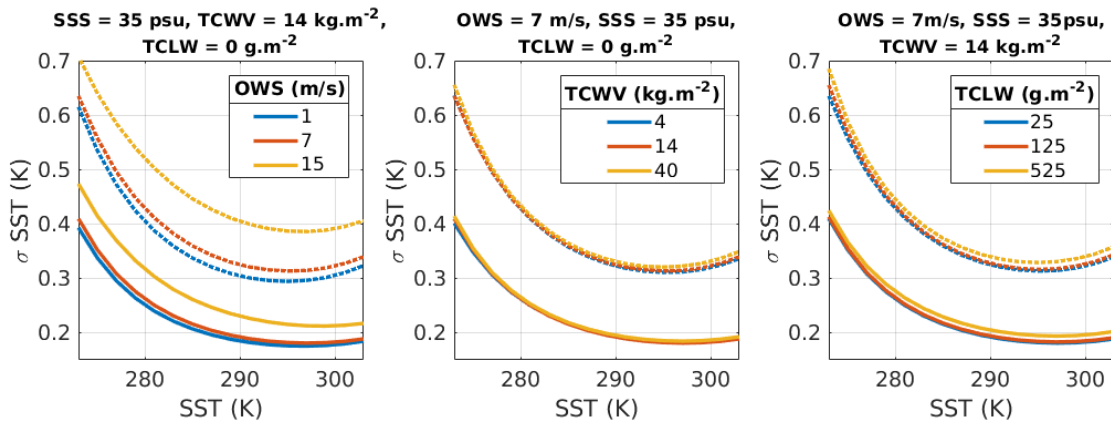


Fig. II.25 Erreurs d'inversion théoriques de la SST estimées avec les caractéristiques de CIMR (en ligne continues) et de AMSR2 (en lignes pointillées) pour différentes OWSs (à gauche), TCWVs (au milieu) et TCLWs (à droite).

l'OWS estimée en utilisant tous les canaux CIMR (1,4 à 36,5 GHz) et tous les canaux AMSR2 (6,9 à 89 GHz), pour différentes conditions SST, OWS, TCWV et TCLW. L'erreur théorique d'inversion sur la SST dépend fortement des conditions de SST et OWS. A faibles OWSs, l'erreur est plus faible. L'erreur diminue rapidement avec la SST : ceci est expliqué par la Figure II.21 où la sensibilité à la SST augmente avec la SST pour les canaux à 6,9 et 10,65 GHz. Aux faibles SSTs, l'erreur est beaucoup plus grande (~ 0.45 K pour CIMR et ~ 0.7 K pour AMSR2) qu'aux fortes SSTs (~ 0.2 K pour CIMR et ~ 0.35 K pour AMSR2). Le TCWV a très peu d'incidence sur l'erreur d'inversion de la SST. L'incidence du TCLW sur l'erreur théorique d'inversion de la SST est limitée.

L'erreur théorique d'inversion de l'OWS avec CIMR est comprise entre 0,1 et 0,25 m/s pour des OWSs allant jusqu'à 15 m/s. L'erreur est maximum pour des OWSs autour de

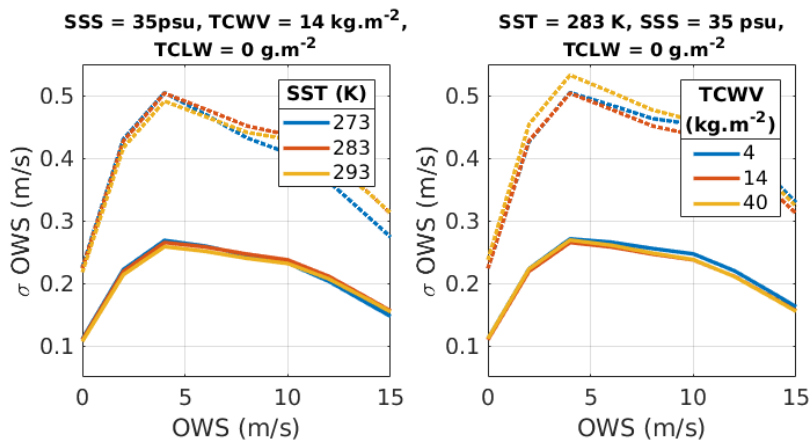


Fig. II.26 Erreurs d'inversion théoriques de l'OWS estimées avec les caractéristiques de CIMR (en ligne continues) et de AMSR2 (en lignes pointillées) pour différentes SSTs (à gauche) et TCWVs (à droite).

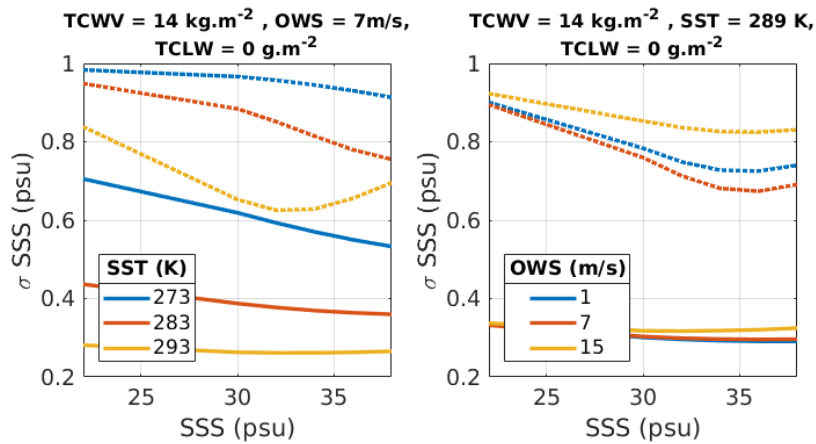


Fig. II.27 Erreurs d'inversion théoriques de la SSS estimées avec les caractéristiques de CIMR (en ligne continues) et de SMAP (en lignes pointillées) pour différentes SSTs (à gauche) et OWSs (à droite).

5 m/s et diminue pour des OWSs croissantes. Il est à noter qu'ici l'erreur du modèle de transfert radiatif $S_{\text{modèle}}$ n'est pas prise en compte alors qu'on a montré dans la section précédente que les erreurs des modèles pour les vents forts sont importantes.

La Figure II.27 représente l'erreur théorique d'inversion sur la SSS, pour différentes SSTs et OWSs. L'erreur d'inversion instantanée de la SSS est comprise entre 0,25 et 0,6 psu avec CIMR pour une SSS \simeq 35 psu. L'erreur d'inversion de la SSS diminue quand la SSS augmente. Elle dépend aussi fortement de la SST, avec une erreur qui diminue avec des SSTs croissantes. Il y a aussi une légère augmentation de l'erreur d'inversion avec l'augmentation de l'OWS.

Les erreurs théoriques d'inversion de la SST, l'OWS et la SSS sont largement améliorées avec CIMR par rapport à AMSR2 ou SMAP en raison du faible bruit instrumentale de CIMR. Notre analyse de sensibilité a montré que la restitution de la SST utilise principalement le canal à 6,9 GHz. Par conséquent dans la suite, la résolution spatiale des SSTs estimées sera assignée à la résolution spatiale du canal à 6,9 GHz. Pour la SSS, c'est le canal à 1,4 GHz qui est dominant dans l'extraction de la SSS, c'est donc la résolution spatiale du canal à 1,4 GHz qui est assignée pour les estimations de SSS. Pour l'OWS ce sont les canaux à 36.5 GHz pour CIMR et 89 GHz pour AMSR2 qui sont les plus importants pour la restitution.

3.3.b Exemples sur des situations réelles

Les régions polaires (hautes latitudes) sont particulièrement vulnérables aux changements climatiques. Elles sont également couvertes de nuages et plongées dans la nuit pendant de longues périodes de l'année. Dans ces régions, il est nécessaire d'améliorer la qualité de l'information par tous les temps, d'obtenir une résolution spatiale élevée et d'extraire avec précision les variables relatives à l'océan à ces latitudes. Cependant, notre précédente analyse du contenu en information a confirmé que l'estimation des paramètres océaniques (SST et SSS) est particulièrement difficile dans ces zones, la sensibilité des observations à ces paramètres diminuant avec la SST.

Les performances de la mission CIMR sont estimées dans la région de l’Atlantique Nord pour la SST et la SSS, en termes d’erreurs d’inversion et de résolution spatiale, par rapport aux performances obtenues avec les instruments AMSR2 et SMAP. Comme discuté précédemment, la SST est estimée à la résolution spatiale correspondante au canal à 6.9 GHz et la SSS au canal à 1.4 GHz. Pour cette étude, on suppose les diagrammes d’antenne gaussiens avec une largeur de faisceau à demi-puissance correspondant à la résolution spatiale indiquée dans le Tableau II.4.

Une situation de l’Atlantique Nord durant le 15 juin 2008 est choisie. Elle comprend de la glace de mer et des effets côtiers complexes. Les champs océaniques et atmosphériques à une résolution spatiale de 2 km (SST, OWS et SIC) sont extraits des données du High Resolution Limited Area Model (HIRLAM) de l’Institut météorologique norvégien pour une journée. Le TCWV et le TCLW sont fournis par les données ERA-Interim à une résolution spatiale de $0,125^\circ$ (~ 12 km). Les champs de SSS proviennent des données de réanalyse de Mercator à une résolution spatiale de $0,083^\circ$ (~ 8 km). Tous les champs de données sont reprojétés sur la grille HIRLAM.

Pour réaliser les cartes de performances (Figures II.28 et II.30), l’erreur théorique d’inversion est calculée pour chaque pixel séparément en utilisant les conditions environnementales locales. Pour la SST, les estimations de CIMR (avec les canaux de 1,4 à 36,5 GHz) sont comparées aux estimations de AMSR2 (avec les canaux de 6,9 à 89 GHz) avec leurs bruits respectifs pris du Tableau II.4. Pour la SSS, les estimations de CIMR (avec les canaux de 1,4 à 36,5 GHz) sont comparées aux estimations de SMAP (avec les canaux à 1,4 GHz).

Les effets dus aux côtes ou aux bords de la banquise sont également inclus en ajoutant un biais lié à la proportion de glace ou de terre dans le pixel considéré, et en tenant compte de la résolution spatiale des différents canaux. La terre et la glace de mer ont de grandes émissivités (proches de l’unité) par rapport à l’émissivité de l’océan. L’émissivité de la glace de mer est estimée à 0,98 [Gloersen et al., 1992, Markus and Cavalieri, 2004]. La valeur modale de l’émissivité de la surface terrestre est proche de 0,95 et cette valeur est sélectionnée pour notre évaluation ici. L’émissivité de la surface de la terre et de la glace de mer varie dans l’espace et dans le temps en fonction des propriétés de la surface [Prigent et al., 2006, Aires et al., 2011], mais nous présentons ici une estimation préliminaire des effets sur le littoral et sur la marge de glace. Une première approximation de l’erreur induite par la terre ou la glace est calculée à la résolution la plus fine de la simulation. Ensuite, on fait la moyenne des erreurs en utilisant le champ de vue de l’instrument en supposant des modèles gaussiens, on obtient une carte de l’erreur d’inversion à la résolution spatiale de l’instrument.

La Figure II.28 présente les champs de SST et SSS pour le 15 juin 2008, avec les erreurs théoriques d’inversion sur la SST et la SSS obtenues avec CIMR et les missions actuelles (AMSR2 et SMAP). Les principales différences entre les erreurs théoriques sur la SST sont liées aux faibles bruits instrumentaux de CIMR par rapport à AMSR2. Comme attendu, on observe sur la Figure II.25 que la précision de l’inversion se dégrade pour les SSTs faibles, qui sont ici proches des bords de glace. La résolution spatiale de la SSS estimée avec CIMR est plus grossière que la résolution spatiale de SMAP, mais la précision de l’estimation est améliorée en raison du bruit instrumental plus faible sur le canal à 1,4 GHz de CIMR. Comme attendu, on observe sur la Figure II.27 que les erreurs d’inversion sur la SSS sont aussi plus grandes pour les SSTs froides.

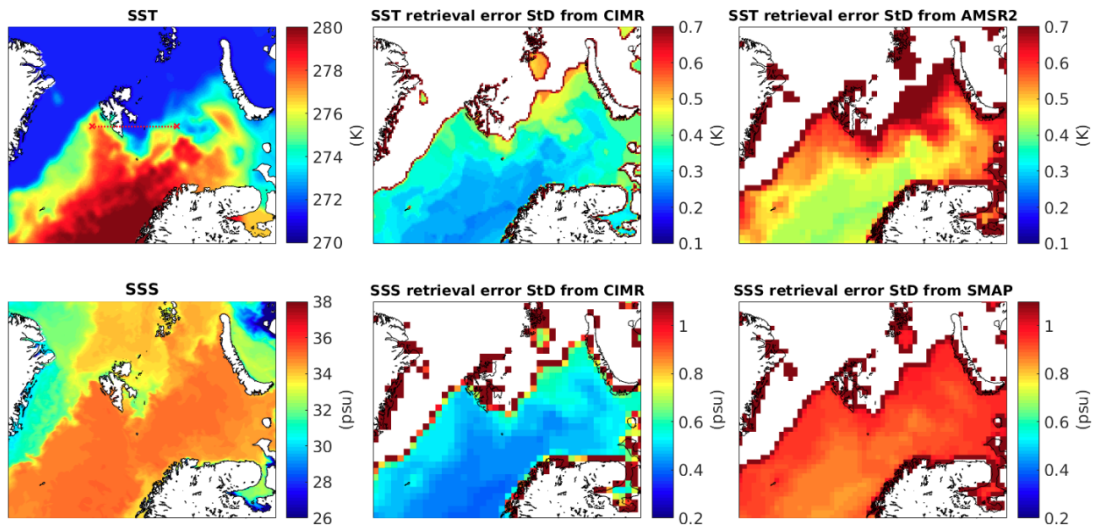


Fig. II.28 Les champs de SST et SSS (1^{ière} colonne) à 2 km de résolution le 15 juin 2008, et les erreurs théoriques d'inversion de la SST (en haut) et de la SSS (en bas) avec les caractéristiques de la mission CIMR (2^{ième} colonne) et des missions AMSR2 ou SMAP (3^{ième} colonne). Un transect proche de Spitzberg est indiqué en rouge dans la case en haut à gauche, il sera utilisé pour l'analyse des effets côtiers.

Un transect qui passe par le Spitzberg est tracé pour une meilleure quantification des effets dus à la transition côtière sur l'erreur d'inversion de la SST (Figure II.29). Le transect est indiqué dans la case en haut à gauche de la Figure II.28. Pour AMSR2, les estimations sont affectés par les transitions (côte, glace de mer pour l'océan libre de glace) jusqu'à 100 km de la zone de transition. Cette distance est réduite à moins de 30 km avec la résolution spatiale de CIMR. Les canaux à 6,9 GHz jouant un rôle majeur dans l'estimation de la SST, en particulier pour les SSTs faibles (Figure II.21), l'estimation de la SST est susceptible d'être affectée dès que les observations à 6,9 GHz sont contaminées par des émissions entrant par les lobes latéraux d'antenne.

Les performances avec CIMR pour de l'estimation de la SST sont également évaluées à l'échelle mondiale, pour des champs de surface et atmosphériques réalistes. Nous utilisons les produits opérationnels quotidiens de SSTs du UK Met Office avec une résolution spatiale de 0.054° (<http://podaac.jpl.nasa.gov/dataset/UKMO-L4HRfnd-GLOB-OSTIA>) [Stark et al., 2007]. Ils sont complétés par les champs de OWS, TCWV et TCLW fournis par les données ERA-Interim à une résolution spatiale de $0,125^\circ$. Pour les informations SSS à l'échelle mondiale, nous utilisons le même produit Mercator que précédemment dans la Section 3.3.b. Toutes les variables sont re-projetées sur une grille de résolution spatiale de 0.05° .

La Figure II.30 présente l'erreur théorique d'inversion de la SST pour les missions CIMR et AMSR2 à l'échelle globale. Les distributions de cette erreur théorique d'inversion sont indiquées dans la Figure II.31. Avec CIMR, la valeur modale de la distribution est de 0,2 K. Pour des SSTs faibles, l'erreur peut atteindre 0,45 K. Par rapport aux performances

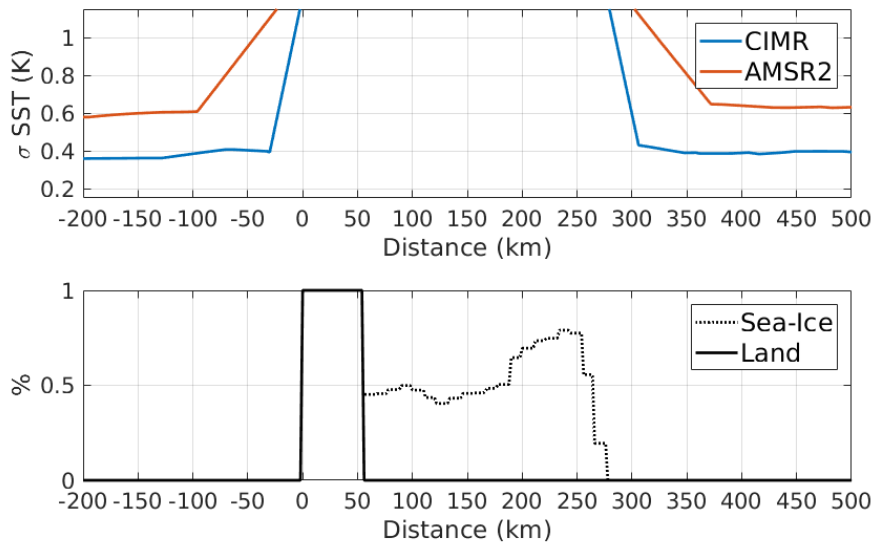


Fig. II.29 Erreurs d'inversion théoriques de la SST pour CIMR et AMSR2 le long du transect proche de Spitzberg (en haut) avec les caractéristiques de surface correspondantes (en bas). Le transect est indiqué dans la case en haut à gauche de la Figure II.28.

de AMSR2, c'est une amélioration importante. Notez que les résultats pour AMSR2 sont cohérents avec la validation des produits SST AMSR qui ont montré des erreurs moyennes de l'ordre de 0,4 K par rapport aux mesures des bouées [O'Carroll et al., 2008, Nielsen-Englyst et al., 2018], ce qui suggère que notre méthode pour évaluer les erreurs de la future mission CIMR est valide.

4 Conclusion

Dans ce chapitre l'estimation des paramètres océaniques tels que la SST, la SSS et l'OW à l'aide des instruments satellites micro-ondes passifs a été présentée. La première étape consiste à modéliser l'émissivité de la mer à l'aide d'un modèle de transfert radiatif en fonction des différents paramètres. Les modèles de transfert radiatif pour l'océan ont été décrits théoriquement. L'enjeu ici est d'avoir des modèles les plus précis possibles afin de minimiser l'erreur d'inversion sur les paramètres restitués. Le plus important est de simuler précisément la dépendance de l'émissivité aux différents paramètres. Le biais sur les valeurs absolues peut être soustrait, donc il joue un rôle moins important dans l'inversion. Nous avons comparé trois modèles de transfert radiatif océaniques : FASTEM, RSS et LOCEAN avec des observations satellites à des fréquences allant de 1,4 à 89 GHz. Un jeu de données a été créé pour cette étude. Il contient des températures de brillances observées par SMAP et AMSR2 colocalisées avec des paramètres atmosphériques et de surface provenant des données ERA-Interim et des réanalyses de Mercator Océan qui permettent de simuler les TBs avec les différents RTMs océaniques (LOCEAN, FASTEM, RSS).

Les simulations ont été soigneusement comparées aux TBs observées. Les erreurs systématiques globales entre les simulations et les observations ont été calculées. Les biais

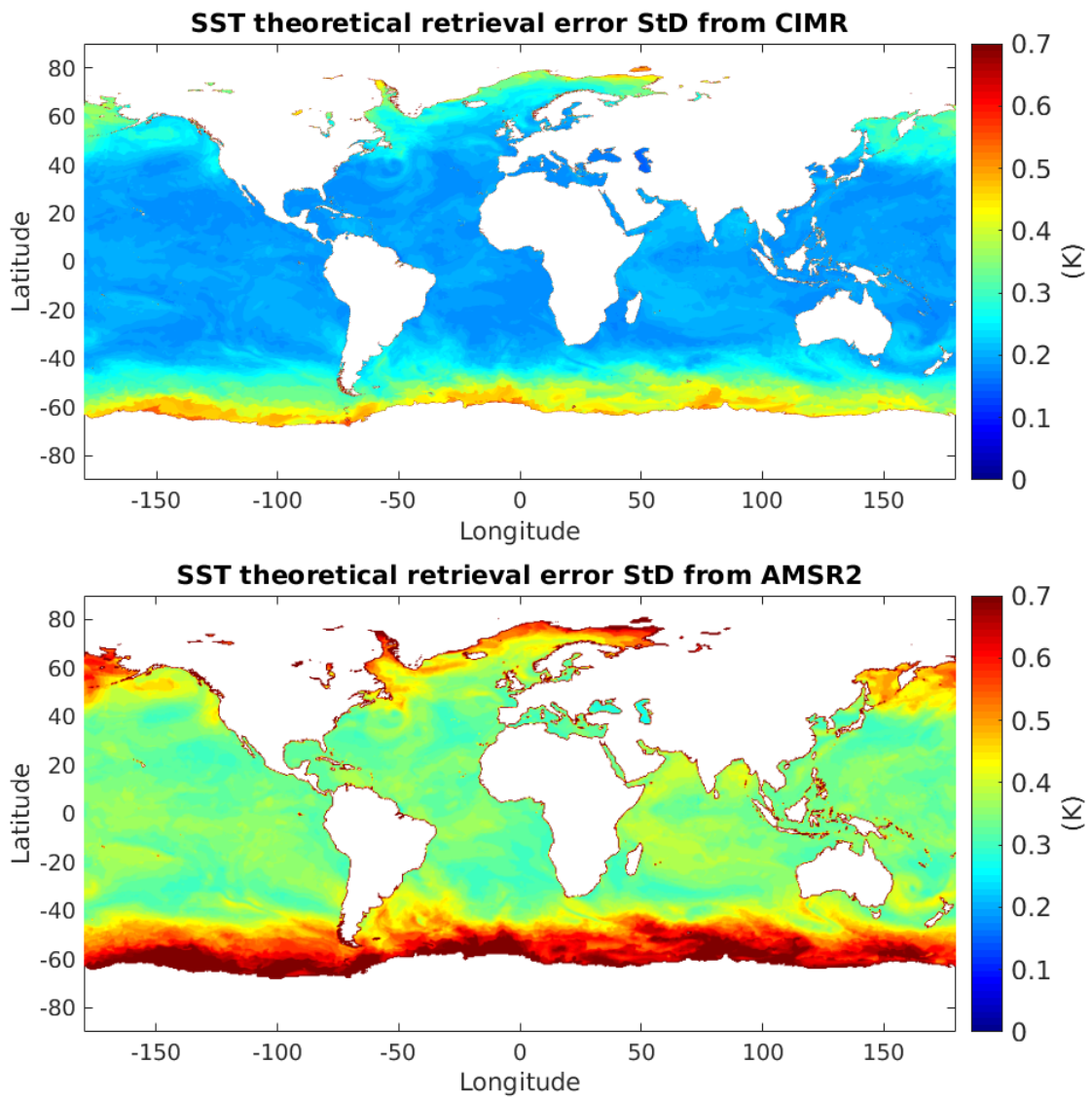


Fig. II.30 Erreurs théoriques d'inversion de la SST sur une journée (15 juin 2008) à l'échelle globale, estimées avec les caractéristiques de CIMR (en haut) et de AMSR2 (en bas).

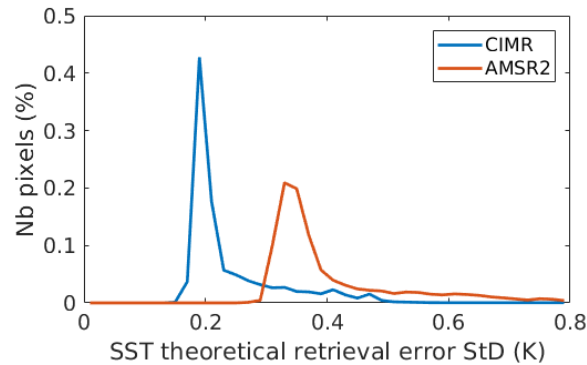


Fig. II.31 *Histogramme de l'erreur théorique d'inversion de la SST sur une journée (15 juin 2008) pour les missions CIMR et AMSR2.*

tendent à augmenter avec la fréquence et sont généralement plus élevés aux polarisations horizontales qu'aux polarisations verticales. Cela est dû en partie à l'effet croissant de la contribution atmosphérique avec la fréquence, en particulier en polarisation horizontale. Une autre partie peut également provenir des problèmes de calibration de l'instrument AMSR2. Ensuite, l'analyse s'est concentrée sur l'exactitude des RTMS en fonction des variables océaniques clés (SST, SSS, OWS) en retirant les erreurs systématiques.

Des écarts importants avec les observations ont été constatés à des fréquences supérieures à 1,4 GHz, pour les OWSs supérieures à 7 m/s, avec les modèles LOCEAN et FASTEM, les écarts augmentant fortement avec les OWSs croissantes. Des améliorations possibles à apporter aux modèles sont discutées. L'analyse tend à montrer qu'une dépendance en fréquence doit être ajoutée au modèle de couverture d'écume ou/et au modèle d'émissivité d'écume. L'étude a également souligné que ces deux composantes doivent être considérées de manière cohérente et conjointe, sur l'ensemble de la gamme de fréquences. Des efforts devraient être consacrés à la modélisation de la contribution de l'écume, en tenant compte des OWSs, mais aussi de la dépendance en fréquence, et éventuellement de l'énergie dissipatrice des vagues.

Les SSTs froides ont également été identifiées comme une source de désaccord entre les simulations et les observations, pour tous les modèles. C'est un problème critique, en particulier à 6 GHz en polarisation verticale, qui est le canal clé pour l'analyse de la SST par satellite. De grandes incertitudes subsistent dans la modélisation des constantes diélectriques de l'eau de mer, en particulier aux faibles SSTs. De nouvelles mesures en laboratoire des propriétés diélectriques de l'eau de mer ont récemment été entreprises à 1,4 GHz : leur extension à des fréquences plus élevées devrait être encouragée, en insistant sur l'estimation de l'incertitude et en portant une attention particulière aux fréquences proches de 6 GHz.

Pour la SSS, les simulations sont très proches des observations et les variations observées sont principalement dues à l'interdépendance avec d'autres paramètres (SST et OWS). Cependant, il faut noter que la restitution de la SSS exige une haute précision des modèles à 1.4 GHz.

La deuxième étape consiste à inverser les TBs pour retrouver les paramètres océaniques. Ici, nous nous sommes focalisés sur l'estimation des erreurs d'inversion des diffé-

rents paramètres océaniques. La méthode d'inversion par estimation optimale de [Rodgers \[1976, 1990\]](#) a été présentée. Ensuite les sensibilités en fonction des paramètres océaniques et pour des fréquences allant de 1,4 à 36 GHz ont été analysées. Certaines fréquences sont plus appropriées pour observer une variables donnée car la sensibilité est plus importante. Par exemple, le canal à 6.9 GHz montre le plus de sensibilité à la SST, et le canal à 1.4 GHz est sensible à la SSS. Pour l'OWS la sensibilité augmente avec la fréquence et ce sont les canaux à 36 GHz ou même jusqu'à 89 GHz qui sont les plus sensibles.

Un nouveau concept de mission satellite appelée CIMR, est actuellement à l'étude pour estimer principalement les paramètres océaniques et de la glace de mer dans le cadre des futures missions Copernicus. Il s'agit d'un radiomètre micro-onde passif en orbite polaire héliosynchrone. Il observera à 1,4, 6,9, 10,65, 18,7 et 36,5 GHz en polarisation verticale et horizontale. Dans le cadre de l'étude de ce concept de mission, une analyse du contenu en information a été effectuée pour la l'estimation de la SST, la SSS et l'OWS. Les erreurs d'inversion ont été estimées et comparées en utilisant les caractéristiques de la mission CIMR et celles des instruments micro-ondes passifs actuels tels que SMAP et AMSR2. Avec la mission CIMR, les erreurs théoriques d'inversion sont comprises entre 0,15 et 0,45 K pour la SST, 0,2 et 0,6 psu pour la SSS, et 0,15 et 0,25 m/s pour l'OWS. Des exemples sur des cas réels ont été présentés pour illustrer les performances de la mission CIMR notamment pour la restitution de la SST et la SSS. A l'échelle globale, l'estimation des erreurs d'inversion montre pour la SST une valeur modale de l'erreur de 0,2 K pour la mission CIMR, comparée à 0,35 K pour la mission AMSR2. Les effets dus aux côtes ont aussi été analysés avec une information sur la SST disponible à moins de 30 km des côtes avec CIMR contre 100 km avec AMSR2. Dans les régions polaires où l'estimation de la SST et de la SSS est particulièrement difficile et cruciale pour les prévisions météorologiques et climatiques opérationnelles, CIMR présente des erreurs d'inversion de 0,4 K pour la SST et de 0,6 psu pour la SSS, contre respectivement 0,6 K et 0,9 psu avec les radiomètres micro-ondes passifs actuels (pour une SST donnée de 273 K et une SSS donnée de 35 psu).

Ces analyses permettent de montrer à quel point le choix des fréquences, les bruits instrumentaux lors du développement d'une mission satellite et la précision des modèle de transfert radiatifs sont importants car cela impacte directement la précision sur les paramètres estimés.

Chapitre III

Estimation des paramètres de la banquise

1 Introduction

Au cours des 25 dernières années, l'augmentation de la température de l'air dans l'Arctique a été deux fois plus élevée que partout ailleurs sur la planète, ce qui a entraîné des changements spectaculaires dans ces régions [Serreze and Barry, 2011]. L'étendue et l'épaisseur de la glace de mer arctique ont considérablement diminuées, surtout en été. Les modèles climatiques régionaux et globaux couplés ne parviennent toujours pas à reproduire ce déclin : ils sous-estiment la réduction observée, montrant que les processus physiques et les mécanismes de rétroaction ne sont pas encore bien représentés [Stroeve et al., 2007, 2012]. L'amplification arctique a aussi des répercussions sur les basses latitudes, mais les prédictions des modèles restent inadéquates [Francis and Vavrus, 2012, Cohen et al., 2014].

Depuis les années 1970, les radiomètres passifs micro-ondes ont fourni une estimation de la concentration en glace de mer (Rapport du GIEC 2018, Masson-Delmotte et al. [2018]) et il s'agit de l'une des plus longues séries climatiques satellitaires. Les données micro-ondes entre 6 et 37 GHz sont moins affectées par les nuages que les observations visibles et infrarouges et ne dépendent pas de la lumière solaire. Toutefois, la qualité des estimations de la concentration de glace de mer est encore limitée, principalement en raison de la résolution spatiale des instruments. Les basses fréquences micro-ondes (<11 GHz) sont peu affectées par l'atmosphère et permettent une bonne précision de l'estimation, mais avec une résolution spatiale dégradée. Les hautes fréquences micro-ondes (> 30 GHz) ont une meilleure résolution spatiale, mais sont plus affectées par les perturbations atmosphériques et sont moins sensibles au signal de la glace. Les algorithmes de caractérisation de la glace de mer ne sont actuellement pas optimisés pour exploiter conjointement la sensibilité radiométrique des basses fréquences et la résolution spatiale des hautes fréquences. Comme présenté en introduction de cette thèse, CIMR est en particulier conçu pour l'observation des régions polaires. Il fournira comme principale variable la concentration de glace de mer (SIC). Il offrira une précision et/ou une résolution spatiale accrue par rapport aux missions actuelles (voir Tableau III.1) et garantira la continuité des observations micro-ondes basses fréquences. Cette nouvelle mission est une opportunité pour

mettre au point de nouveaux algorithmes pour l'estimation de la concentration en glace de mer et d'autres paramètres liés à la glace de mer (tels que l'épaisseur de neige, la $T_{neige-glace}$ ou encore la température effective de la banquise), qui profiteront à cette nouvelle mission CIMR et aussi à la mission actuelle AMSR2.

La thermodynamique de la glace de mer est contrôlée par le bilan thermique régional [Maykut and Untersteiner, 1971]. En général, la glace de mer est recouverte d'une couche de neige, qui peut atteindre une épaisseur moyenne d'environ 50 cm dans l'Arctique [Sato and Inoue, 2018]. La neige affecte fortement l'équilibre énergétique et radiatif de la glace de mer, avec sa haute isolation thermique et sa réflexion du rayonnement solaire. La neige est un mauvais conducteur de chaleur : elle isole et réduit la croissance de la glace de mer en hiver [Fichefet and Maqueda, 1999]. En été, l'albédo élevé de la neige réduit le taux de fonte de la glace de mer. L'albédo élevé de la neige par rapport à celui de l'océan, joue un rôle important dans le mécanisme de rétroaction de l'albédo de la glace de mer et donc dans l'amplification arctique [Hall, 2004]. Sato and Inoue [2018] suggèrent que, récemment, la croissance de la glace de mer a été limitée par l'augmentation de l'épaisseur de la neige sur la glace mince en hiver. Les modèles actuels de glace de mer prennent en compte la neige (par exemple, Lecomte et al. [2011]) : l'épaisseur de la neige et le gradient de température dans la neige modulant la croissance et la fonte de la glace de mer. L'amélioration des estimations de l'épaisseur de la neige et de la température de l'interface neige-glace ($T_{neige-glace}$) à partir des observations satellitaires permettrait de fournir des informations précieuses sur la thermodynamique verticale de la neige et de la glace pour améliorer les modèles actuels et donc les prévisions de la croissance des glaces de mer.

La température de brillance de surface de la glace de mer dépend de la fréquence. Elle est le produit d'une émissivité effective (e_{eff}) et d'une température effective (T_{eff}). T_{eff} est définie comme la température intégrée sur une couche correspondant à la profondeur de pénétration à la fréquence donnée : plus la longueur d'onde est grande, plus la pénétration dans le milieu est profonde. De même, e_{eff} représente l'émissivité intégrée sur une couche correspondant à la profondeur de pénétration. Elle dépend de la fréquence, de l'angle d'incidence, de l'extinction sous la surface et des réflexions entre les couches de neige et de glace de mer [Tonboe, 2010]. Par conséquent, l'estimation de la contribution de la surface est particulièrement compliquée sur la glace de mer, en raison de la stratification et de la structure verticale du manteau neigeux qui affectent les processus d'émission des micro-ondes [Mathew et al., 2008, Rosenkranz and Mätzler, 2008, Harlow, 2009, 2011, Tonboe, 2010, Tonboe et al., 2011] et de la grande variabilité spatiale et temporelle des couvertures de glace et de neige [English, 2008, Tonboe et al., 2013, Wang et al., 2017]. Une estimation de la température effective de la glace et donc de la contribution de la surface permettrait une estimation précise des profils de température dans la basse atmosphère. Ces derniers sont utilisés quotidiennement dans les centres de prévision numérique du temps et sont estimés à l'aide d'observation satellitaires en micro-ondes passives entre 50 et 60 GHz avec des instruments tels que AMSU-A (Advanced Microwave Sounding Unit-A) ou ATMS (Advanced Technology Microwave Sounder).

L'objectif de ce chapitre est d'estimer les variables clés de la banquise à partir des observations satellitaires en micro-ondes passives. Les variables estimées dans ce chapitre sont la concentration en glace de mer (SIC), l'épaisseur de neige sur la glace de mer, la $T_{neige-glace}$ et la T_{eff} de la glace de mer. La restitution de ces variables a pour but

TABLE III.1 – Résolutions spatiales des radiomètres micro-ondes passifs

Fréquence (GHz)	Résolution spatiale (km)		
	CIMR	AMSR2	AMSR-E
1.4	55		
6.9	15	48	56
10.6	15	33	39
18.7	5	18	21
23.8		14	24
36.5	5	9	11
89		4	5

d'améliorer les modèles et les prévisions actuelles de la glace de mer, la cartographie de la SIC et les sondages atmosphériques en régions polaires.

La première partie de ce chapitre (Section 2) traitera de la restitution de la SIC. La méthode d'estimation optimale sera adaptée pour l'inversion des TBs en micro-ondes passives afin de restituer la SIC. Différentes hypothèses seront testées pour évaluer la robustesse de l'algorithme développé. Des méthodes d'amélioration de la résolution spatiale et de la précision de la SIC estimée seront proposées. Un soin particulier sera apporté à l'estimation des erreurs d'inversion de la SIC.

Dans la deuxième partie de ce chapitre (Section 3), nous proposons des algorithmes simples basés sur des régressions linéaires pour estimer l'épaisseur de neige, la $T_{neige-glace}$ et la T_{eff} de la glace de mer à partir d'observations passives micro-ondes. Chaque algorithme sera testé sur un ensemble de données indépendant de la base de données d'entraînement et les erreurs des algorithmes seront évaluées. Des exemples pendant l'hiver 2016, de l'épaisseur de neige et de la $T_{neige-glace}$ seront donnés et comparés aux estimations de concentration en glace pluriannuelle (MYI) de l'université de Brème.

On se basera sur un large ensemble de données *in situ* colocalisées avec des observations satellites : le RRDP (*Round Robin Data Package*, Pedersen et al. [2018], https://figshare.com/articles/Reference_dataset_for_sea_ice_concentration/6626549). Cet ensemble de données a été élaboré pour le projet CCI (*Climate Change Initiative*) de l'ESA et le projet SPICES (*Space-borne observations for detecting and forecasting sea ice cover extremes*) pour calculer et comprendre la variabilité des observations micro-ondes sur la banquise. Plusieurs sous-ensembles de données existent dans le RRDP. Dans la Section 2, on utilisera des observations passives micro-ondes de SMOS (1,4 GHz), AMSR-E et AMSR2 (6 à 89 GHz) colocalisées sur des zones avec 0% et 100% de SIC. Dans la Section 3, deux sous-ensembles de données du RRDP seront utilisés. Le premier contient des données *in situ* provenant des bouées IMB (*Ice Mass Balance*) colocalisées avec les TBs de AMSR2, et le deuxième contient les mesures des campagnes aériennes OIB (*Operation Ice Bridge*) colocalisées avec les TBs de AMSR2.

2 Estimation de la concentration en glace

Souvent en micro-ondes, un modèle de transfert radiatif est utilisé pour l'inversion des TBs des satellites afin d'estimer les variables géophysiques. Dans le cas de la glace de

mer, les modèles de transfert radiatif sont encore en phase de développement : les processus d'émission dans la glace de mer sont complexes et dépendent d'une large gamme de variables microphysiques [Wiesmann and Mätzler, 1999, Tonboe et al., 2006]. Les simulations directes de l'émissivité de la glace de mer demeurent donc difficiles. Les algorithmes de SIC actuels sont basés sur des méthodes empiriques utilisant la différence de signatures radiométriques entre l'océan et la glace de mer, l'océan ayant une émissivité nettement inférieure à celle de la glace de mer. Les TBs moyennes de l'océan et de la glace de mer sont appelées points de rattachement (*tie points* en anglais). La combinaison de ces points de rattachement peut être décrite comme un modèle linéaire pour l'estimation de la SIC. Ces points de rattachement sont estimés et utilisés à différentes fréquences et polarisations selon les algorithmes. De nombreux algorithmes d'estimation de la SIC ont été développés et sont appliqués de manière opérationnelle. L'algorithme NASA/TEAM [Cavalieri et al., 1984, Markus and Cavalieri, 2000], l'algorithme bootstrap [Comiso, 1986] et l'algorithme dit de Bristol [Smith, 1996] sont les plus populaires. Des algorithmes plus récents utilisent des combinaisons de ces méthodes, avec quelques ajustements, comme l'algorithme OSISAF (*Ocean Sea Ice - Satellite Application Facilities*) soutenu par EUMETSAT [Tonboe et al., 2016, Lavergne et al., 2019]. Ces algorithmes utilisent un nombre limité de canaux pour estimer la SIC. La plupart d'entre eux sont basés sur des canaux à 18 et 36 GHz. Une évaluation récente d'un ensemble d'algorithmes de SIC a été réalisée et a montré que l'algorithme utilisant des observations à 6,9 GHz présentait l'erreur la plus faible [Ivanova et al., 2015], car le 6,9 GHz est moins affecté par l'atmosphère et la couverture neigeuse que les fréquences supérieures. Cependant, la résolution spatiale à 6,9 GHz, avec les missions actuelles et antérieures, est très grossière par rapport aux plus hautes fréquences (voir Tableau III.1).

Ici, nous proposons une méthode qui peut s'adapter à une large sélection de canaux, depuis les basses fréquences micro-ondes très sensibles à la présence de glace de mer jusqu'aux plus hautes fréquences qui peuvent offrir une bonne résolution spatiale. L'estimation combinera la sensibilité des canaux basses fréquences avec la bonne résolution spatiale des hautes fréquences. Elle sera basée sur le schéma d'estimation optimale, adapté à l'estimation de la SIC. Un modèle linéaire simple reliera la mesure satellitaire à la SIC, dérivée d'une vaste collection d'observations satellitaires par micro-ondes pour 0% et 100% de SIC. Des méthodes seront proposées pour fusionner efficacement toute la gamme de fréquences, afin de produire une estimation de la SIC finale à la résolution spatiale des hautes fréquences. Un grand soin sera apporté à la quantification des erreurs résultantes du nouvel algorithme.

Le RRDP contient des TBs observées à partir de radiomètres passifs micro-ondes pour 0% et 100% de SIC pour un grand nombre de situations. Ces données du RRDP seront utilisées pour calculer les points de rattachements ($TB_{océan}$ et TB_{glace}) utilisés dans notre méthodologie.

En Section 2.1, la méthodologie suivant le schéma d'estimation optimale adapté à l'estimation de la SIC sera décrite avec soin. La base de données des observations micro-ondes passives à 0% et 100% de SIC sera présentée (Section 2.2). Une attention particulière sera accordée à l'analyse des points de rattachement calculés à partir du RRDP en termes de variations dues à la saison ou à l'hémisphère. En Section 2.3, l'impact des points de rattachement sur l'erreur d'inversion de la SIC sera analysé pour différentes combinaisons de canaux. Enfin, des méthodes seront proposées pour améliorer l'estimation finale de la SIC,

en profitant de la sensibilité des basses fréquences, sans perdre le bénéfice de la résolution spatiale des hautes fréquences (Section 2.4). Ce nouvel algorithme pour l'estimation de la SIC et ses différentes hypothèses seront ensuite évaluées (Section 2.5). Nous comparerons les résultats de SIC estimés avec notre méthode en utilisant les observations AMSR2, avec les estimations de SIC dérivées des observations MODIS et avec les produits de SIC de l'OSI-SAF dérivés d'AMSR2.

2.1 La méthode d'inversion par estimation optimale

Une nouvelle méthodologie est adoptée pour estimer la SIC. Elle est basée sur le schéma classique d'estimation optimale [Rodgers, 1976, 1990] qui est largement adopté pour l'estimation des paramètres océaniques et atmosphériques et qui a déjà été introduite au Chapitre II. L'estimation optimale utilise la dérivée des observations par rapport au paramètre à estimer, ainsi que l'erreur d'observation, l'erreur du modèle direct et une estimation *a priori* avec son erreur associée. Elle peut s'exprimer comme suit :

$$x_{i+1} = x_i + Q(K^t S_e^{-1}(y - F(x_i)) + S_a^{-1}(x_i - x_a)) \quad (\text{III.1})$$

x est le paramètre à estimer, y les observations satellitaires, $F(x)$ représente le modèle direct, K la matrice jacobienne contenant les dérivées des observations, S_e est la matrice de covariance des erreurs d'observation, x_a la valeur *a priori*, S_a l'erreur *a priori* et i l'itération. Pour initialiser le processus d'itération ($i=0$), une valeur de première estimation x_0 est nécessaire, elle peut être la même que la valeur *a priori* ou différente. La matrice de covariance de l'erreur d'inversion Q est exprimée en :

$$Q = (K^t S_e^{-1} K + S_a^{-1})^{-1} \quad (\text{III.2})$$

La racine carrée de la matrice Q donne l'erreur théorique d'inversion.

Dans notre cas, la seule variable x à estimer est la SIC, et le vecteur y représente les TBs observées dans différents canaux. Comme nous restituons seulement une variable x , Q , x_a et S_a sont des scalaires. Dans ce formalisme, y , K et $F(x)$ sont des matrices de dimension $1 \times N_{canaux}$ et S_e est une matrice de dimension $N_{canaux} \times N_{canaux}$, où N_{canaux} est le nombre de canaux du radiomètre passif utilisés pour l'inversion. Cette méthode a été introduite pour l'estimation de la SIC dans Kilic et al. [2018].

Pour l'inversion, un modèle direct $F(x)$ est nécessaire. Dans le cas de la SIC, il n'existe pas de modèle de transfert radiatif permettant de relier efficacement les TBs à la SIC. Le modèle direct est empiriquement basé sur le contraste entre les TBs de l'océan et de la glace. Les TBs moyennes (aussi appelées points de rattachement ou *tie points*) pour l'océan (0% de SIC, $TB_{océan}$) et la glace de mer (100% de SIC, TB_{glace}) sont estimées à partir d'un ensemble d'observations passives micro-ondes. Ensuite, le modèle direct est un modèle de mélange linéaire dérivé de la contribution des deux types de surfaces (0% et 100% de SIC) dans l'empreinte du capteur. Le modèle direct exprimant la TB en fonction de la SIC peut s'écrire ainsi :

$$TB = F(SIC) = SIC \cdot TB_{glace} + (1 - SIC) \cdot TB_{océan}$$

La matrice jacobienne K contient le long de sa colonne les dérivées des TBs en fonction de la SIC pour les différents canaux radiométriques utilisés pour l'inversion.

$$K = \begin{pmatrix} K_1 \\ \vdots \\ K_{canal} \\ \vdots \\ K_{Ncanaux} \end{pmatrix},$$

Pour un canal donné, le jacobien s'exprime :

$$K_{canal} = \frac{\partial TB_{canal}}{\partial SIC} = TB_{glace,canal} - TB_{océan,canal} \quad (\text{III.3})$$

La matrice de covariance des erreurs d'observation S_e est exprimée :

$$S_e = SIC^2 \cdot COV_{TB_{glace}} + (1 - SIC)^2 \cdot COV_{TB_{océan}}$$

$COV_{TB_{océan}}$ et $COV_{TB_{glace}}$ sont les matrices de covariance des erreurs des points de rattachement. Ils représentent la variabilité de $TB_{océan}$ et TB_{glace} au canal donné. Ces variables sont calculées statistiquement à partir de la collection d'observations passives micro-ondes à 0% et 100% de SIC. Les bruits de l'instrument ont été négligés car ils sont petits devant $COV_{TB_{océan}}$ et $COV_{TB_{glace}}$.

Dans ce qui suit, la valeur SIC *a priori* (x_a) est prise à 50%, avec une erreur S_a de 25%, ce qui signifie que la valeur *a priori* a un rôle très limité. L'inversion est initialisée avec une première estimation x_0 égale à la valeur *a priori* x_a . Seulement deux itérations sont effectuées, car le problème est linéaire. La deuxième itération est requise pour actualiser la valeur de l'erreur d'inversion, mais elle ne modifie pas la valeur de SIC trouvée lors de la première itération.

2.2 Jeu de données d'observations satellites colocalisées sur des zones avec 0% et 100% de concentration en glace

Le RRDP du projet CCI de l'ESA sur les glaces de mer est un ensemble de données publiquement accessible (Pedersen et al (2018), https://figshare.com/articles/Reference_dataset_for_sea_ice_concentration/6626549). Il contient une vaste collection de données de radiomètres micro-ondes passifs satellitaires colocalisées qui sont pertinentes pour le calcul et la compréhension de la variabilité des observations micro-ondes sur la glace de mer. Il inclut des observations passives micro-ondes de SMOS (1,4 GHz), AMSR-E et AMSR2 (6 à 89 GHz). Il couvre des zones avec 0% de SIC et 100% de SIC respectivement appelées SIC0 et SIC1 dans le RRDP. Il fournit différents types de glace de mer (glace mince, glace de première année, glace pluriannuelle), pour toutes les saisons, y compris la fonte en été, pour les pôles nord et sud. Cet ensemble de données permet d'estimer les points de rattachement $TB_{océan}$ et TB_{glace} nécessaires pour l'algorithme d'inversion, avec leurs variances et covariances respectives à différentes fréquences et polarisations.

Pour identifier les zones avec 100% de SIC, la méthode utilisée dans le RRDP est fondée sur des données de dérive des glaces provenant d'observations radar (ENVISAT

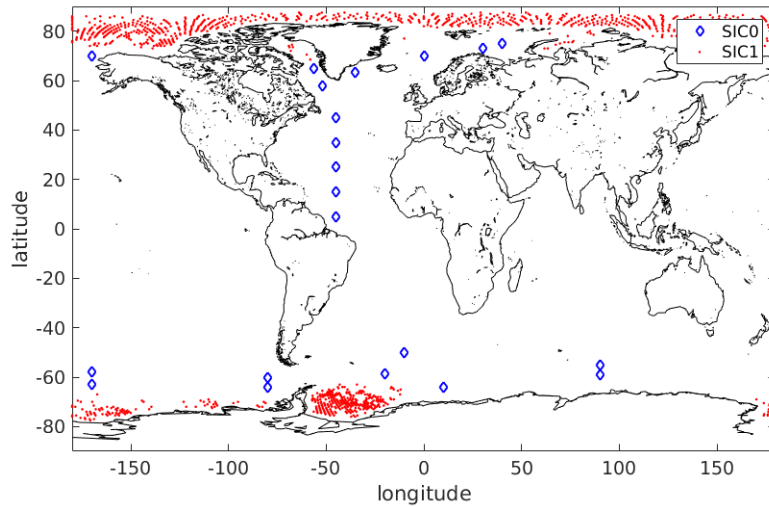


Fig. III.1 Positions des zones avec 0% de SIC (SIC_0 , en bleu) et 100% de SIC (SIC_1 , en rouge) dans le jeu de données contenant les observations AMSR2. Les données SIC_0 situées aux basses latitudes sont filtrées. Après filtrage, les jeux de données SIC_0 et SIC_1 totalisent respectivement 26289 et 2008 observations.

ASAR, Radarsat2 et Sentinel-1). Des zones d'environ $100 \times 100 \text{ km}^2$ avec une convergence des dérives de glace sur une période consécutive de 2 jours au minimum sont sélectionnées. En hiver, cela correspondra aux zones avec une couverture de glace de 100% (en supposant qu'elle commence le jour 1 avec près de 100% de glace). En été, le pourcentage de glace est moins fiable, car une ouverture dans la glace peut apparaître. La zone à 0% de glace est choisie à une distance de 100 km des marges de glaces à l'aide de cartes de la banquise. Certaines des zones sélectionnées ne sont fiables que pour l'été ou l'hiver en fonction de leur position. Ensuite, les données satellite avec une empreinte au sol incluse à l'intérieur des zones sélectionnées de 0% et 100% sont choisies pour la colocalisation.

La Figure III.1 résume l'emplacement des zones avec 0% (SIC_0) et 100% (SIC_1) de glace. Notez la présence de données SIC_0 situées à basses latitudes qui ne sont pas représentatives des régions en bord de la banquise et des océans polaires. Ces données ont été filtrées.

TABLE III.2 – Distribution des données avec 100% de SIC de l'ensemble de données contenant les observations AMSR2 en fonction des saisons et des hémisphères.

	Nombre d'observations (%)
Nord hiver	39
Nord été	35
Sud été	22
Sud hiver	4

Les données SIC_0 et SIC_1 sont disponibles pour deux radiomètres différents, AMSR-E et AMSR2, en fonction de l'année d'observation. Nous préférons utiliser les données

AMSR2 car il s'agit du radiomètre actuel (opérationnel depuis 2012), tandis que AMSR-E n'est plus opérationnel (2002-2011).

La moyenne TB_{glace} et $TB_{océan}$ (les points de rattachement respectifs pour 100% et 0% SIC) et leurs déviations standards (StD pour *Standard Deviation* en anglais aussi appelée écart-type) sont calculées à partir du RRDP. Tout d'abord, nous calculons les points de rattachement à l'aide de tout l'ensemble de données. Ensuite, ils sont calculés en limitant les données à une saison (hiver ou été) et un hémisphère (nord ou sud) donnés. Les résultats sont présentés dans la Figure III.2. Les différences entre les points de rattachement pour les différentes saisons, les différentes hémisphères et les différents instruments sont minimales, et comprises dans les StDs. Les StDs sur les points de rattachement sont plus petites pour les basses fréquences, quelle que soit la saison ou l'hémisphère. La variabilité est plus faible en hiver qu'en été : en hiver, il n'y a pas de processus de fonte et l'émissivité de la glace de mer est plus stable. La variabilité de la TB_{glace} est également plus faible dans l'hémisphère sud où il n'y a pas de glace pluriannuelle mais seulement de la glace jeune et de première année, contrairement à l'hémisphère nord où les deux types de glace sont présents. La distribution des données AMSR2 SIC1 et SIC0 est présentée dans le Tableau III.2 pour les différentes situations : à noter que certains cas sont moins représentés que d'autres.

Les points de rattachement ont été calculés pour différents types de glace : glace pluriannuelle et glace de première année. Pour différencier le type de glace, nous utilisons le rapport du gradient spectral entre 19 et 37 GHz avec le seuil de Baordo and Geer [2015]. Les résultats sont présentés dans la Figure III.3. Entre les types de glace, on observe de fortes différences de TBs surtout aux fréquences > 10 GHz. Notez que l'algorithme de type de glace est basé sur les valeurs de TBs, il est donc cohérent qu'il introduit une différence dans la TB_{glace} à 18 et 36 GHz.

La Figure III.4 montre les jacobiens de SIC pour différents cas. Le type de glace introduit les plus grandes différences dans les jacobiens, surtout pour les fréquences > 10 GHz. La sensibilité à la SIC est plus grande aux basses fréquences et en polarisation horizontale. Les canaux à 1,4 GHz ont une plus grande sensibilité à la SIC mais leur StD est également plus grande ; leur résolution spatiale est également beaucoup plus mauvaise. Il est préférable d'utiliser les canaux à 6,9 ou 10,6 GHz car ils ont une StD inférieure et une plus grande sensibilité à la SIC. Les canaux à 18 et 36 GHz sont également utilisés actuellement pour leur meilleure résolution spatiale même s'ils sont moins sensibles et plus bruyants que les canaux à 6 et 10 GHz.

2.3 Sensibilité de l'estimation de la concentration de glace de mer aux hypothèses de la méthode d'inversion

Dans cette section, nous testons l'impact de différentes hypothèses pour l'estimation de la SIC, en termes de combinaison de canaux et de sélection de points de rattachement.

2.3.a Sélection des combinaisons de canaux

Différentes combinaisons de canaux peuvent facilement être testées dans le cadre de la méthode d'estimation optimale. Les différentes combinaisons sont évaluées en calculant l'erreur théorique d'inversion de la SIC (Equation (III.2)). Notez qu'ici, nous supposons

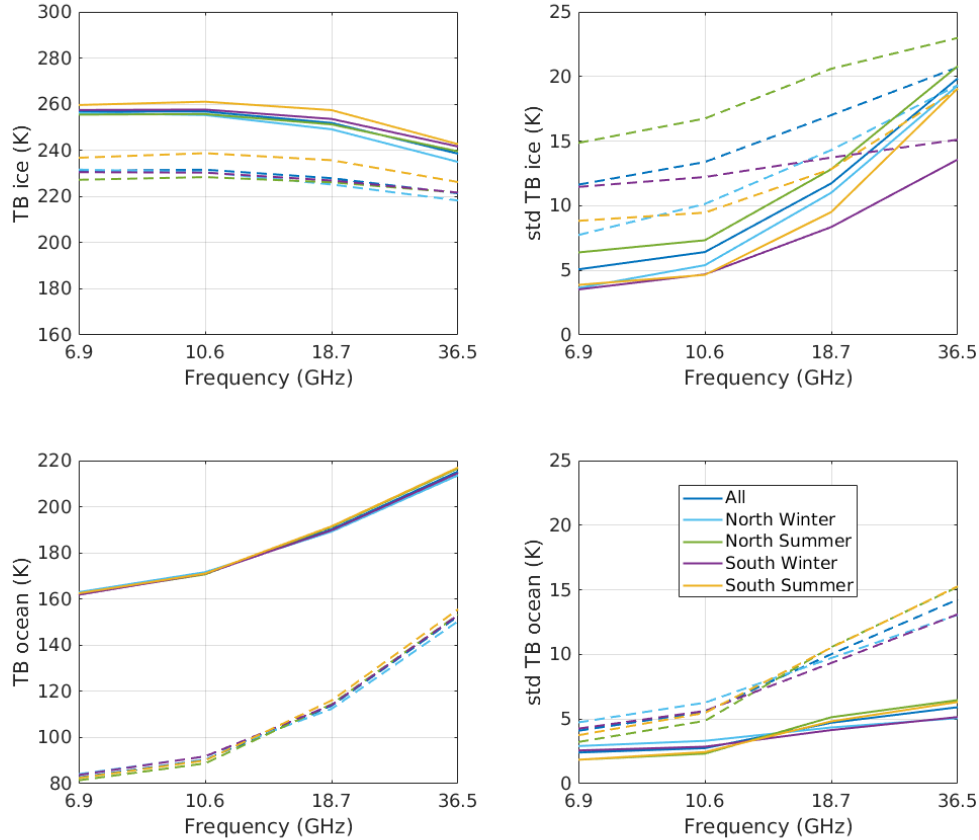


Fig. III.2 Valeurs des points de rattachement (gauche) pour la glace (en haut) et l'océan (en bas) et leurs déviations standards respectives (StD) (droite). Les points de rattachement ont été calculés à l'aide du RRDP pour différentes conditions (saison, hémisphère). La polarisation verticale est représentée en ligne solide et la polarisation horizontale en ligne pointillée.

que la résolution spatiale est la même pour toutes les fréquences (la question de la résolution spatiale sera analysée dans la Section 2.4). Tout d'abord, chaque fréquence est testée séparément. Ensuite, les différentes combinaisons sont explorées. La combinaison 6+10 GHz (polarisations V et H) est évaluée : ces deux fréquences ont une bonne sensibilité à la SIC et sont peu affectées par l'atmosphère. La combinaison 18+36 GHz est largement utilisée par les algorithmes opérationnels actuels et est également testée. La combinaison des quatre fréquences 6+10+18+36 GHz est également testée, avec les deux polarisations pour chaque fréquence. L'ajout de canaux à l'algorithme augmente la quantité d'information fournie et diminue donc l'erreur théorique d'inversion. Notez que dans cette sous-section, la totalité des données AMSR2 du RRDP est utilisée.

La Figure III.5 présente l'erreur théorique d'inversion de la SIC en fonction de la SIC pour les différentes combinaisons de canaux. Pour un algorithme à fréquence unique, la

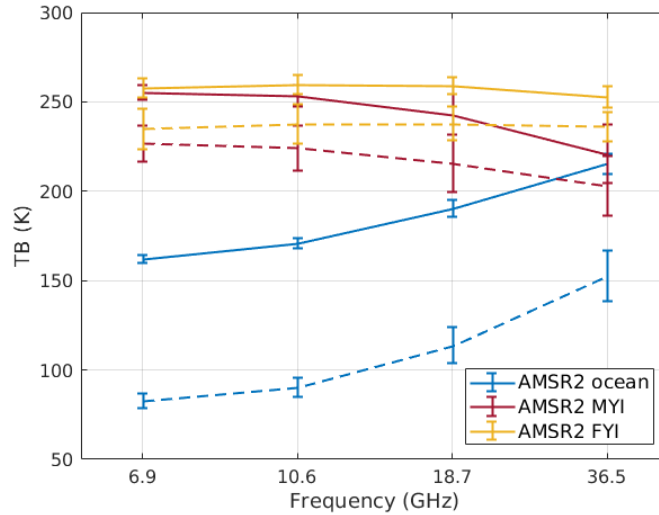


Fig. III.3 *TB* de l'océan (ligne bleue), de la glace pluriannuelle (MYI, ligne rouge) et de la glace de première année (FYI, ligne jaune) pour la polarisation verticale (ligne solide) et horizontale (ligne pointillée) en fonction de la fréquence avec leurs barres d'erreur respectives.

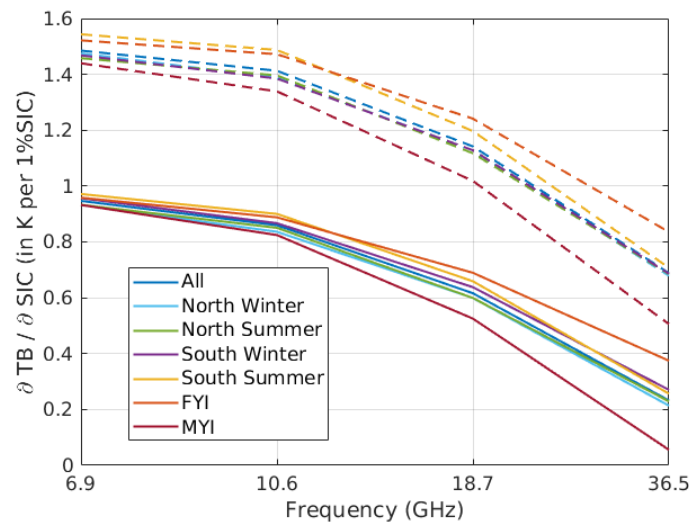


Fig. III.4 Dérivées des *TBs* AMSR2 par rapport à la concentration des glaces de mer (*SIC*) pour différentes saisons, emplacements et types de glace, en fonction de la fréquence. La polarisation verticale est en ligne continue et la polarisation horizontale est en ligne pointillée.

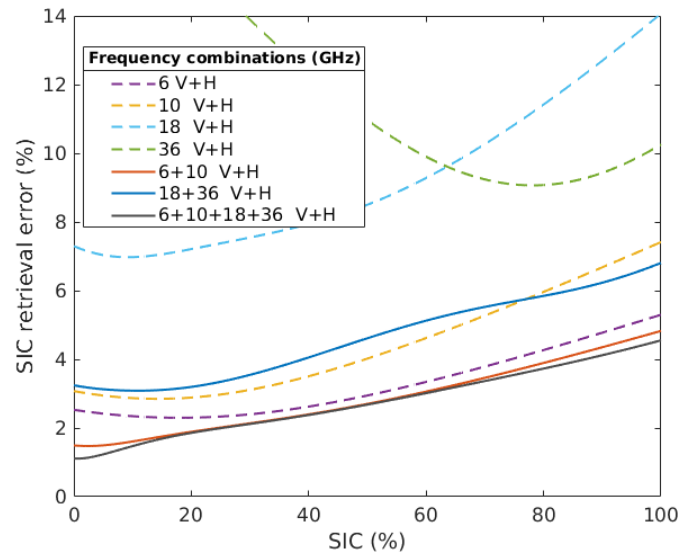


Fig. III.5 Comparaison de l'erreur théorique d'inversion de la SIC pour différentes combinaisons de canaux, en fonction de la SIC.

fréquence 6 GHz fournit l'erreur la plus faible et ceci est en accord avec les résultats de Ivanova et al. [2015]. Avec l'augmentation de la fréquence, les erreurs d'inversion avec une seule fréquence augmentent, avec des erreurs significatives à 18 et 36 GHz. En combinant les canaux 18 et 36 GHz, l'erreur se situe entre 3 et 6,8%, une amélioration significative par rapport à l'erreur en utilisant l'une ou l'autre fréquence seule. La combinaison des canaux 6 et 10 GHz donne une erreur entre 1,5 et 4,8%, ce qui est mieux que la combinaison 18+36 GHz. La combinaison complète de toutes les fréquences donne une erreur entre 1,1 et 4,5%, ce qui est très proche des résultats obtenus avec la combinaison 6+10 GHz.

Les combinaisons 6+10 GHz et 18+36 GHz sont testées plus en détail dans la suite. Tout d'abord, ces combinaisons présentent un bon potentiel pour l'estimation de la SIC en termes d'erreurs d'inversion. Deuxièmement, l'instrument CIMR aura les mêmes résolutions spatiales, pour les canaux à 6 et 10 GHz et les canaux à 18 et 36 GHz, respectivement (15 km à 6 et 10 GHz et ~ 5 km à 18 et 36 GHz, voir Tableau III.1), et une méthode est proposée dans la Section 2.4 pour fusionner les résultats de l'algorithme utilisant la combinaison 6+10 GHz à 15 km avec les résultats de celui utilisant la combinaison 18+36 GHz à ~ 5 km.

2.3.b Impact des points de rattachement sur l'estimation de la concentration en glace de mer

Selon la saison et la région, les points de rattachement peuvent changer (Figure III.2). Il y a des discussions récurrentes dans la communauté sur l'utilisation de points de rattachement régionaux ou saisonniers et les méthodes opérationnelles ont tendance à mettre à jour dynamiquement les points de rattachement dans l'algorithme pour tenir compte des changements de la glace de mer et des conditions océaniques, dans l'espace et le temps.

Dans notre méthodologie, les résultats de l'inversion dépendent des valeurs des points

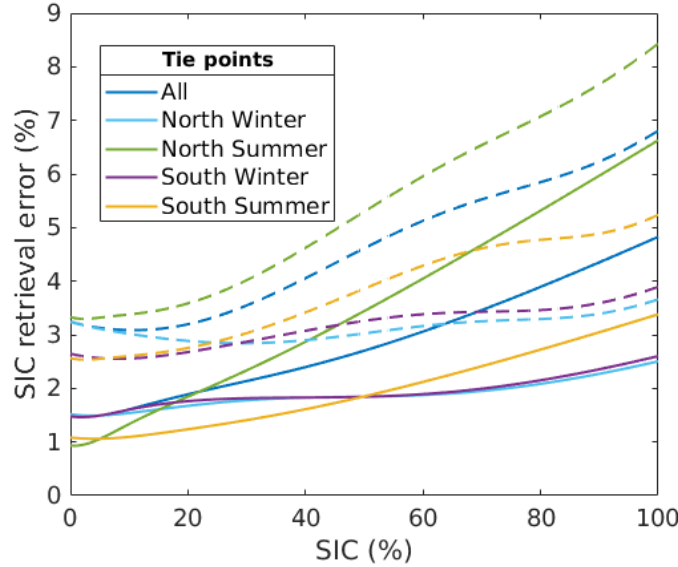


Fig. III.6 Comparaison des erreurs théoriques d'inversion de la SIC pour différents points de rattachement (et leurs covariances) calculées en changeant l'instrument, la saison et / ou l'emplacement. En lignes pleines, la combinaison des canaux 6 et 10 GHz et en lignes pointillées, la combinaison des canaux 18 et 36 GHz.

de rattachement ainsi que de leur variabilité (StD et/ou covariance en fonction de la fréquence). Les points de rattachement ne représentent pas seulement les 0% et 100% de SIC, ils affectent aussi directement le calcul des jacobiens (Equation (III.3)). La covariance des points de rattachement a surtout une incidence sur l'erreur d'inversion de la SIC.

La Figure III.6 montre l'erreur théorique d'inversion de la SIC en fonction de la SIC pour les combinaisons 6+10 GHz et 18+36 GHz et pour différents points de rattachement qui ont été calculés en utilisant différents instruments (AMSR2 ou AMSR-E), saisons (hiver ou été) ou lieux (hémisphères nord ou sud). Les changements dans les points de rattachement et leurs covariances affectent essentiellement l'erreur pour les SICs élevées (avec des différences allant jusqu'à 4% pour 100% de SIC). Les erreurs sont plus faibles pour les points de rattachement de la saison hivernale, car l'état de la glace de mer est plus stable en hiver. De même, pendant l'été, l'estimation de la SIC dans l'hémisphère sud montre moins d'erreurs en raison de la plus faible variabilité de la glace de mer dans cet hémisphère. En utilisant les points de rattachement calculés avec les observations AMSR-E et AMSR2, les résultats sont différents, ce qui peut être dû à l'étalonnage des instruments et/ou à la variabilité interannuelle de la glace de mer et des conditions océaniques entre les périodes AMSR-E et AMSR2.

Pour quantifier l'impact du point de rattachement sur l'estimation et vérifier le calcul de l'erreur théorique d'inversion, l'algorithme (Equation (III.1)) est appliqué aux TBs du RRDP, pour différentes sélections de points de rattachement. À 100% de SIC dans le RRDP (ou un sous-ensemble de celui-ci), l'inversion de la SIC doit fournir des résultats moyens à 100% avec une StD égale à l'erreur théorique calculée dans la Figure III.6.

Ce test est effectué en utilisant différents sous-ensembles des données RRDP : 1) pour calculer les points de rattachement et leurs covariances, et 2) pour appliquer l'algorithme d'inversion. La Figure III.7 illustre la distribution de la SIC estimée avec notre algorithme en utilisant différents points de rattachement appliqués à différents sous-ensembles du RRDP. Le Tableau III.3 montre les résultats en termes de valeurs moyennes et de StDs de la distribution de la SIC estimée à 100%.

Premièrement, on observe que la combinaison 6+10 GHz est peu sensible au choix du point de rattachement et donc à la saison et à l'hémisphère. La moyenne de la distribution est centrée proche de 100% et la largeur des histogrammes est plutôt étroite (voir aussi les nombres correspondants dans le Tableau III.3). Cela signifie que l'algorithme basse fréquence est robuste aux changements de saisons et d'hémisphères et ne nécessite pas de modification dynamique des points de rattachement. Les résultats sont également similaires pour AMSR-E et AMSR2. Pendant l'été, les résultats sont légèrement moins bons, mais il est spécifié dans le RRDP que la SIC à 100% n'est pas garantie pour cette saison.

Deuxièmement, comme prévu, la combinaison 18+36 GHz est plus affectée par les changements de saison et d'hémisphère, en raison de la plus grande variabilité des signatures radiométriques sur la glace de mer et l'océan à ces fréquences. Les changements dans les points de rattachement peuvent induire des biais dans l'estimation de la SIC jusqu'à ~8%, avec des StDs correspondantes allant jusqu'à ~9% de SIC.

Il est à noter que les StDs de la SIC estimée (Tableau III.3) sont égales aux erreurs théoriques d'inversion prévues avec le schéma d'estimation optimale (Figure III.6). Cela prouve la cohérence de la méthodologie développée ici.

TABLE III.3 – Résultats de la restitution de la SIC illustrés en Figure III.7, en termes de moyenne (%) et de StD (%) pour la combinaison des canaux 6 et 10 GHz, et 18 et 36 GHz.

Combinaisons et points de rattachement	Moyenne (%) \pm StD (%) de la SIC restituée en utilisant les données AMSR2 sur 100% de SIC				
	globales	nord	nord	sud	sud
		hiver	été	hiver	été
6 + 10 GHz					
AMSR2	100 \pm 4.8	100 \pm 2.8	98 \pm 6.6	100 \pm 2.8	101 \pm 3.4
AMSRE	99 \pm 5.2	100 \pm 2.7	98 \pm 7.2	99 \pm 3.2	101 \pm 4.2
AMSR2 nord hiver	99 \pm 5.2	100 \pm 2.5	98 \pm 7.3	99 \pm 3.1	101 \pm 4.2
AMSR2 nord été	100 \pm 4.9	100 \pm 3.5	99 \pm 6.4	101 \pm 3.3	103 \pm 3.7
AMSR2 sud hiver	100 \pm 5.0	101 \pm 2.8	99 \pm 7.1	100 \pm 2.6	101 \pm 3.8
AMSR2 sud été	99 \pm 5.2	99 \pm 3.9	98 \pm 7.1	99 \pm 3.7	100 \pm 3.3
18 + 36 GHz					
AMSR2	99 \pm 6.8	98 \pm 4.0	97 \pm 8.5	97 \pm 4.4	104 \pm 6.1
AMSRE	102 \pm 7.1	101 \pm 4.0	100 \pm 9.1	100 \pm 4.2	107 \pm 9.2
AMSR2 nord hiver	101 \pm 7.4	100 \pm 3.7	98 \pm 9.1	99 \pm 3.9	106 \pm 7.0
AMSR2 nord été	100 \pm 6.9	100 \pm 4.3	98 \pm 8.2	99 \pm 4.6	105 \pm 6.6
AMSR2 sud hiver	101 \pm 7.6	101 \pm 3.8	99 \pm 9.3	100 \pm 3.9	107 \pm 7.3
AMSR2 sud été	94 \pm 7.7	93 \pm 5.2	92 \pm 9.9	93 \pm 5.3	99 \pm 5.5

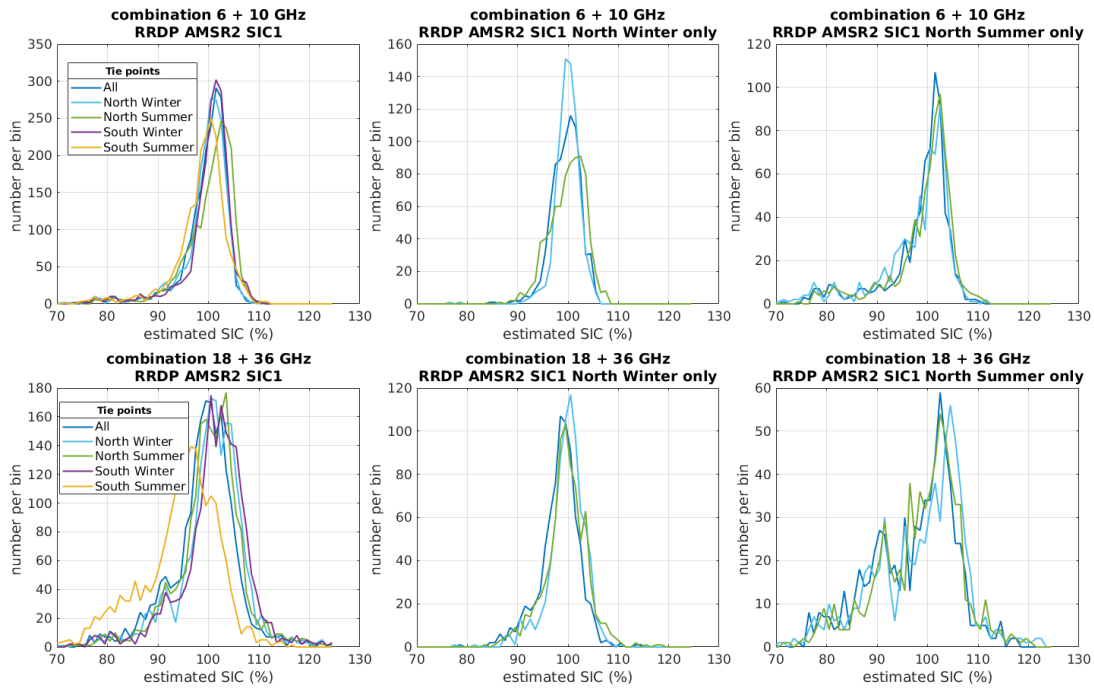


Fig. III.7 Résultat de la restitution de la SIC appliquée aux données du RRDП AMSR2 SIC1 en utilisant la totalité de la base de données (à gauche), les données pour l'hiver uniquement (au milieu) et les données pour l'été uniquement (à droite). Les résultats sont affichés pour différents points de rattachement calculés en changeant l'instrument ou la saison (dans différentes couleurs). Deux combinaisons de canaux sont testées, les canaux 6 et 10 GHz (en haut) et les canaux 18 et 36 GHz (en bas).

2.4 Prise en compte des différentes résolutions spatiales

La résolution spatiale de l'estimation SIC dépend de la résolution spatiale des observations satellitaires utilisées. Dans la plupart des algorithmes, on utilise des fréquences différentes qui n'ont pas la même résolution spatiale. Dans ce cas, une résolution spatiale ne peut pas être facilement affectée aux résultats. Pour CIMR et AMSR2, il existe un facteur 3 et 5 respectivement en termes de résolution spatiale entre les canaux à 6 GHz et 36 GHz.

Comme nous l'avons démontré dans la section précédente, l'estimation de la SIC avec la combinaison du 6+10GHz est plus robuste aux changements de saison et d'hémisphère, moins bruyante et moins biaisée que la combinaison du 18+36GHz. L'objectif est de bénéficier à la fois de la bonne résolution spatiale des canaux à 18 et 36 GHz et de la haute sensibilité à la SIC des canaux à 6 et 10 GHz, pour estimer la SIC avec la meilleure résolution spatiale et une erreur minimale. Nous proposons ici une méthode de fusion de données pour combiner toutes les fréquences (6, 10, 18 et 36 GHz) avec les deux polarisations orthogonales, afin d'obtenir des estimations SIC et leurs erreurs associées à une résolution spatiale de 5 km.

2.4.a La méthode de fusion de données

Nous proposons ici une méthode pour combiner l'estimation SIC à haute résolution avec l'estimation à basse résolution. L'estimation SIC à basse résolution est utilisée pour corriger les estimations SIC à haute résolution qui sont à l'intérieur du pixel de faible résolution. Nous définissons :

- $N=9$ le nombre de pixels haute résolution contenu dans le pixel basse résolution ;
- SIC_{HR} les estimations SIC à haute résolution (5 km avec CIMR) et σ_{HR} leurs erreurs d'inversion StDs correspondantes ;
- SIC_{LR} l'estimation SIC à basse résolution (15 km avec CIMR), et σ_{LR} son erreur d'inversion StD correspondante.

Afin de comparer les estimations basse et de haute résolution, la haute résolution est d'abord mise à l'échelle de la basse résolution à l'aide d'un simple calcul de moyenne :

$$SIC_{HR,moyenne} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N SIC_{HR,i}$$

L'erreur de l'estimation haute résolution mise à l'échelle de la basse résolution est donnée par :

$$\sigma_{HR,moyenne} = \sqrt{\sum_{i=1}^N \sigma_{HR,i}^2}$$

L'estimation SIC de référence à basse résolution $SIC_{LR,pondérée}$ est ensuite calculée en utilisant une moyenne pondérée :

$$SIC_{LR,pondérée} = \frac{\sigma_{LR}^2}{\sigma_{LR}^2 + \sigma_{HR,moyenne}^2} SIC_{HR,moyenne} + \frac{\sigma_{HR,moyenne}^2}{\sigma_{LR}^2 + \sigma_{HR,moyenne}^2} SIC_{LR}$$

basée sur les erreurs théoriques d'inversion StDs de l'estimation de la basse résolution (σ_{LR}) et de l'estimation haute résolution mise à l'échelle ($\sigma_{HR,moyenne}$). $SIC_{LR,pondérée}$ est une estimation SIC de référence à basse résolution basé sur les estimations SIC initiales à basse et haute résolution. C'est notre meilleure estimation de la SIC à basse résolution en utilisant toutes les données de 6 à 36 GHz.

Ensuite, les SIC_{HR} sont corrigées de leurs biais en utilisant la valeur de $SIC_{LR,pondérée}$: Pour chaque pixel haute résolution contenu dans le pixel basse résolution, les nouvelles estimations SIC ($SIC_{HR,fusion}$) sont calculées de la manière suivante :

$$SIC_{HR,fusion} = SIC_{HR} + (SIC_{LR,pondérée} - SIC_{HR,moyenne})$$

Cela garantit l'absence de biais entre $SIC_{HR,fusion}$ et $SIC_{LR,pondérée}$.

Les nouvelles estimations $SIC_{HR,fusion}$ sont donc plus précises, car elles ont été corrigées pour être plus proche de la SIC de référence à basse résolution, et la structure spatiale de la haute résolution est préservée. Cette méthode n'impacte pas les erreurs aléatoires d'inversion des estimations SIC_{HR} (seulement le biais est corrigé) donc $\sigma_{HR,fusion} = \sigma_{HR}$.

2.4.b Exemple sur une scène théorique

Une scène test théorique est proposée. Nous utilisons une configuration schématique de la mission CIMR. Les estimations de la SIC sont données avec les erreurs théoriques

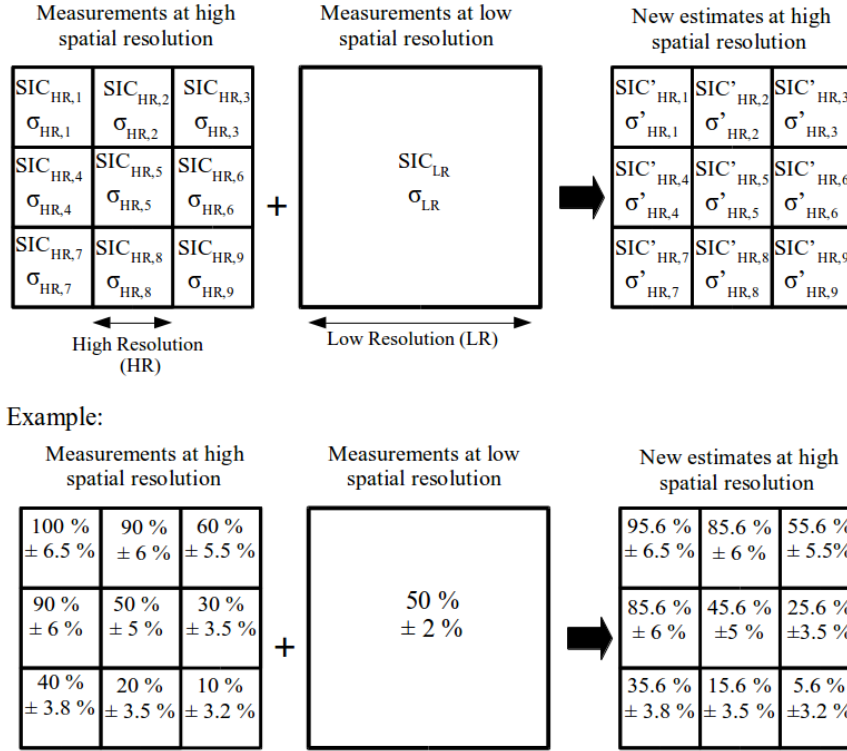


Fig. III.8 Illustration de la combinaison d'une estimation de la SIC à haute résolution avec une estimation de la SIC à faible résolution dans le cas de la configuration de l'instrument CIMR (en haut). Résultats utilisant la méthode de fusion de données pour une scène test théorique (en bas).

d'inversion correspondantes pour la haute résolution et la basse résolution (nous utilisons les erreurs présentées dans la figure III.6, les points de rattachement étant calculés à partir de toutes les données AMSR2). Dans la configuration CIMR, les estimations SIC à haute résolution proviennent de la combinaison 18+36GHz à 5 km, et les estimations SIC à basse résolution de la combinaison 6+10GHz à 15 km, donc $N=9$. Pour les estimations à haute résolution, nous utilisons les erreurs théoriques d'inversion (σ_{HR}) de la combinaison 18+36GHz. Pour l'estimation à faible résolution, nous utilisons les erreurs théoriques d'inversion (σ_{LR}) de la combinaison 6+10GHz. La Figure III.8 présente la méthode, appliquée sur la scène test, ainsi que les résultats correspondants.

Nous observons que les estimations SIC à haute résolution sont corrigées pour être plus proches de l'estimation SIC à faible résolution lorsqu'on fait la moyenne. Pour la situation considérée dans la Figure III.8 : $SIC_{LR} = 50\%$, $SIC_{HR,moyenne} = 54.4\%$, et nous calculons $SIC_{LR,pondéré} = 50.1\%$. Ensuite, la correction appliquée aux estimations SIC_{HR} est de -4.4% . Tous les pixels haute résolution contenus dans le même pixel basse résolution sont corrigés de la même manière. Notez que la méthode prend en compte les erreurs théoriques initiales (σ_{LR} et σ_{HR}), donc la correction dépend de la situation. Cette méthode permet de conserver la structure spatiale fine donnée par les estimations SIC à haute résolution en utilisant la combinaison 18+36GHz tout en réduisant le biais en

utilisant les résultats de la combinaison 6+10GHz.

2.5 Evaluation de la méthode d'inversion de la concentration en glace

Ici, la nouvelle méthode pour estimer la SIC est testée en utilisant les observations AMSR2. Les canaux à 6,9, 10,65, 18,7 et 36,5 GHz dans les deux polarisations orthogonales seront utilisés pour l'évaluation. Ces canaux sont communs à la future mission CIMR mais ont avec AMSR2 une résolution spatiale plus mauvaise (voir Tableau III.1).

Plusieurs variantes de notre nouvel algorithme sont testées, afin d'illustrer l'impact des différents paramètres de l'algorithme (par exemple, sélection de fréquence, impact des points de rattachement dynamiques, traitement des différences de résolutions spatiales). Notre but ici n'est pas de développer directement un algorithme opérationnel, mais d'évaluer le choix des possibilités méthodologiques, vers l'optimisation d'un algorithme pour la mission CIMR.

Premièrement, pour une scène de ciel clair au-dessus du pôle Nord, la nouvelle méthodologie est appliquée aux observations AMSR2 et comparée avec détails aux estimations de SIC à partir d'images MODIS visibles/proche infrarouge. Le produit SIC opérationnel d'EUMETSAT OSI-SAF (*Ocean Sea Ice - Satellite Application Facilities*, www.osi-saf.org), également dérivé de AMSR2, est aussi comparé avec nos résultats. Deuxièmement, certaines évaluations sont réalisées à grande échelle, sur les pôles Nord et Sud, en comparant avec les produits SIC de l'OSI-SAF.

2.5.a Présentation des produits de concentration en glace

Produits SIC issus de MODIS

MODIS (*MODerate resolution Imaging Spectroradiometer*) est un spectro-radiomètre imageur qui observe la Terre des longueurs d'onde visibles aux longueurs d'onde infrarouges. Avec son orbite polaire et sa grande fauchée (~ 2300 km), il couvre fréquemment les pôles. Dans des conditions de ciel clair et de jour, la présence de glace de mer peut être détectée à partir de MODIS, en combinant les seuils des réflectances observées dans les bandes visible et proche infrarouge. Pour la comparaison avec les produits SIC estimés à partir des observations micro-ondes passives, le produit de glace de mer MODIS à une résolution spatiale de 1 km est sélectionné ici, comme fourni par le NSIDC (*National Snow and Ice Data Center*). Le produit de MODIS à bord de la mission Aqua (MYD29P1D) est choisi [Hall et al., 2015]. Un cas de ciel clair au-dessus de la région boréale est sélectionné à l'aide de l'outil d'observation de la NASA (<https://worldview.earthdata.nasa.gov>), et les produits NSIDC correspondants sont téléchargés. La Figure III.9 (à gauche) montre le produit MODIS du NSIDC pour la situation du 4 avril 2018, par temps très clair, la glace de mer présente de grandes discontinuités dans le détroit de Davis, entre l'île de Baffin et le Groenland. Bien qu'ils ne soient pas visibles à la résolution de la figure, les bords de glace sont souvent contaminés par les nuages dans les produits MODIS.

Les produit de glace de mer MODIS sont spatialement moyennés sur les empreintes AMSR2, afin de produire une estimation SIC dérivée de MODIS comparable à celle des produits SIC AMSR2. On fera ici l'hypothèse d'une empreinte au sol uniforme et circulaire correspondant aux résolutions indiquées au Tableau III.1. La Figure III.9 (à droite)

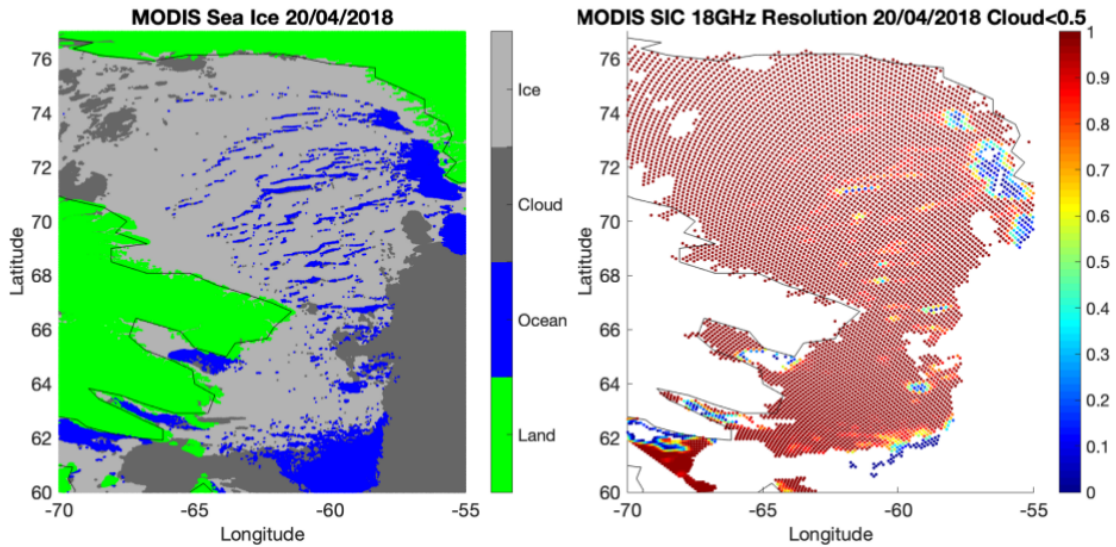


Fig. III.9 Les informations MODIS sur les glaces de mer pour la scène sélectionnée du 20/04/2018. A gauche : données MODIS originales sur les glaces de mer à une résolution spatiale de 1 km. A droite : SIC dérivée de MODIS, calculée à partir de la moyenne spatiale sur l’empreinte au sol AMSR2 à 36 GHz.

présente les résultats à 18 GHz pour la scène sélectionnée, avec une empreinte AMSR2 de 18 km de diamètre à cette fréquence (voir Tableau III.1). La SIC de MODIS au sein d’une empreinte AMSR2 est calculée comme le rapport entre le nombre de pixels de glace de mer MODIS et la somme des pixels de glace de mer et des pixels d’océan, sans compter les pixels nuageux. Différents seuils sur le nombre de pixels nuageux acceptables dans l’empreinte AMSR2 ont été testés. Si aucun pixel nuageux n’est toléré, on peut rarement calculer la SIC dérivée de MODIS à la résolution AMSR2, surtout autour des bords de glace. Au contraire, si une très grande partie des nuages est acceptée, la SIC dérivée de MODIS serait dénuée de sens. Plusieurs tests ont démontré qu’un seuil de 50% sur le pourcentage de nuages dans l’empreinte AMSR2 donne des résultats acceptables, même au-dessus des bords de glace.

Données AMSR2

L’instrument AMSR2 a déjà été brièvement décrit (Tableau III.1). Les données AMSR2 sont extraites du centre de données de la JAXA (https://suzaku.eorc.jaxa.jp/GCOM_W/index.html). Le produit de niveau L1R [Maeda et al., 2016]. Pour imiter le fait que CIMR a la même résolution spatiale à 6 et 10 GHz et à 18 et 36 GHz, les observations AMSR2 à 10 GHz sont spatialement moyennées à la résolution du 6 GHz et les observations à 36 GHz sont moyennés à la résolution du 18 GHz. Ces moyennes à différentes résolutions sont fournies par le jeu de données AMSR2 L1R. Les observations sont échantillonnées à 12 km. Pour la situation sélectionnée, les orbites AMSR2 couvrant les régions vers le milieu de la journée sont téléchargées. La Figure III.10 montre les images de TBs

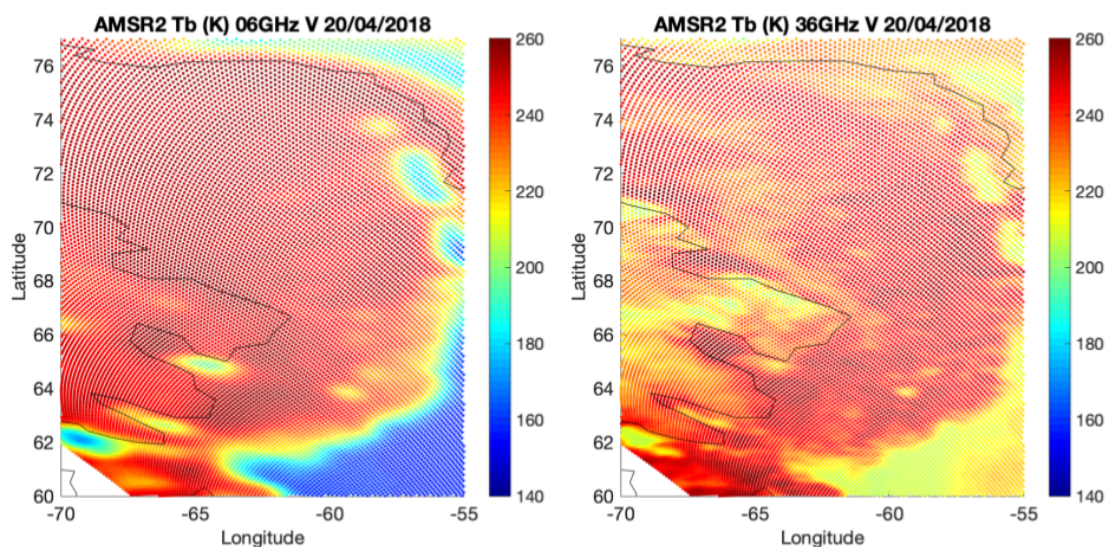


Fig. III.10 Les TBs AMSR2 pour la scène sélectionnée du 20/04/2018. A gauche : le canal 6 GHz en polarisation verticale. A droite : le canal à 36 GHz en polarisation verticale.

à 6 et 36 GHz en polarisation V, pour la situation sélectionnée. Comme nous l'avons vu dans la première partie de cette étude, les fréquences 6 et 36 GHz ont les sensibilités les plus différentes, parmi les fréquences sélectionnées.

Les structures spatiales de la Figure III.10 sont très similaires à l'étendue de la glace de mer dérivée des images MODIS, soulignant la forte sensibilité de ces observations à la présence de glace de mer. Même directement sur les cartes de TB, les discontinuités de la glace de mer sont observables. La différence de sensibilité à la glace de mer à 6 et 36 GHz est évidente, avec beaucoup plus de contraste entre les TBs de l'océan et la glace de mer à 6 qu'à 36 GHz. Des structures beaucoup plus petites sont observées avec la fréquence 36 GHz, en particulier aux bordures de la glace de mer, comme on peut s'y attendre grâce à une meilleure résolution spatiale à cette fréquence. Des signatures sont présentes à 36 GHz (voir autour de 65°O et 69°N), qui ne sont pas observées à 6 GHz. Elles n'ont pas non plus d'équivalent dans la SIC dérivée de MODIS : Elles sont probablement liées à des différences dans les propriétés de la glace et de la neige. Nous avons vérifié que ces signatures étaient également présentes à 89 GHz. Il est à noter que la glace continentale a une signature très semblable à celle de la glace de mer, du moins près des côtes.

Produits de SIC OSI-SAF

Le produit de SIC de l'OSI-SAF d'EUMETSAT dérivé des observations AMSR2 (www.osi-saf.org) est comparé à nos estimations. Le produit OSI-SAF est extrait pour la situation sélectionnée et pour les comparaisons à grande échelle pour les pôles Nord et Sud. L'algorithme utilise des observations à 18 et 36 GHz en polarisation V. Il s'agit

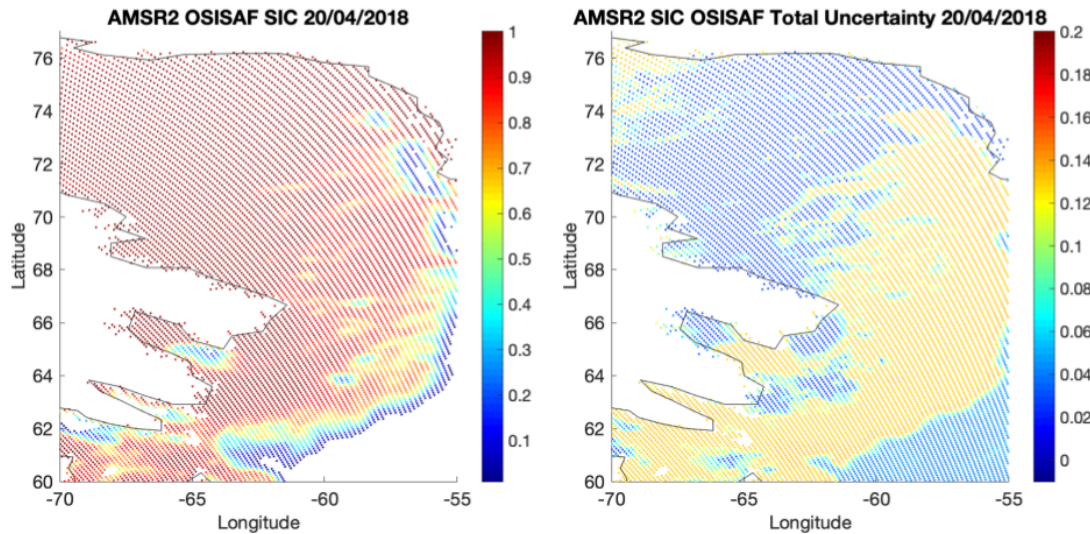


Fig. III.11 Les résultats OSI-SAF pour la scène sélectionnée du 20/04/2018. A gauche : l'estimation SIC. A droite : l'incertitude totale combinant l'incertitude de l'algorithme et l'incertitude liée aux différences de résolutions spatiales

d'une combinaison de l'algorithme Bootstrap de la NASA [Comiso, 1986, Comiso et al., 1997] pour les faibles SIC et de l'algorithme Bristol [Smith, 1996] pour les fortes SIC. Il comprend la correction de la vapeur d'eau au-dessus de l'océan, à l'aide d'une analyse de l'ECMWF et d'un modèle de transfert radiatif. Pour tenir compte de leurs variations temporelles, les points de rattachement des algorithmes pour la glace de mer et l'océan sont régulièrement mis à jour. Des filtres et des masques sont également appliqués pour éviter les artefacts d'algorithmes (le long des côtes par exemple). Le produit est grillé sur une grille stéréographique polaire de 10 km (Figure III.11, haut). Une évaluation de l'incertitude est jointe à chaque estimation SIC : elle comprend l'incertitude intrinsèque de l'algorithme (Figure III.11, milieu) et l'incertitude due aux différences de résolutions spatiales entre les fréquences (Figure III.11, bas). Pour une description complète de l'algorithme hybride dynamique, voir Tonboe et al. [2016] et Lavergne et al. [2019].

Pour la scène sélectionnée, la SIC OSI-SAF est présentée à la Figure III.11, avec ses erreurs totales (erreurs algorithmiques additionnées aux erreurs dû à la gestion de différentes résolutions spatiales).

2.5.b Analyse de la nouvelle méthode pour différentes combinaisons de fréquences

Dans un premier temps, l'algorithme d'inversion par estimation optimale est appliqué avec les combinaisons de canaux 6+10GHz (à la résolution spatiale du 6GHz) et 18+36GHz (à la résolution spatiale du 18GHz), en utilisant les polarisations verticales et horizontales. Nous utilisons les points de rattachements calculés à partir de la totalité des données AMSR2 du RRDP. Les résultats SIC sont présentés dans les Figures III.12

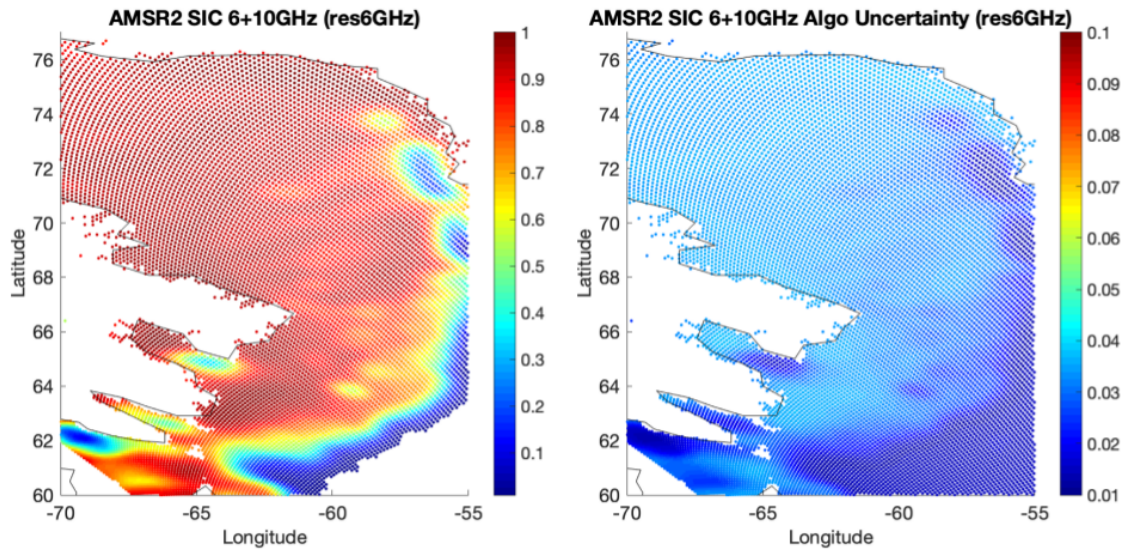


Fig. III.12 Résultats de l'estimation de la SIC pour la scène du 20/04/2018. À gauche, les SIC estimées avec la combinaison 6 et 10 GHz à la résolution spatiale du 6 GHz, et à droite l'erreur d'inversion StD correspondante.

et III.13, avec leurs erreurs d'inversion SIC.

Les résultats de notre algorithme 18+36GHz semblent très similaires aux résultats OSI-SAF (Figure III.11) (malgré leurs projections différentes : nos résultats sont fournis au niveau des bandes, tandis que les résultats OSI-SAF sont maillés sur une grille stéréographique polaire de 10 km). On observe que la combinaison 18+36GHz offre une meilleure résolution spatiale, que la combinaison 6+10GHz qui a des structures très floues. Cependant, l'erreur d'inversion StD associée est significativement meilleure pour l'algorithme 6+10GHz que pour l'algorithme 18+36GHz. Les résultats des tests effectués pour les différentes combinaisons de fréquences suivent de près le comportement observé avec les estimations d'erreurs théorique d'inversion dans la Section 2.3.

2.5.c Distributions des concentrations en glace et points de rattachements

Pour mieux quantifier les différences entre les méthodes d'estimation de la SIC, les histogrammes de la SIC sont fournies en Figure III.14, pour les estimations MODIS et pour nos inversions avec les combinaisons 6+10GHz et 18+36GHz. On rappelle que les pixels qui sont contaminés à plus de 50% par des nuages sont exclus pour les comparaisons. Les estimations de MODIS montrent des grandes populations de pixels à 0 et 100% de SIC, et une faible population de pixels avec des SIC intermédiaires. Cela s'explique en partie par le fait que les bords des glaces de mer sont souvent nuageux, mais aussi par certaines ambiguïtés dans la détection des bords des glaces de mer et des nuages avec MODIS. Les estimations de AMSR2 ont des gammes de valeurs de SIC plus larges, en particulier autour de 100% pour l'algorithme 18+36GHz. Les pics des distributions ne sont pas exactement situés à 0 ou 100%, on a quelques pixels en dessous de 0% et une population significative

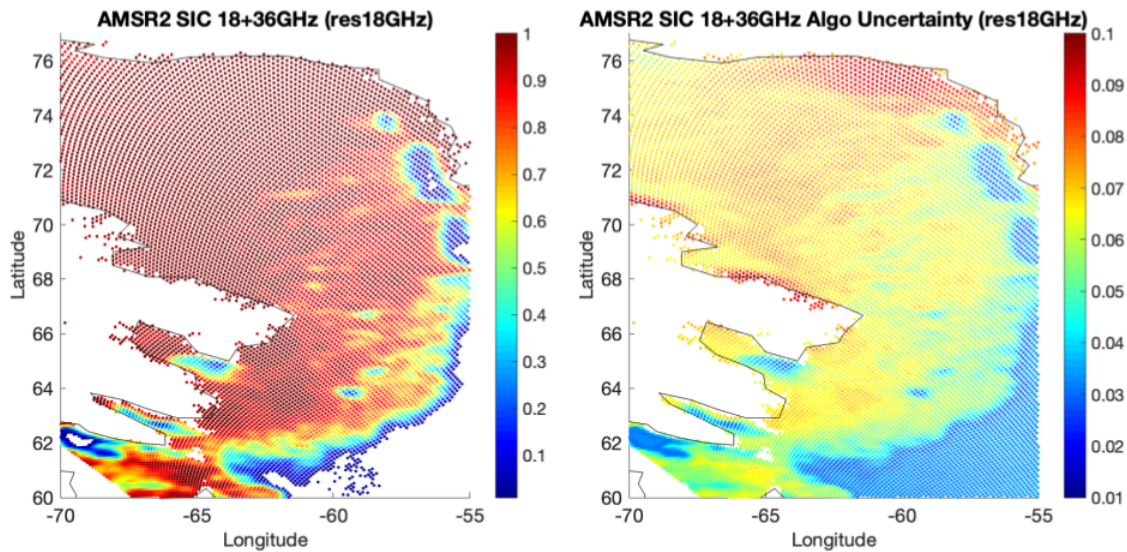


Fig. III.13 Résultats de l'estimation de la SIC pour la scène du 20/04/2018. A gauche, les SIC estimées avec la combinaison 18 et 36 GHz à la résolution spatiale de 18 GHz, et à droite l'erreur d'inversion StD correspondante.

de pixels au-dessus de 100% pour l'algorithme 18+36GHz. Ceci est en accord avec les résultats de la Section 2.3 qui a montré que les algorithmes 18+36GHz ont des erreurs systématiques et aléatoires plus importantes que les combinaisons 6+10GHz. On observe que les pics des distributions de SIC à partir des combinaisons 6+10GHz et 18+36GHz autour de 100% (respectivement, 0%) n'est pas strictement à 100% (respectivement, à 0%). En effet, l'inversion doit fournir des résultats peu biaisés à l'échelle mondiale et sur un cycle saisonnier complet en particulier avec l'algorithme 6+10GHz, mais ici, une seule scène est présentée pour le pôle Nord à un moment donné de l'année, et donc un biais est observé dans les résultats. Les conditions des glaces dans cette situation particulière ne correspondent pas parfaitement aux conditions moyennes des données RRDP à partir desquelles les points de rattachements ont été calculés.

Des changements dans les points de rattachement (points de rattachement dynamiques) ont été appliqués dans des méthodes opérationnelles comme l'algorithme OSI-SAF, pour tenir compte de l'impact de la variabilité de la glace de mer sur les observations micro-ondes en fonction du lieu et de la saison. Ici, l'effet de la modification des points de rattachement est testé dans notre algorithme en sélectionnant seulement une partie des données du RRDP pour calculer les points de rattachements. Seules les situations recueillies au pôle Nord sont sélectionnées, d'abord pour les mois d'hiver, puis pour les mois d'été. Les histogrammes des résultats sont présentés à la Figure III.14 (en lignes pointillées), comparativement aux résultats obtenus en utilisant le RRDP au complet (lignes pleines). Certains changements sont observés dans les distributions SIC, tant pour les algorithmes 6+10GHz que 18+36GHz, mais ils sont limités, confirmant les résultats obtenus dans la Section 2.3. Désormais, la sensibilité des observations continuera d'être dérivée du RRDP complet (les deux pôles, toutes saisons).

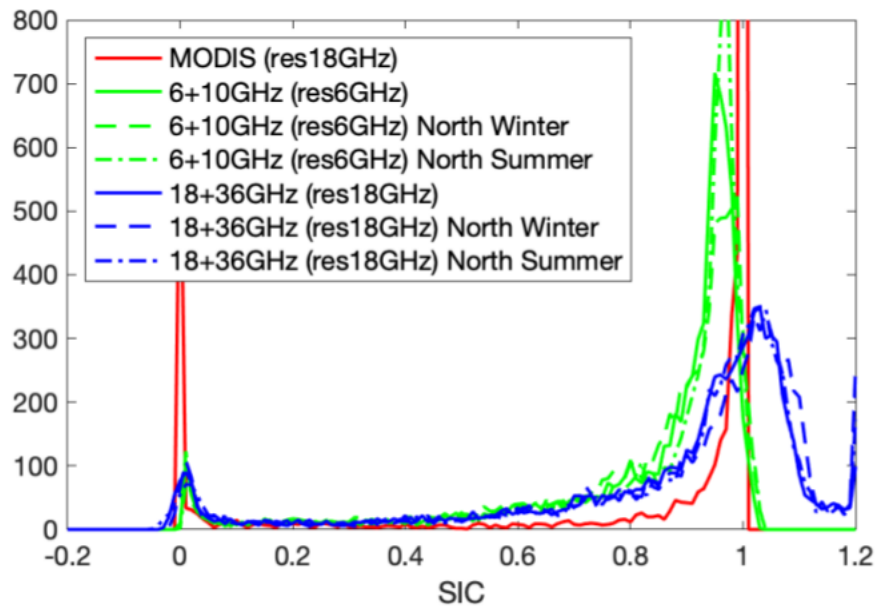


Fig. III.14 Histogrammes de la SIC estimée, pour MODIS à 36 GHz de résolution en rouge, pour AMSR2 pour la combinaison 18 et 36 GHz (avec les covariances complètes en vert), pour AMSR2 pour la combinaison des canaux 6, 10, 18 et 36 GHz (sans la covariance complète, en noir) et pour une version simplifiée de l'algorithme OSI-SAF AMSR2 en magenta. Gauche : pour la scène du 28/03/2017. A droite : pour la scène du 20/04/2018. Les pixels qui sont contaminés par les nuages à plus de 50% sont exclus, comme précédemment pour les données MODIS.

Dans cette situation de ciel clair, l'algorithme 6+10GHz montre déjà des erreurs plus faibles que la combinaison 18+36GHz. On s'attend à ce que l'algorithme utilisant les basses fréquences soit encore plus avantageux pour les scènes nuageuses, car les nuages affectent surtout les hautes fréquences.

2.5.d Evaluation des méthodes de prise en compte des différences de résolutions spatiales

Entre les canaux AMSR2 à 6 et 18 GHz, il y a un facteur 3 dans l'empreinte au sol équivalente. Pour l'instrument CIMR, les canaux 6 et 10 GHz auront une résolution spatiale de 15 km et les canaux 18 et 36 GHz ont une résolution de 5 km. Ici, nous testons la méthodologie de fusion de données décrite dans la Section 2.4 pour combiner la grande sensibilité de la combinaison 6+10GHz à la SIC avec la haute résolution spatiale de la combinaison 18+36GHz.

La méthodologie consiste à effectuer l'inversion séparément pour les basses fréquences (6+10GHz) et les hautes fréquences (18 et 36 GHz) d'abord, puis à utiliser l'estimation des basses fréquences pour débiaiser celles des hautes fréquences et ainsi produire une estimation SIC fusionnée (6+10+18+36GHz) donnée à la résolution spatiale du 18 GHz.

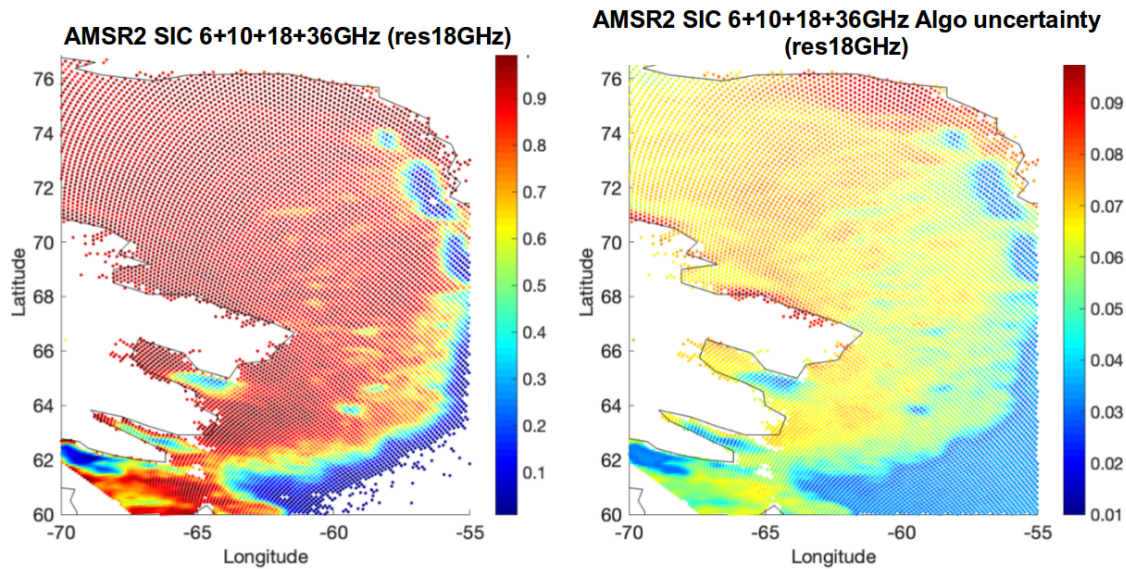


Fig. III.15 Résultats de l'estimation de la SIC pour la combinaison 6+10+18+36GHz en utilisant la méthode de fusion de données, pour la scène du 20/04/2018 à gauche et l'erreur d'inversion correspondante à droite.

L'inversion avec les fréquences plus basses offre une bonne précision, mais avec une faible résolution spatiale. Au contraire, l'inversion en utilisant les hautes fréquences a une bonne résolution spatiale, mais avec de grandes erreurs d'inversion. La méthode de fusion consiste à débiaiser les estimations à haute résolution spatiale par rapport à une moyenne de référence qui prend en compte l'estimation à faible résolution et son erreur et les estimations à hautes résolutions et leurs erreurs. Cette solution est particulièrement bien adaptée pour CIMR, étant donné que les canaux basse fréquence à 6 et 10 GHz (respectivement les canaux haute fréquence à 18 et 36 GHz) auront des résolutions spatiales très similaires, c'est-à-dire que leur combinaison (6 et 10 GHz d'un côté et 18 et 36 GHz de l'autre) ne posera aucun problème d'incohérence dans les résolutions spatiales.

Pour la même scène locale que précédemment, on applique la méthode de fusion de données en utilisant nos estimations avec la combinaison 18+36GHz pour la haute résolution et 6+10GHz pour la faible résolution. Le produit SIC fusionné à haute résolution (SIC 6+10+18+36GHz) est présentée en Figure III.15, ainsi que l'erreur d'inversion StD correspondante.

Pour une évaluation plus détaillée des résultats, les histogrammes de nos estimations SIC avec les combinaisons 6+10GHz, 18+36GHz et fusionnées (6+10+18+36GHz) sont comparés aux estimations MODIS en Figure III.16. La distribution des SIC fusionnées est proche des résultats à 6+10GHz, avec un biais faible et une dispersion limitée autour du maximum, particulièrement proche de 100% de SIC. De plus, la Figure III.17 présente une comparaison de nos estimations avec les estimations MODIS et OSI-SAF sur deux transects de la scène, à 62°O et 59°O.

Toutes les estimations SIC à partir des données AMSR2 suivent raisonnablement bien les estimations MODIS. Nos estimations SIC avec l'algorithme 18+36GHz sont en bon

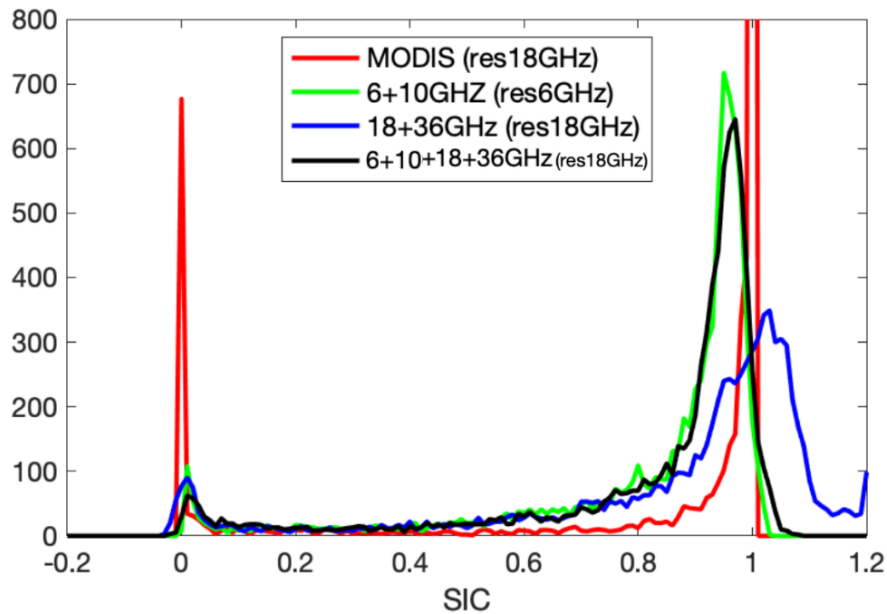


Fig. III.16 Distribution des SIC pour la scène du 4 avril 2018. Les estimations présentées sont : les estimations MODIS à la résolution du 18 GHz, notre estimation AMSR2 à 6+10GHz, notre estimation AMSR2 à 18+36GHz et notre estimation AMSR2 fusionnée 6+10+18+36GHz.

accord avec le produit opérationnel OSI-SAF (également dérivé des mêmes fréquences), bien que nous n'appliquions aucun changement de points de rattachements ni aucun filtrage météorologique sur nos résultats. Nous n'adoptons délibérément pas de seuil à 0% et 100% sur notre SIC, pour montrer les incertitudes liées à notre algorithme : en mode opérationnel, des seuils seraient évidemment appliqués. Avec l'algorithme 6+10GHz, les structures spatiales sont clairement étalées par rapport aux autres produits à plus haute résolution spatiale. Enfin, la combinaison de toutes les fréquences avec la méthode de fusion donne des résultats qui gardent la résolution spatiale de la combinaison 18+36GHz, mais avec des valeurs plus proches de la combinaison 6+10GHz qui a moins d'erreurs systématiques et aléatoires.

2.5.e Résultats à grande échelle pour les pôles Nord et Sud en conditions nuageuses

Dans cette section, la méthode est testée à grande échelle sur les pôles Nord et Sud (Figures III.18 et III.19). Jusqu'à présent, les tests n'ont été effectués que dans des conditions de ciel clair, à des fins de comparaison avec les données MODIS. Ici, les situations claires et nuageuses sont évaluées, et un test est également effectué sur le pôle Sud pour démontrer l'applicabilité de la méthode dans cette région.

Nous avons choisi un jour de l'été 2018 (30 août), où la couverture nuageuse était particulièrement dense sur une partie du pôle Nord, notamment sur la côte sud-ouest

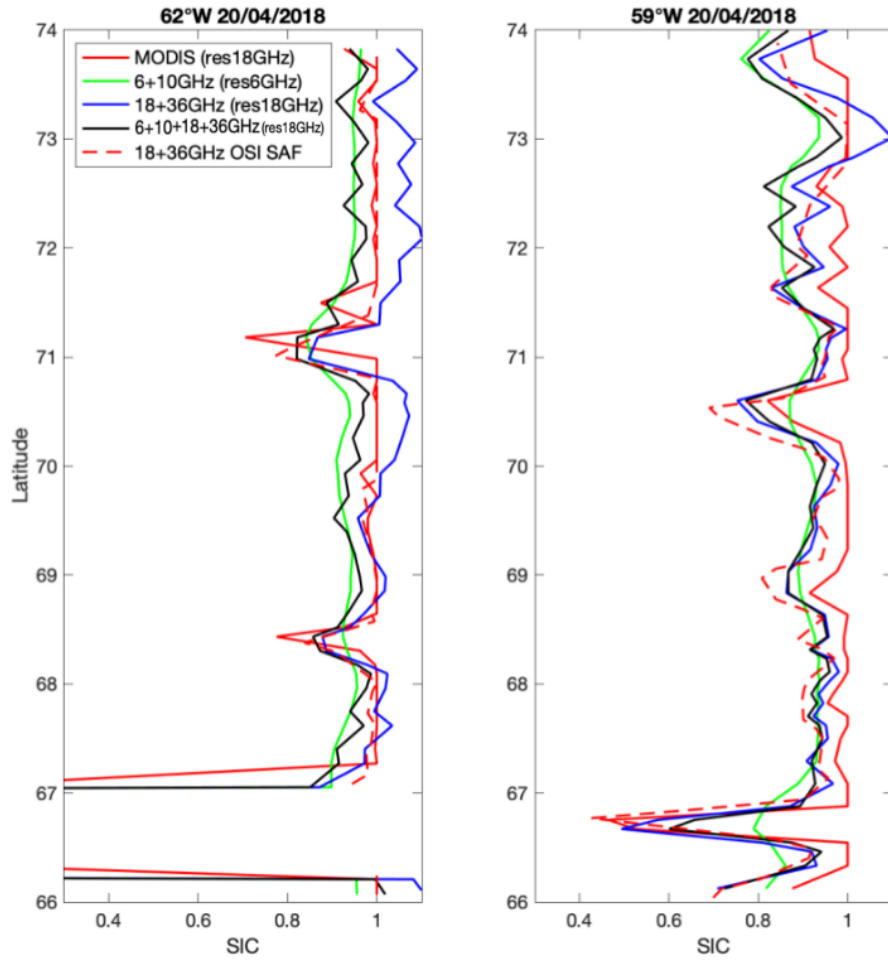


Fig. III.17 Transects sur la scène du 4 avril 2018, pour les différentes estimations de la SIC. A gauche, le transect à 62°O et à droite le transect à 59°O. Les estimations présentées sont : les estimations MODIS à la résolution du 18 GHz, les produits opérationnels OSI-SAF, notre estimation AMSR2 à 6+10GHz, notre estimation AMSR2 à 18+36GHz et notre estimation AMSR2 fusionnée 6+10+18+36GHz.

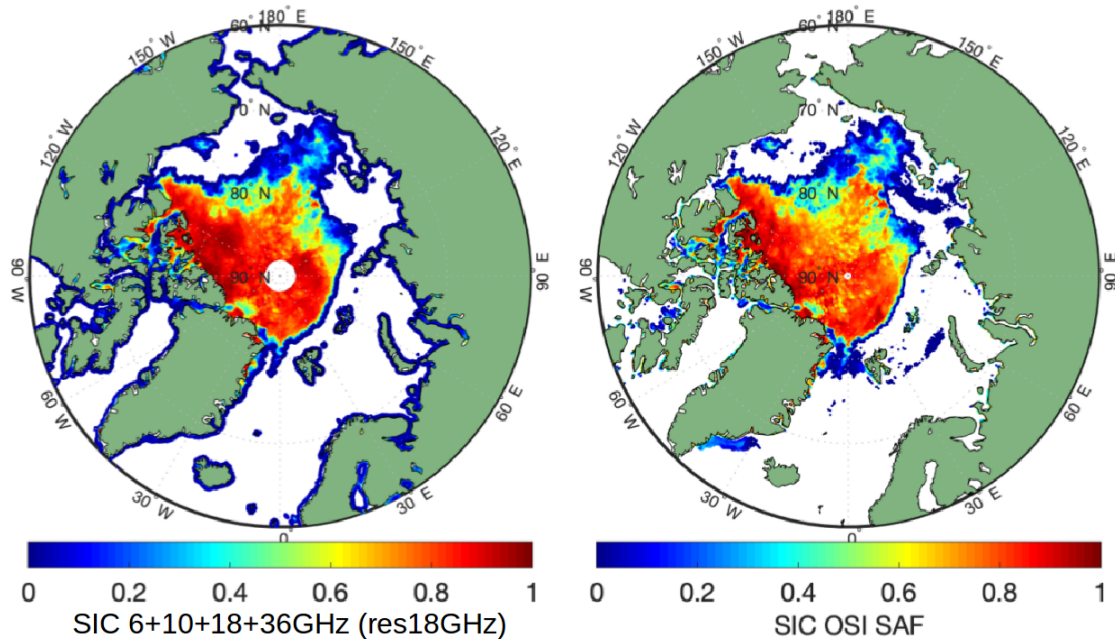


Fig. III.18 Au-dessus du pôle Nord, le 30 août 2018 (Eté). A gauche : notre méthode utilisant tous les canaux de 6 à 36 GHz avec la méthode de fusion (sans aucun filtre ou ajustement). A droite : les résultats finaux de l'OSI-SAF.

du Groenland. L'estimation d'origine OSI-SAF utilisant des canaux 18 et 36 GHz est contaminée par des nuages denses dans cette zone (Figure III.18, à droite). Nous avons vérifié que sur le produit OSI-SAF, la structure de glace au sud-ouest du Groenland n'était pas présente ni la veille ni le lendemain, ce qui signifie qu'il s'agit manifestement d'une structure de glace erronée. L'erreur fournie par le produit est élevée dans cette zone (non montrée ici). Notre nouvelle méthodologie est testée sur ce même jour, en utilisant tous les canaux entre 6 et 36 GHz et la méthode de fusion. La méthode est appliquée sans aucune modification des points de rattachement. Contrairement à l'estimation OSI-SAF, aucun filtre n'est appliqué, ni pour les effets atmosphériques, ni pour les problèmes côtiers, ni pour supprimer les zones manifestement libres de glace. Les résultats sont présentés dans la Figure III.18, à gauche. Les résultats de l'OSI-SAF et de notre méthode montrent des structures similaires. La contamination par les nuages à l'ouest du Groenland est limitée avec notre méthode, grâce à l'utilisation des canaux basses fréquences. Ces canaux sont moins affectés par les nuages, ce qui assure la robustesse de l'estimation SIC même en présence de nuages.

Pour la même journée, les résultats sur le pôle Sud sont examinés. La Figure III.19 montre les résultats OSI-SAF (à droite) et notre méthode (à gauche, comme dans la Figure III.18). Encore une fois, les résultats sont très semblables.

En conclusion, ces premiers résultats sont très positifs. Cette section fait l'objet de deux articles qui seront bientôt soumis. Le premier décrira la méthode d'inversion de la SIC et le deuxième les évaluations avec les différents produits SIC.

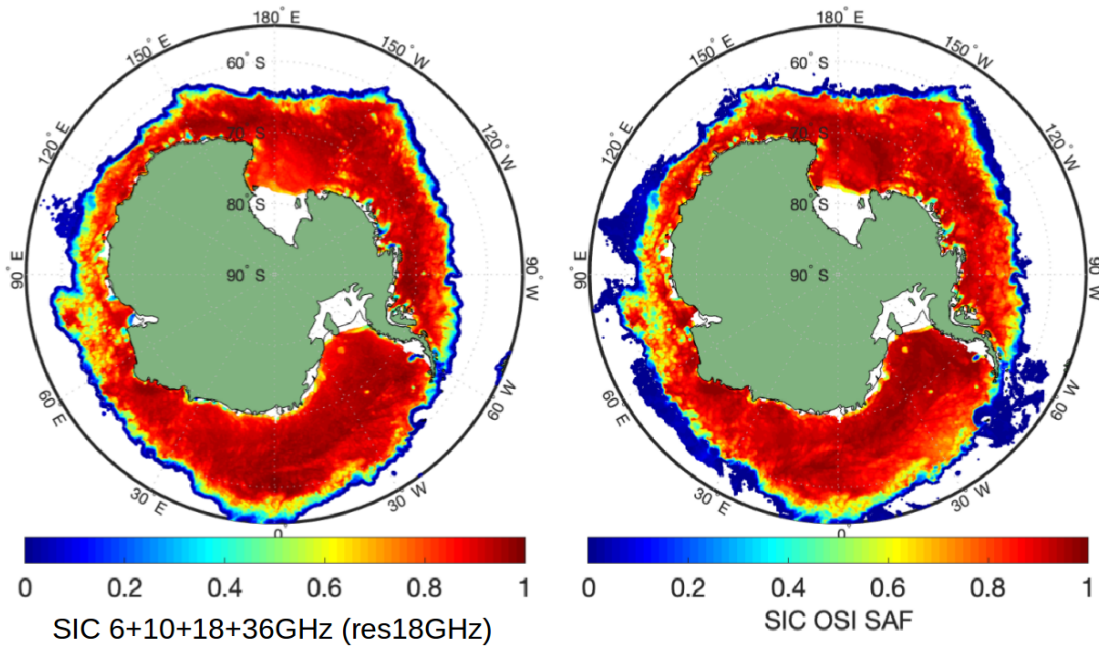


Fig. III.19 Au-dessus du pôle Sud, le 30 août 2018 (Hiver). A gauche : notre méthode utilisant tous les canaux de 6 à 36 GHz avec la méthode de fusion (sans aucun filtre ou ajustement). A droite : les résultats finaux de l’OSI-SAF.

3 Estimation de l’épaisseur de neige, de la température de l’interface neige-glace et de la température effective de la banquise

Dans cette partie d’autres variables en relation avec la glace de mer sont estimées. Nous proposons des algorithmes simples pour estimer l’épaisseur de neige, la $T_{neige-glace}$ et la T_{eff} à partir d’observations passives micro-ondes de AMSR2. Ces algorithmes sont basés sur un large ensemble de données qui contient des données *in situ* provenant des bouées IMB et des campagnes aériennes OIB colocalisées avec des mesures de TBs AMSR2 entre 6 et 89 GHz. Les algorithmes présentés ici ont été développés dans le cadre d’une mission OSI-SAF de visite scientifique à l’institut météorologique danois (DMI).

Des algorithmes existent déjà pour estimer l’épaisseur de la neige à partir d’observations micro-ondes. Markus and Cavalieri [1998] et Comiso et al. [2003] utilisent le rapport de gradient spectral des fréquences 19 et 37 GHz (GR37/19) en polarisation verticale pour déduire la profondeur de la neige sur la glace de mer. Cette méthode a été mise au point pour la neige sèche sur la glace de première année (FYI pour *First Year Ice*) en Antarctique, et elle ne s’applique qu’à ce type de glace. L’émissivité de la glace de mer dépend du type de glace. Aux fréquences ≥ 18 GHz, l’émissivité de la glace est plus élevée pour la FYI que pour la glace pluriannuelle (MYI pour *Multi Year Ice*) [Comiso, 1983, Spreen et al., 2008]. La différence d’émissivité entre 19 et 37 GHz peut être utilisée pour estimer l’épaisseur de la neige ou le type de glace de mer. Par conséquent, les algorithmes d’épaisseur de neige qui utilisent ce rapport de gradient (GR37/19) dépendent fortement du type de glace. Des améliorations de Markus and Cavalieri [1998] ont été suggérées par

Markus et al. [2011] et Kern and Ozsoy-Çiçek [2016]. Plus récemment, Rostosky et al. [2018] a revisité la méthodologie pour la région arctique, en utilisant un nouveau rapport de gradient entre 7 et 19 GHz (GR19/7), pour dériver l'épaisseur de neige à la fois sur la FYI et la MYI. Pour leur étude, ils utilisent l'épaisseur de neige des campagnes OIB obtenues en mars et avril. Avec l'aide du RRDP, nous étendrons la méthodologie à tout l'hiver (du 1^{er} décembre au 1^{er} avril) pour la région de l'Arctique en utilisant les données d'épaisseur de neige des bouées IMB.

Tonboe et al. [2011] a montré à partir de simulations de transfert radiatif qu'il existe une forte corrélation linéaire entre la $T_{neige-glace}$ et les observations micro-ondes passives à 6 GHz. Les résultats préliminaires de Grönfeldt [2015] ont démontré la possibilité de dériver la température de la glace de mer à partir d'observations micro-ondes passives en utilisant des modèles de régression simples. Ce travail sera prolongé ici pour estimer la $T_{neige-glace}$ de la glace de mer arctique.

La compréhension de la relation entre la T_{eff} et le profil de température physique est compliquée, en particulier aux fréquences micro-ondes ≥ 18 GHz lorsque la diffusion a lieu, mais il a été démontré que de 6 à 50 GHz il existe une forte corrélation entre la T_{eff} et la $T_{neige-glace}$ [Tonboe et al., 2011]. Avec la $T_{neige-glace}$ estimée à partir des observations AMSR2, nous déduisons la T_{eff} de la glace de mer aux fréquences AMSR2 entre 6 et 89 GHz, en utilisant des régressions linéaires.

Dans cette partie, nous présenterons en premier les jeux de données utilisés, puis l'estimation de l'épaisseur de neige sera présentée, suivie de l'estimation de la $T_{neige-glace}$ et enfin de la T_{eff} de la glace de mer. Finalement, des exemples de cartes d'épaisseurs de neige et de $T_{neige-glace}$ seront discutés.

3.1 Jeux de données et méthodologie

3.1.a Jeu de données d'observations par satellites colocalisées avec des mesures in situ

Dans cette partie, nous nous concentrons sur la glace de mer arctique en hiver dans les régions où la couverture de glace de mer est de 100%. Deux ensembles de données différents du RRDP sont utilisés : les TBs de AMSR2 colocalisées avec les mesures des bouées IMB, et les TBs AMSR2 colocalisées avec les mesures de la campagne aérienne OIB.

Les bouées IMB sont installées par le CRREL (*Cold Regions Research and Engineering Laboratory*) pour mesurer le bilan massique des glaces de la banquise arctique [Richter-Menge et al., 2006, Perovich and Richter-Menge, 2006]. Les composants des bouées comprennent des sondeurs acoustiques et une série de thermistances. La chaîne de thermistances s'étend de l'air, à travers la couche de neige et la glace, jusque dans l'eau avec des capteurs de température situés tous les 10 cm le long de la chaîne. Ils mesurent la température physique avec une précision de 0,1 K. Il y a deux sondeurs acoustiques situés au-dessus de la surface de la neige et sous la glace de mer. Les sondeurs acoustiques mesurent la position des surfaces de neige et de glace (en haut et en bas) avec une précision de 5 mm, à partir de laquelle l'épaisseur de neige est calculée. Les bouées comprennent également des instruments pour mesurer la température de l'air, la pression atmosphérique barométrique et la position géographique GPS [Perovich et al., 2017]. Plusieurs bouées IMB sont déployées par le CRREL à différents endroits et à différents moments

TABLE III.4 – Liste des bouées IMB utilisées dans cette étude, avec l'épaisseur moyenne de neige (colonne 4) et l'épaisseur moyenne de glace (colonne 5) calculées sur la durée des mesures (colonne 2).

ID de la bouée	Période des mesures pendant l'hiver	Position de déploiement	Épaisseur de neige moyenne (cm)	Épaisseur de glace moyenne (cm)
2012G	01/12/12 - 06/02/13	Arctique centrale	34.1	162.8
2012H	01/12/12 - 06/02/13	Mer de Beaufort	23.2	173.3
2012J	01/12/12 - 06/02/13	Mer de Laptev	25.5	100.3
2012L	01/12/12 - 06/02/13	Mer de Beaufort	8.5	330.1
2013F	01/12/13 - 31/03/14	Mer de Beaufort	50.3	145.7
2013G	01/12/13 - 31/03/14	Mer de Beaufort	21.3	249.4
2014F	01/12/14 - 11/03/15	Mer de Beaufort	16.1	151.8
2014I	01/12/14 - 12/03/15	Mer de Beaufort	22.6	155.3

de l'année. Nous n'utilisons que les données des bouées en Arctique enregistrées pendant l'hiver (du 1er décembre au 1er avril) pour éviter les cas où la glace commence à fondre. Les IMB disponibles pour cette étude sont tous situés sur MYI, avec une épaisseur de glace ≥ 1 mètre. Un résumé des informations sur les bouées correspondant à ces critères est donné dans le Tableau III.4 et les emplacements des bouées IMB sont indiqués dans la Figure III.20. Les mesures des bouées IMB colocalisées avec les TBs AMSR2 utilisées dans cette étude totalisent 2845 observations.

Pour l'estimation de l'épaisseur de neige, nous avons également utilisé les données des campagnes aériennes OIB. Le projet OIB de la NASA recueille des données sur la glace et la neige en Arctique avec des campagnes aériennes annuelles (mars-mai) depuis 2009. Pour notre étude, ces données sont particulièrement importantes puisqu'elles contiennent l'épaisseur de neige mesurée par le radar à bord de l'avion en continu le long de la trajectoire de vol. La résolution verticale du radar est de 3 cm, et l'incertitude sur l'épaisseur de neige est d'environ 6 cm par rapport aux mesures in situ [Kurtz et al., 2013]. Des études récentes montrent des erreurs plus importantes sur l'épaisseur de neige OIB [Kwok and Maksym, 2014] avec des problèmes pour détecter une épaisseur de neige inférieure à 8 cm [Kwok and Maksym, 2014, Holt et al., 2015]. Ces différentes limitations sont résumées dans Kwok et al. [2017]. Dans le RRD, les données d'épaisseur de neige provenant du radar à neige de la campagne OIB sont moyennées sur des sections de 50 km pour être colocalisées avec les observations AMSR2. Pour notre étude, nous utilisons les données OIB de la campagne 2013. Elles totalisent 408 observations sur 8 jours en mars et avril et couvrent des zones avec FYI et MYI. La Figure III.20 résume l'emplacement des bouées IMB et des campagnes OIB dans l'océan Arctique.

3.1.b Jeu de données de température effective et température de brillance simulée à partir des propriétés de la glace de mer

Pour l'estimation de la T_{eff} de la glace de mer, nous utilisons un modèle d'émission en micro-ondes couplé à un modèle thermodynamique. Le modèle d'émission utilise la température, la densité, les tailles des cristaux de neige et des inclusions de saumure,

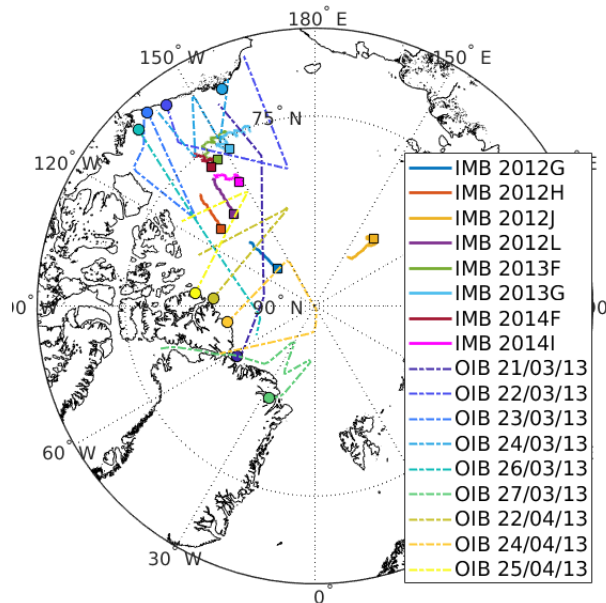


Fig. III.20 Positions des bouées IMB et traces des vols des campagnes aériennes OIB sur la glace de mer Arctique. Les carrés indiquent la position des bouées IMB au 1er décembre et les cercles indiquent les points de départ des campagnes OIB.

la salinité et le type de neige ou de glace pour estimer l'émissivité en micro-ondes, la T_{eff} , et la TB de la glace de mer. Il est couplé à un modèle thermodynamique afin de fournir des données microphysiques réalistes. Le modèle thermodynamique pour la neige et la glace de mer est forcé par les données météorologiques ERA40 de l'ECMWF : pression atmosphérique de surface, température de l'air, vitesse du vent, rayonnement incident, humidité relative et précipitations accumulées. Il calcule un profil à l'échelle du centimètre des paramètres utilisés comme entrées dans le modèle d'émission. Le modèle d'émission utilisé ici est une version pour la glace de mer du modèle d'émission MEMLS (*Microwave Emission Model of Layered Snowpacks*) [Wiesmann and Mätzler, 1999] décrit dans Mätzler [2006]. Les simulations faisaient partie d'une version antérieure du RRDP et la méthodologie de simulation est décrite dans Tonboe [2010]. Cette simulation MEMLS utilise parmi ses entrées l'épaisseur de neige et la $T_{neige-glace}$ et calcule T_{effs} et TBs à différentes fréquences (de 1.4 à 183 GHz). L'ensemble des données contient 1100 cas et s'appelle le jeu de données simulées MEMLS dans ce qui suit.

3.1.c Une méthodologie basée sur une suite de régressions multi-linéaires

Dans cette partie, nous proposons des algorithmes simples, utilisant des régressions multilinéaires, pour dériver l'épaisseur de neige, la $T_{neige-glace}$, et la T_{eff} de la glace de mer à partir des TBs AMSR2.

Les mesures des bouées IMB 2012G, 2012H, 2012J et 2012L, colocalisées avec les TBs AMSR2, sont utilisées comme ensemble de données d'entraînement pour les différentes régressions afin d'estimer l'épaisseur de neige et la $T_{neige-glace}$. Ces bouées ont été choisies

parce qu'elles sont situées dans différentes régions de l'Arctique et qu'elles présentent une grande variété d'épaisseurs de neige. Pour tester les algorithmes, nous utilisons les mesures des bouées IMB 2013F, 2013G, 2014F et 2014I, qui sont toutes situées dans la mer de Beaufort.

Dans un premier temps, l'épaisseur de neige des bouées IMB est exprimée en fonction des TBs AMSR2 en utilisant une régression multilinéaire (voir Section 3.2.a). Les données de la campagne aérienne OIB sont utilisées pour la sélection directe et le jeu de données d'entraînement des bouées IMB est utilisé pour effectuer la régression. Deuxièmement, la $T_{neige-glace}$ est exprimée en fonction des TBs et de l'épaisseur de la neige, par régression linéaire. Une méthode automatisée de détection de la position de l'interface neige-glace sur le profil de température vertical mesuré par la chaîne de thermistances des bouées IMB est développée (voir Section 3.3.a). Ensuite, le jeu de données d'entraînement des bouées IMB est utilisé pour effectuer les régressions (voir Section 3.3.c). Pour cette partie il y a deux régressions consécutives : la première est faite entre la $T_{neige-glace}$ centrée (la moyenne a été soustraite) et les TBs ; la seconde est faite entre la $T_{neige-glace}$, corrigée de la dépendance en TB, et l'épaisseur de neige. Troisièmement, la T_{eff} de la glace de mer à différentes fréquences micro-ondes est exprimée en fonction de la $T_{neige-glace}$ (voir Section 3.4.b). Cette dernière étape consiste à utiliser les simulations d'un modèle thermodynamique et de MEMLS pour dériver des équations de régression linéaire pour la T_{eff} à des fréquences entre 6 et 89 GHz. La T_{eff} à 50 GHz est particulièrement intéressante pour les applications de sondage atmosphérique.

3.2 Estimation de l'épaisseur de neige

3.2.a Régression multi-linéaire pour l'estimation de l'épaisseur de neige

Une méthode de sélection est utilisée pour choisir les meilleurs canaux AMSR2 pour estimer l'épaisseur de neige. Il s'agit d'une méthode statistique permettant de déterminer les meilleures combinaisons de prédicteurs (ici, les TBs AMSR2) pour estimer une variable (ici, l'épaisseur de neige). Nous utilisons la régression par étapes [Draper and Smith, 1998]. Il s'agit d'une technique de sélection séquentielle des prédicteurs : à chaque étape, des tests statistiques sont calculés et les prédicteurs inclus dans le modèle sont ajustés. Les données utilisées pour réaliser cette sélection sont les données du RRDP contenant les épaisseurs de neige des campagnes OIB 2013 avec les TBs AMSR2. Les données OIB sont choisies pour la sélection des canaux parce qu'elles couvrent une grande superficie avec une large gamme d'épaisseurs de neige. De plus, l'échelle des données OIB moyennées est plus proche de l'empreinte du satellite que les mesures de bouées, ce qui augmente la cohérence avec les observations satellitaires. Des tests de sélection ont également été effectués avec les données d'entraînement des bouées IMB, mais les résultats n'étaient pas satisfaisants. Nous constatons que la meilleure combinaison de canaux pour l'estimation de l'épaisseur de neige est la combinaison des 3 canaux à 6,9, 18,7 et 36,5 GHz en polarisation verticale (6V, 18V et 36V).

Ensuite, une régression multilinéaire est effectuée à l'aide de l'ensemble de données d'entraînement des bouées IMB (bouées G, H, J, L en 2012 colocalisées avec les TBs AMSR2). L'épaisseur de neige est donnée sous la forme d'une combinaison linéaire des

TBs à 6V, 18V et 36V :

$$h_{neige} = 1.7701 + 0.0175 \cdot TB_{6V} - 0.0280 \cdot TB_{18V} + 0.0041 \cdot TB_{36V} \quad (\text{III.4})$$

avec h_{neige} l'épaisseur de neige exprimée en m et les TBs exprimées en K. Ce modèle a été entraîné avec des épaisseurs de neige comprises entre 5 et 40 cm.

La sélection des canaux a également été testée en limitant le nombre de prédicteurs à 2 et 4. Les combinaisons obtenues sont : 18V et 36V pour 2 canaux, et 6V, 18V, 36V et 89V pour 4 canaux. Ensuite, la régression multilinéaire a été réalisée en utilisant ces combinaisons de 2 ou 4 canaux. Les résultats montrent que la combinaison à 3 canaux est la meilleure en termes de RMSE et de corrélation par rapport aux combinaisons à 2 ou 4 canaux (voir Section 3.2.b).

3.2.b Résultats de l'estimation de l'épaisseur de neige

La Figure III.21 montre la comparaison entre l'épaisseur de neige observée qui a été mesurée par le sondeur acoustique des bouées IMB et l'épaisseur de neige calculée à partir des TBs AMSR2 avec l'Equation (III.4). La RMSE entre les observations d'épaisseur de neige et notre régression d'épaisseur de neige est de 12,0 cm et le coefficient de corrélation est de 0,66, en utilisant les bouées IMB 2013F, 2013G, 2014F et 2014I (qui ne sont pas dans l'ensemble des données de formation). La bouée 2013F observe une grande épaisseur de neige (> 40 cm) qui est hors des limites de notre modèle d'épaisseur de neige. Des essais ont été effectués en incluant la bouée 2013F dans l'ensemble de données d'entraînement, avec un nombre égal d'observations pour différentes gammes d'épaisseurs de neige : les résultats de l'estimation ne se sont pas améliorés. Notre modèle a obtenu la même estimation de l'épaisseur de neige entre les bouées 2013G et 2013F. Elle est cohérente parce que ces bouées sont très proches spatialement. Par conséquent, nous soupçonnons que la bouée 2013F soit située près d'une crête où l'épaisseur de neige locale est importante mais non détectable à l'échelle de l'empreinte du satellite. Sans inclure la bouée 2013F dans le calcul, la RMSE pour notre modèle d'épaisseur de neige est de 5,1 cm et le coefficient de corrélation est de 0,61.

Nous comparons également les épaisseurs de neige estimées avec les mesures d'épaisseurs de neige des campagnes OIB 2013 (voir Figure III.22). Le type de glace est aussi indiqué sur la figure et a été calculé à partir du rapport des gradients entre 19 et 37 GHz [Baordo and Geer, 2015]. La RMSE de l'épaisseur de neige estimée (Equation (III.4)) est de 6,26 cm et le coefficient de corrélation avec les observations OIB est de 0,87. Notez que les incertitudes sur les données OIB pour les campagnes 2013 se situent entre 2 cm et 22 cm avec une déviation standard moyenne de 11 cm. En regardant la Figure III.22, notre régression de l'épaisseur de neige est applicable aux deux types de glace. Les RMSEs calculées pour la MYI et la FYI sont respectivement de 7,2 cm et 3,9 cm, et les corrélations sont 0,71 et 0,03. La RMSE est plus petite pour la FYI parce que la variabilité de l'épaisseur de neige sur la FYI est également plus petite. La faible corrélation obtenue pour la FYI peut provenir du nombre limité d'observations et du fait que la variabilité de l'épaisseur de neige observée se situe dans le bruit du signal.

Les échelles spatiales sont différentes lorsque l'on compare les mesures satellitaires ou les mesures de campagnes aéroportées avec les mesures de bouées. Des divergences peuvent apparaître en raison de la variabilité spatiale de l'épaisseur de la neige. Cela

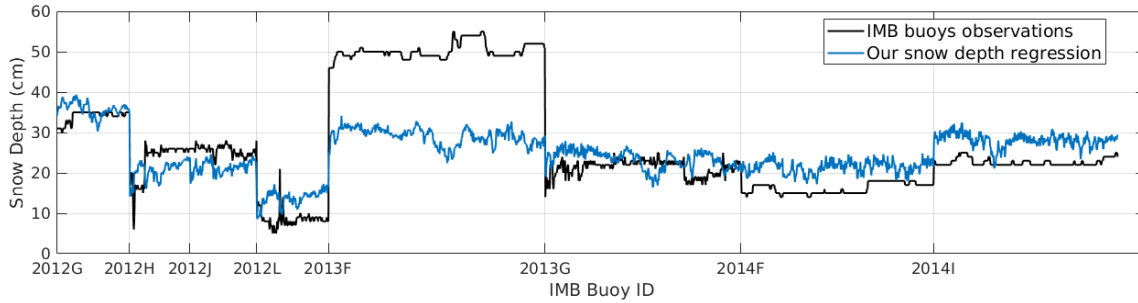


Fig. III.21 Séries temporelles de la comparaison entre l'épaisseur de neige des observations IMB et notre régression multilinéaire (Equation (III.4)). Le début des mesures avec une nouvelle bouée IMB est indiqué sur l'axe des abscisses.

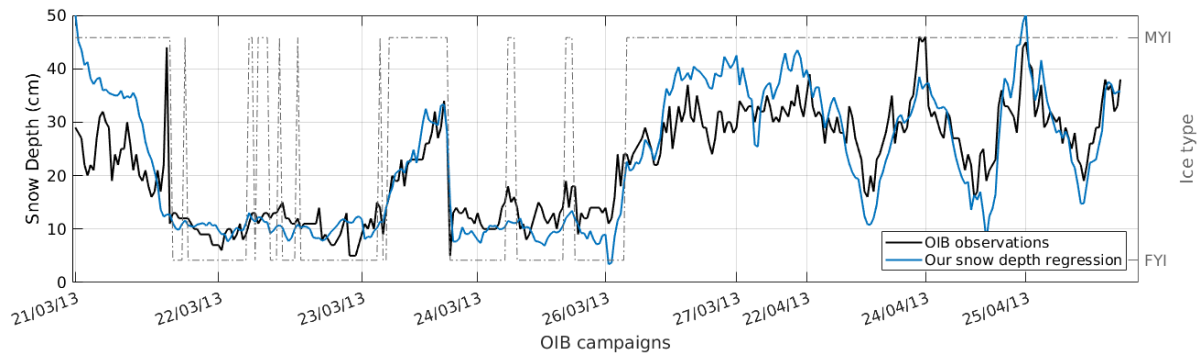


Fig. III.22 Séries temporelles de la comparaison entre les épaisseurs de neige des observations OIB et notre régression multilinéaire (Equation (III.4)) (axe des ordonnées à gauche). Le début des mesures avec une nouvelle campagne OIB est indiqué sur l'axe des abscisses. Pour chaque mesure, le type de glace est indiqué en pointillés gris (axe des ordonnées à droite).

peut expliquer que la corrélation est plus élevée lorsque l'on compare l'épaisseur de neige estimée à partir des TBs AMSR2 avec l'épaisseur de neige observée par le radar OIB. Il est également important de noter que les données des campagnes OIB vont de la fin de l'hiver au début du printemps (mars à avril), tandis que les mesures des bouées IMB couvrent l'hiver de décembre à mars dans notre étude. La régression de l'épaisseur de neige étant développée sur les mesures IMB, ce petit changement dans la saison peut contribuer à l'augmentation de la RMSE observée avec les données OIB.

3.3 Estimation de la température d'interface neige-glace

3.3.a Détection automatique de la position de l'interface sur les profils de température mesurés par des bouées

En hiver, la température de l'air est très froide, ce qui signifie que la température de la surface de la neige est froide comparée à celle de la glace et de l'eau. A travers la glace de mer, le profil de température est linéaire par morceaux et la température augmente

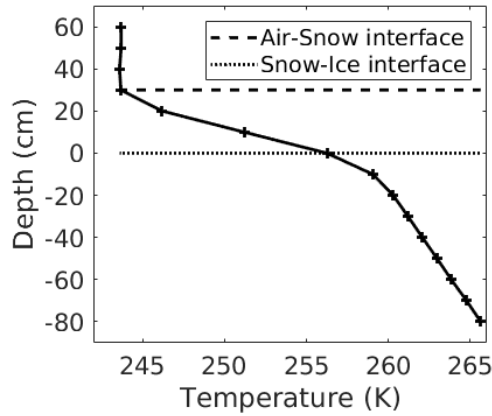


Fig. III.23 Profil de température moyenné (de décembre à février) mesuré par la bouée IMB 2012G, avec les niveaux d'interface air-neige et neige-glace détectés avec notre méthode automatisée.

avec la profondeur (voir Figure III.23). Dans l'air, le gradient de température est faible en raison du mélange turbulent. Dans la neige, le gradient de température est plus important en raison des propriétés thermiques de la neige. Par conséquent, les positions de l'interface air-neige et neige et glace peuvent être détectées par des changements dans le gradient de température. A l'interface air-neige, la dérivée seconde du profil de température atteint un maximum. A l'interface neige-glace, le gradient de température étant plus faible dans la glace que dans la neige, la dérivée seconde du profil de température atteint un minimum. En utilisant ces propriétés du profil de température de la glace de mer, une méthode automatisée est mise en œuvre pour détecter les positions de l'interface air-neige et neige-glace sur le profil de température mesuré par la chaîne de thermistance de la bouée.

La Figure III.23 montre un profil de température moyen à travers la glace de mer en hiver, avec les positions de l'interface air-neige et glace-neige détectées avec notre méthode automatisée. Cette méthode est plus efficace en hiver lorsque l'air est froid. Elle n'est pas applicable si l'épaisseur de neige est inférieure à la résolution verticale de la chaîne de thermistances (10 cm), ou si la glace de mer commence à fondre et que le profil de température évolue progressivement vers un état isotherme. La méthode sélectionne la thermistance la plus proche de l'interface. Notez que la position réelle de l'interface peut être située entre deux thermistances. Par conséquent, le décalage entre la position réelle de l'interface et la thermistance la plus proche de l'interface peut atteindre 5 cm. Cela peut introduire des incertitudes dans notre régression de la $T_{neige-glace}$.

3.3.b Corrélation entre la température de brillance et la température de l'interface neige-glace

En hiver, la position verticale de l'interface neige-glace est fixée par rapport à la chaîne de thermistances de la bouée. La chaîne de thermistances est gelée dans la glace, ce qui signifie que la thermistance à l'interface neige-glace restera à cette interface à moins qu'il n'y ait une fonte de surface ce qui se produit rarement en hiver. Pour chaque IMB, l'interface neige-glace est détectée avec notre méthode automatisée décrite dans la Section

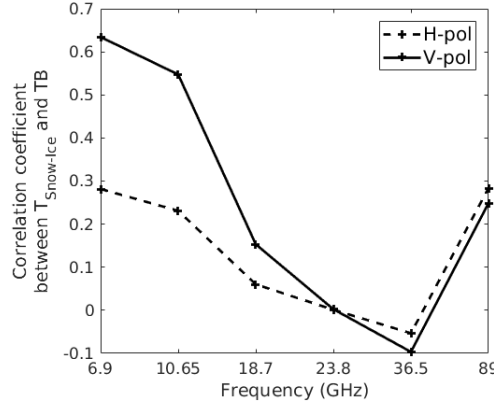


Fig. III.24 Coefficient de corrélation entre la $T_{neige-glace}$ des bouées IMB et les TBs AMSR2, en fonction de la fréquence.

3.3.a.

Nous utilisons une analyse de corrélation pour sélectionner les TBs à différentes fréquences décrivant la variabilité de la $T_{neige-glace}$. La Figure III.24 montre le coefficient de corrélation entre la $T_{neige-glace}$ et les TBs AMSR2, calculé en utilisant les données de toutes les bouées IMB (Tableau III.4). Les TBs à 89 GHz sont fortement corrélés à la température de l'air ($R > 0,75$). Les TBs à 18,7, 23,8 et 36,5 GHz ont une faible corrélation avec la $T_{neige-glace}$ en raison de leur diffusion par la neige et/ou de leur pénétration peu profonde dans la neige. Le canal 7,3 GHz est ignoré car il contient pratiquement les mêmes informations que le canal 6,9 GHz. Les TBs à 6,9 et 10,65 GHz en polarisation verticale, ont la plus forte corrélation avec la $T_{neige-glace}$ ($R > 0,5$). Par conséquent, les canaux 10,65 et 6,9 GHz en polarisation verticale (10V et 6V) sont sélectionnés comme entrées pour la régression linéaire pour estimer la $T_{neige-glace}$.

3.3.c Régressions linéaires pour estimer la température de l'interface neige-glace

Pour exprimer la $T_{neige-glace}$ en fonction de la TB à 6V ou 10V, les régressions linéaires sont calculées sur des données centrées. Pour chaque bouée, la $T_{neige-glace}$ moyenne est soustraite des mesures de $T_{neige-glace}$ et la même chose est faite avec les mesures de TBs. Ainsi, le décalage de température entre les bouées est supprimé et la pente de la régression linéaire est inchangée :

$$\Delta T_{neige-glace} = a_1 \cdot \Delta TB_{6V \text{ or } 10V} \Leftrightarrow T_{neige-glace} = a_1 \cdot TB_{6V \text{ or } 10V} + offset_{bouée}$$

avec $\Delta T_{neige-glace}$ et ΔTB décrivant les $T_{neige-glace}$ et les TBs centrées. La Figure III.25 montre les régressions linéaires entre la $T_{neige-glace}$ et la TB, à 6V et à 10V, en utilisant les mesures des bouées IMB 2012G, 2012H, 2012J et 2012L. Les coefficients de pente (a_1) estimés entre la $T_{neige-glace}$ et la TB à 6V et à 10V sont respectivement 1.086 ± 0.020 et 1.078 ± 0.019 .

Le décalage ($offset_{bouée}$) dans les équations de régression linéaire entre $T_{neige-glace}$ et la TB est différent pour chaque bouée, car il dépend de l'épaisseur de neige. La dépendance

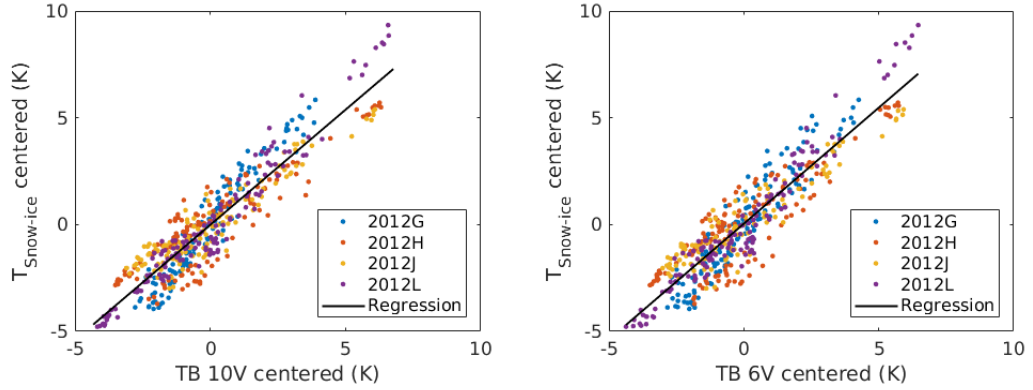


Fig. III.25 La $T_{neige-glace}$ centrée exprimée en fonction des TBs centrées à 10V (gauche) et 6V (droite). Les données des bouées IMB sont de différentes couleurs selon la bouée et la régression linéaire est la ligne noire pleine.

de $T_{neige-glace}$ à l'épaisseur de neige s'explique par l'isolation thermique de la neige [Maaß et al., 2013, Untersteiner, 1986]. Nous établissons ici une relation empirique entre la $T_{neige-glace}$ corrigée de la dépendance linéaire en TB à 10V ou 6V, et l'épaisseur de neige comme suit :

$$T_{neige-glace} - a_1 \cdot TB_{10V \text{ ou } 6V} = a_2 \cdot f(h_{neige}) + a_3,$$

avec $f(h_{neige})$ une fonction dépendante de l'épaisseur de neige.

Trois régressions linéaires différentes ont été testées pour relier la $T_{neige-glace}$ en utilisant : l'épaisseur de neige directement, l'inverse de l'épaisseur de neige et le logarithme de l'épaisseur de neige. La Figure III.26 montre la $T_{neige-glace}$ corrigée de la dépendance en TB en fonction de l'épaisseur de neige. Les différentes régressions sont testées à l'aide de l'ensemble de données d'entraînement (IMB G, H, J et L en 2012). La régression montrant les meilleurs résultats utilise le logarithme de l'épaisseur de la neige (ligne noire pleine dans la Figure III.26). La régression linéaire utilisant directement l'épaisseur de neige (ligne pointillée rouge dans la Figure III.26) conduit à une surestimation de la $T_{neige-glace}$ pour une grande épaisseur de neige. La régression utilisant l'inverse de l'épaisseur de neige (ligne pointillée rouge sur la Figure III.26) conduit à une sous-estimation pour une faible épaisseur de neige. Les RMSEs obtenues sur la $T_{neige-glace}$ sont comparées et la relation utilisant le logarithme de l'épaisseur de neige montre la plus faible RMSE. D'après ces résultats, les équations finales pour relier la $T_{neige-glace}$ à l'épaisseur de neige et la TB à 10V ou à 6V sont :

$$T_{neige-glace} = 1.078 \cdot TB_{10V} + 5.67 \cdot \log(h_{neige}) - 5.13 \quad (\text{III.5})$$

$$T_{neige-glace} = 1.086 \cdot TB_{6V} + 3.98 \cdot \log(h_{neige}) - 10.70 \quad (\text{III.6})$$

où la $T_{neige-glace}$ et la TB sont exprimées en K, et h_{neige} est exprimée en m.

3.3.d Résultats de l'estimation de la température de l'interface neige-glace

La Figure III.27 montre les comparaisons entre la $T_{neige-glace}$ observée par la sonde acoustique des bouées IMB et la $T_{neige-glace}$ estimée en utilisant les TBs 10V et 6V

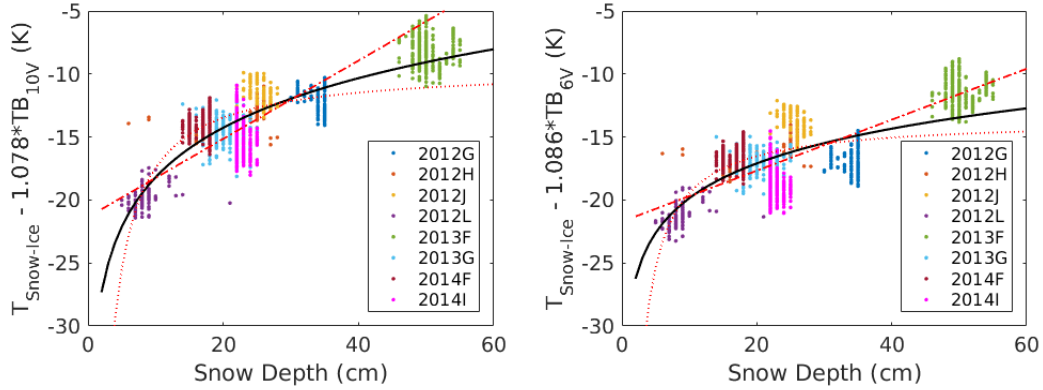


Fig. III.26 $T_{neige-glace}$ corrigée de la dépendance de la TB 10V (gauche) et de la TB 6V (droite) en fonction de l'épaisseur de neige. Les données des bouées IMB sont représentées par différentes couleurs, la régression utilisant l'épaisseur de neige est la ligne rouge tiretée, la régression utilisant l'inverse de l'épaisseur de neige est la ligne rouge pointillée et la régression utilisant le logarithme de l'épaisseur de neige est la ligne noire pleine.

(Equations (III.5) et (III.6)). Les RMSEs sont calculées à partir des mesures des bouées IMB 2013F, 2013G, 2014F et 2014I. La régression de la $T_{neige-glace}$ utilisant l'épaisseur de neige *in situ* avec la TB à 10V (Equation (III.5)) est légèrement meilleure (RMSE = 1.78 K) que celle avec la TB à 6V (Equation (III.6)) (RMSE = 1.98 K). La variabilité due à l'épaisseur de la neige est mieux décrite avec la régression utilisant la TB à 10V. La Figure III.28 est la même que la Figure III.27 mais en utilisant notre estimation de l'épaisseur de neige (Equation (III.4)). Les RMSEs sont de 2,87 K pour la régression avec la TB à 10V et de 2,90 K pour la régression avec la TB à 6V. Les résultats sont dégradés en raison de la régression de l'épaisseur de la neige, surtout pour les bouées à neige épaisse (~ 50 cm) ou mince (~ 5 cm) (par exemple, les bouées 2013F et 2012L). Notez que la régression est testée avec des bouées IMB qui sont toutes situées sur de la MYI. Cependant, notre algorithme pour dériver la $T_{neige-glace}$ est également applicable sur les zones de FYI, car notre algorithme d'épaisseur de neige est applicable aux deux types de glace et notre algorithme de $T_{neige-glace}$ utilise les canaux 10V ou 6V qui ont une sensibilité limitée au type de glace [Comiso, 1983, Spreen et al., 2008].

3.4 Estimation de la température effective de la glace de mer

3.4.a Estimations des biais entre le modèle et les observations

La T_{eff} est liée à la fréquence et à l'angle d'incidence des observations satellites. Ce n'est pas une variable géophysique que nous pouvons mesurer directement *in situ*. Un modèle d'émission en micro-ondes doit être utilisé pour calculer la T_{effs} à partir des paramètres géophysiques. La T_{eff} ici est disponible à partir d'un ensemble de données simulées utilisant un modèle thermodynamique et le modèle d'émission micro-ondes MEMLS. La configuration du modèle et les simulations sont décrites dans Tonboe [2010]. Dans cet ensemble de données, les TBs et les T_{effs} sont simulées à l'aide de la $T_{neige-glace}$

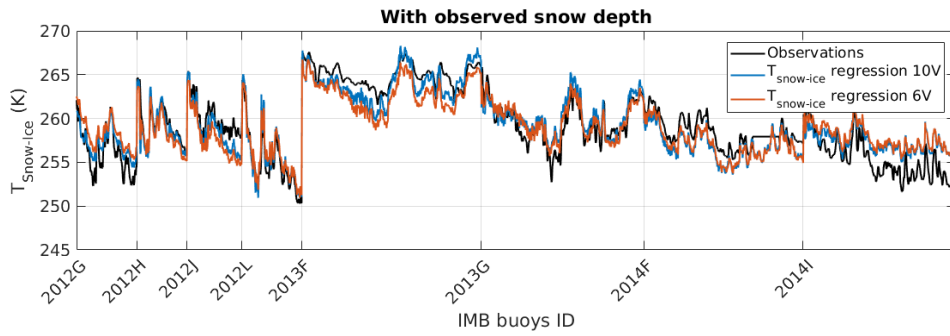


Fig. III.27 Séries temporelles des comparaisons entre les observations de $T_{neige-glace}$ des bouées IMB (ligne noire) et les régressions de $T_{neige-glace}$ avec les TBs à 10V (ligne bleue) et à 6V (ligne rouge). L'épaisseur de neige utilisée dans les Equations (III.5) et (III.6) est l'épaisseur de neige observée par les bouées IMB. Le début des mesures avec une nouvelle bouée IMB est indiqué sur l'axe des abscisses.

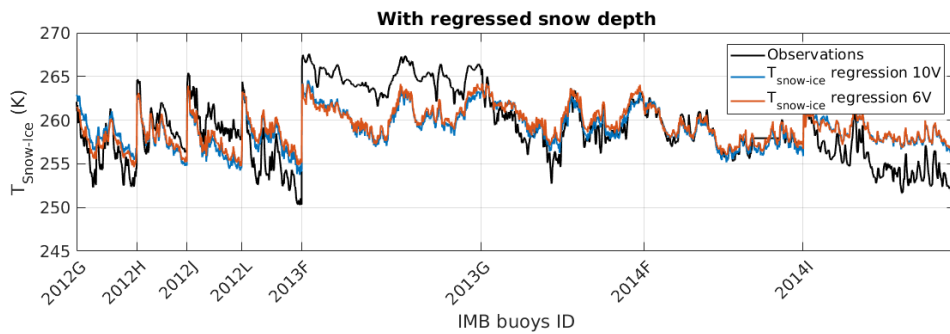


Fig. III.28 Identique à la Figure III.27, en utilisant l'épaisseur de neige restituée (Equation (III.4)) à la place de l'épaisseur de neige in situ.

et des profils de neige et de glace en entrée du modèle thermodynamique. Même si les TBs simulées sont comparables aux observations en termes de moyenne et d'écart-type, le modèle thermodynamique et le modèle d'émission sont tous deux basés sur des équations physiques et ne sont pas ajustés aux observations. Les TBs simulées avec MEMLS ne sont pas ajustées aux TBs AMSR2, ce qui signifie qu'un biais est attendu entre la $T_{neige-glace}$ de l'ensemble de données simulé MEMLS ($T_{neige-glace} MEMLS$) et la $T_{neige-glace}$ estimée avec notre régression.

Le biais obtenu est la valeur moyenne de la différence entre la $T_{neige-glace} MEMLS$, et la $T_{neige-glace}$ estimée à partir des Equations (III.5) et (III.6) en utilisant les TBs du jeu de données simulées MEMLS en entrée. Des biais de 3,97 K et 4,01 K sont estimés, pour les régressions avec 10V et 6V respectivement. Les RMSEs calculées entre la $T_{neige-glace} MEMLS$ et la $T_{neige-glace}$ estimée par régression et corrigé du biais à 10V et 6V sont 2,7 K et 2,07 K, respectivement.

La Figure III.29 montre la $T_{neige-glace}$ de l'ensemble de données simulées MEMLS en fonction de la TB à 10V et 6V, et la $T_{neige-glace}$ calculée par régression (Equations (III.5) et (III.6)), avec ou sans correction du biais. On observe que les pentes de nos régressions

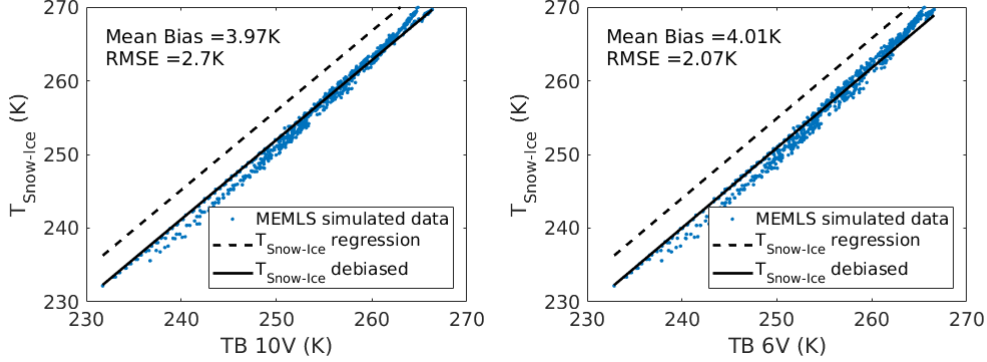


Fig. III.29 Comparaisons entre la $T_{\text{neige-glace}}$ MEMLS des données simulées MEMLS en points bleus, la $T_{\text{neige-glace}}$ estimée (Equations (III.5) et (III.6)) en ligne noire tiretée et la $T_{\text{neige-glace}}$ débiaisée par rapport aux simulations MEMLS en ligne noire pleine, pour la régression utilisant la TB 10V à gauche et la TB 6V à droite.

linéaires sont cohérentes avec les données simulées à partir de MEMLS.

3.4.b Régression linéaire entre la température effective et la température de l'interface neige-glace

La T_{eff} autour de 50 GHz en polarisation verticale est corrélée avec la $T_{\text{neige-glace}}$ [Tonboe et al., 2011] et elle peut être exprimée comme une fonction linéaire de la $T_{\text{neige-glace}}$:

$$T_{\text{eff}}(\text{freq}, \text{pol}) = b_1(\text{freq}, \text{pol}) \cdot T_{\text{Snow-Ice MEMLS}} + b_2(\text{freq}, \text{pol}) \quad (\text{III.7})$$

avec T_{eff} , b_1 et b_2 selon la fréquence (freq) et la polarisation (pol). Nous utilisons l'ensemble de données simulées MEMLS pour calculer la régression linéaire entre la $T_{\text{neige-glace}}$ et la T_{eff} à 6,9, 10,65, 18,7, 23,8, 36,5, 50 et 89 GHz en polarisation verticale. Les T_{eff} s aux polarisations verticale et horizontale sont à peu près identiques. Seule la polarisation verticale est considérée ici, car les mesures de TBs sont plus bruyantes en polarisation horizontale en raison de la variabilité de l'émissivité de la glace de mer à cette polarisation.

La Figure III.30 montre la T_{eff} à 50V en fonction de $T_{\text{neige-glace}}$. Les régressions linéaires entre la $T_{\text{neige-glace}}$ et la T_{eff} à différentes fréquences sont calculées. Les coefficients b_1 et b_2 de l'Equation (III.7) sont donnés dans le Tableau III.5. Le coefficient directeur de la droite de la régression augmente avec la fréquence, ce qui signifie que la sensibilité de la T_{eff} à la $T_{\text{neige-glace}}$ augmente avec la fréquence entre 6 et 89 GHz. Un coefficient directeur inférieur à 1 signifie que la profondeur de pénétration à la fréquence donnée est plus profonde que l'interface neige-glace. A 50 GHz, le coefficient de pente est proche de 1, ce qui signifie que la profondeur de pénétration est proche de la profondeur de l'interface neige-glace. Les RMSEs sont inférieures à 1 K, la régression de la T_{eff} à 50V indiquant la RMSE la plus faible (0,33 K) et à 89V la RMSE la plus élevée (0,92 K).

Ces régressions linéaires entre la T_{eff} et la $T_{\text{neige-glace}}$ MEMLS (Equation (III.7)) sont l'étape finale pour estimer les T_{eff} s de glace de mer aux fréquences micro-ondes

TABLE III.5 – Régressions de la T_{eff} pour différentes fréquences en polarisation verticale en fonction de la $T_{neige-glace}$ (voir Equation (III.7)) en utilisant le jeu de données simulées MEMLS.

Fréquence (GHz)	coefficient directeur b_1	offset (K) b_2	RMSE (K)
6.9	0.888	30.2	0.89
10.7	0.901	26.6	0.75
18.7	0.920	21.5	0.63
23.8	0.932	18.4	0.57
36.5	0.960	10.9	0.41
50	0.989	2.96	0.33
89	1.06	-16.4	0.92

en fonction des TBs, en utilisant les travaux des sections précédentes pour exprimer les $T_{neige-glace}$ en fonction des TBs (Equations (III.4) et (III.5) ou (III.6)). Les biais entre les observations AMSR2 et l'ensemble de données simulées MEMLS sont pris en compte en remplaçant $T_{neige-glace\ MEMLS}$ par $T_{neige-glace}$ estimée à partir des TBs AMSR2 avec une correction de biais (voir Tableau III.5) :

$$T_{eff(freq,pol)} = b_{1(freq,pol)} \cdot (T_{neige-glace} - 3.97) + b_{2(freq,pol)}, \text{ pour la régression utilisant la TB 10V}$$

$$T_{eff(freq,pol)} = b_{1(freq,pol)} \cdot (T_{neige-glace} - 4.01) + b_{2(freq,pol)}, \text{ pour la régression utilisant la TB 6V}$$

3.5 Exemples d'estimation de l'épaisseur de neige et de la température d'interface neige-glace durant l'hiver 2015-2016

Pour des jours en novembre, janvier et avril durant l'hiver 2015-2016 en Arctique, la Figure III.31 montre les cartes d'épaisseur de neige estimées avec notre régression multilinéaire (Equation (III.4)), la $T_{neige-glace}$ estimée avec notre régression multilinéaire (Equation (III.5)) et les produits de concentration en MYI de l'université de Brême (<https://seaice.uni-bremen.de>). Les cartes de la concentration en MYI de l'Université de Brême sont dérivées de AMSR2 et de ASCAT (Advanced SCATterometer) avec la méthode de Ye et al. [2016a,b]. Pour effectuer nos régressions, nous utilisons les TBs AMSR2 (niveau L1R) fournies par la JAXA et les données SIC de la réanalyse (ERA-Interim) de l'ECMWF. Seules les régions où la SIC est de 100% sont considérées pour calculer l'épaisseur de neige sur la glace de mer et la $T_{neige-glace}$ avec notre méthode.

Les résultats montrent que l'épaisseur de la neige est plus importante (40 cm) dans le nord du Groenland [Warren et al., 1999, Shalina and Sandven, 2018] en raison de la présence de neige dérivante causée par les nombreuses crêtes de compression dans cette région [Hanson, 1980], comme prévu. Nous pouvons observer que l'épaisseur de la neige est plus importante dans les régions où les concentrations en MYI sont plus élevées. La variabilité de la couverture de neige est faible en hiver, car l'épaisseur de neige atteint

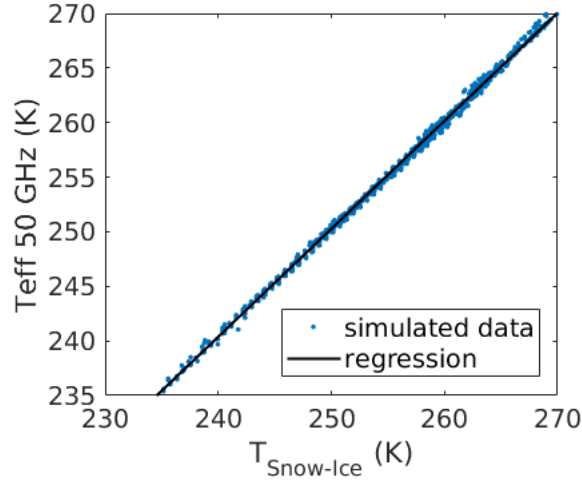


Fig. III.30 Régression de la T_{eff} en fonction de la $T_{neige-glace}$ à 50 GHz en polarisation verticale. Les données des simulations MEMLS sont en points bleus et la régression linéaire est la ligne noire pleine.

son maximum en décembre et demeure relativement inchangée jusqu'à la fonte des neiges [Sturm et al., 2002].

Pour la $T_{neige-glace}$, en janvier et avril lorsque la température de l'air est froide (entre -20 et -30°C sur tout l'Arctique, les 5 janvier et 5 avril 2016 d'après la température de l'air ERA-Interim), les zones avec des plus grandes épaisseurs de neige montrent de plus grandes $T_{neige-glace}$ en raison du pouvoir d'isolation thermique de la neige. C'est différent en novembre : la température de l'air est plus chaude ($\sim -5^{\circ}\text{C}$ près de la mer de Kara, $\sim -15^{\circ}\text{C}$ près de la mer de Laptev et $\sim -25^{\circ}\text{C}$ au centre Arctique et mer de Beaufort, le 5 novembre 2015 d'après la température de l'air d'ERA-Interim) et les zones avec des épaisseurs de neige plus fines montrent des $T_{neige-glace}$ qui sont proches de la température de l'air [Perovich and Elder, 2001]. Notez que nous pouvons observer de faibles $T_{neige-glace}$ à certains endroits près des marges de glace de mer en raison de la présence d'eau libre dans l'empreinte du satellite. Comme la température de brillance de l'eau libre est basse, la température de brillance totale mesurée diminue et a une incidence sur notre estimation de $T_{neige-glace}$.

Visuellement, la $T_{neige-glace}$ montre une forte corrélation avec les motifs de distribution de la concentration de glace pluriannuelle des mêmes jours : les valeurs les plus élevées se trouvent au nord du Groenland et dans le bassin Canada, avec quelques structures de concentration en MYI élevée s'étendant vers la côte sibérienne et marquant la dérive de la glace due au gyre de Beaufort (voir les animations pour cette même année à <https://seaice.uni-bremen.de/multiyear-ice-concentration/animations/>). Les principales différences entre la FYI et la MYI sont, en moyenne, l'épaisseur de glace plus importante de la MYI et son épaisseur de neige plus élevée. Les deux effets influencent la $T_{neige-glace}$. Dans les mêmes conditions, une épaisseur de glace plus élevée entraînera une baisse de la $T_{neige-glace}$. En revanche, elle sera plus élevée si seule l'épaisseur de neige est augmentée. La corrélation positive entre la concentration en MYI et la $T_{neige-glace}$ suggère que l'influence de l'épaisseur de neige sur la MYI est supérieure à l'influence

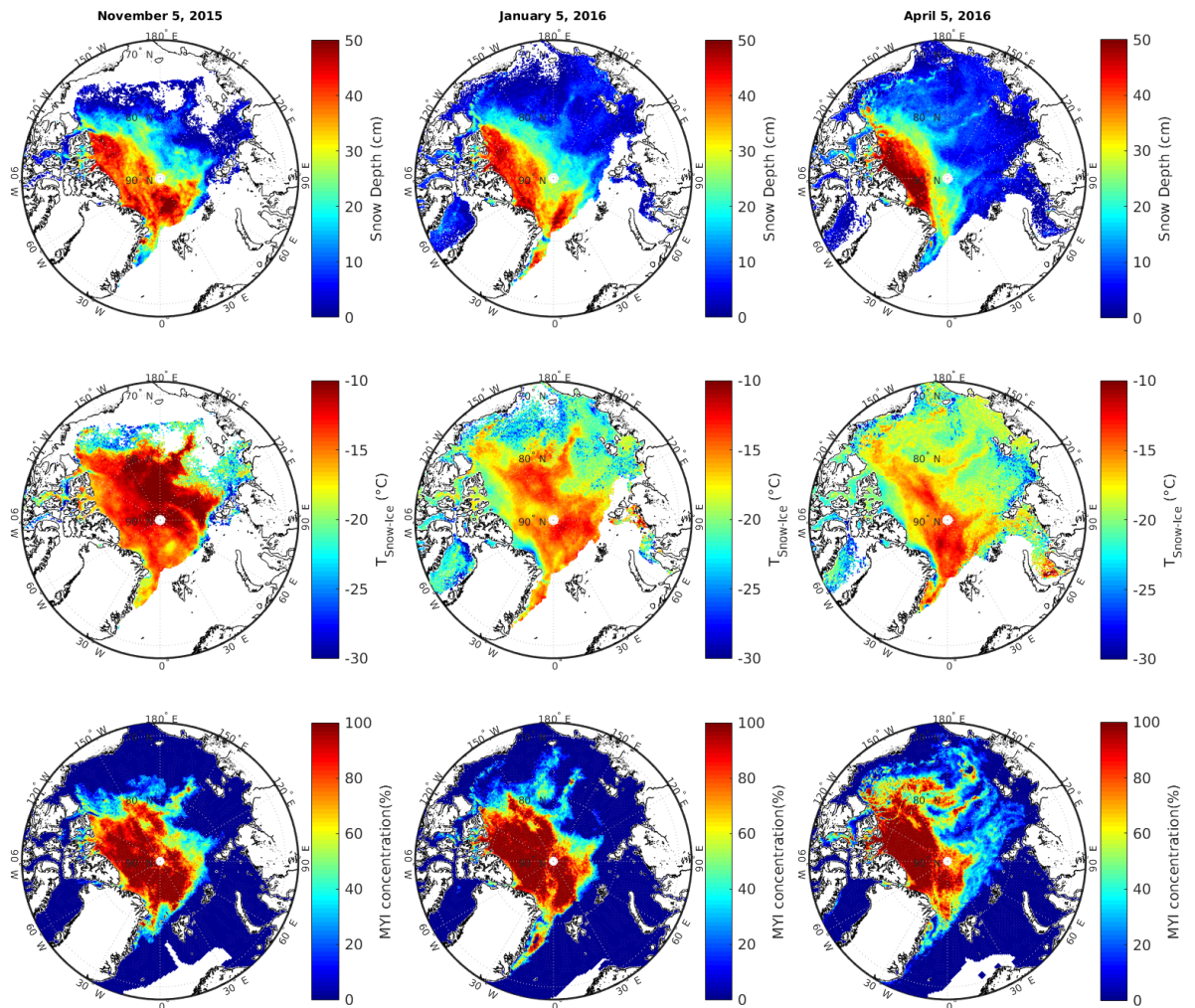


Fig. III.31 Cartes de l'épaisseur de neige (première ligne) et de la $T_{\text{neige-glace}}$ (deuxième ligne) estimées à partir de nos régressions multilinéaires à l'aide des TBs AMSR2, avec les produits de concentration en glace pluriannuelle (MYI) (troisième ligne) de l'Université de Brème le 5 novembre 2015 (à gauche), 5 janvier 2016 (au centre) et 5 avril 2016 (à droite)

de l'épaisseur de glace sur la $T_{neige-glace}$, soulignant le rôle important de la neige sur l'équilibre thermodynamique de la glace de mer.

Les motifs similaires observées entre les cartes de $T_{neige-glace}$ et de concentration en MYI sur la Figure III.31 sont encourageantes et donnent confiance en la méthodologie développée ici, car ces produits de concentration du MYI proviennent d'un travail indépendant effectué à l'Université de Brême et sont distribués quotidiennement aux utilisateurs. Cependant, il faut noter que certains canaux AMSR2 utilisés sont les mêmes pour les deux méthodes, et qu'il y a aussi de la covariance entre les canaux [Scarlat et al., 2017].

4 Conclusion

Nous avons proposé une nouvelle méthode d'inversion de la SIC basée sur des observations passives micro-ondes. Elle suit le schéma d'estimation optimale de Rodgers [1976, 1990]. Cela permet d'utiliser plusieurs canaux et différentes combinaisons de canaux pour estimer la SIC. Avec le schéma d'estimation optimale, la SIC estimée est systématiquement donnée avec sa précision. La méthode utilise comme modèle direct une combinaison linéaire de TB_{glace} et $TB_{océan}$, appelés points de rattachement et correspondant à la TB moyenne de la glace ou de l'océan à une fréquence donnée. Ces points de rattachement et leurs variabilités ont été estimés à l'aide du RRDP pour différentes saisons (hiver et été) et les hémisphères nord et sud. Des tests ont été effectués pour évaluer l'impact de la saison et du lieu sur l'estimation de la SIC. Nous avons constaté que l'erreur sur la SIC est plus grande en été et pour l'hémisphère nord. En effet, la variabilité des TBs de la banquise est plus importante en été en raison de la fonte et plus importante dans l'hémisphère nord en raison des différents types de glace présents. Les points de rattachement utilisés pour l'inversion de la SIC ont un faible impact (dans la plupart des cas, moins de 1 %) sur la SIC estimée. Cela signifie que nous pouvons utiliser des points de rattachement globaux pour estimer la SIC, peu importe la saison ou l'hémisphère. La combinaison des canaux à 6 et 10 GHz donne de meilleurs résultats que la combinaison des canaux à 18 et 36 GHz pour l'inversion de la SIC. Une méthode de fusion est développée pour combiner l'estimation SIC précise de la combinaison 6+10 GHz avec l'estimation à haute résolution de la combinaison 18+36 GHz. Elle est basée sur le débiaisage des estimations à haute résolution en utilisant l'estimation à faible résolution qui est plus précise. Les valeurs SIC à haute résolution sont calculées pour être plus proches de l'estimation SIC moins biaisée calculée à basses fréquences.

Notre algorithme est ensuite testé pour une situation de ciel clair, et comparé avec des estimations MODIS et les produits opérationnels OSI-SAF. De plus, l'algorithme est testé à grande échelle sur les pôles Nord et Sud, dans des conditions en partie nuageuses. Ces premiers résultats sont très encourageants, avec des performances comparables à celles des produits opérationnels actuels. La méthode est développée pour le projet CIMR. Elle est évaluée ici avec les observations d'AMSR2. De meilleures performances sont attendues avec CIMR. Tout d'abord, la résolution spatiale de l'instrument sera largement améliorée pour tous les canaux. Deuxièmement, les canaux 6 /10 GHz (respectivement, les canaux 18 / 36 GHz) auront la même résolution spatiale de ~ 15 km (respectivement, ~ 5 km), et cela sera profitable pour la méthode de fusion suggérée pour tenir compte des différentes

résolutions spatiales. D'autres améliorations sont attendues dans un proche avenir, avec l'utilisation d'un modèle de transfert radiatif pour l'océan, afin de remplacer le point de rattachement utilisé pour l'océan par des TBs simulées qui seront plus proche de la vérité terrain qu'une simple TB moyenne de l'océan.

Nous avons dérivé des algorithmes simples pour estimer les paramètres de la glace de mer tels que l'épaisseur de la neige, la $T_{neige-glace}$ et la T_{eff} de la glace de mer à fréquence micro-ondes, à partir des canaux AMSR2. Le RRDP de l'ESA qui contient des données AMSR2 colocalisées avec les données des bouées IMB et les données des campagnes OIB a été utilisé avec un jeu de données de TBs simulées avec une version de MEMLS pour la glace de mer. Toutes les équations pour estimer ces paramètres de la glace de mer sont dérivées à l'aide de plusieurs régressions linéaires et multilinéaires. Notre régression pour estimer l'épaisseur de la neige sur la glace de mer arctique en hiver utilise les TBs à 6,9, 18,7 et 36,5 GHz en polarisation verticale. Une RMSE de 5,1 cm est obtenue entre l'épaisseur de neige estimée et l'épaisseur de neige IMB à l'aide du jeu de données test indépendant des bouées IMB. Cette estimation de l'épaisseur de neige s'applique à la FYI et à la MYI, avec des incertitudes plus faibles pour la FYI que pour la MYI (3,9 cm par rapport à 7,2 cm). Pour estimer la $T_{neige-glace}$, deux relations sont dérivées en utilisant deux canaux AMSR2 différents (10V ou 6V) et l'épaisseur de neige préalablement estimée. Les deux régressions montrent des résultats similaires. Les erreurs sont de 2,87 K et 2,90 K respectivement à 10V et 6V. Cette estimation de $T_{neige-glace}$ n'a été testée que pour la MYI. Elle peut également être appliquée à la FYI car les canaux 6V et 10V ont une sensibilité limitée au type de glace [Comiso, 1983, Spreen et al., 2008]. Enfin, les T_{effs} à 6,9, 10,65, 18,7, 23,8, 36,5, 50 et 89 GHz en polarisation verticale sont estimées en fonction de la $T_{neige-glace}$ par régression linéaire. À l'étape finale, les RMSEs des régressions linéaires entre la $T_{neige-glace}$ et la T_{eff} simulée pour tous les canaux sont inférieures à 1 K, avec une valeur minimale de 0,33 K à 50 GHz qui est une fréquence clé pour l'estimation des profils de températures atmosphériques. La méthodologie d'estimation de l'épaisseur de la neige et de la $T_{neige-glace}$ a été appliquée à plusieurs jours au cours d'une saison d'hiver. Elle montre des résultats cohérents avec les estimations de concentration en MYI obtenues indépendamment. Ces algorithmes peuvent être utilisés pour créer des produits d'épaisseur de neige et de $T_{neige-glace}$ qui peuvent améliorer l'étude de la variabilité de la glace de mer (par exemple, la croissance de la glace de mer). Les informations sur la $T_{neige-glace}$ peuvent aider dans les modèles de glace de mer en limitant le gradient de température de la glace de mer et son évolution thermodynamique. Les estimations de T_{eff} peuvent être utilisées dans les calculs de transfert radiatif atmosphérique et pour réduire le bruit dans les algorithmes d'estimation de la SIC [Tonboe et al., 2013] (par exemple, le produit global de SIC de l'OSI-SAF).

Chapitre IV

Conclusion et perspectives

Dans cette thèse nous avons traité de l'estimation des paramètres de l'océan et de la banquise à partir des observations satellites en micro-ondes basses fréquences (entre 1 et 36 GHz). Nous nous sommes concentrés sur l'estimation, tout d'abord des paramètres de surface de l'océan sans glace, puis des paramètres liés à la banquise. Dans cette conclusion, nous revenons en Section 1 sur l'estimation des paramètres de surface de l'océan, en Section 2 sur l'estimation des paramètres liés à la banquise et en Section 3 sur les performances de la future mission CIMR. La Section 4 décrira les perspectives de ce travail de thèse.

1 L'estimation des paramètres de surface de l'océan

Le Chapitre II de cette thèse a traité de l'estimation des paramètres océaniques. Nous avons présenté les modèles de transfert radiatif pour l'océan. Leur description permet de comprendre les processus physiques qui sont en jeu et qui contribuent au signal émis par l'océan. Les modèles de transfert radiatif pour l'océan sont à la base des algorithmes de restitution des paramètres océaniques tels que la SST, l'OWS et la SSS. Les modèles de transfert radiatif sont aussi utilisés pour l'analyse et l'assimilation des données pour les prévisions numériques du temps. Après avoir été décrit soigneusement, les principaux modèles de transfert radiatif pour l'océan utilisés en micro-ondes ont été comparés. Pour cela un vaste jeu de données a été créé reprenant les observations des satellites SMAP et AMSR2 colocalisées avec les données géophysiques fournies par les analyses de l'ECMWF et de Mercator Océan. Les températures de brillance ont ensuite été simulées avec les différents modèles de transfert radiatif pour l'océan. Trois modèles ont été étudiés : le modèle physique du LOCEAN, le modèle rapide et paramétré FASTEM et le modèle semi-empirique de RSS. Des écarts ont été observés entre les modèles et avec les observations en particulier aux fréquences à partir de 6 GHz. Les modèles FASTEM et LOCEAN ne simulent pas correctement la dépendance en vent pour les vents supérieurs à 7 m/s. Le modèle RSS simule correctement la dépendance en vent mais c'est un modèle ajusté sur des observations et il n'est pas continu entre 1,4 GHz et les plus hautes fréquences (6 à 89 GHz). Nous avons aussi identifié des désaccords entre tous les modèles et les observations pour les SSTs froides. A 1,4 GHz, le modèle FASTEM est moins proche des observations que les modèles LOCEAN et RSS. Pour la dépendance en SSS à 1,4 GHz, les

modèles sont très proches des observations, cependant une haute précision est demandée pour atteindre la précision requise sur la SSS. Il y a un besoin continu d'améliorer ces modèles et de les adapter aux nouvelles missions satellites, afin d'obtenir des estimations de plus en plus précises des paramètres géophysiques.

La deuxième partie du chapitre a traité de l'inversion des paramètres de surface de l'océan (SST, SSS et OWS). Nous avons présenté la méthode d'estimation optimale de Rodgers [1976, 1990] largement utilisée en télédétection. Elle permet d'estimer des erreurs d'inversion réalistes sur les paramètres. Cette méthode prend en compte la sensibilité aux paramètres en fonction de la fréquence. Des analyses de sensibilité ont été effectuées pour savoir quelles fréquences sont les plus sensibles à chaque paramètre. Le canal à 6,9 GHz montre le plus de sensibilité à la SST, et le canal à 1,4 GHz est sensible à la SSS. Pour l'OWS la sensibilité augmente avec la fréquence et ce sont les canaux à 36 GHz ou même jusqu'à 89 GHz qui sont les plus sensibles. Enfin nous avons estimé les erreurs théoriques d'inversion de la SST, la SSS et l'OWS pour comparer les performances des missions satellites existantes à celles de CIMR. Ces estimations des erreurs d'inversion ont été réalisées pour une large gamme de conditions géophysiques et sur des situations réelles. On observe que les erreurs d'inversion sur les paramètres en utilisant la missions CIMR sont plus faibles qu'avec les missions actuelles. Les résultats sont résumés dans la Section 3 de ce chapitre.

Ce chapitre fait l'objet d'un article déjà publié au JGR Océan qui concerne les performances de la future mission CIMR [Kilic et al., 2018] (voir Annexe A) et d'un article à soumettre prochainement sur les comparaisons des modèles de transfert radiatif pour l'océan (voir Annexe C).

2 L'estimation des paramètres de surface de la banquise

Dans le Chapitre III, nous nous sommes concentrés sur l'estimation des paramètres liés à la banquise et notamment la SIC mais aussi l'épaisseur de neige sur la banquise, la température d'interface neige-glace et la température effective. Les études sur la SIC ont été réalisées dans le cadre de la mission CIMR et les études sur l'épaisseur de neige, la température d'interface neige-glace et la température effective ont été réalisées dans le cadre d'un projet de l'OSI-SAF à l'Institut Météorologique Danois. Pour la glace de mer les processus qui entrent en jeu dans l'émission de la glace sont complexes et dépendent de variables micro-physiques auxquelles nous n'avons pas accès depuis l'espace. Il n'y a donc pas de modèles de transfert radiatif opérationnels utilisables. Les algorithmes de restitutions des paramètres de la banquise sont basés sur des méthodes empiriques et/ou statistiques. Nous nous sommes basés sur un large ensemble de données développé pour le projet sur le changement climatique de l'ESA pour la glace de mer.

La première partie a présenté le développement d'un algorithme de restitution de la SIC. Nous avons appliqué la même méthode d'inversion que pour l'océan. Cette méthode a été adaptée pour l'estimation de la SIC en utilisant un modèle direct empirique à la place d'un modèle de transfert radiatif. Le modèle direct est une combinaison linéaire des TB_{glace} et $TB_{océan}$, appelées points de rattachement et correspondant à la TB moyenne de la glace ou de l'océan à une fréquence donnée. Les points de rattachements ont été calculés à partir de la base de données RRDP. La nouvelle méthode d'inversion pour la SIC

a ensuite été testée sur la base de données RRDP en considérant différentes hypothèses sur les combinaisons de canaux et points de rattachements en fonction des saisons et de la localisation. Les combinaisons de canaux proposées sont 6+10 GHz et 18+36 GHz, ainsi que la combinaison de ces 4 fréquences 6+10+18+36 GHz avec une méthode de fusion de données pour traiter les différences de résolution spatiale entre canaux. Les erreurs d'inversion sur la SIC sont entre 1 et 5% pour la combinaison des canaux de 6 et 10 GHz et entre 3 et 7% pour la combinaison des canaux de 18 et 36 GHz. Les points de rattachement utilisés pour l'estimation de la SIC ont un faible impact (dans la plupart des cas, moins de 1%) sur l'erreur d'inversion, signifiant que des points de rattachement généraux peuvent être utilisés pour estimer la SIC, peu importe la saison ou l'hémisphère. Nous avons aussi proposé une méthode de combinaison des estimations SIC à différentes résolutions spatiales. L'estimation précise de la SIC avec les canaux 6+10 GHz est combinée à l'estimation à haute résolution des canaux 18+36 GHz. Cette méthode basée sur le débiaisage des estimations à haute résolution avec l'estimation à faible résolution, permet de corriger les estimations SIC notamment quand les observations sont contaminées par la présence de nuages auxquels les canaux à 18 et 36 GHz sont plus sensibles que les canaux à 6 et 10 GHz. Ensuite l'algorithme avec ses différentes hypothèses a été évalué en comparant ses estimations avec les estimations de la SIC à partir de données MODIS en ciel clair et les estimations de la SIC de l'OSI-SAF. Les résultats obtenus sont proches des résultats obtenus avec l'algorithme OSI-SAF sans avoir besoin de faire des ajustements ou d'ajouter des filtres.

Dans une deuxième partie, des algorithmes simples pour estimer la h_{neige} , la $T_{neige-glace}$ et la T_{eff} de la glace ont été présentés. Des régressions linéaires ou multi-linéaires ont été dérivées en utilisant la base de données RRDP et une base de données simulées. Pour estimer la h_{neige} sur la glace de mer arctique en hiver, la régression utilise les TBs à 6,9, 18,7 et 36,5 GHz en polarisation verticale. La h_{neige} est estimée avec une erreur de l'ordre de 5 cm. Pour estimer la $T_{neige-glace}$, deux régressions linéaires sont dérivées qui utilisent la h_{neige} et soit le canal 10V, soit le canal 6V. Les deux régressions montrent des résultats similaires. Les erreurs sur la $T_{neige-glace}$ sont de l'ordre de 2,9 K en utilisant la h_{neige} estimée par régression. Les T_{effs} pour les canaux entre 6 et 89 GHz sont estimées à partir de la $T_{neige-glace}$ en utilisant une simple régression linéaire. Les erreurs de régression de la T_{eff} sont inférieures à 1 K pour tous les canaux, avec une valeur minimale de 0,33 K à 50 GHz.

Ces méthodes d'inversion sont utilisables avec les missions satellites en micro-ondes passives actuelles telles que AMSR2. Elles ont été développées et optimisées pour la restitution des paramètres océaniques et polaires avec la future mission CIMR, ainsi que pour évaluer le potentiel et les performances de cette nouvelle mission. Un article a été publié pour la partie concernant l'estimation de l'épaisseur de neige, la température d'interface neige-glace et la température effective [Kilic et al., 2019] (voir Annexe B). Deux articles vont être soumis pour la description et l'évaluation de la méthode pour estimer la concentration en glace de mer.

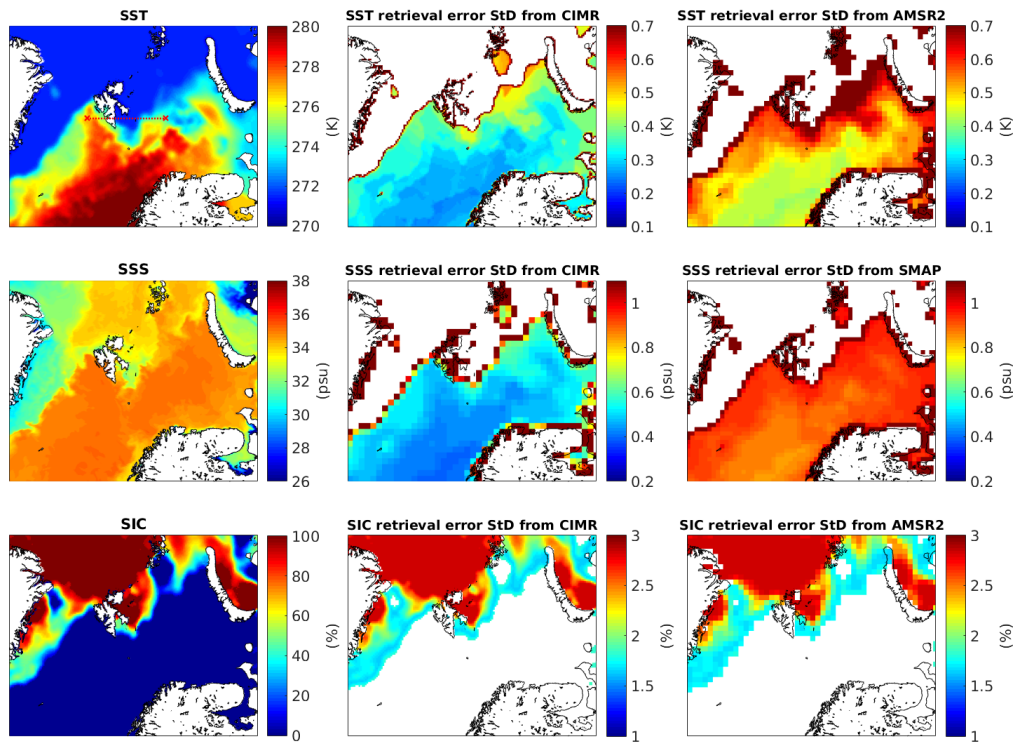


Fig. IV.1 Les champs de SST, SSS et SIC (1^{ière} colonne) à 2 km de résolution le 15 juin 2008, et les erreurs théoriques d'inversion de la SST (en haut), de la SSS (au milieu) et de la SIC (en bas) avec les caractéristiques de la mission CIMR (2^{ème} colonne) et des missions AMSR2 ou SMAP (3^{ème} colonne).

3 L'évaluation des performances de la future mission CIMR

CIMR est un radiomètre qui observera à 1,4, 6,9, 10,65, 18,7 et 36,5 GHz à 55° d'angle d'incidence en polarisations V et H (et aussi en polarisations circulaires pour au moins le canal à 1,4 GHz). Il est spécifiquement conçu pour l'observation des régions polaires. Les variables les plus importantes pour cette mission sont la SST et la SIC. A l'aide de l'évaluation des modèles de transfert radiatif et la méthode d'inversion décrite dans cette thèse, nous avons pu estimer les erreurs d'inversion sur les paramètres restitués avec la mission CIMR. Les erreurs d'inversion sont comprises entre 0,15 et 0,45 K pour la SST, 0,2 et 0,6 psu pour la SSS, 0,15 et 0,25 m/s pour l'OWS et 2 et 5% pour la SIC. Dans les régions polaires où l'estimation de la SST et de la SSS est particulièrement difficile et cruciale pour les prévisions météorologiques et climatiques opérationnelles, CIMR présente des erreurs d'inversion de 0,4 K pour la SST et de 0,6 psu pour la SSS, contre respectivement 0,6 K et 0,9 psu avec les radiomètres micro-ondes passifs actuels (pour une SST donnée de 273 K et une SSS donnée de 35 psu). La résolution spatiale des estimations SIC est largement améliorée avec CIMR par rapport à AMSR2 (voir Figure IV.1). Ces résultats sont résumés dans le Tableau IV.1.

Sans aucune garantie de successeurs pour les missions AMSR2, SMOS et SMAP, la

TABLE IV.1 – Performances de la mission CIMR pour l’estimation des principaux paramètres de surface de l’océan et la banquise. Résultats publiés dans [Kilic et al. \[2018\]](#).

Paramètre	Résolution spatiale	Précision	Revisite
SST	15 km	0.2 K	2 fois par jour
SSS	55 km	0.3 psu	2 fois par jour
SIC	5 km	5%	2 fois par jour

mission CIMR assurera la continuité des observations des mesures à basses fréquences dans le domaine des micro-ondes, avec des caractéristiques radiométriques et/ou spatiales nettement améliorées, pour une observation de l’océan et de la banquise en tout temps (voir Figure IV.2). Ce nouveau concept est donc un candidat sérieux pour une future mission Copernicus. Les capacités de CIMR sont un atout essentiel pour surveiller l’évolution rapide de l’état de l’océan Arctique à mesure que la couverture de glace de mer continue de diminuer, avec les risques dus aux mécanismes de rétroaction à l’échelle climatique qui ont des répercussions sur la circulation globale dans l’atmosphère et l’océan.

4 Perspectives

4.1 Le développement d’un nouveau modèle de transfert radiatif physique pour l’océan

Dans le cadre de l’estimation des paramètres de surface de l’océan, nous avons identifié le manque d’un modèle de transfert radiatif physique qui soit continu sur une large gamme de fréquences du domaine micro-onde. Ce manque a également été constaté par les organisations météorologiques (ECMWF, NOAA, groupe de travail TOVS, GAIA-CLIM). L’absence d’un modèle de référence et de qualité est un problème dans notre capacité à fournir un étalonnage absolu des systèmes d’observation par satellite. Il a été recommandé que ce problème soit résolu par le développement d’un modèle de référence pour le transfert radiatif de l’océan. Ce modèle doit permettre de quantifier précisément l’incertitude en termes d’erreurs systématiques et aléatoires. Un groupe de scientifiques internationaux d’Europe, des États-Unis, de Chine et du Japon souhaitent collaborer pour combler cette lacune. C’est un objectif ambitieux, car le modèle comporte de nombreuses composantes dont l’incertitude est difficile à caractériser.

Un premier travail est de comparer les modèles existants aux observations et entre eux. Ce travail a déjà été réalisé dans cette thèse avec les instruments AMSR2 et SMAP et les modèles FASTEM, RSS et LOCEAN. Il est envisagé de reproduire ces comparaisons en utilisant de nouveaux instruments tels que GMI. Ensuite, le développement d’un modèle de transfert radiatif continu sur les fréquences micro-ondes et précis sera l’objet de mon nouveau projet. On se basera sur les comparaisons effectuées pour redévelopper un modèle physique de transfert radiatif pour l’océan. Il s’agit d’un projet impliquant plusieurs pays et institutions météorologiques, le but étant d’avoir un modèle de transfert radiatif pour l’océan qui soit communautaire et qui serve de référence.

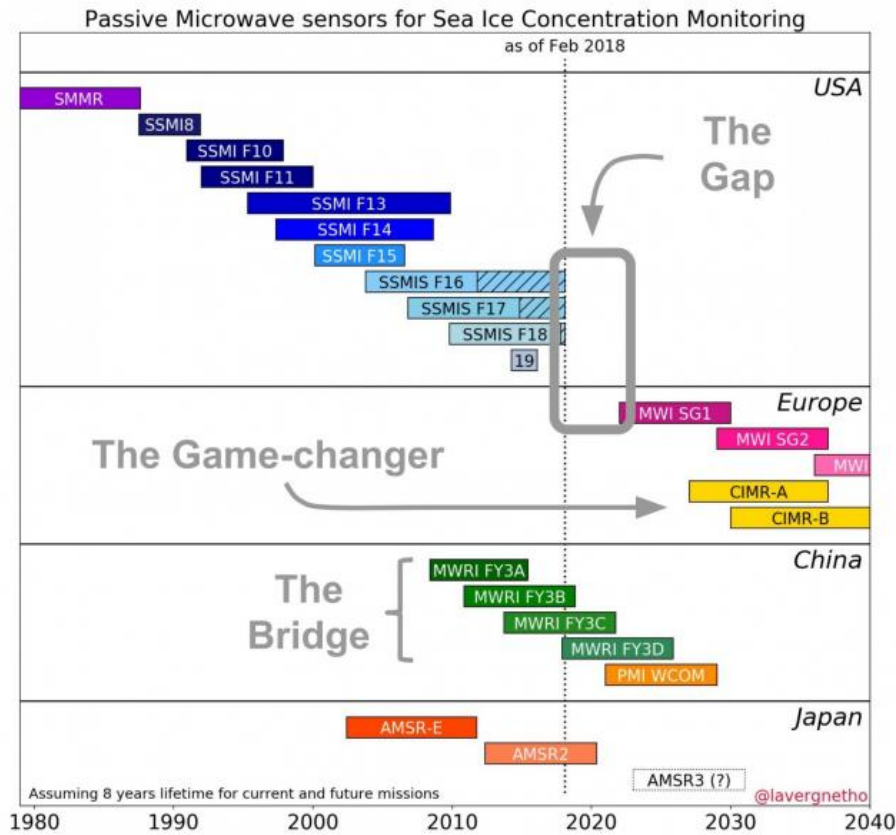


Fig. IV.2 Les missions satellites micro-ondes passives utilisables pour l'estimation de la SIC pour la période allant de 1980 à 2030, avec la mission CIMR permettant la continuation des mesures en Europe. Figure provenant de <https://cimr.eu/node/30> (Crédit : T. Lavergne).

4.2 L'étude de la banquise

Dans cette thèse, une nouvelle méthode pour estimer la SIC adaptée pour la future mission CIMR a été proposée. Les possibilités d'améliorer cette méthode sont encore vastes. On peut notamment prendre en compte du modèle de transfert radiatif pour calculer le point de rattachement $TB_{océan}$. La méthode de combinaisons des estimations à différentes résolutions spatiales pourra être affinée. Pour poursuivre le travail sur l'estimation des paramètres de glace de mer, des comparaisons et synergies avec d'autres types d'observations pourront être réalisées. Les mesures d'épaisseurs de neige faites à partir des radiomètres micro-ondes sont importantes pour une estimation précise de l'épaisseur de glace avec les altimètres tels que Cryosat-2. Un projet a récemment été soumis au CNES pour utiliser les mesures des radiomètres micro-ondes pour l'estimation de l'épaisseur de glace lorsque la glace est fine. Ce projet fera appel à l'utilisation de plusieurs types de données (radiomètres passifs, actifs, altimètres et observations visibles) pour interpréter le signal émis par la glace de mer. Une production de longues séries temporelles avec ces nouveaux algorithmes pourra être réalisée afin d'améliorer la connaissance et la

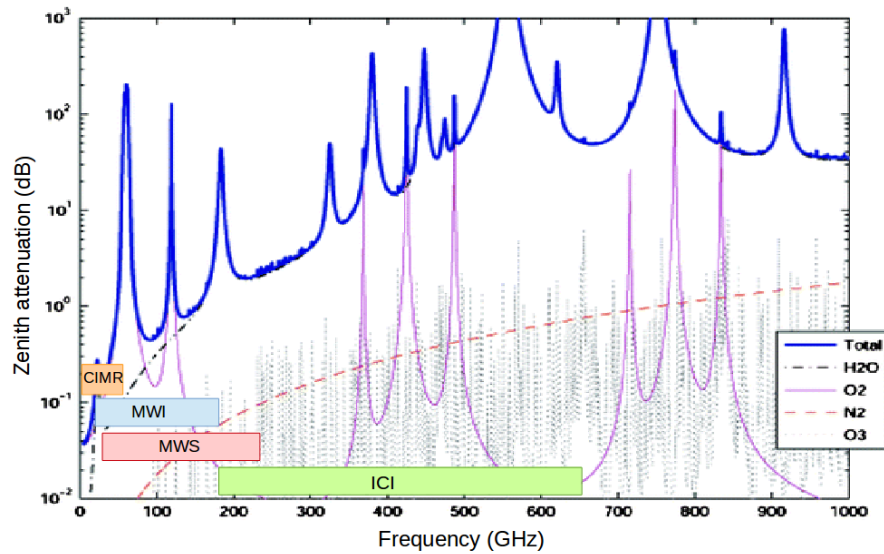


Fig. IV.3 L'atténuation au zénith pour une atmosphère d'hiver aux latitudes moyennes, exprimée en dB dans le domaine micro-onde. La ligne pleine épaisse donne l'atténuation totale par l'atmosphère, tandis que les autres lignes indiquent la contribution de chaque gaz. Les futures missions satellites européennes en micro-ondes passives y ont été indiquées. Figure provenant de *Kunzi et al. [2011]* modifiée en ajoutant les futures missions satellites européennes.

surveillance des environnements polaires.

4.3 Les futures missions micro-ondes passives européennes

Dans les prochaines années, l'Europe a prévu le lancement de plusieurs missions satellites en micro-ondes passives couvrant le spectre des micro-ondes de 1 à 664 GHz. Les satellites météorologiques MetOp SG-A et MetOp SG-B prévus pour un lancement 2021 et 2022 contiendront les instruments micro-ondes passifs MWS (*MicroWave Sounder*), MWI (*MicroWave Imager*) et ICI (*Ice Cloud Imager*) (voir Figure IV.3). MWS est un radiomètre *cross-track* avec ses canaux entre 23 et 229 GHz, il est conçu pour mesurer la température de l'atmosphère et la vapeur d'eau à différentes altitudes. MWI est un radiomètre imageur conique qui observera entre 18 et 183 GHz. L'objectif principal de MWI est de servir des applications en météorologie opérationnelle, en océanographie, en observation de la glace de mer, de la neige, de la surface terrestre et du climat. ICI est un radiomètre conique possédant des canaux entre 183 et 664 GHz. Il se concentre sur la surveillance des mécanismes d'échange dans la haute troposphère et la basse stratosphère et en particulier sur la télédétection des nuages de glace de haute altitude. A cela s'ajoute la mission CIMR qui est pour le moment en phase d'étude avec 5 autres missions pour l'expansion du programme Copernicus. Ces futures missions micro-ondes passives nécessiteront, dans les prochaines années, la consolidation d'une expertise européenne pour traiter les données qu'elles fourniront.

Annexe A

Article : Expected Performances of the Copernicus Imaging Microwave Radiometer (CIMR) for an All-Weather and High Spatial Resolution Estimation of Ocean and Sea Ice Parameters

RESEARCH ARTICLE

10.1029/2018JC014408

Key Points:

- A new passive microwave satellite mission is presented for high spatial resolution observations of polar regions
- An information content analysis is performed between 1.4 and 36.5 GHz for multiple ocean and sea ice parameters
- Sea surface temperature and sea ice concentration are retrieved respectively at 15 and 5 km with standard deviation errors of 0.2 K and 5%

Correspondence to:

L. Kilic,
lise.kilic@obspm.fr

Citation:

Kilic, L., Prigent, C., Aires, F., Boutin, J., Heygster, G., Tonboe, R. T. et al. (2018). Expected performances of the Copernicus Imaging Microwave Radiometer (CIMR) for an all-weather and high spatial resolution estimation of ocean and sea ice parameters. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 123. <https://doi.org/10.1029/2018JC014408>

Received 26 JUL 2018

Accepted 27 SEP 2018

Accepted article online 4 OCT 2018

Expected Performances of the Copernicus Imaging Microwave Radiometer (CIMR) for an All-Weather and High Spatial Resolution Estimation of Ocean and Sea Ice Parameters

Lise Kilic¹, Catherine Prigent^{1,2}, Filipe Aires^{1,2}, Jacqueline Boutin³, Georg Heygster⁴, Rasmus T. Tonboe⁵, Hervé Roquet⁶, Carlos Jimenez^{1,2}, and Craig Donlon⁷

¹Sorbonne Université, Observatoire de Paris, Université PSL, CNRS, LERMA, Paris, France, ²Estellus, Paris, France, ³Sorbonne Université, CNRS, IRD, MNHN, LOCEAN, Paris, France, ⁴Institute of Environmental Physics, University of Bremen, Bremen, Germany, ⁵Danish Meteorological Institute, Copenhagen, Denmark, ⁶Météo-France, Lannion, France, ⁷European Space Agency, ESTEC, Noordwijk, The Netherlands

Abstract Climate change resulting in ocean warming, sea level rise, and sea ice melting has consequences for the global economy, navigation, and security. The Copernicus Imaging Microwave Radiometer (CIMR) mission is a high priority candidate mission within the European Copernicus Expansion program. CIMR is designed to observe the ocean and sea ice and more particularly the Arctic environment. Sea surface temperature (SST), ocean wind speed, sea surface salinity (SSS), and sea ice concentration (SIC) are fundamental variables for understanding, monitoring, and predicting the state of the ocean and sea ice. CIMR is a conically scanning microwave radiometer imager that includes channels at 1.4, 6.9, 10.65, 18.7, and 36.5 GHz, in a Sun-synchronous polar orbit, to provide SST, ocean wind speed, SSS, and SIC with an increased accuracy and/or spatial resolution. Here we analyze the performances of the CIMR mission in terms of theoretical retrieval precision and spatial resolution on the SST, SSS, and SIC products. A careful information content analysis is conducted. The CIMR performances are compared with the Advanced Microwave Scanning Radiometer 2 and the Soil Moisture Active Passive current missions. Maps of the retrieval precision based on realistic conditions are computed. CIMR will provide SST, SSS, and SIC with a spatial resolution of 15, 55, and 5 km and a precision of 0.2 K, 0.3 psu, and 5%, respectively. The SST and SIC will be retrieved at better than 30 km from the coast. CIMR is currently in preparatory phase, and if selected, it is for a launch in the 2025+ time frame.

Plain Language Summary Climate change resulting in ocean warming, sea level rise, and sea ice melting has consequences for the global economy, navigation, and security. The Copernicus Imaging Microwave Radiometer mission is a high priority candidate satellite mission within the European Copernicus Expansion program. It is designed to observe the ocean and sea ice and more particularly the Arctic environment. Sea surface temperature, ocean wind speed, sea surface salinity, and sea ice concentration are fundamental variables for understanding, monitoring, and predicting the state of the ocean and sea ice. Here we analyze the performances of this new satellite mission in terms of precision and spatial resolution on the sea surface temperature, sea surface salinity, and sea ice concentration and compare it with current missions. The Copernicus Imaging Microwave Radiometer will provide sea surface temperature, sea surface salinity, and sea ice concentration with a spatial resolution of 15, 55, and 5 km and a precision of 0.2 K, 0.3 psu, and 5%, respectively. This satellite mission is currently in preparatory phase, and if selected, it is for a launch in the 2025 time frame.

1. Introduction

Characterization of the ocean surface from Earth observation satellites is required to monitor, understand, and predict the state of the ocean and atmosphere and to study the energy and hydrological cycles. The oceans exchange with the atmosphere large amounts of heat, moisture, momentum, and gases. These exchanges vary at time scales from seconds (e.g., wave breaking), hours to days (e.g., storms), years (e.g., El Niño), and centuries (climate trends). The oceans have absorbed more than 90% of Earth heating due to the anthropogenic

©2018. The Authors. This is an open access article under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivs License, which permits use and distribution in any medium, provided the original work is properly cited, the use is non-commercial and no modifications or adaptations are made.

increase in greenhouse gas concentrations over the last 50 years (Stocker et al., 2013), resulting in detectable ocean warming, land and sea ice melting, with consequences for sea level rise, the global economy, and security of life and property. Sea surface temperature (SST), ocean wind speed (OWS), sea surface salinity (SSS), and sea ice concentration (SIC) are fundamental variables for understanding, monitoring, and predicting the state of the ocean and atmosphere. They are required to correctly describe air/sea/ice interactions occurring at different scales, down to ocean submesoscale (Frenger et al., 2013; Perlin et al., 2014), and to drive the boundary condition of both Numerical Ocean Prediction and Weather Prediction models (Bell et al., 2000).

Copernicus (<http://www.copernicus.eu/>) is a European system for monitoring the Earth. It includes Earth observation satellites, ground-based measurements, and services to provide users with reliable and up-to-date information through a set of Copernicus Services related to environmental and security issues. The European Commission and the High Representative of the Union for Foreign Affairs and Security Policy issued to the European Parliament and the Council, on 27 April 2016, a joint communication that proposed *An integrated Europe Union policy for the Arctic*. The Arctic's fragile environment is also a direct and key indicator of the climate change, which requires specific mitigation and adaptation actions, as agreed with the global agreement reached during COP-21 held in Paris in December 2015. The *integrated EU Arctic policy* has identified and is addressing three priority areas:

1. Climate Change and Safeguarding the Arctic Environment (livelihoods of indigenous peoples and Arctic environment).
2. Sustainable Development in and around the Arctic (exploitation of natural resources, e.g., fish, minerals, oil, and gas), Blue economy and safe and reliable navigation (e.g., the Arctic Northern Sea Route).
3. International Cooperation on Arctic Issues (scientific research, EU and bilateral cooperation projects, fisheries management/ecosystems protection, and commercial fishing).

Continuously monitoring the vast and harsh Arctic environment with Earth observation, navigation, and communication satellites is considered essential. The European Commission has expressed user needs in Duchossois et al. (2018a, 2018b) that recommends, as a first priority, an Imaging Microwave Radiometry Mission to address the Integrated EU Arctic Policy through the provision of operational ocean and sea-ice products with high spatial resolution, radiometric fidelity, and at least daily revisit in Polar regions. The Copernicus Imaging Microwave Radiometer (CIMR) mission is one of six High Priority Candidate Missions within the Copernicus Expansion programme focused on new missions that have been identified by the European Commission as priorities for implementation in the coming years to provide additional capabilities in support of high priority user needs. A full description of Mission Requirements for the CIMR mission are captured in Donlon (2018). The CIMR mission is currently in a phase A/B1 study expected to move into full implementation for a launch in the 2025+ time frame.

Global-scale measurements of ocean and sea ice variables such as SST and SIC can be derived from visible and infrared satellite observations. However, the temporal sampling of the visible and infrared observations is problematic especially over polar or tropical regions with very persistent cloud cover because at these wavelengths, clouds prevent a measurement of the ocean surface. More than 70% of the Earth surface is obscured by cloud at any time on average over the globe (Chelton & Wentz, 2005) with a particular challenge in the Tropical and Polar regions. Low-frequency passive microwave measurements between 1.4 and 37 GHz provide oceanic and sea ice variables such as SST, OWS, SSS, and SIC even under cloudy conditions and at night. Between 4 and 8 GHz, the passive microwave observations over open ocean are proportional to the SST within the first 1 mm of the surface. The signal is also sensitive to the OWS, with sea roughness being induced by the wind stress and the presence of foam at the sea surface. Above 3 GHz, sensitivity to SSS is very limited. Up to 12 GHz, the signal is also little affected by atmosphere (gas, clouds, and aerosols), except under rainy conditions. SST and OWS retrievals from satellite passive microwave sensors have been available since 1978, with dual polarization channels at 6.6, 10.7, 18, 21, and 37 GHz from the Scanning Multi-channel Microwave Radiometer. It was followed by the Tropical Rainfall Measuring Mission Microwave Imager, the Global Precipitation Measurement Microwave Imager, the WindSat polarimetric radiometer, the Advanced Microwave Scanning Radiometer for Earth Observing System (AMSR-E), and now the Advanced Microwave Scanning Radiometer 2 (AMSR2; ~50-km spatial resolution for the SST estimate). SST is produced with precision of the order of about 0.4 K (Gentemann et al., 2010; Nielsen-Englyst et al., 2018; Wentz et al., 2000), as compared to IR (0.16 K) or in situ measurements (0.23 K; O'Carroll et al., 2008). Microwave radiometer SSTs are routinely and operationally merged with IR observations (e.g., the UK Met Office OSTIA, Donlon et al., 2012; the Canada Meteorologi-

Table 1
The CIMR Instrument Requirements with a 7-m Diameter Antenna, as Compared to the Characteristics of Current Instruments With Real Aperture Antennas

Instrument	Frequency (GHz)	Spatial resolution (km)	Incidence angle (°)	Ne Δ T* (K)
CIMR	1.4	55	55	0.3
CIMR	6.9	15	55	0.2
CIMR	10.65	15	55	0.3
CIMR	18.7	5	55	0.3
CIMR	36.5	5	55	0.7
SMAP	1.4	40	40	0.93
AMSR2	6.9	48	55	0.3
AMSR2	7.3	48	55	0.3
AMSR2	10.65	33	55	0.6
AMSR2	18.7	18	55	0.6
AMSR2	23.8	14	55	0.6
AMSR2	36.5	9	55	0.6
AMSR2	89.0	4	55	1.1

Note. CIMR = Copernicus Imaging Microwave Radiometer; SMAP = Soil Moisture Active and Passive; AMSR2 = Advanced Microwave Scanning Radiometer 2.
*CIMR and SMAP have fore and aft looks. The averaging of these two looks leads to divide by $\sqrt{2}$ the instrument noise indicated in this table for these two instruments.

cal Center products, Meissner et al., 2016; and the JPL SST products, Chin et al., 2017). The remotely sensed OWS are primarily derived from scatterometer observations (i.e., active microwave observations), but the dual polarization microwave radiometer measurements also provide valuable wind speed estimates, especially at high wind speed (above ~ 15 m/s; Reul et al., 2017) where scatterometer measurements tend to saturate (Quilfen et al., 2007). SSS estimates have only been possible since the advent of satellite L-band measurements (1.4 GHz) from the Soil Moisture and Ocean Salinity mission (SMOS; since 2009), Aquarius, and now the Soil Moisture Active and Passive mission (SMAP; Boutin et al., 2016; Fore et al., 2016; Kao et al., 2018; Lagerloef et al., 2008; Le Vine et al., 2015; Meissner et al., 2018; Reul et al., 2014). When averaged over 1 week, the precision on the satellite salinity over the open ocean is typically 0.2 psu (Boutin et al., 2018).

Microwave radiometer sensors have been particularly successful for SIC mapping because, at these frequencies, microwaves are independent of daylight conditions, penetrate through clouds, and because of the very large brightness temperature (TB) contrast between sea ice and open water (up to 150 K at 6.9-GHz horizontal polarization; Ivanova et al., 2015). The North Pole is dark during 6 months of the year, and cloud cover is abundant (60–90%) in the Arctic region (Schweiger, 2004). The SIC has been retrieved with satellite microwave radiometer data since the 1970s, and the daily estimates of the global sea ice area and extent from these data are one of the longest continuous climate records (Stocker et al., 2013; Tonboe et al., 2016). Microwave frequency channels spanning from 1 to nearly 100 GHz are used for SIC retrieval (Gabarro et al., 2017; Ivanova et al., 2015). Recently, in an evaluation of over 20 different SIC algorithms (not including L band), it was found that the algorithm using 6.9-GHz data had the lowest noise level of all the algorithms (Ivanova et al., 2015). This is because the 6.9-GHz data are affected less by atmospheric and snow cover absorption and scattering variability than the higher frequencies. However, the spatial resolution at 6.9 GHz, with current and past missions, is very coarse compared to higher frequencies (see Table 1), and when retrieving SIC with current and past microwave radiometers, it is a trade-off between high spatial resolution and low SIC noise.

Current satellite microwave radiometer observations are limited in their application due to their poor spatial resolution at the low frequencies ($\sim 32 \times 64$ km at 6.9 GHz), with the related contamination in the coastal region and marginal ice zones. The mesoscale to submesoscale variabilities of the products are not captured, and within several tenths of kilometers from the coast or sea ice margin, the retrievals are contaminated. In addition, there is no guarantee today of the continuation of microwave radiometer measurements at low

frequencies, neither at 6.9 and 10.65 GHz after AMSR2 (Imaoka et al., 2010) nor at 1.4 GHz after SMOS and SMAP. In the context of CIMR, this is a primary challenge to address.

Here we analyze the potential baseline version of the CIMR conically scanning microwave radiometer imager that includes channels between 1.4 and 36.5 GHz, in a Sun-synchronous polar orbit, to provide SST, OWS, SSS, and SIC with an increased accuracy and spatial resolution compared to current products. The initial design included low-noise dual polarization receivers and a large 7-m rotating mesh antenna. Preliminary technical evaluations (Orlhac, 2012; Prigent et al., 2013) have been recently reconsidered, for ESA Earth Explorer projects. They showed that such a mission could be realistically equipped with a foldable antenna of the order of 7 m in diameter and low-noise receivers at 1.4, 6.9, 10.65, 18.7, and 36.5 GHz (L, C, X, Ku, and Ka bands). The channel requirements of such a mission (European Space Agency, 2018) are presented in Table 1, for an incidence angle of 55° and an orbit at 830 km as established during the studies related to the ESA Earth Explorer projects. They are compared to the characteristics of similar current instruments. Such a mission can completely cover the poles (no hole at the poles such as with classic polar orbiters). It is expected to fly in tandem with Meteorological Operational - Second Generation B (MetOp-SG B) to cover the full microwave spectrum from 1.4 to 664 GHz for the first time, by complementing the MetOp-SG B MicroWave Imager (between 18 and 190 GHz) and the Ice Cloud Imager (from 180 to 664 GHz).

The possible performances of the CIMR mission will be compared to current microwave satellite missions, in terms of geophysical product precision and spatial resolution. We will focus on the estimation of the SST, SSS, and SIC. The OWS will also be derived but mostly to correct the SST estimate from the roughness effect induced by wind stress, as the surface wind speed is better estimated from scatterometer observations for wind speeds of up to 25 m/s. Section 2 presents the methodology developed to estimate the retrieval precision for both ice-free and sea ice parameters. In section 3, retrieval precision maps are compared between the current missions and the CIMR mission. The important improvement for the coastal and sea-ice margin issue is also discussed. Section 4 concludes this study. The potential of a CIMR mission for other applications, including continental surface studies, is briefly discussed.

2. Estimation of the Retrieval Precision

2.1. An Information Content Analysis

To estimate the information content of the CIMR mission, we use a classical information content analysis (Rodgers, 1976, 1990). Similar methodology has been adopted in Prigent et al. (2013) for a limited number of channels and geophysical parameters; it was described in details therein.

The covariance matrix of the inversion error Q is expressed as

$$Q = (A^t \cdot S_e^{-1} \cdot A + S_f^{-1})^{-1}, \quad (1)$$

where A is the Jacobian matrix, S_e is the observation error covariance matrix including the instrument and the forward model errors ($S_e = S_{\text{inst}} + S_{\text{FM}}$), and S_f is the covariance matrix of the first guess errors.

First, the Jacobian matrix A has to be estimated. Its dimension is the number of channels used in the retrieval multiplied by the number of parameters to be estimated. Its elements are the Jacobians of the TBs for the considered channels and parameters, that is, the derivative of the TB at the considered frequency, with respect to the parameter to be estimated. The covariance matrix of the instrumental noise (S_{inst}) is extracted from Table 1. The covariance matrix of the first guess error (S_f) corresponds to the error of the a priori information, before the inversion.

The square root of the Q matrix gives the theoretical retrieval error Standard Deviation (StD). The bias, that is, the systematic uncertainty, is not taken into account here; only the theoretical precision of the retrieval is estimated as always in this type of analysis. We are aware that additional errors can come from calibration and/or model uncertainties.

The retrieval error StD will be estimated separately for the ice-free ocean and sea ice parameters. Over ocean, physically based emissivity models have been developed and can provide reliable Jacobian calculations. Over sea ice, the emissivity models are not mature enough, and an alternative solution is proposed.

2.2. Precision Estimates for the Ice-Free Ocean Parameters

The ocean emissivity varies primarily with the OWS, the SST, and the SSS, with sensitivities that depend upon the frequency (Wilheit & Chang, 1980). The emissivity of a flat water surface can be calculated from the Fresnel equations for any incidence angle and orthogonal polarization, with the water permittivity calculated as

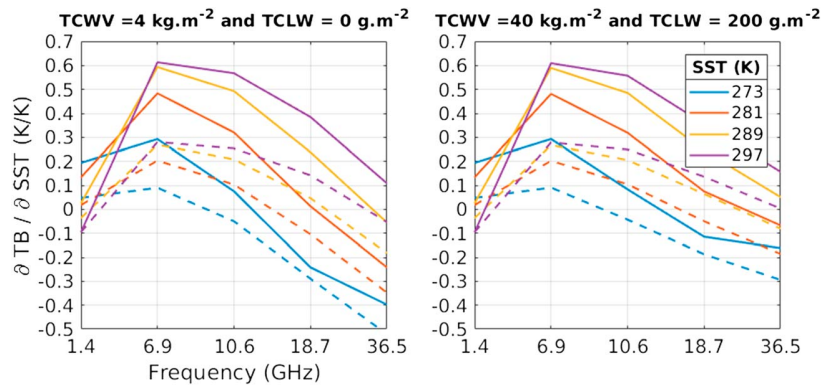


Figure 1. The SST Jacobians at the Copernicus Imaging Microwave Radiometer channels and at an incidence angle of 55° for different SSTs (colors), TCWV contents, and TCLW contents. Vertical and horizontal polarizations are, respectively, plotted as solid lines and dashed lines. The ocean wind speed is set at 6 m/s, and the SSS is set at 36 psu. SST = sea surface temperature; TB = brightness temperature; TCWV = Total Column Water Vapor; TCLW = Total Column Liquid Water.

a function of temperature and salinity. When the wind strengthens above the ocean, waves appear, and the surface is roughened. The large-scale waves can be treated as an ensemble of facets, for which Fresnel reflection applies, following geometric optics. The total emissivity is the sum of the contribution from each facet, weighted by the slope distribution. Small-scale roughness related to ripples has been added, and models include these two scales of roughness. In addition, above a certain wind speed, foam can appear. With an emissivity much higher than the water, the presence of foam can significantly modify the surface emissivity, through its coverage and emissivity.

We use the emissivity model developed by Dinnat et al. (2003) and Yin et al. (2012) at the Laboratory of Oceanography and Climate: Experiments and Numerical Approaches. It is based on the two-scale model of Yueh (1997), with a wave spectrum adapted from Durden and Vesecky (1985). The permittivity model of Klein and Swift (1977) is adopted, adjusted by Stogryn (1971). The foam cover from Yin et al. (2012) is selected along with the foam emissivity model from Stogryn (1972). This emissivity model is close to the model currently used for the operational processing of the SMOS data at 1.4 GHz, and we tested that it is relevant up to 37 GHz, as compared to an emissivity model such as FASTEM (Q. Liu et al., 2011) and AMSR2 satellite observations.

The atmospheric contribution to the signal is estimated using the community radiative transfer model RTTOV v12 (Saunders et al., 1999). It includes the water vapor absorption, as well as total liquid water radiative impacts.

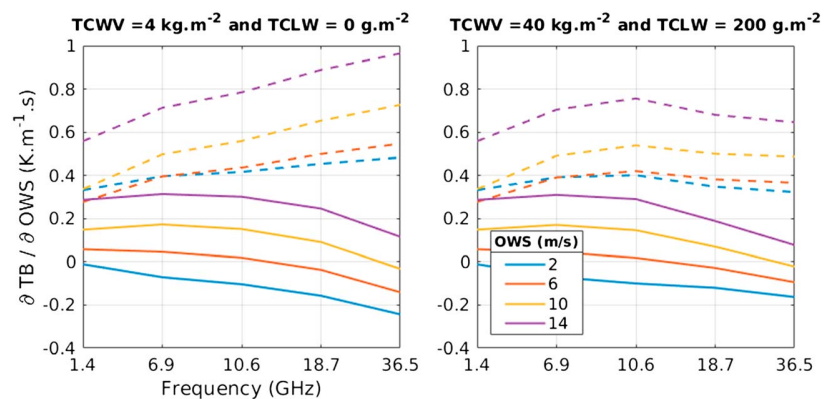


Figure 2. The OWS Jacobians at the Copernicus Imaging Microwave Radiometer channels and at an incidence angle of 55° for different OWSs (colors), TCWV contents, and TCLW contents. Vertical and horizontal polarizations are, respectively, plotted as solid lines and dashed lines. The SST is set at 285 K, and the SSS is set at 36 psu. OWS = ocean wind speed; TB = brightness temperature; TCWV = Total Column Water Vapor; TCLW = Total Column Liquid Water.

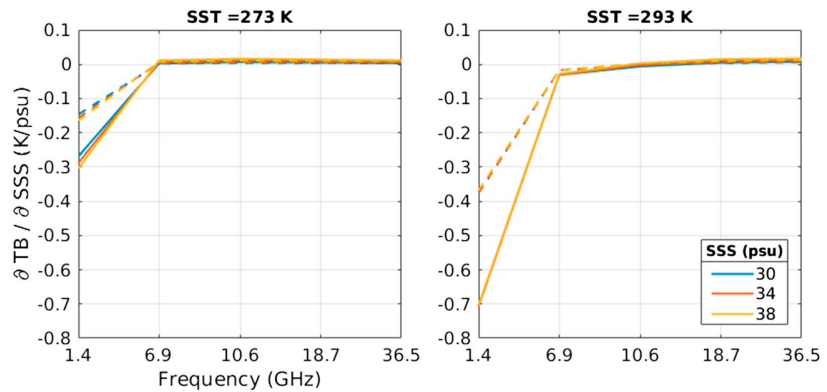


Figure 3. The SSS Jacobians at Copernicus Imaging Microwave Radiometer channels and at an incidence angle of 55° for different SSSs (colors) and SSTs (left to right). Vertical and horizontal polarizations are, respectively, plotted as solid lines and dashed lines. The ocean wind speed is set at 6 m/s; Total Column Water Vapor and Total Column Liquid Water are set to 0 kg/m². SST = sea surface temperature; SSS = sea surface salinity; TB = brightness temperature.

Over ice-free ocean, the sensitivity of the TB to the SST, OWS, and SSS is estimated under different surface and atmospheric conditions, for both orthogonal polarizations and for an incidence angle of 55°. The Jacobians are calculated using finite differences.

Figures 1 and 2 present the sensitivity of the sea TB to SST and OWS, under two Total Column Water Vapor contents (TCWV): a subarctic (4 kg/m²) and a tropical (40 kg/m²) atmospheres, and under two Total Column Liquid Water contents (TCLW): a clear sky (0 g/m²) and a cloud with 200-g/m² liquid water. Note that an atmosphere with a TCLW content larger than ~200 g/m² is likely to precipitate. The sensitivity to the SST is higher at vertical than at horizontal polarization. The 6.9-GHz vertical polarization provides the best sensitivity (Figure 1), with little effect of the OWS (Figure 1) and the SSS (Figure 3). At 6.9 and 10.65 GHz, the sensitivity to SST increases with SST, with the consequence that the retrieval of the low SST will be more challenging than at higher SST. The effect of water vapor and cloud liquid water is limited up to ~10 GHz. It is observable at 18.7 GHz but still limited. At 36.5 GHz, the sensitivity to liquid water is important. The OWS Jacobian is higher for horizontal polarization, and it increases with frequency between 1.4 and 18.7 GHz under dry atmospheres. As for the SST, the impact of the water vapor and cloud liquid water is limited up to 10 GHz.

Figure 3 shows the sensitivity to SSS, for different SSSs and SSTs conditions. As expected, the 1.4-GHz sensitivity is the highest: it increases with SST, meaning that the retrieval of SSS is more difficult for low SST typical in the higher latitudes. We also investigated the sensitivity of the channels to the TCWV and the TCLW contents (Figure 4) showing limited sensitivity up to 10 GHz.

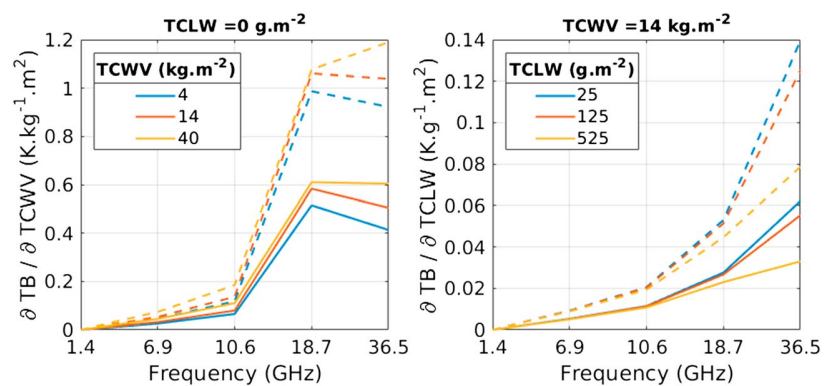


Figure 4. The TCWV (left) and the TCLW (right) Jacobians at Copernicus Imaging Microwave Radiometer channels and at an incidence angle of 55° for different TCWVs and TCLWs (colors), respectively. Vertical and horizontal polarizations are, respectively, plotted as solid lines and dashed lines. The sea surface temperature is set at 285 K, the ocean wind speed is set at 6 m/s, and the sea surface salinity is set at 36 psu. TCWV = Total Column Water Vapor; TCLW = Total Column Liquid Water; TB = brightness temperature.

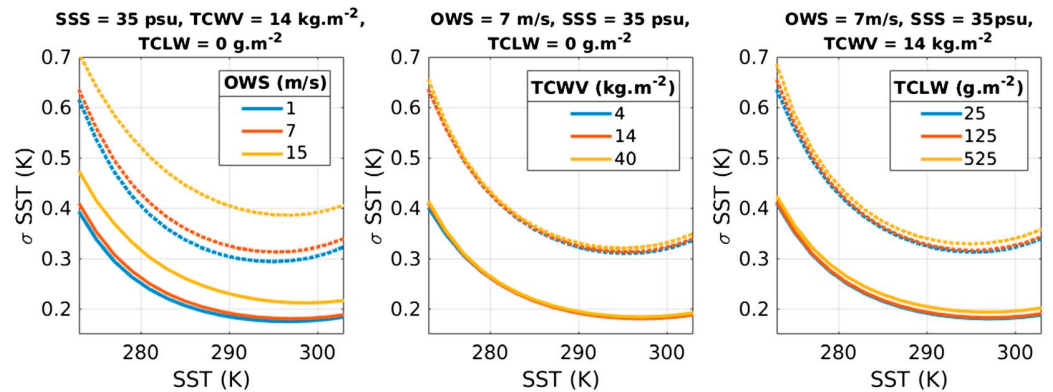


Figure 5. The SST theoretical retrieval error standard deviation estimated with the Copernicus Imaging Microwave Radiometer specifications (solid lines) and the Advanced Microwave Scanning Radiometer 2 specifications (dotted lines) for different OWSs (left), TCWVs (middle), and TCLWs (right). SST = sea surface temperature; OWS = ocean wind speed; SSS = sea surface salinity; TCWV = Total Column Water Vapor; TCLW = Total Column Liquid Water.

The covariance matrix Q of the retrieval error is computed for a given state (SST, SSS, OWS, TCWV, and TCLW). Following our previous study (Prigent et al., 2013), the first guess errors in S_f are 3.3 K for the SST, 1.3 m/s for OWS, 1 psu for the SSS, and 20% for TCWV as for TCLW. The two last a priori errors (TCWV and TCLW) are state dependent meaning that S_f in equation (1) is changed for each atmospheric situation. For the estimation of the retrieval precision of ice-free ocean parameters, we do not take into account the forward model error S_{FM} , only the instrumental noise S_{inst} is considered (Nielsen-Englyst et al., 2018; Pearson et al., 2018; Prigent et al., 2013). The resulting Q matrix is a 5×5 square matrix where the diagonal represents the variances of the error in SST, OWS, SSS, TCWV, and TCLW. By taking the square root of the diagonal terms, we obtain the theoretical retrieval error StD.

Note that here we assume that the TBs are free from Radio Frequencies Interferences which is steadily increasing as the number of communication and television broadcast satellites. Detection and mitigation of Radio Frequencies Interferences is a significant challenge for microwave radiometers at these low frequencies, and dedicated solutions are planned for CIMR using both onboard and ground-based processors. In addition, we assume that at 1.4 GHz, the extraterrestrial radiation (Galaxy, Sun, and Moon) is already accounted for, as well as the Faraday rotation in the atmosphere, using the appropriate ancillary data (Reul et al., 2008). These effects will likely add noise to the SSS retrieval, but great care will be exercised to minimize their impact. It is planned to measure the third Stokes component at 1.4 GHz to alleviate these effects, as proved efficient for the previous L-band missions.

Figures 5 and 6 represent the theoretical retrieval error StD on SST and OWS estimated using all the CIMR channels (1.4 to 36.5 GHz) and using all the AMSR2 channels (6.9 to 89 GHz), for different SST, OWS, TCWV and TCLW conditions. The theoretical retrieval error StD on SST strongly depends upon the SST and OWS conditions. At low OWS, the error is lower. The error decreases rapidly with SST: this is explained from Figure 1 where the sensitivity to SST increases with SST for channels at 6.9 and 10.65 GHz. At low SST, the error is much larger (~ 0.45 K for CIMR and ~ 0.7 K for AMSR2) than at high SST (~ 0.2 K for CIMR and ~ 0.35 K for AMSR2). The water vapor content does not impact the SST retrieval error StD. The impact of the liquid water content on the SST retrieval error is limited. The OWS retrieval error StD with CIMR is between 0.1 and 0.3 m/s for a range of OWS up to 15 m/s. Figure 7 represents the theoretical retrieval error StD on SSS, for different SST and OWS. The instantaneous retrieval error StD on SSS is between 0.25 and 0.6 psu with CIMR for $SSS \approx 35$ psu. The SSS retrieval error StD decreases with increasing SSS, and it depends strongly upon the SST, with the error decreasing sharply with increasing SST. There is also a slight increase in retrieval error with increasing OWS.

The theoretical retrieval error StDs on SST, OWS, and SSS are largely improved with CIMR compared to AMSR2 or SMAP due to the low-noise receivers of CIMR. Our sensitivity analysis showed that the SST retrieval depends strongly on the 6.9-GHz channel. As a consequence, the spatial resolution of the SST retrieval will be assigned the spatial resolution of the 6.9 GHz. For the SSS, the 1.4 GHz is by far the dominant frequency in the retrieval, and the spatial resolution of the SSS retrieval is considered the spatial resolution of the 1.4-GHz channel.

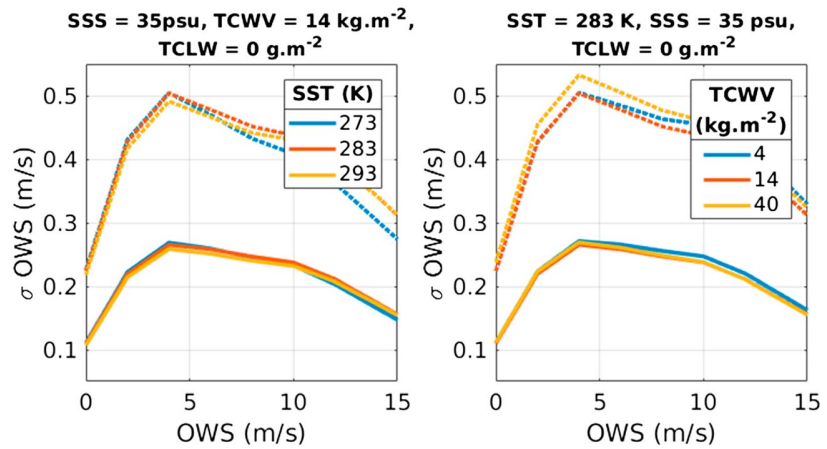


Figure 6. Theoretical retrieval error standard deviation of the OWS estimated with the Copernicus Imaging Microwave Radiometer specifications (solid lines) and the Advanced Microwave Scanning Radiometer 2 specifications (dotted lines) for different OWSs (left) and TCWVs (right). SST = sea surface temperature; OWS = ocean wind speed; SSS = sea surface salinity; TCWV = Total Column Water Vapor; TCLW = Total Column Liquid Water.

2.3. Precision Estimate for the Sea Ice Parameter

The sea ice is composed of different layers of ice, possibly covered by layers of snow. The sea ice emissivity at a certain polarization, frequency, and incidence angle is a function of subsurface extinction and reflections between layers with different permittivity. The sea ice permittivity and scattering are largely driven by the size and number density of brine pockets or air bubbles (Winebrenner et al., 1992). Snow cover is also very important for the signature variability of the sea ice types including multiyear ice and young ice (Eppler et al., 1992). Scattering in the snow pack is detectable for frequencies higher than ~10 GHz and is important for coarse snow grains or high frequency (>20 GHz). Sea ice emission models relate physical snow and ice properties such as density, temperature, snow crystal, and brine inclusion size to microwave attenuation, scattering, and reflectivity. Winebrenner et al. (1992) provide a review of different types of emission models that exist for sea ice. For example, the Microwave Emission Model for Layered Snow-packs is a model accounting for a detailed list of physical effects (Wiesmann & Mätzler, 1999). Microwave Emission Model for Layered Snow-packs has been extended to include emission from sea ice (Tonboe et al., 2006).

In practice, sea ice is a complex medium (including layering, differences in compaction and density, air bubbles, and brine pockets), and therefore, the simple models fail to simulate observations. In addition, Numerical

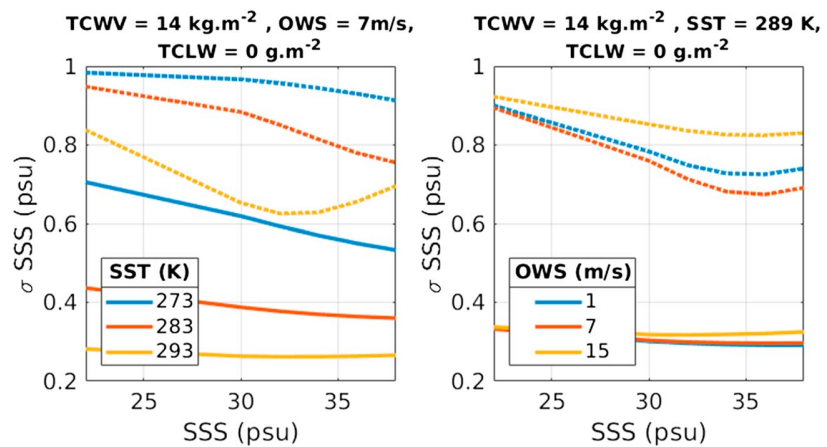


Figure 7. Theoretical retrieval error standard deviation of the SSS estimated with the Copernicus Imaging Microwave Radiometer specifications (solid lines) and the Soil Moisture Active and Passive radiometer specifications (dotted lines) for different SSTs (left) and OWSs (right). SST = sea surface temperature; OWS = ocean wind speed; SSS = sea surface salinity; TCWV = Total Column Water Vapor; TCLW = Total Column Liquid Water.

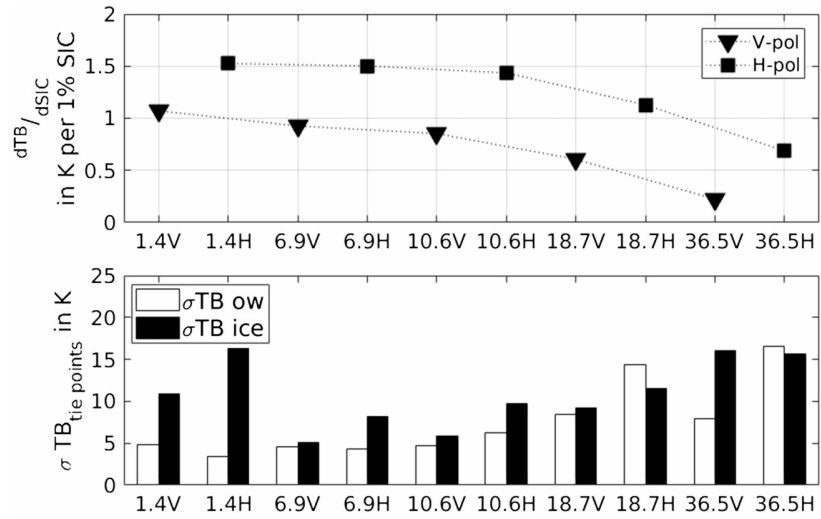


Figure 8. (top) Sensitivity of the TBs to SIC estimated from Round Robin Data Package from 1.4 to 36.5 GHz. (bottom) The TB standard deviations of the tie points (open water and sea ice) used to compute SIC from 1.4 to 36.5 GHz. TB = brightness temperature; SIC = sea ice concentration.

Weather Prediction models do not typically contain the parameters necessary to drive microwave emission models. Finally, the sea ice is dynamic: it drifts, deforms (ridging and lead opening), changes composition through time (brine rejection), melts, or reforms with possible significant changes from day-to-day.

Therefore, microwave SIC retrieval algorithms are based on empirical methods (e.g., Comiso et al., 1997; Markus & Cavalieri, 2000). The TB of sea ice is very large compared to that of ocean water, making the contrast very strong between these two states. Retrieval algorithms are derived from coincident data sets of satellite observations and in situ measurements, with fully ice covered sites (100% SIC) and purely open ocean areas (0% SIC), called tie points. Then, the forward model is a linear mixing approach of the TB contribution of the two surface types within the sensor footprint:

$$TB = SIC \times TB_{ice} + (1 - SIC) \times TB_{ow}, \quad (2)$$

with TB_{ice} the TB over 100% SIC and TB_{ow} the TB over Ocean Water (0% SIC). The error of the parametrization then depends on that of the tie points TB_{ice} and TB_{ow} .

We use the forward model given in equation (2) to derive the expression of the sensitivity to SIC, that is, the TB variation from 100% to 0% SIC:

$$\frac{dTB}{dSIC} = TB_{ice} - TB_{ow}. \quad (3)$$

To compute sensitivity to SIC, we use directly the difference of the ocean and sea ice TBs estimated from AMSR-E/AMSR2 and SMOS data in the Round Robin Data Package developed for the ESA sea ice Climate Change Initiative project (Pedersen & Saldo, 2016). The database totalizes 18,700 observations for areas with 0% SIC and 3,460 observations for areas with 100% SIC. The observation points are localized over Arctic and Antarctic for a period between 2010 and 2011. The mean values and the StDs of TB_{ow} and TB_{ice} for the different channels are computed from this data set.

Figure 8 shows the sensitivity of the TBs measured by satellite to SIC (top) along with the StDs of the TBs of ocean water and sea ice (bottom) between 1.4 and 36.5 GHz. TB_{ice} and TB_{ow} are used as tie points to compute SIC, and the error on their values directly impacts precision on SIC estimation. The sensitivity of the TBs to the SIC is very high compared to the sensitivity to SST, OWS, or SSS. We observe that the sensitivity to SIC decreases with frequency, and it is higher for the horizontal polarization than for the vertical polarization. The StDs of TB_{ow} and TB_{ice} are larger for the horizontal polarization, especially for TB_{ice} . Note that the 6.9-GHz vertical polarization channel has the lowest StD on the TBs of the tie points. The 1.4-GHz channels show a

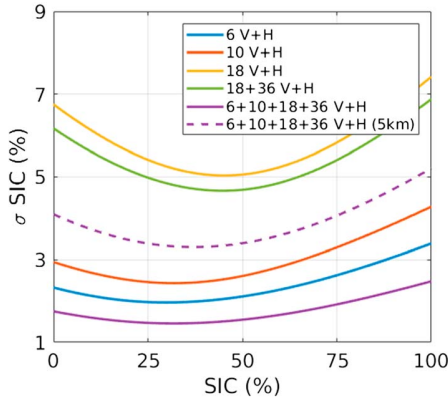


Figure 9. Theoretical retrieval error standard deviation on SIC from the information content analysis equation (5) with different combinations of Copernicus Imaging Microwave Radiometer channels. SIC = sea ice concentration.

$\sigma_{TB_{ice}}^2$ and $\sigma_{TB_{OW}}^2$ correspond, respectively, to the covariance matrix (here diagonal) of the TBs for 100% SIC and 0% SIC represented in Figure 8. As a consequence,

$$S_{FM} = SIC^2 \sigma_{TB_{ice}}^2 + (1 - SIC)^2 \sigma_{TB_{OW}}^2, \quad (4)$$

$$Q = \left(\left(\frac{dTB}{dSIC} \right)^t \times S_{FM}^{-1} \times \frac{dTB}{dSIC} \right)^{-1}. \quad (5)$$

Figure 9 shows the SIC retrieval error StD as a function of SIC, first for each frequency, using both vertical and horizontal polarizations. The calculations use the winter part of the Round Robin data set, as is usually done for model developments. The 6.9-GHz channels have the highest information content compared to the other channels. Note that the variability of the other geophysical parameters is already taken into account in the estimation error, as the TB_{ice} and TB_{OW} variabilities in the database already include the variability of the environment (e.g., SST, TCWV, and TCLW). For the combination of the CIMR channels, each channel is taken at its nominal spatial resolution. The SIC product will be at the spatial resolution of the channel which drives the retrieval. The combined use of the 6.9-, 10.65-, 18.7-, and 36.5-GHz channels together improves the retrieval, with a SIC theoretical retrieval error StD between 2% and 3%.

Work is underway to develop a SIC retrieval method that benefits of the highest spatial resolution while using a combination of all available channels. Here we propose a preliminary estimate of the achievable SIC precision at 5 km, using together the 6.9-, 10.65-, 18.7-, and the 36.5-GHz channels. To account for the spatial resolution increase, the StDs of the tie points in the S_{FM} matrix of the channels with lower spatial resolution are multiplied by a factor of the channel resolution divided by the target resolution (15/5 at 6.9 and 10.65 GHz). The derived SIC retrieval error StD is plotted as a dashed line in Figure 9. The spatial resolution of the retrieval is improved to 5 km, but at the expense of a degraded precision on SIC, as expected. More work is to be done to refine this result and propose a robust and validated method to benefit from the frequency combination at high spatial resolution.

3. Performances of the Geophysical Product Retrieval With the CIMR Mission

3.1. Improved Spatial Resolution and Retrieval Precision: An Example Over North Atlantic

High latitudes and polar regions are particularly vulnerable to climate change. They are also cloud covered during large periods of the year. In these areas, improved all-weather, high spatial resolution, and accurate retrieval of the ocean and ice variables are particularly needed. Unfortunately, our previous information content analysis confirmed that the retrieval of ocean parameters (SST and SSS) is particularly difficult in these areas, with the sensitivity of the observations to these parameters decreasing with decreasing SST.

The performances of the CIMR mission are estimated in the North Atlantic area for SST, SSS, and SIC, in terms of retrieval precision and spatial resolution, as compared to the performances obtained with instruments such as AMSR2 and SMAP.

As already discussed, for the SST as well as for SIC, the retrieval is driven by the 6.9 GHz, and the spatial resolution of the SST and SIC products is limited by the spatial resolution of the 6.9-GHz channel. The design of the

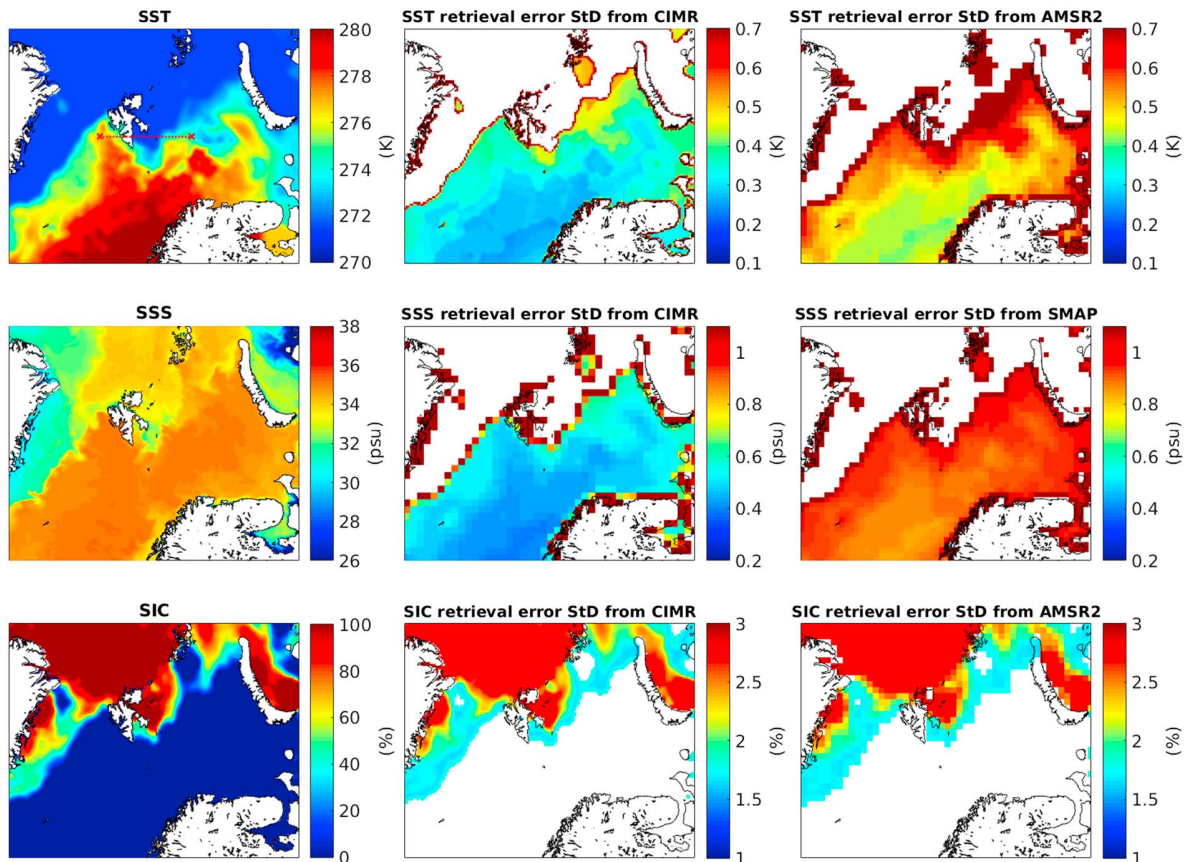


Figure 10. The SST, SSS, and SIC fields (first column) at 2-km resolution on 15 June 2008 and the theoretical retrieval error StD of the SST (top), the SSS (middle), and the SIC (bottom) for CIMR (second column) and for AMSR2 or SMAP (third column), as calculated from realistic sea and ice fields. A cross section close to the Spitzberg is indicated in red in the left top panel; it will be used to analyze further the coastal effect. SST = sea surface temperature; SIC = sea ice concentration; SSS = sea surface salinity; StD = standard deviation; CIMR = Copernicus Imaging Microwave Radiometer; AMSR2 = Advanced Microwave Scanning Radiometer 2; SMAP = Soil Moisture Active and Passive.

CIMR radiometer is taking particular care to minimize side-lobe contamination of all channels so that measurements will be useful within one spatial sampling distance of a boundary. The SSS estimate is essentially based on the observations at 1.4 GHz, and the spatial resolution of the SSS product corresponds to the spatial resolution at 1.4 GHz. Gaussian antenna patterns are assumed, with a half-power beam width corresponding to the spatial resolution.

A North Atlantic situation is selected on 15 June 2008. It includes sea ice cover and complex coastal effects. The oceanic and atmospheric fields at 2-km spatial resolution (SST, OWS, and SIC) are extracted from the High Resolution Limited Area Model (HIRLAM) of the Norwegian Meteorological Institute for 1 day. The TCWV and the TCLW are provided by the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) interim Re-Analysis (ERA-interim) at 0.125° (~ 12 km) spatial resolution. The SSS fields are from the MERCATOR global forecast analysis at 0.083° (~ 8 km) spatial resolution. All the data fields are reprojected on the High Resolution Limited Area Model grid.

For the maps of performances (Figures 10 and 12), the theoretical retrieval error StD is calculated for each pixel separately using the local environmental conditions. For SST calculations, the CIMR estimates (with channels 1.4 to 36.5 GHz) are compared to the AMSR2 estimates (with channels 6.9 to 89 GHz) with their respective noise from Table 1. For SSS calculations, the CIMR estimates (with channels 1.4 to 36.5 GHz) are compared to the SMAP estimates (with channels 1.4 GHz). For the SIC calculations, only the 6.9-, 10.65-, 18.7-, and 36.5-GHz channels are used for both CIMR and AMSR2.

For the retrieval error StD, the coastal or sea ice margin effects are also included, with an estimation of the bias errors related to the proportion of land and sea ice in the considered pixel, taking into account the spatial

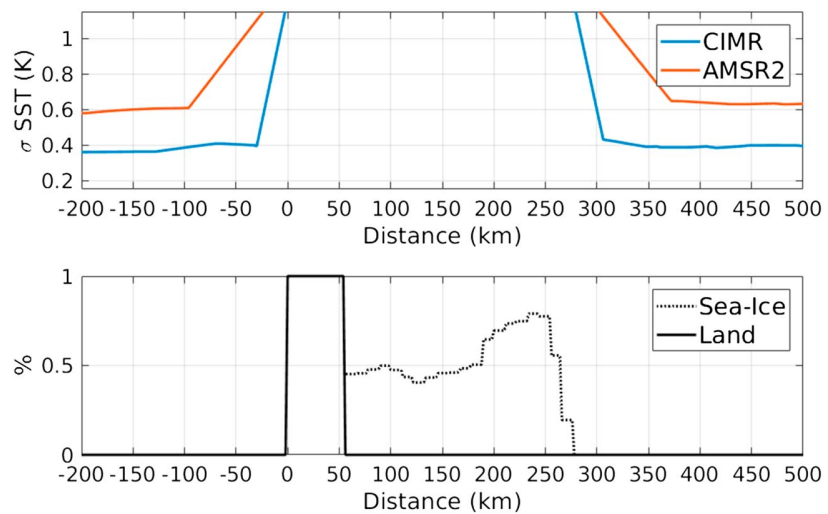


Figure 11. The theoretical retrieval error standard deviation on SST for CIMR and for AMSR2 along a transect close to Spitzberg (top) and the corresponding surface characteristics (bottom). The transect is indicated in the left top panel of Figure 10. SST = sea surface temperature; CIMR = Copernicus Imaging Microwave Radiometer; AMSR2 = Advanced Microwave Scanning Radiometer 2.

resolution of the different channels. Land and sea ice have large emissivities (close to unity) as compared to the ocean emissivity. The sea ice emissivity is considered at 0.98 (Gloersen et al., 1992; Markus & Cavalieri, 2004). The mode value of the land surface emissivity is close to 0.95, and this value is selected for our evaluation here. We are aware that land and sea-ice surface emissivity varies in space and time with surface properties (Aires et al., 2011; Prigent et al., 2006), but we present here a preliminary estimate of the coastal and ice margin effects. A first approximation of the error induced by land or/and sea-ice is calculated at the finer resolution of the simulation. Then the errors are averaged using the instrument field-of-view assuming Gaussian patterns; it results a map of the retrieval error StD with the spatial resolution of the given instrument and channel.

Figure 10 presents the surface SST, SSS, and SIC fields for 15 June 2008, with the theoretical retrieval errors on SST, SSS, and SIC obtained with CIMR and with the current missions (AMSR2 and SMAP). Major differences between the SST accuracy are related to the low instrument noise of CIMR, as compared to AMSR2. As expected from Figure 5, the retrieval precision degrades for low SST, closer to the colder waters of the high-latitude regions. For SIC, the instrument noise does not impact the retrieval because of the high dynamic range between open water and sea ice. The unique feature of CIMR for SIC retrieval is the improved spatial resolution. Using current instruments, to obtain such spatial resolution, higher microwave frequencies are used but with much stronger atmospheric contamination, as shown in the comparative study from Ivanova et al. (2015) where an experimental 6.9-GHz SIC retrieval based on AMSR-E observations performed best among 40 investigated algorithms. The spatial resolution of SSS from CIMR is coarser than the SMAP spatial resolution, but the precision of the estimate is improved, because of the lower noise figure of the 1.4-GHz channel of CIMR. As expected from Figure 7, the retrieval error StDs on SSS are larger for cold SSTs, closer to the poles.

A transect close to the Spitzberg is provided for a better quantification of the coastal and surface transition effects on the SST retrieval (Figure 11, with transect indicated in the left top panel of Figure 10). For AMSR2, the retrievals are affected by the surface transition (coast and sea ice for the ice-free ocean) as far as 100 km away from the transition zone. This distance reduces to less than 30 km with the CIMR spatial resolution (with a design target of 15–20 km). With the 6.9 GHz playing a major role in the retrieval of the SST, especially for low SST (Figure 1), the SST retrieval is likely to be affected as soon as the 6.9-GHz observation is contaminated by emissions entering through the antenna side lobes.

3.2. Performances at the Global Scale

The performance of the SST retrieval with CIMR is also evaluated at the global scale, using realistic surface and atmospheric fields. We use the SST and SIC produced daily on an operational basis at the UK Met Office with 0.054° spatial resolution (<http://podaac.jpl.nasa.gov/dataset/UKMO-L4HRfnd-GLOB-OSTIA>; Stark et al., 2007). They are complemented with the OWS, TCWV, and TCLW provided by the ECMWF ERA-Interim reanalysis at

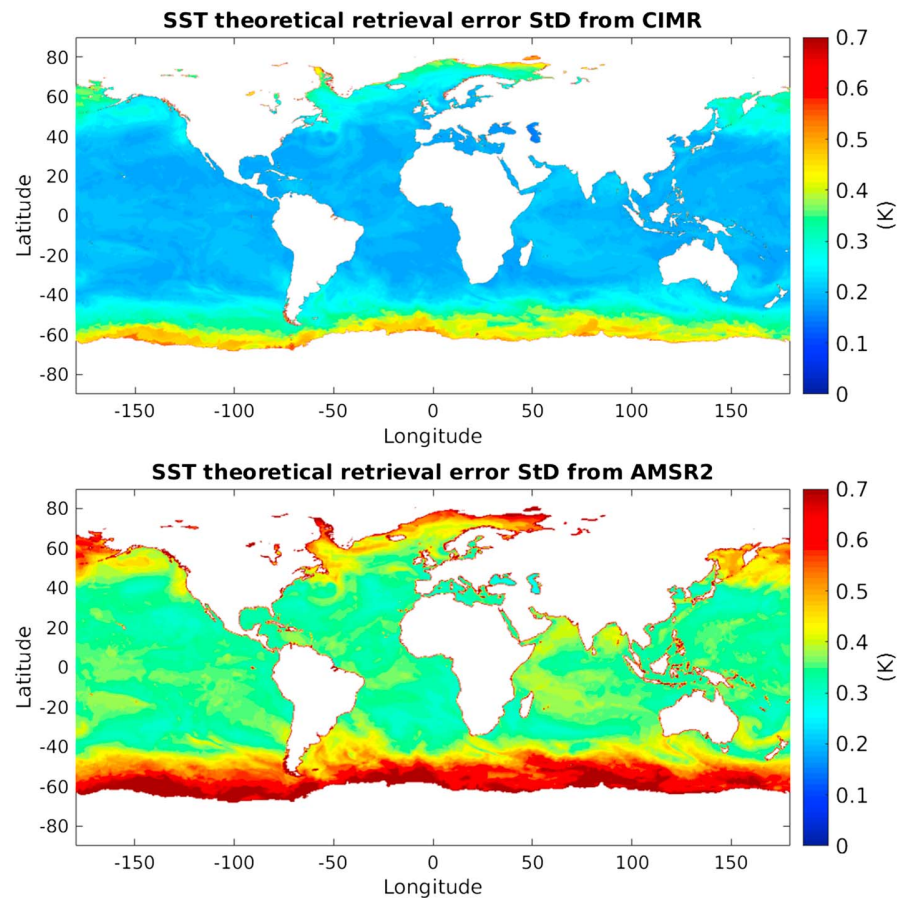


Figure 12. The theoretical retrieval error StD on SST for 1 day (15 June 2008) at global scale, estimated from radiative transfer simulations and realistic ocean and atmospheric fields, with the instrument specifications of CIMR (top) and of AMSR2 (bottom). SST = sea surface temperature; CIMR = Copernicus Imaging Microwave Radiometer; AMSR2 = Advanced Microwave Scanning Radiometer 2; StD = standard deviation.

0.125° spatial resolution. For SSS information at a global scale, we use the same MERCATOR product than previously in section 3.1. All the variables are reprojected on a grid of 0.05° spatial resolution.

Figure 12 presents the precision on the SST retrieval for CIMR and for AMSR2 missions at global scale. The distributions of the SST theoretical retrieval error StDs are indicated in Figure 13. With CIMR, the mode value of the distribution is at 0.2 K. For lower SST, the error can reach 0.45 K. Compared to the AMSR2 performances, this is an important improvement. Note that these results for AMSR2 are consistent with the validation of the AMSR SST products that showed mean errors of the order of 0.4 K as compared to buoys (Nielsen-Englyst et al., 2018; O'Carroll et al., 2008), suggesting that our method to evaluate the new CIMR mission is valid.

4. Discussion and Conclusions

A new satellite mission concept, CIMR, is currently being considered to estimate all weather and high spatial resolution ocean and sea ice surface parameters. It is a conically scanning passive microwave imager in a Sun-synchronous polar orbit, with a 7-m foldable antenna and low noise receivers. It observes at 1.4, 6.9, 10.65, 18.7, and 36.5 GHz, for both perpendicular polarizations. An information content analysis is conducted, for the retrieval of SST, SSS, and SIC. The precision for each product is estimated and compared to the precision achieved with the current instruments. With the CIMR mission, the retrieval error StDs are between 0.15 and 0.45 K for the SST, 0.2 and 0.6 psu for the SSS, and 2% and 5% for SIC. Estimation of global retrieval errors, based on realistic ocean and sea ice fields data revealed that SST will have an error StD mode value of 0.2 K, compared to 0.35 K with the current AMSR2 mission. The CIMR mission will provide SST information at closer than 30 km from the coasts compared to 100 km with AMSR2. In polar regions where SST and SSS retrievals are especially

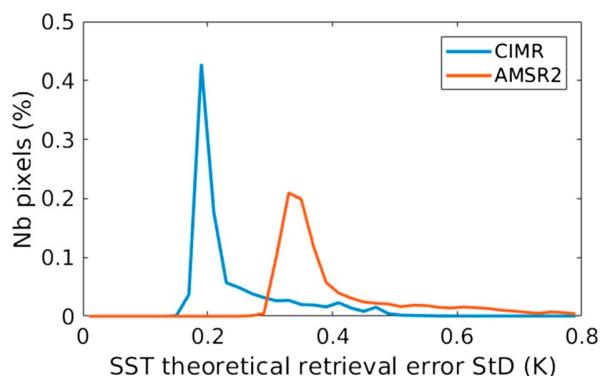


Figure 13. Histograms of the SST theoretical retrieval error StD for 1 day (15 June 2008) for CIMR and AMSR2 missions. SST = sea surface temperature; CIMR = Copernicus Imaging Microwave Radiometer; AMSR2 = Advanced Microwave Scanning Radiometer 2; StD = standard deviation.

difficult and where there are crucial issues for operational weather prediction and climate, CIMR will give a radiometric accuracy close to 0.4 K for SST and 0.6 psu for SSS, compared to 0.6 K and 0.9 psu, respectively, typical of the current generation of satellite microwave radiometers (for a given SST of 273 K and a given SSS of 35 psu). The spatial resolution of SIC products will be largely improved and 5-km spatial resolution possible from CIMR with a retrieval precision below 5% for most environments. Table 2 summarizes the performances of CIMR in terms of geophysical products.

The final definition of the CIMR characteristics will be the result of different trade-offs, in terms of spatial resolution and retrieval precision. Better spatial resolution could be achieved with a decrease of the incidence zenith angle. SMAP for instance observes with a 40° incidence angle. But for this geometry, the poles cannot be fully covered. The sensitivity to the SST decreases, and the retrieval precision would be significantly degraded, mainly due to the decreasing emissivity with decreasing incidence angle for the vertical polarization. In addition, the swath would be reduced, and as a consequence, the revisit cycle degraded. The complete coverage of the pole is a key issue for polar studies. Orbitography calculations with IXION (<http://climserv.ipsl.polytechnique.fr/ixion/>; Capderou, 2006) showed that an incidence angle of 55° with a Sun-synchronous orbit at 830-km altitude provides a full coverage of the pole.

Simultaneous measurements between 1.4 and 36.5 GHz (L, C, X, Ku, and Ka bands) mean that the CIMR mission will combine and build on the merits of heritage missions including AMSR and SMOS/SMAP-type missions. It will provide simultaneous and consistent retrievals of different parameters, needed for many applications and most importantly, addressing the Integrated European Union Strategy for the Arctic. For instance, with the SST and SSS controlling the density of the sea water (Boutin et al., 2016), twice daily accurate instantaneous estimate of SST and SSS will lead to an improved monitoring of sea surface density that may constrain air-sea exchanges (e.g., barrier layers). By the same token, the consistency between high-resolution SST and SIC measurements will also be a significant step forward for all applications addressing ocean/sea ice interactions in the marginal ice zone, with rigorous collocation and identical spatial/temporal sampling of the products, as compared to a multiplatform approach.

Table 2
Performances of a Potential Copernicus Imaging Microwave Radiometer Mission for the Retrieval of the Main Ocean and Sea-Ice Products

Parameter	Spatial resolution	Precision	Time sampling
SST	15 km	0.2 K	Twice daily
SSS	55 km	0.3 psu	Twice daily
SIC	5 km*	5%*	Twice daily

Note. SST = sea surface temperature; SSS = sea surface salinity; SIC = sea ice concentration.

*Preliminary results at 5 km. Work underway to consolidate these results. At 15-km resolution, the precision is below 3%.

In addition to the ocean and sea ice parameters already discussed, CIMR has the capability to provide other key surface information, over both ocean and sea ice. Under extreme conditions (e.g., high rain rate or hurricane), no wind information was available until recently. Reul et al. (2012) and Meissner et al. (2017) showed that surface wind information under extreme conditions could be derived from observations at 1.4 GHz with SMOS and SMAP, with strong interest for operational hurricane intensity forecast models. CIMR could benefit from this high wind speed capacity with its 1.4-GHz measurement, in addition to the estimates of lower wind speed thanks to the coupled observations between 6.9 and 36.5 GHz. Thickness of sea ice is required for sea ice modeling and operations. Ice thicknesses above ~1 m are estimated from radar altimetry (CryoSat2), but for the thinner and more vulnerable sea ice, only 1.4-GHz observations from SMOS and SMAP are currently providing information (e.g., Huntemann et al., 2014), and this could be continued with CIMR. The dual polarization and frequency combination from 1.4 to 36.5 GHz will also allow the retrieval of snow depth on sea ice, sea ice type, sea-ice drift, and snow-ice interface temperatures more reliably and with higher spatial resolution than with current methods. High spatial resolution and quality observations between 1.4 and 36.5 GHz observations will also serve the continental surface community for soil moisture, surface water, and vegetation applications, following the heritage of AMSR2 and SMOS/SMAP capabilities (e.g., Kerr et al., 2012; Y. Y. Liu et al., 2012; Parrens et al., 2017).

With no guarantee of successors to AMSR2, SMOS, and SMAP, the CIMR mission will provide continuity in the observations of low frequency microwave measurements, with much improved radiometric and/or spatial characteristics, for an all weather observations capability of key surface parameters, over all surface types. This new concept is therefore a serious candidate for a future Copernicus mission to provide evidence that underpins European policies and services. Such a capability has been discussed for many years and will be an essential asset to monitor the rapidly evolving state of the Arctic Ocean as sea ice coverage continues to decrease with associated risk of climate scale feedback mechanisms that have implications for global circulation in both the atmosphere and the ocean.

Acknowledgments

The authors express their thanks to the MICROWAT team for all the developments and discussions during the last years. This strongly consolidated the requirements for the CIMR mission. They are also grateful to the CIMR mission advisory group for numerous discussions on the CIMR mission requirements and possible exploitation. They thank the two anonymous reviewers for their careful reading of the manuscript and for their valuable suggestions. They thank the PNTS (Programme National de Télédétection Spatiale) for their support for this study. The users can access the data containing the outputs of the sea emissivity model following this link: https://www.dropbox.com/sh/9if3j2i9wty245b/AADm60GM8ImCvived2XJtSG_a?dl=0. The RRD of the sea ice CCI project is available at <http://www.seaice.dk/ecv2/rrdb-v1.1/>.

References

- Aires, F., Prigent, C., Bernardo, F., Jiménez, C., Saunders, R., & Brunel, P. (2011). A Tool to Estimate Land-Surface Emissivities at Microwave frequencies (TELSEM) for use in numerical weather prediction. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, *137*(656), 690–699.
- Bell, M. J., Forbes, R. M., & Hines, A. (2000). Assessment of the FOAM global data assimilation system for real-time operational ocean forecasting. *Journal of Marine Systems*, *25*(1), 1–22.
- Boutin, J., Chao, Y., Asher, W. E., Delcroix, T., Drucker, R., Drushka, K., et al. (2016). Satellite and in situ salinity: Understanding near-surface stratification and subfootprint variability. *Bulletin of the American Meteorological Society*, *97*(8), 1391–1407.
- Boutin, J., Vergely, J. L., Marchand, S., D'Amico, F., Hasson, A., Kolodziejczyk, N., et al. (2018). New SMOS sea surface salinity with reduced systematic errors and improved variability. *Remote Sensing of Environment*, *214*, 115–134.
- Capderou, M. (2006). *Satellites: Orbits and missions*. Germany: Springer Science & Business Media.
- Chelton, D. B., & Wentz, F. J. (2005). Global microwave satellite observations of sea surface temperature for numerical weather prediction and climate research. *Bulletin of the American Meteorological Society*, *86*(8), 1097–1115.
- Chin, T. M., Vazquez-Cuervo, J., & Armstrong, E. M. (2017). A multi-scale high-resolution analysis of global sea surface temperature. *Remote Sensing of Environment*, *200*, 154–169.
- Comiso, J. C., Cavalieri, D. J., Parkinson, C. L., & Gloersen, P. (1997). Passive microwave algorithms for sea ice concentration: A comparison of two techniques. *Remote Sensing of Environment*, *60*(3), 357–384.
- Dinnat, E. P., Boutin, J., Caudal, G., & Etcheto, J. (2003). Issues concerning the sea emissivity modeling at L band for retrieving surface salinity. *Radio Science*, *38*(4), 8060. <https://doi.org/10.1029/2002RS002637>
- Donlon, C. J. (2018). Copernicus Imaging Microwave Radiometer (CIMR) mission requirements document, version 1.5 (Tech. Rep.). Noordwijk, Netherlands: European Space Agency.
- Donlon, C. J., Martin, M., Stark, J., Roberts-Jones, J., Fiedler, E., & Wimmer, W. (2012). The operational sea surface temperature and sea ice analysis (OSTIA) system. *Remote Sensing of Environment*, *116*, 140–158.
- Duchossois, G., Strobl, P., Toumazou, V., Antunes, S., Bartsch, A., Diehl, T., et al. (2018a). User requirements for a Copernicus polar mission—Phase 2 report (Tech. Rep. No. 11068). Europe: EUR (29144) European Commission Joint Research Centre. <https://doi.org/10.2760/44170>
- Duchossois, G., Strobl, P., Toumazou, V., Antunes, S., Bartsch, A., Diehl, T., et al. (2018b). User requirements for a Copernicus polar mission—Phase 1 report (Tech. Rep. No. 11067). Europe: EUR (29144) European Commission Joint Research Centre. <https://doi.org/10.2760/22832>
- Durden, S. L., & Vesecky, J. F. (1985). A physical radar cross-section model for a wind-driven sea with swell. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, *10*(4), 445–451.
- Eppler, D. T., Farmer, L. D., Lohanick, A. W., Anderson, M. R., Cavalieri, D. J., Comiso, J., et al. (1992). Passive microwave signatures of sea ice. In F. D. Carsey (Ed.), *Microwave remote sensing of sea ice* (pp. 47–71). Washington, DC: American Geophysical Union.
- European Space Agency (2018). Copernicus Imaging Microwave Radiometer (CIMR) —Mission requirements document. EDSA-EOPSM-CIMR-MRD-3236, version 1.5, rev. 5
- Fore, A. G., Yueh, S. H., Tang, W., Stiles, B. W., & Hayashi, A. K. (2016). Combined active/passive retrievals of ocean vector wind and sea surface salinity with SMAP. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, *54*(12), 7396–7404.
- Frenger, I., Gruber, N., Knutti, R., & Münnich, M. (2013). Imprint of Southern Ocean eddies on winds, clouds and rainfall. *Nature Geoscience*, *6*(8), 608–612.

- Gabarro, C., Turiel, A., Elosegui, P., Pla-Resina, J. A., & Portabella, M. (2017). New methodology to estimate arctic sea ice concentration from SMOS combining brightness temperature differences in a maximum-likelihood estimator. *The Cryosphere*, 11(4), 1987.
- Gentemann, C. L., Meissner, T., & Wentz, F. J. (2010). Accuracy of satellite sea surface temperatures at 7 and 11 GHz. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(3), 1009–1018.
- Gloersen, P., Campbell, W. J., Cavalieri, D. J., Comiso, J. C., Parkinson, C. L., & Zwally, H. J. (1992). Arctic and Antarctic sea ice. *NASA-SP-511* (Vol. 290, pp. 149–154).
- Huntemann, M., Heygster, G., Kaleschke, L., Krumpen, T., Mäkynen, M., & Drusch, M. (2014). Empirical sea ice thickness retrieval during the freeze-up period from SMOS high incident angle observations. *The Cryosphere*, 8(2), 439–451.
- Imaoka, K., Kachi, M., Kasahara, M., Ito, N., Nakagawa, K., & Oki, T. (2010). Instrument performance and calibration of AMSR-E and AMSR2. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Science*, 38(8), 13–18.
- Ivanova, N., Pedersen, L. T., Tonboe, R. T., Kern, S., Heygster, G., Lavergne, T., et al. (2015). Inter-comparison and evaluation of sea ice algorithms: Towards further identification of challenges and optimal approach using passive microwave observations. *The Cryosphere*, 9(5), 1797–1817.
- Kao, H.-Y., Lagerloef, G. S. E., Lee, T., Melnichenko, O., Meissner, T., & Hacker, P. (2018). Assessment of Aquarius sea surface salinity. *Remote Sensing*, 10(9), 1341.
- Kerr, Y. H., Waldteufel, P., Richaume, P., Wigneron, J. P., Ferrazzoli, P., Mahmoodi, A., et al. (2012). The SMOS soil moisture retrieval algorithm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(5), 1384–1403.
- Klein, L., & Swift, C. (1977). An improved model for the dielectric constant of sea water at microwave frequencies. *Oceanic Engineering, IEEE Journal of*, 2(1), 104–111.
- Lagerloef, G., Colomb, F. R., Le Vine, D., Wentz, F., Yueh, S., Ruf, C., et al. (2008). The Aquarius/SAC-D mission: Designed to meet the salinity remote-sensing challenge. *Oceanography*, 21, 68–81.
- Le Vine, D. M., Dinnat, E. P., Meissner, T., Yueh, S. H., Wentz, F. J., Torrusio, S. E., & Lagerloef, G. (2015). Status of Aquarius/SAC-D and Aquarius salinity retrievals. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(12), 5401–5415.
- Liu, Y. Y., Dorigo, W. A., Parinussa, R. M., de Jeu, R. A. M., Wagner, W., McCabe, M. F., et al. (2012). Trend-preserving blending of passive and active microwave soil moisture retrievals. *Remote Sensing of Environment*, 123, 280–297.
- Liu, Q., Wentz, F., & English, S. J. (2011). An improved fast microwave water emissivity model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(4), 1238–1250.
- Markus, T., & Cavalieri, D. J. (2000). An enhancement of the NASA team sea ice algorithm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(3), 1387–1398.
- Markus, T., & Cavalieri, D. J. (2004). AMSR-E algorithm theoretical basis document: Sea ice products (Tech. Rep. No. MD 20771). Center Greenbelt: Hydrospheric and Biospheric Sciences Laboratory, NASA Goddard Space Flight.
- Meissner, T., Ricciardulli, L., & Wentz, F. J. (2017). Capability of the SMAP mission to measure ocean surface winds in storms. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 98(8), 1660–1677.
- Meissner, T., Wentz, F. J., & Le Vine, D. M. (2018). The salinity retrieval algorithms for the NASA Aquarius version 5 and SMAP version 3 releases. *Remote Sensing*, 10(7), 1121.
- Meissner, T., Wentz, F. J., Scott, J., & Vazquez-Cuervo, J. (2016). Sensitivity of ocean surface salinity measurements from spaceborne L-band radiometers to ancillary sea surface temperature. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(12), 7105–7111.
- Nielsen-Englyst, P., Høyer, J., Toudal Pedersen, L., Gentemann, C., Alerksans, E., Block, T., & Donlon, C. (2018). Optimal estimation of sea surface temperature from AMSR-E. *Remote Sensing*, 10(2), 229.
- O'Carroll, A. G., Eyre, J. R., & Saunders, R. W. (2008). Three-way error analysis between AATSR, AMSR-E, and in situ sea surface temperature observations. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 25(7), 1197–1207.
- Orlhac, J.-C. (2012). MICROWAT ESA final report (Tech. Rep. No. 739 EF.RPJCO.12.00081). Toulouse, France: EADS Astrium.
- Parrens, M., Wigneron, J.-P., Richaume, P., Al Bitar, A., Mialon, A., Fernandez-Moran, R., et al. (2017). Considering combined or separated roughness and vegetation effects in soil moisture retrievals. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 55, 73–86.
- Pearson, K., Merchant, C., Embury, O., & Donlon, C. (2018). The role of advanced microwave scanning radiometer 2 channels within an optimal estimation scheme for sea surface temperature. *Remote Sensing*, 10(1), 90.
- Pedersen, L. F., & Saldo, R. (2016). Sea ice concentration (SIC) round robin data package, sea ice climate initiative: Phase 2 (Tech. Rep. No. SICCI-RRDP-07-16 Version: 1.4). DTU: ESA.
- Perlin, N., de Szoeke, S. P., Chelton, D. B., Samelson, R. M., Skillingstad, E. D., & O'Neill, L. W. (2014). Modeling the atmospheric boundary layer wind response to mesoscale sea surface temperature perturbations. *Monthly Weather Review*, 142(11), 4284–4307.
- Prigent, C., Aires, F., Bernardo, F., Orlhac, J.-C., Goutoule, J.-M., Roquet, H., & Donlon, C. (2013). Analysis of the potential and limitations of microwave radiometry for the retrieval of sea surface temperature: Definition of MICROWAT, a new mission concept. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 118, 3074–3086. <https://doi.org/10.1002/jgrc.20222>
- Prigent, C., Aires, F., & Rossow, W. B. (2006). Land surface microwave emissivities over the globe for a decade. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 87(11), 1573–1584.
- Quilfen, Y., Prigent, C., Chapron, B., Mouche, A. A., & Houti, N. (2007). The potential of QuikSCAT and WindSat observations for the estimation of sea surface wind vector under severe weather conditions. *Journal of Geophysical Research*, 112, C09023. <https://doi.org/10.1029/2007JC004163>
- Reul, N., Chapron, B., Zabolotskikh, E., Donlon, C., Mouche, A., Tenerelli, J., et al. (2017). A new generation of tropical cyclone size measurements from space. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 98(11), 2367–2385.
- Reul, N., Fournier, S., Boutin, J., Hernandez, O., Maes, C., Chapron, B., et al. (2014). Sea surface salinity observations from space with the SMOS satellite: A new means to monitor the marine branch of the water cycle. *Surveys in Geophysics*, 35(3), 681–722.
- Reul, N., Tenerelli, J., Chapron, B., Vandemark, D., Quilfen, Y., & Kerr, Y. (2012). SMOS satellite L-band radiometer: A new capability for ocean surface remote sensing in hurricanes. *Journal of Geophysical Research*, 117, C02006. <https://doi.org/10.1029/2011JC007474>
- Reul, N., Tenerelli, J. E., Floury, N., & Chapron, B. (2008). Earth-viewing L-band radiometer sensing of sea surface scattered celestial sky radiation; part II: Application to SMOS. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(3), 675–688.
- Rodgers, C. D. (1976). Retrieval of atmospheric temperature and composition from remote measurements of thermal radiation. *Reviews of Geophysics*, 14(4), 609.
- Rodgers, C. D. (1990). Characterization and error analysis of profiles retrieved from remote sounding measurements. *Journal of Geophysical Research*, 95(D5), 5587.
- Saunders, R., Matricardi, M., & Brunel, P. (1999). An improved fast radiative transfer model for assimilation of satellite radiance observations. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 125(556), 1407–1425.

- Schweiger, A. J. (2004). Changes in seasonal cloud cover over the Arctic seas from satellite and surface observations. *Geophysical Research Letters*, *31*, L12207. <https://doi.org/10.1029/2004GL020067>
- Stark, J. D., Donlon, C. J., Martin, M. J., & McCulloch, M. E. (2007). OSTIA: An operational, high resolution, real time, global sea surface temperature analysis system. In *Oceans 2007-europe* (pp. 14). Aberdeen, UK.
- Stocker, T. F., Qin, D., Plattner, G. K., Tignor, M., Allen, S. K., Boschung, J., et al. (2013). *IPCC, 2013: Climate change 2013: The physical science basis. Contribution of working group I to the fifth assessment report of the intergovernmental panel on climate change*. Cambridge, UK, and New York: Cambridge University Press.
- Stogryn, A. (1971). Equations for calculating the dielectric constant of saline water (correspondence). *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, *19*(8), 733–736.
- Stogryn, A. (1972). The emissivity of sea foam at microwave frequencies. *Journal of Geophysical Research*, *77*(9), 1658–1666.
- Tonboe, R., Andersen, S., Toudal, L., & Heygster, G. (2006). Sea ice emission modelling applications. In C. Mätzler, P. W. Rosenkranz, A. Battaglia, & Wigneron, J. P. (Eds.), *Thermal microwave radiation-applications for remote sensing* (pp. 382–400). London, UK: IET Electromagnetic Waves Series.
- Tonboe, R. T., Eastwood, S., Lavergne, T., Sørensen, A. M., Rathmann, N., Dybkjær, G., et al. (2016). The EUMETSAT sea ice climate record. *The Cryosphere*, *10*, 2275–2290.
- Wentz, F. J., Gentemann, C., Smith, D., & Chelton, D. (2000). Satellite measurements of sea surface temperature through clouds. *Science*, *288*(5467), 847–850.
- Wiesmann, A., & Mätzler, C. (1999). Microwave emission model of layered snowpacks. *Remote Sensing of Environment*, *70*(3), 307316.
- Wilheit, T. T., & Chang, A. T. C. (1980). An algorithm for retrieval of ocean surface and atmospheric parameters from the observations of the scanning multichannel microwave radiometer. *Radio Science*, *15*(3), 525–544.
- Winebrenner, D. P., Bredow, J., Fung, A. K., Drinkwater, M. R., Nghiem, S., Gow, A. J., et al. (1992). Microwave sea ice signature modeling. In F. D. Carsey (Ed.), *Microwave remote sensing of sea ice* (pp. 137–175). Washington, DC: American Geophysical Union.
- Yin, X., Boutin, J., Martin, N., & Spurgeon, P. (2012). Optimization of L-band sea surface emissivity models deduced from SMOS data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, *50*(5), 1414–1426.
- Yueh, S. H. (1997). Modeling of wind direction signals in polarimetric sea surface brightness temperatures. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, *35*(6), 1400–1418.

Annexe B

Article : Estimating the snow depth, the snow–ice interface temperature, and the effective temperature of Arctic sea ice using Advanced Microwave Scanning Radiometer 2 and ice mass balance buoy data



Estimating the snow depth, the snow–ice interface temperature, and the effective temperature of Arctic sea ice using Advanced Microwave Scanning Radiometer 2 and ice mass balance buoy data

Lise Kilic¹, Rasmus Tage Tonboe², Catherine Prigent¹, and Georg Heygster³

¹Sorbonne Université, Observatoire de Paris, Université PSL, CNRS, LERMA, Paris, France

²Danish Meteorological Institute, Copenhagen, Denmark

³Institute of Environmental Physics, University of Bremen, Bremen, Germany

Correspondence: Lise Kilic (lise.kilic@obspm.fr)

Received: 17 October 2018 – Discussion started: 12 November 2018

Revised: 1 April 2019 – Accepted: 2 April 2019 – Published: 18 April 2019

Abstract. Mapping sea ice concentration (SIC) and understanding sea ice properties and variability is important, especially today with the recent Arctic sea ice decline. Moreover, accurate estimation of the sea ice effective temperature (T_{eff}) at 50 GHz is needed for atmospheric sounding applications over sea ice and for noise reduction in SIC estimates. At low microwave frequencies, the sensitivity to the atmosphere is low, and it is possible to derive sea ice parameters due to the penetration of microwaves in the snow and ice layers. In this study, we propose simple algorithms to derive the snow depth, the snow–ice interface temperature ($T_{\text{Snow–Ice}}$) and the T_{eff} of Arctic sea ice from microwave brightness temperatures (TBs). This is achieved using the Round Robin Data Package of the ESA sea ice CCI project, which contains TBs from the Advanced Microwave Scanning Radiometer 2 (AMSR2) collocated with measurements from ice mass balance buoys (IMBs) and the NASA Operation Ice Bridge (OIB) airborne campaigns over the Arctic sea ice. The snow depth over sea ice is estimated with an error of 5.1 cm, using a multilinear regression with the TBs at 6, 18, and 36 V. The $T_{\text{Snow–Ice}}$ is retrieved using a linear regression as a function of the snow depth and the TBs at 10 or 6 V. The root mean square errors (RMSEs) obtained are 2.87 and 2.90 K respectively, with 10 and 6 V TBs. The T_{eff} at microwave frequencies between 6 and 89 GHz is expressed as a function of $T_{\text{Snow–Ice}}$ using data from a thermodynamical model combined with the Microwave Emission Model

of Layered Snowpacks. T_{eff} is estimated from the $T_{\text{Snow–Ice}}$ with a RMSE of less than 1 K.

1 Introduction

In situ observations of the variables controlling the sea ice energy and momentum balance in polar regions are scarce. One way to overcome this observational gap is to use satellites for measuring sea ice properties. The objective of this study is to estimate key sea ice variables from satellite remote sensing to improve current sea ice models and prediction, sea ice concentration (SIC) mapping in the EUMETSAT Ocean and Sea Ice Satellite Application Facility (OSISAF) project, and polar atmospheric sounding applications.

Sea ice thermodynamics is controlled by the regional heat budget (Maykut and Untersteiner, 1971). In general, sea ice is covered by snow, which can reach a mean thickness of up to ~ 50 cm in the Arctic (Sato and Inoue, 2018). Snow on sea ice strongly affects the sea ice energy and radiation balance, with its high insulation of heat and reflectivity of solar radiation. Snow is a poor conductor of heat: it insulates the sea ice and reduces the winter ice growth (Fichefet and Maqueda, 1999). In summer, its high albedo reduces the sea ice melting rate. The high albedo of snow on sea ice compared to open-water albedo plays an important role in the sea ice albedo feedback mechanism and Arctic amplification (Hall, 2004). Sato and Inoue (2018) suggest that the recent

sea ice growth has been effectively limited by the increase in snow depth on thin ice during winter. Current sea ice models include snow schemes (e.g. Lecomte et al., 2011), with the snow depth and temperature gradient in the snow pack modulating the sea ice growth and melt. Improved estimates of snow depth (D_s), as well as snow–ice interface temperature ($T_{\text{Snow–Ice}}$) from satellite observations would provide valuable information on the vertical thermodynamics in the snow and ice to improve current sea ice models and therefore the prediction of sea ice growth.

Here we propose using a simple algorithm to retrieve D_s and $T_{\text{Snow–Ice}}$ from passive microwave observations from the Advanced Microwave Scanning Radiometer 2 (AMSR2), based on a large data set of collocated in situ and satellite observations. An extensive Round Robin Data Package (RRDP) (Pedersen et al., 2018, https://figshare.com/articles/Reference_dataset_for_sea_ice_concentration/6626549, last access: 15 January 2019) has been developed during the European Space Agency (ESA) sea ice Climate Change Initiative (CCI) project and the SPICES (Space-borne observations for detecting and forecasting sea ice cover extremes) project (<http://www.seaice.dk/ecv2/rrdb-v1.1/>, last access: 15 June 2017). It contains in situ data from the ice mass balance buoys (IMBs), and the Operation Ice Bridge (OIB) airborne campaigns collocated with AMSR2 brightness temperature measurements between 6 and 89 GHz.

Algorithms already exist to retrieve the snow depth from microwave observations. Markus and Cavalieri (1998) and Comiso et al. (2003) use the spectral gradient ratio of the 19 and 37 GHz (GR37/19) in vertical polarization to deduce the snow depth over sea ice. This method has been developed for dry snow on first-year ice (FYI) in Antarctica, and it is applicable only to this ice type. Sea ice emissivity depends on the ice type. At frequencies ≥ 18 GHz, the ice emissivity is higher for FYI than for multi-year ice (MYI) (Comiso, 1983; Spreen et al., 2008). The difference of emissivity between the 19 and 37 GHz can be used to retrieve the snow depth or the sea ice type. Therefore, the snow depth algorithms which use this gradient ratio (GR37/19) are strongly dependent on the ice type. Improvements by Markus and Cavalieri (1998) have been suggested by Markus et al. (2011) and Kern and Ozsoy-Çiçek (2016). More recently, Rostosky et al. (2018) revisit the methodology for the Arctic region, using a new gradient ratio between 7 and 19 GHz (GR19/7) to derive snow depths over both FYI and MYI. For their study, they use the snow depths of OIB campaigns obtained in March and April. With the help of the RRDP, we will extend the methodology to the full winter (from 1 December to 1 April) for the Arctic region using the IMB snow depth data.

Tonboe et al. (2011) showed from radiative transfer simulations that there is a high linear correlation between the $T_{\text{Snow–Ice}}$ and the passive microwave observations at 6 GHz. Preliminary results from Grönfeldt (2015) evidenced the possibility of deriving the temperature of sea ice from passive microwave observations using simple regression mod-

els. This work will be extended here to estimate $T_{\text{Snow–Ice}}$ over Arctic sea ice.

Passive microwave satellite observations between 50 and 60 GHz are extensively used to provide the atmospheric temperature profiles in Numerical Weather Prediction (NWP) centres, with instruments such as the Advanced Microwave Sounding Unit-A (AMSU-A) or the Advanced Technology Microwave Sounder (ATMS). For an accurate estimation of the temperature profile in the lower atmosphere, quantifying the surface contribution is required. The surface contribution, i.e. the surface brightness temperature (TB), depends on the frequency, and it is the product of a surface effective emissivity (e_{eff}) and a surface effective temperature (T_{eff}):

$$TB = e_{\text{eff}} \cdot T_{\text{eff}}. \quad (1)$$

T_{eff} is defined as the integrated temperature over a layer corresponding to the penetration depth at the given frequency: the larger the wavelength, the deeper the penetration into the medium. In the same way, e_{eff} represents the integrated emissivity over a layer corresponding to the penetration depth. It depends on the frequency, the incidence angle, and the sub-surface extinction and reflections between snow and sea ice layers (Tonboe, 2010). Therefore, estimating the surface contribution is particularly complicated over sea ice due to the layering and the vertical structure of the snowpack, which affect the microwave emission processes (Mathew et al., 2008; Rosenkranz and Mätzler, 2008; Harlow, 2009, 2011; Tonboe, 2010; Tonboe et al., 2011), and to the large spatial and temporal variability of sea ice and snow cover (English, 2008; Tonboe et al., 2013; Wang et al., 2017). The understanding of the relationship between T_{eff} and the physical temperature profile is complicated, especially at microwave frequencies ≥ 18 GHz, when scattering occurs, but it has been shown that from 6 to 50 GHz there is a high correlation between the T_{eff} and the $T_{\text{Snow–Ice}}$ (Tonboe et al., 2011). With $T_{\text{Snow–Ice}}$ estimated from the AMSR2 observations, we will deduce the sea ice T_{eff} at AMSR2 frequencies between 6 and 89 GHz, using linear regression.

Section 2 describes the data set and the methodology used in this study. The snow depth retrieval is presented in Sect. 3. Section 4 reports on the $T_{\text{Snow–Ice}}$ retrieval. Finally, microwave sea ice T_{eff} at 50 GHz is derived for application to temperature atmospheric sounding (Sect. 5). Section 6 discusses the snow depth and the $T_{\text{Snow–Ice}}$ retrieval results over a winter in Arctic. Section 7 concludes this study.

2 Material and methods

2.1 The database of collocated satellite observations and in situ measurements

The RRDP from the ESA sea ice CCI project is an openly available data set (Pedersen et al., 2018, https://figshare.com/articles/Reference_dataset_for_sea_

ice_concentration/6626549, last access: 15 January 2019). It contains an extensive collection of collocated satellite microwave radiometer data with in situ buoy or airborne campaign measurements and other geophysical parameters, with relevance for computing and understanding the variability of the microwave observations over sea ice. It covers areas with 0 % and 100 % of SIC and different sea ice types (thin ice, first-year ice, multiyear ice), for all seasons including summer melt. In our study, we will focus on Arctic sea ice during winter in regions with 100 % sea ice cover. Two different data sets from the RRDP are used: AMSR2 brightness temperatures (TBs) collocated with IMB measurements and AMSR2 TBs collocated with OIB airborne campaign measurements.

AMSR2 is a passive microwave radiometer on board the JAXA GCOM-W1 satellite (launched on 18 May 2012). AMSR2 has 14 channels at 6.9, 7.3, 10.65, 18.7, 23.8, 36.5, and 89 GHz for both vertical and horizontal polarizations and it observes at 55° of incidence angle. In the RRDP, the spatial resolution of each channel is resampled by JAXA to the 6.9 GHz resolution (32 × 62 km) (see AMSR2 L1R products, Maeda et al., 2011, 2016) before collocation with buoy or airborne campaign measurements (RRDP report, Pedersen and Saldo, 2016; Pedersen et al., 2018).

IMBs are installed by the Cold Regions Research and Engineering Laboratory (CRREL) to measure the ice mass balance of the Arctic sea ice cover (Richter-Menge et al., 2006; Perovich and Richter-Menge, 2006). Buoy components include acoustic sounders and a string of thermistors. The thermistor string extends from the air, through the snow cover and sea ice, into the water and has temperature sensors located every 10 cm along the string. It measures the physical temperature with an accuracy of 0.1 K. There are two acoustic sounders located above the snow surface and below the sea ice. The acoustic sounders measure the position of snow and ice surfaces (top and bottom) with a precision of 5 mm, from which the snow depth is computed. The buoys also include instruments that measure air temperature, barometric air pressure, and GPS geographical position (Perovich et al., 2019). Several IMBs are deployed by the CRREL at different locations and times during the year. We only use Arctic buoy data recorded during winter (1 December to 1 April) to avoid cases where ice starts to melt. The IMBs available for this study are all located on MYI, with an ice thickness ≥ 1 m. A summary of buoy information corresponding to these criteria is given in Table 1 and the IMB locations are shown in Fig. 1. IMB measurements collocated with AMSR2 TBs used in this study totalize 2845 observations.

For snow depth retrieval, we also used data from the OIB airborne campaign. The NASA OIB project has collected ice and snow depth data in the Arctic during annual flight campaigns (March–May) since 2009. The data are especially valuable in this context, since they contain snow depth information from the snow radar on board the aircraft, not only from single points but continuously along the flight path. The

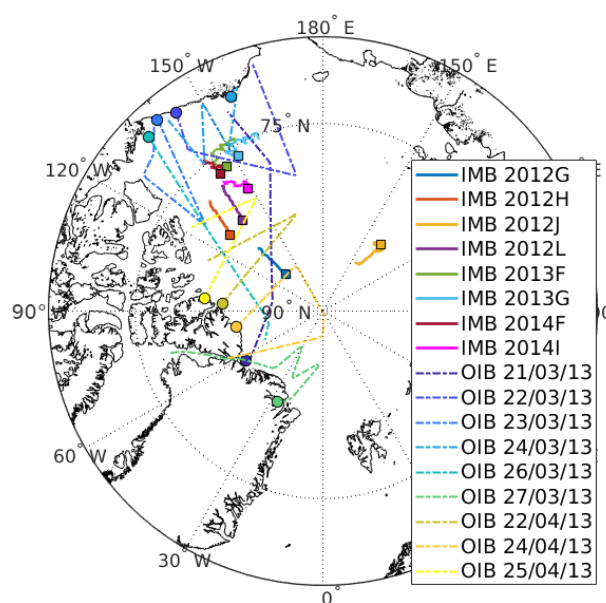


Figure 1. Ice mass balance buoy and Operation Ice Bridge (OIB) flight locations over Arctic sea ice. Squares indicate the position of IMBs on 1 December and circles indicate the starting points of the OIB campaigns.

vertical resolution of the OIB snow radar is 3 cm, and the uncertainty on the snow depth is around 6 cm compared with in situ measurements (Kurtz et al., 2013). Recent studies evidence larger errors on OIB snow depth (Kwok and Maksym, 2014) with issues to detect snow depth under 8 cm (Kwok and Maksym, 2014; Holt et al., 2015). These different limitations are summarized in Kwok et al. (2017). In the RRDP, the snow depth data from OIB snow radar are averaged into 50 km sections to be collocated with AMSR2 observations. For our study we use the OIB data from the 2013 campaign. It totalizes 408 observations over 8 d in March and April and covers FYI and MYI areas. Figure 1 summarizes the locations of IMBs and OIB campaigns over the Arctic ocean.

It is important to note that there are discrepancies due to the scale when comparing point measurements from buoys with the spatially averaged data from satellites or aircrafts (Dybkjær et al., 2012).

2.2 The database of simulated effective temperature and brightness temperature from sea ice properties

For the estimation of T_{eff} , we use a microwave emission model coupled with a thermodynamic model. The emission model uses the temperature, density, snow crystal and brine inclusion size, salinity, and snow or ice type to estimate the microwave emissivity, the T_{eff} , and the TB of sea ice. It is coupled with a thermodynamic model in order to provide realistic microphysical inputs. The thermodynamic model for snow and sea ice is forced with ECMWF ERA40 meteorological data input: surface air pressure, 2 m air temperature,

Table 1. List of the IMBs used in this study, with the mean snow depth (column 5) and the mean ice thickness (column 6) computed over the duration of the measurements (column 2).

Buoy ID	Duration of measurements during winter	Deployment location	Position on 1 December (lat, long)	Mean snow depth (cm)	Mean ice thickness (cm)
2012G	1 Dec 2012–6 Feb 2013	Central Arctic	(85.79°; –134.88°)	34.1	162.8
2012H	1 Dec 2012–6 Feb 2013	Beaufort Sea	(80.39°; –129.23°)	23.2	173.3
2012J	1 Dec 2012–6 Feb 2013	Laptev Sea	(82.87°; 139.09°)	25.5	100.3
2012L	1 Dec 2012–6 Feb 2013	Beaufort Sea	(80.36°; –138.55°)	8.5	330.1
2013F	1 Dec 2013–31 Mar 2014	Beaufort Sea	(76.15°; –146.27°)	50.3	145.7
2013G	1 Dec 2013–31 Mar 2014	Beaufort Sea	(75.84°; –151.46°)	21.3	249.4
2014F	1 Dec 2014–11 Mar 2015	Beaufort Sea	(76.32°; –143.10°)	16.1	151.8
2014I	1 Dec 2014–12 Mar 2015	Beaufort Sea	(78.52°; –148.70°)	22.6	155.3

wind speed, incoming shortwave and longwave radiation, relative humidity, and accumulated precipitation. It computes a centimetre-scale profile of the parameters used as inputs to the emission model. The emission model used here is a sea ice version of the Microwave Emission Model of Layered Snowpacks (MEMLS) (Wiesmann and Mätzler, 1999) described in Mätzler (2006). The simulations were part of an earlier version of the RRDP and the simulation methodology is described in Tonboe (2010). This MEMLS simulation uses, among its inputs, the snow depth and the $T_{\text{Snow-Ice}}$ and computes T_{eff} s and TBs at different frequencies (from 1.4 to 183 GHz). The data set contains 1100 cases and is called the MEMLS-simulated data set in the following.

2.3 Methodology

In this study, we propose simple algorithms, using multilinear regressions, to derive the snow depth, the $T_{\text{Snow-Ice}}$, and the T_{eff} of sea ice from AMSR2 TBs.

The measurements from the IMB 2012G, 2012H, 2012J, and 2012L, collocated with AMSR2 TBs, are used as the training data set for the different regressions to retrieve snow depth and $T_{\text{Snow-Ice}}$. These buoys have been selected because they are located in different regions across the Arctic and show a large range of snow depths. The measurements from IMB 2013F, 2013G, 2014F, and 2014I, which are all located in the Beaufort Sea, are used as the testing data set.

First, the IMB snow depth is expressed as a function of the AMSR2 TBs using a multilinear regression (see Sect. 3.1). The OIB data are used for the forward selection and the IMB training data set is used to perform the regression. Second, the $T_{\text{Snow-Ice}}$ is expressed as a function of TBs and snow depth, using linear regressions. An automated method is developed that detects the position of the snow–ice interface on the vertical temperature profile measured by the IMB thermistor string (see Sect. 4.1). Then, the IMB training data set is used to perform the regressions (see Sect. 4.3). For this part there are two consecutive regressions: the first one is done between the centred (the average was subtracted) $T_{\text{Snow-Ice}}$ and TBs; the second one is done between the $T_{\text{Snow-Ice}}$ corrected

for the TB dependence and the snow depth. Third, the sea ice T_{eff} at different microwave frequencies is expressed as a function of the $T_{\text{Snow-Ice}}$ (see Sect. 5.2). This final step uses the simulations from a thermodynamical model and MEMLS to derive linear regression equations for the T_{eff} at frequencies between 6 and 89 GHz. The T_{eff} at 50 GHz is of special interest for atmospheric sounding applications.

3 Snow depth estimation

3.1 Multilinear regression to retrieve the snow depth

A forward selection method is used to choose the best AMSR2 channels to retrieve snow depth. It is a statistical method to determine the best-predictor combinations (here, AMSR2 TBs) to retrieve a variable (here, snow depth). We use the stepwise regression (Draper and Smith, 1998). It is a sequential predictor selection technique: at each step statistic tests are computed, and the predictors included in the model are adjusted. Our training data set for this forward selection is the OIB snow depth from the 2013 campaign included in the RRDP. OIB data are chosen for forward selection because the data cover a large area with a wide range of snow depths. In addition, the scale of the averaged OIB data is closer to satellite footprint than buoy measurements, increasing the consistency with the satellite observations. Forward selection tests have also been done with the IMB training data set, but the results were not satisfactory. We find that the best channel combination for snow depth retrieval is the combination of the three channels at 6.9, 18.7, and 36.5 GHz in vertical polarization (6, 18, and 36 V).

Then, a multilinear regression is conducted using the IMB training data set (buoys G, H, J, L in 2012 collocated with AMSR2 TBs). The snow depth is given as a linear combination of the TBs at 6, 18, and 36 V:

$$D_s = 1.7701 + 0.0175 \cdot \text{TB}_{6\text{V}} - 0.0280 \cdot \text{TB}_{18\text{V}} + 0.0041 \cdot \text{TB}_{36\text{V}}, \quad (2)$$

with D_s the snow depth expressed in metres and TB in kelvin. This model was trained with snow depths between 5 and 40 cm.

The forward selection has also been tested by constraining the number of predictors to 2 and 4. The combinations obtained are 18 and 36 V for two channels and 6, 18, 36, and 89 V for four channels. Then, the multilinear regression has been performed using these combinations of two or four channels. The results show that the three-channel combination is the best in terms of RMSE and correlation compared to the two- or four-channel combination (see Sect. 3.2).

3.2 Results of the snow depth retrieval

Figure 2 shows the comparison between the observed snow depth measured by the acoustic sounder of IMB and the regressed snow depth computed from AMSR2 TBs with Eq. (2). The RMSE between the IMB snow depth observations and our snow depth regression is 12.0 cm and the correlation coefficient is 0.66, using the IMBs 2013F, 2013G, 2014F, and 2014I (which are not in the training data set). The buoy 2013F observes a large snow depth (> 40 cm), which is outside the bounds of our snow depth model. Tests are conducted to improve the estimation, including the 2013F buoy in the training data set, with equal numbers of observations for different ranges of snow depths: it does not improve the results. Our model obtained the same snow depth estimation between buoys 2013G and 2013F. It is consistent because these buoys are spatially very close. Therefore, we suspect that the 2013F buoy is located nearby a ridge or hummock, where the local snow depth is large but not detectable at the satellite footprint scale. Without including the buoy 2013F in the computation, the RMSE for our snow depth model is 5.1 cm and the correlation coefficient is 0.61.

We also compare the snow depth retrievals with the measurements of the 2013 OIB campaigns (see Fig. 3) with the ice type computed from the gradient ratio between 19 and 37 GHz (Baordo and Geer, 2015). Our snow depth regression (Eq. 2) RMSE is 6.26 cm and the correlation coefficient with OIB observations is 0.87. Note that the uncertainties on OIB data for the 2013 campaigns are between 2 and 22 cm with a mean standard deviation (SD) of 11 cm (OIB snow depth D_{snow} provided in the RRDP). Looking at Fig. 3, our snow depth regression is applicable to both ice types. The RMSEs computed for MYI and FYI are 7.2 and 3.9 cm, and the correlations are 0.71 and 0.03. The RMSE is smaller for FYI because the snow depth variability of FYI is also smaller. The low correlation obtained for FYI can come from the limited number of observations and because the snow depth variability observed is within the signal noise.

Spatial scales are different when comparing satellite measurements or airborne campaign measurements with buoy measurements. Discrepancies can appear due to the spatial variability of the snow depth. It can explain that the correlation is higher when comparing snow depth estimated

from AMSR2 TBs with the snow depth observed from OIB radar. It is also important to note that the OIB campaign data are from late winter to beginning of spring (March to April), while IMB measurements are from winter (December to March). With the snow depth regression being developed on IMB measurements, this small change in season can contribute to the larger RMSE observed with OIB data.

4 Snow–ice interface temperature estimation

4.1 Automatic interface position detection

During winter, the air temperature is very cold, meaning that the snow surface temperature is cold compared to ice and water temperatures. Through sea ice, the temperature profile is piecewise linear and temperature increases with depth (see Fig. 4). In the air, the temperature gradient is small because of turbulent mixing. In the snow, the temperature gradient is larger due to the thermal properties of snow. Therefore, air–snow and snow–ice interface positions can be detected by changes in the temperature gradient. At the air–snow interface, the second derivative of the temperature profile reaches a maximum. At the snow–ice interface, the temperature gradient being lower in the ice than in the snow, the second derivative of the temperature profile reaches a minimum. Using these properties of the sea ice temperature profile, an automated method is implemented to detect the air–snow and the snow–ice interface positions in the temperature profile measured by the buoy thermistor string.

Figure 4 shows an averaged temperature profile through sea ice during winter, with the air–snow and snow–ice interface positions detected with our automated method. This method performs best during winter when the air is cold. It may not be applicable if the snow depth is lower than the vertical resolution of the thermistor string (10 cm) or if sea ice starts to melt and the temperature profile develops gradually toward an isothermal state. The method selects the thermistor which is located the closest to the interface. Note that the real interface position can be located between two thermistors. Therefore, the shift between the real interface position and the thermistor the closest to the interface can be up to 5 cm. This can introduce uncertainties in our $T_{\text{Snow–Ice}}$ regression.

4.2 Correlation between the brightness temperature and the snow–ice interface temperature

During winter, the vertical position of the snow–ice interface is fixed with respect to the buoy thermistor string. The thermistor string is frozen into the ice which means that the thermistor at the snow–ice interface will stay at that interface unless there is surface melt or snow ice formation and this rarely happens during winter. For each IMB, the snow–ice interface is detected with our automated method described in Sect. 4.1.

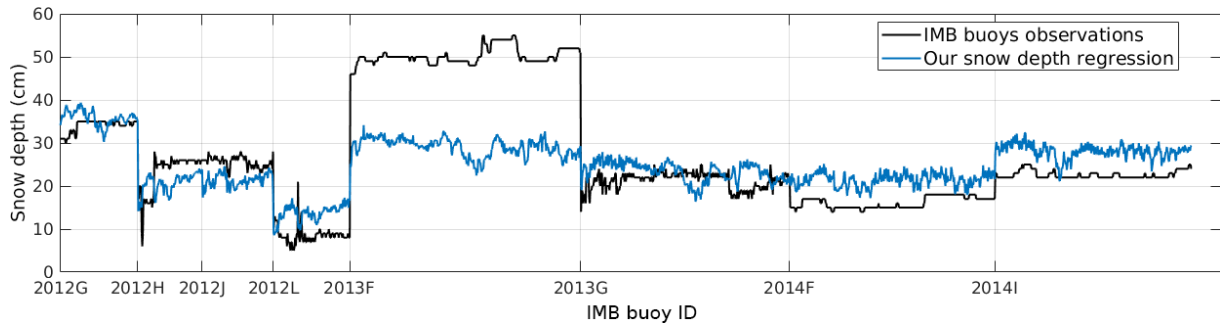


Figure 2. Time series of the comparison between snow depths from IMB observations and our multilinear regression (Eq. 2). The beginning of the measurements with a new IMB is indicated on the x axis.

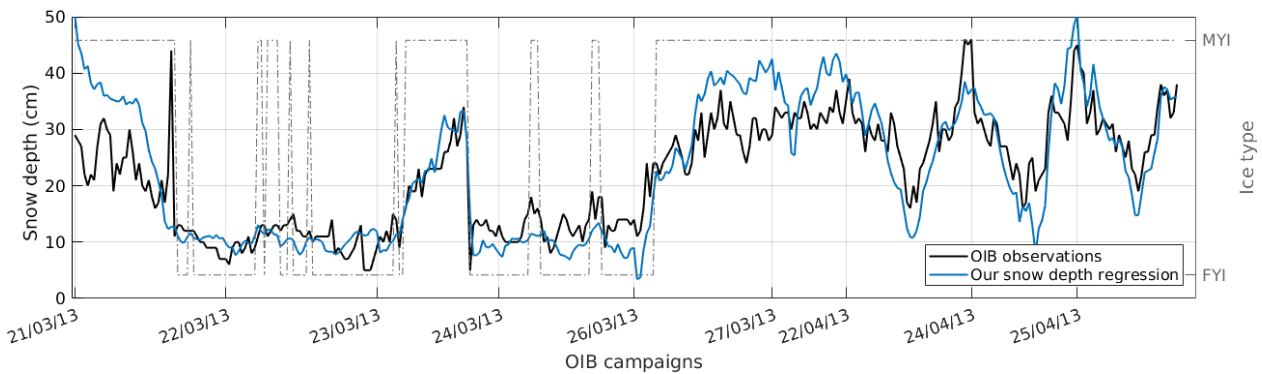


Figure 3. Time series of the comparison between snow depths (left y axis) from OIB observations and our multilinear regression (Eq. 2). The beginning of the measurements with a new OIB campaign is indicated on the x axis. For each measurement, the ice type is indicated with a dashed grey line (right y axis).

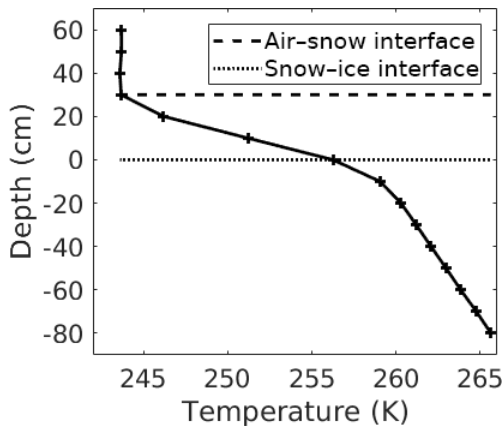


Figure 4. Averaged temperature profile (from December to February) measured by the IMB 2012G, with air–snow and snow–ice interface levels detected with our automated method.

We use a correlation analysis to select the TBs at different frequencies describing the variability of the $T_{\text{Snow-Ice}}$. Figure 5 shows the correlation coefficient between $T_{\text{Snow-Ice}}$ and AMSR2 TBs computed using the data from all IMBs (Table 1). The 89 GHz TBs are highly correlated with the air

temperature ($R > 0.75$). The 18.7, 23.8, and the 36.5 GHz TBs have a low correlation with $T_{\text{Snow-Ice}}$ because of microwave scattering in the snow and/or shallow microwave penetration into the snow. The 7.3 GHz channel is ignored because it contains practically the same information as the 6.9 GHz channel. The TBs at 6.9 and 10.65 GHz at vertical polarization have the highest correlation with $T_{\text{Snow-Ice}}$ ($R > 0.5$). Therefore, the 10.65 and the 6.9 GHz at vertical polarization (10 and 6 V) channels are selected as inputs to the linear regression to retrieve the $T_{\text{Snow-Ice}}$.

4.3 Linear regressions to retrieve the snow–ice interface temperature

To express the $T_{\text{Snow-Ice}}$ as a function of the TB at 6 and 10 V, the linear regressions are calculated on centred data (i.e. the anomaly). For each buoy, the averaged $T_{\text{Snow-Ice}}$ is subtracted from the $T_{\text{Snow-Ice}}$ measurements and the same is done with the TB measurements. Thus, the temperature offset between the buoys is removed and the slope of the linear regression is unchanged:

$$\begin{aligned} \Delta T_{\text{Snow-Ice}} &= a_1 \cdot \Delta \text{TB}_{6 \text{ or } 10 \text{ V}} \Leftrightarrow T_{\text{Snow-Ice}} \\ &= a_1 \cdot \text{TB}_{6 \text{ or } 10 \text{ V}} + \text{offset}_{\text{buoy}}, \end{aligned} \quad (3)$$

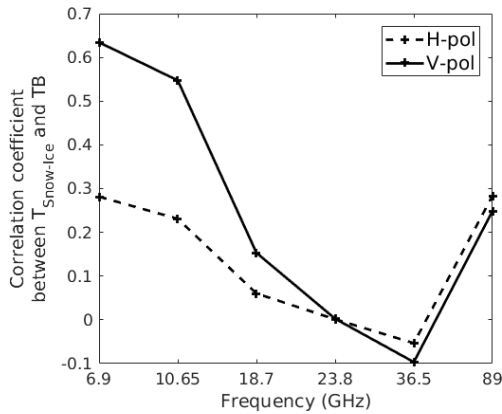


Figure 5. Correlation coefficient between the $T_{\text{Snow-Ice}}$ from IMBs and the AMSR2 TBs, as a function of AMSR2 frequency.

with $\Delta T_{\text{Snow-Ice}}$ and ΔTB describing the centred $T_{\text{Snow-Ice}}$ and TB. Figure 6 shows the linear regression between the $T_{\text{Snow-Ice}}$ and the TB at 6 and 10 V, using the measurements from buoys 2012G, 2012H, 2012J, and 2012L. The slope coefficients (a_1) estimated between the $T_{\text{Snow-Ice}}$ and the TB at 6 and 10 V are 1.086 ± 0.020 and 1.078 ± 0.019 .

The offset ($\text{offset}_{\text{buoy}}$) in the linear regression equations between $T_{\text{Snow-Ice}}$ and the TB is different for each buoy, because it depends on the snow depth. The $T_{\text{Snow-Ice}}$ dependence on snow depth can be explained by the thermal insulation of snow (Maaß et al., 2013; Untersteiner, 1986). Here, we establish an empirical relationship between the $T_{\text{Snow-Ice}}$ corrected for the TB linear dependence at 10 or 6 V, and the snow depth as follows:

$$T_{\text{Snow-Ice}} - a_1 \cdot \text{TB}_{10 \text{ or } 6 \text{ V}} = a_2 \cdot f(D_s) + a_3, \quad (4)$$

with $f(D_s)$ a function of snow depth.

Three different linear regressions have been tested to relate the $T_{\text{Snow-Ice}}$ using the snow depth directly, the inverse of the snow depth, and the logarithm of snow depth. Figure 7 shows the $T_{\text{Snow-Ice}}$ corrected from TB dependence as a function of snow depth. The different regressions are tested using the training data set (IMB G, H, J, and L in 2012). The regression showing the best results uses the logarithm of the snow depth (solid black line in Fig. 7). The linear regression using the snow depth directly (dashed red line in Fig. 7) leads to an overestimation of the $T_{\text{Snow-Ice}}$ for large snow depth. The regression using the inverse of the snow depth (red dotted line in Fig. 7) leads to an underestimation for small snow depth. The RMSEs obtained on the $T_{\text{Snow-Ice}}$ are compared and the relation using the logarithm of snow depth shows the lowest RMSE. Based on these results, the final equations to relate the $T_{\text{Snow-Ice}}$ to the snow depth and the TB at 10 and at 6 V are as follows:

$$T_{\text{Snow-Ice}} = 1.078 \cdot \text{TB}_{10 \text{ V}} + 5.67 \cdot \log(D_s) - 5.13 \quad (5)$$

$$T_{\text{Snow-Ice}} = 1.086 \cdot \text{TB}_{6 \text{ V}} + 3.98 \cdot \log(D_s) - 10.70, \quad (6)$$

where $T_{\text{Snow-Ice}}$ and TB are expressed in kelvin, and D_s is expressed in metres.

4.4 Results of the snow–ice interface temperature retrieval

Figure 8 shows the comparisons between the observed $T_{\text{Snow-Ice}}$ and the regressed $T_{\text{Snow-Ice}}$ using the 10 and 6 V TBs (Eqs. 5 and 6), and the in situ snow depth measured by the acoustic sounder of IMB. The RMSEs are computed using the IMB 2013F, 2013G, 2014F, and 2014I. The regression of the $T_{\text{Snow-Ice}}$ using the in situ snow depth with the 10 V TBs (Eq. 5) is slightly better (RMSE = 1.78 K) than the regression with the 6 V TBs (Eq. 6) (RMSE = 1.98 K). The variability due to the snow depth is better described with the regression using the 10 V TBs. Figure 9 is the same as Fig. 8 but with our snow depth estimation (Eq. 2). The RMSEs are 2.87 K for the 10 V regression and 2.90 K for the 6 V regression. The results are degraded because of the snow depth regression, especially for the buoys with thick snow (~ 50 cm) or thin snow (~ 5 cm) (e.g. buoy 2013F and buoy 2012L). Note that the regression is tested with IMBs, which are all located on MYI. However, using our algorithm to derive the $T_{\text{Snow-Ice}}$ is also applicable over FYI areas, as our snow depth algorithm is applicable to both ice types and our $T_{\text{Snow-Ice}}$ algorithm uses the channels 10 or 6 V, which have limited sensitivity to the ice type (Comiso, 1983; Spreen et al., 2008).

5 Sea ice effective temperature estimation

5.1 Bias between the model and the observations

T_{eff} is related to the frequency and the incidence angle of the satellite observations. It is not a geophysical variable that we can measure directly as an in situ parameter. A microwave emission model has to be used to compute the T_{effs} from the geophysical parameters. The T_{eff} used here is available from a simulated data set using a thermodynamical model and the microwave emission model, MEMLS. The model set-up and the simulations are described in Tonboe (2010). In this data set, the TBs and the T_{effs} are simulated using the $T_{\text{Snow-Ice}}$ and the input snow and ice profiles from the thermodynamical model. Even though the simulated TB data are comparable to observations in terms of mean and standard deviation, both the thermodynamical model and the emission model are based on physical equations and are not tuned to observations. TBs simulated with MEMLS are not fitted to AMSR2 TBs, meaning that a bias is expected between the $T_{\text{Snow-Ice}}$ of the MEMLS-simulated data set ($T_{\text{Snow-Ice}}$ MEMLS) and the $T_{\text{Snow-Ice}}$ estimated with our regression.

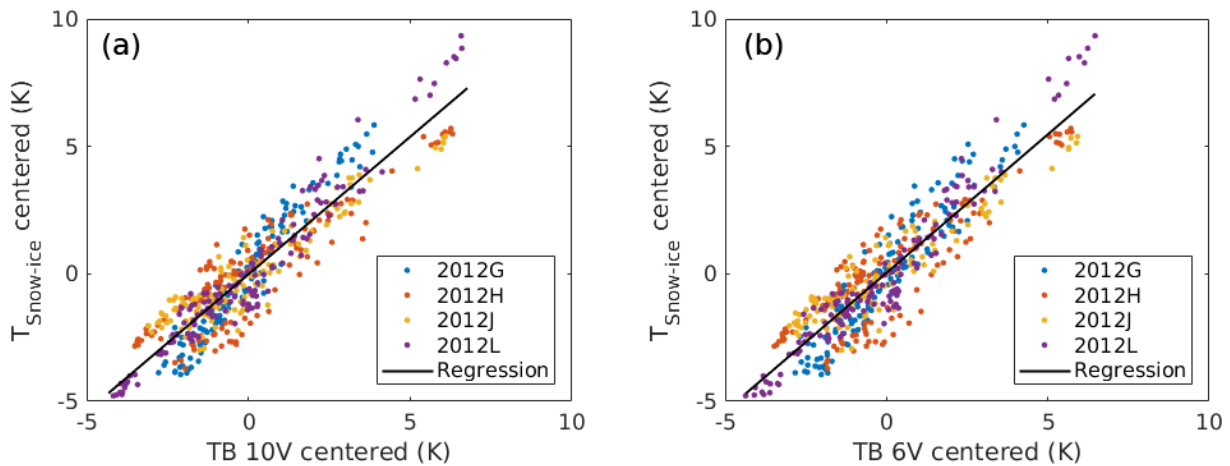


Figure 6. Centred $T_{\text{Snow-Ice}}$ expressed as a function of the centred TBs at 10 V (a) and 6 V (b). Data from the IMBs are in different colours depending on the buoy, and the linear regression is the solid black line.

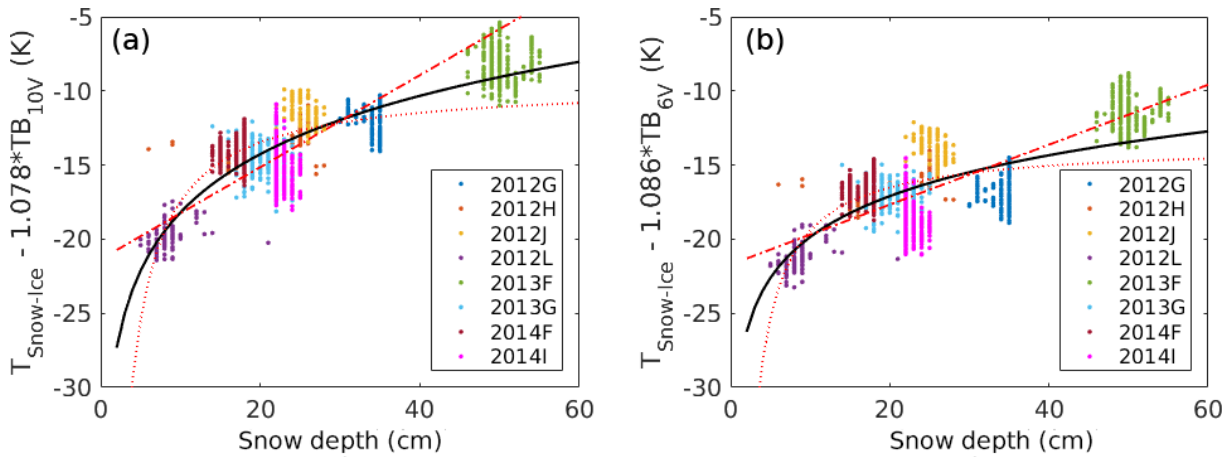


Figure 7. $T_{\text{Snow-Ice}}$ corrected for the 10 V TB (a) and of the 6 V TB (b) dependence as a function of snow depth. Data from the IMBs are represented by different colours, the regression using the snow depth is shown by the dashed red line, the regression using the inverse of snow depth by the dotted red line, and the regression using the logarithm of the snow depth by the solid black line.

The bias obtained is the mean value of the difference between the $T_{\text{Snow-Ice}}$ MEMLS, and the $T_{\text{Snow-Ice}}$ regressed from Eqs. (5) and (6) using the TBs of the MEMLS-simulated data set as inputs. Biases of 3.97 and 4.01 K are estimated for the regressions with 10 and 6 V respectively. The RMSEs computed between the $T_{\text{Snow-Ice}}$ MEMLS and the $T_{\text{Snow-Ice}}$ regressed and corrected for the biases at 10 and 6 V are 2.7 and 2.07 K.

Figure 10 shows the $T_{\text{Snow-Ice}}$ from the MEMLS-simulated data set as a function of TB at 10 and 6 V, and the $T_{\text{Snow-Ice}}$ computed from our regressions (Eqs. 5 and 6), with and without the bias correction. We can see that the slopes of our linear regressions are consistent with the data simulated from MEMLS.

5.2 Linear regression between the effective temperature and the snow–ice interface temperature

The T_{eff} near 50 GHz in vertical polarization is correlated with the $T_{\text{Snow-Ice}}$ (Tonboe et al., 2011) and it can be expressed as a linear function of the $T_{\text{Snow-Ice}}$:

$$T_{\text{eff}}(\text{freq}, \text{pol}) = b_1(\text{freq}, \text{pol}) \cdot T_{\text{Snow-Ice MEMLS}} + b_2(\text{freq}, \text{pol}), \quad (7)$$

with T_{eff} , b_1 , and b_2 depending on the frequency (freq) and on the polarization (pol). We use the MEMLS-simulated data set to calculate the linear regression between the $T_{\text{Snow-Ice}}$ and the T_{eff} at 6.9, 10.65, 18.7, 23.8, 36.5, 50, and 89 GHz in vertical polarization. T_{eff} s at vertical and horizontal polarizations are about the same. Only the vertical polarization is considered here, because TBs measurements are noisier at

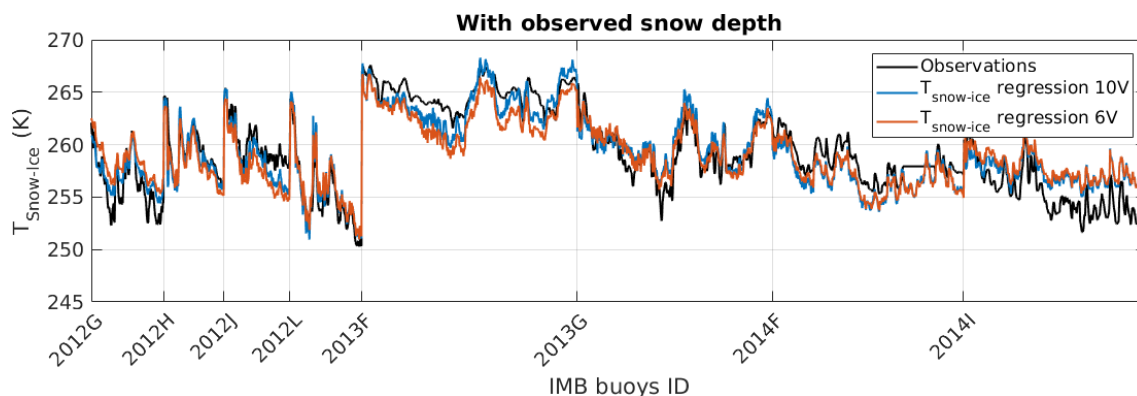


Figure 8. Time series of the comparisons between $T_{\text{Snow-Ice}}$ observations from IMBs (black line), and $T_{\text{Snow-Ice}}$ regressions with TBs at 10 V (blue line) and at 6 V (red line). The snow depth used in Eqs. (5) and (6) is the snow depth observed by the IMB sounder. The beginning of the measurements with a new IMB is indicated on the x axis.

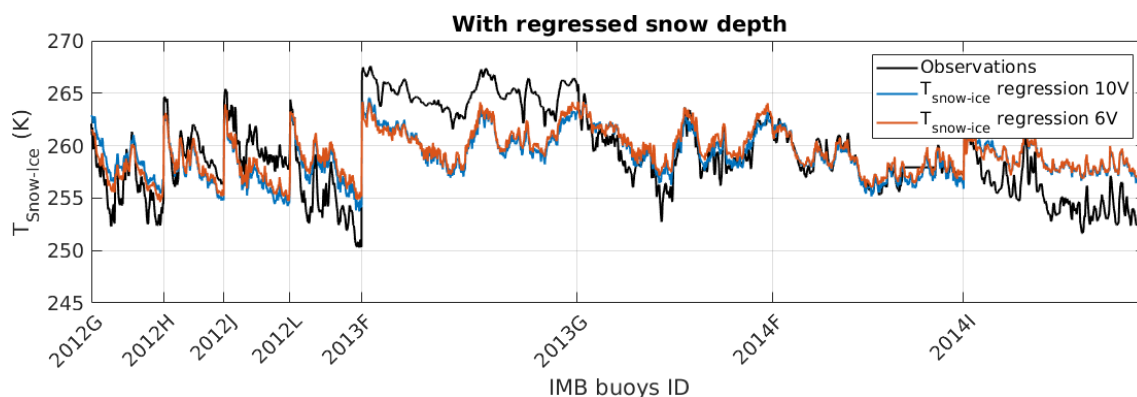


Figure 9. Same as Fig. 8, using the regressed snow depth (Eq. 2) in place of in situ snow depth

horizontal polarization due to the variability of sea ice emissivity at this polarization.

Figure 11 shows the T_{eff} at 50 V as a function of $T_{\text{Snow-Ice}}$. The linear regressions between the $T_{\text{Snow-Ice}}$ and the T_{eff} at different frequencies are computed. The coefficients b_1 and b_2 of Eq. (7) are given in Table 2. The slope coefficient of the regression increases with frequency, meaning that the sensitivity of the T_{eff} to the $T_{\text{Snow-Ice}}$ is increasing with frequency between 6 and 89 GHz. A slope coefficient lower than 1 means that the penetration depth at the given frequency is deeper than snow-ice interface. At 50 GHz the slope coefficient is near to 1, meaning that the penetration depth is close to the depth of the snow-ice interface. The RMSEs are below 1 K, with the regression of T_{eff} at 50 V showing the lowest RMSE (0.33 K), and at 89 V showing the highest RMSE (0.92 K).

These linear regressions between the T_{eff} and the $T_{\text{Snow-Ice}}$ MEMLS (Eq. 7) are the final step in retrieving the T_{eff} of sea ice at microwave frequencies as a function of TBs, using the work in the previous sections to express the $T_{\text{Snow-Ice}}$ as a function of TBs (Eqs. 2, and 5 or 6). The biases between the AMSR2 observations and the MEMLS-simulated

Table 2. Regressions of the T_{eff} for different frequencies at vertical polarization as a function of the $T_{\text{Snow-Ice}}$ (see Eq. 7) using the MEMLS-simulated data set.

Frequency (GHz)	Slope coefficient	Offset (K)	RMSE (K)
	b_1	b_2	
6.9	0.888	30.2	0.89
10.7	0.901	26.6	0.75
18.7	0.920	21.5	0.63
23.8	0.932	18.4	0.57
36.5	0.960	10.9	0.41
50	0.989	2.96	0.33
89	1.06	-16.4	0.92

data set are taken into account, replacing $T_{\text{Snow-Ice}}$ MEMLS by $T_{\text{Snow-Ice}}$ estimated from AMSR2 TBs with a bias correction (see Table 2):

$$T_{\text{eff}}(\text{freq, pol}) = b_{1(\text{freq, pol})} \cdot (T_{\text{Snow-Ice}} - 3.97) + b_{2(\text{freq, pol})},$$

for the regression using 10 V TB (8)

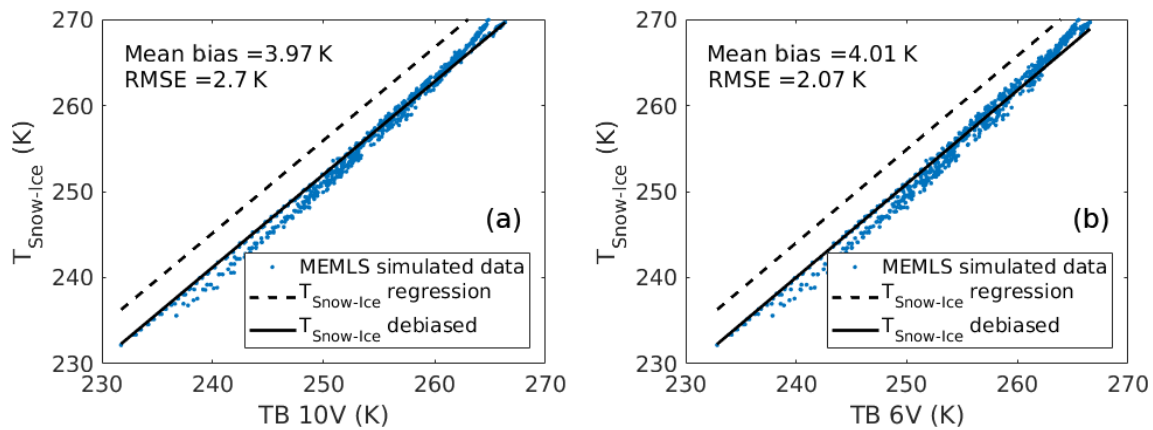


Figure 10. Comparisons between the $T_{\text{Snow-Ice}}$ MEMLS from the MEMLS-simulated data is shown with blue points, the regressed $T_{\text{Snow-Ice}}$ (Eqs. 5 and 6) with a dashed black line, and the regressed $T_{\text{Snow-Ice}}$ debiased to fit the MEMLS simulations with a solid black line at 10 V (a) and 6 V (b) channels.

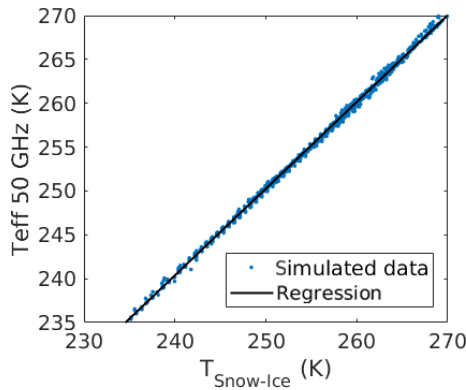


Figure 11. Regression of the T_{eff} as a function of $T_{\text{Snow-Ice}}$ at 50 GHz in vertical polarization. The data from the MEMLS simulations are in blue points and the linear regression is the solid black line.

$$T_{\text{eff}}(\text{freq, pol}) = b_1(\text{freq, pol}) \cdot (T_{\text{Snow-Ice}} - 4.01) + b_2(\text{freq, pol}),$$

for the regression using 6 V TB. (9)

6 Discussion

For days in November, January, and April, Fig. 12 shows the maps of the snow depth estimated with our multilinear regression (Eq. 2), the $T_{\text{Snow-Ice}}$ estimated with our multilinear regression (Eq. 5), and the MYI concentration products from the University of Bremen (<https://seaice.uni-bremen.de>, last access: 1 November 2018). Maps of the MYI concentration from University of Bremen are derived from AMSR2 and from the Advanced SCATterometer (ASCAT) with the method of Ye et al. (2016a, b). To perform our regressions,

we use the AMSR2 TBs (Level L1R) provided by JAXA and the SIC from the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) Reanalysis Interim (ERA-Interim) data. Only the areas with 100 % SIC are considered to compute the snow depth on sea ice and the $T_{\text{Snow-Ice}}$ with our method.

The results show that the snow depth is larger (40 cm) in the north of Greenland (Warren et al., 1999; Shalina and Sandven, 2018) due to the presence of drift snow caused by the numerous pressure ridges present in this area (Hanson, 1980), as anticipated. We can observe that the snow depth is larger in areas with larger MYI concentrations. The variability of the snow cover is low during winter, as the snow depth reaches a maximum by December and remains relatively unchanged until snowmelt (Sturm et al., 2002).

For $T_{\text{Snow-Ice}}$, in January and April when the air temperature is cold (between -20 and -30 °C over the whole Arctic, on 5 January and 5 April 2016 from ERA-Interim air temperature), the areas with large snow depth show larger $T_{\text{Snow-Ice}}$ because of the thermal insulation power of the snow. It is different in November: the air temperature is warmer (~ -5 °C near Kara Sea, ~ -15 °C near Laptev Sea, and ~ -25 °C in the central Arctic and Beaufort seas, on 5 November 2015 from ERA-Interim air temperature) and the areas with thinner snow show larger $T_{\text{Snow-Ice}}$ which are close to the air temperature (Perovich and Elder, 2001). Note that we can observe low $T_{\text{Snow-Ice}}$ in some locations near the sea ice margins due to the presence of open ocean in the satellite footprint. As the brightness temperature of open water is low, the total brightness temperature measured is decreased and it impacts our $T_{\text{Snow-Ice}}$ estimation.

Visually the $T_{\text{Snow-Ice}}$ shows a high correlation with the distribution patterns of multiyear ice concentration on the same days: the highest values are found in the north of Greenland and in the Canada Basin, with some branches of higher values extending from there towards the Siberian

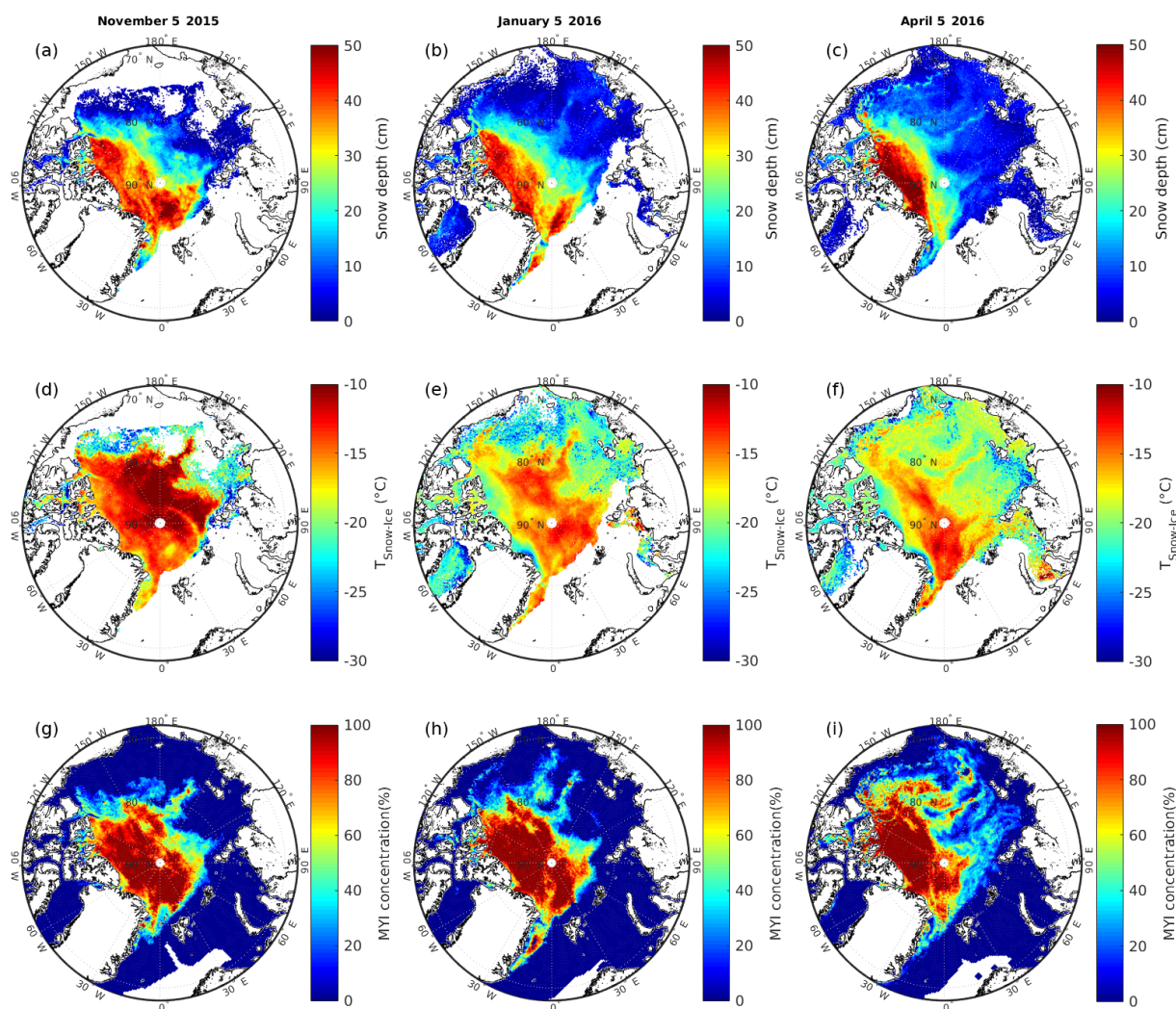


Figure 12. Maps of the snow depth (a, b, c) and the $T_{\text{Snow-Ice}}$ (d, e, f) estimated from our multilinear regression using AMSR2 TBs, with multi-year ice (MYI) concentration products (g, h, i) from the University of Bremen on 5 November 2015 (a, d, g), 5 January 2016 (b, e, h), and 5 April 2016 (c, f, i).

coast, marking the Beaufort Gyre of the Arctic sea ice drift (see the animations for the same year at <https://seaice.uni-bremen.de/multiyear-ice-concentration/animations/>, last access: 1 November 2018). The main differences between FYI and MYI are, on average, the higher thickness of MYI and its higher snow load. Both effects will influence the $T_{\text{Snow-Ice}}$. Under the same conditions, a higher ice thickness will lead to a lower $T_{\text{Snow-Ice}}$. In contrast, it will be higher if only the snow depth is increased. The positive correlation between MYI concentration and $T_{\text{Snow-Ice}}$ suggests that the influence of the higher snow depth on MYI outbalances that of the higher ice thickness on the $T_{\text{Snow-Ice}}$, emphasizing the important role of snow on sea ice in its thermodynamic balance.

The similar patterns observed between the maps of the $T_{\text{Snow-Ice}}$ and the MYI concentration on Fig. 12 are encour-

aging and give confidence in the methodology developed here, as these MYI concentration products are from independent work done at the University of Bremen and distributed daily to users. However it should be noted that the input channels of both methods overlap in some AMSR2 channels, and even different channels show some covariance (Scarlat et al., 2017).

7 Conclusions

We derive simple algorithms to estimate sea ice parameters such as the snow depth, the $T_{\text{Snow-Ice}}$, and the T_{eff} of sea ice at microwave frequencies, from AMSR2 channels. This is achieved using the ESA RRDP, which contains AMSR2 data collocated with IMB data and OIB campaign data. In addition, simulated TB outputs from a sea ice version of MEMLS

are used for the regression of the T_{eff} . All the equations used to retrieve these sea ice parameters are derived using several linear and multilinear regressions.

Our regression to retrieve the snow depth over winter Arctic sea ice uses the TBs at 6.9, 18.7, and 36.5 GHz in vertical polarization. A RMSE of 5.1 cm is obtained between the estimated and the IMB snow depths using an independent IMB test data set. This snow depth retrieval is applicable to FYI and MYI, with lower uncertainties for FYI than for MYI (3.9 cm compared to 7.2 cm). To retrieve the $T_{\text{Snow-Ice}}$, two relations are derived using two different AMSR2 channels (10 or 6 V) and the estimated snow depth. The two regressions show similar results. The errors are 2.87 and 2.90 K at 10 and 6 V. This $T_{\text{Snow-Ice}}$ retrieval has been tested only for MYI. It can also be applied to FYI, as the 6 and 10 V channels have limited sensitivity to the ice type (Comiso, 1983; Spreen et al., 2008). Finally the T_{effs} at 6.9, 10.65, 18.7, 23.8, 36.5, 50, and 89 GHz in vertical polarization are retrieved as a function of $T_{\text{Snow-Ice}}$ using linear regressions. At the final step, the RMSEs of the linear regressions between the simulated $T_{\text{Snow-Ice}}$ and the T_{eff} for all channels are lower than 1 K, with a minimum value of 0.33 K at 50 GHz, which is a key frequency for atmosphere temperature retrieval. The methodology used to estimate snow depth and $T_{\text{Snow-Ice}}$ has been applied to several days during winter. It shows consistent results with MYI concentration estimates obtained independently.

These algorithms can be used to create snow depth and $T_{\text{Snow-Ice}}$ products which can improve the study of sea ice variability (e.g. sea ice growth). Information on the $T_{\text{Snow-Ice}}$ may help in sea ice models by constraining the sea ice temperature gradient and the thermodynamical ice growth. The T_{eff} estimations can be used in atmospheric radiative transfer calculations and to reduce noise in SIC retrieval algorithms (Tonboe et al., 2013) (e.g. EUMETSAT OSISAF global SIC product).

Data availability. The round robin data package used for this study is publicly accessible at https://figshare.com/articles/Reference_dataset_for_sea_ice_concentration/6626549 (Pedersen et al., 2018).

Author contributions. This study was conducted by LK and supervised by RTT and CP. GH contributed to the analysis and to the correction of the draft.

Competing interests. The authors declare that they have no conflict of interest.

Acknowledgements. This research was funded by EUMETSAT OSISAF (OSI VS17 03) and the PNTS (Programme national de télédétection spatiale). The authors acknowledge the support from the EUMETSAT OSISAF visiting scientist programme and the

Danish Meteorological Institute for its welcome. We also acknowledge the reviewers for their precious comments, which improved this manuscript a lot.

Review statement. This paper was edited by John Yackel and reviewed by Leif Toudal Pedersen and one anonymous referee.

References

- Baordo, F. and Geer, A.: Microwave Surface Emissivity over sea-ice, EUMETSAT NWP SAF, Tech. Rep. NWP-SAF_EC_VS_026, 1–30, 2015.
- Comiso, J.: Sea ice effective microwave emissivities from satellite passive microwave and infrared observations, *J. Geophys. Res.*, 88, 7686–7704, 1983.
- Comiso, J., Cavalieri, D., and Markus, T.: Sea ice concentration, ice temperature, and snow depth using AMSR-E data, *IEEE T. Geosci. Remote*, 41, 243–252, 2003.
- Draper, N. R. and Smith, H.: Applied regression analysis, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, NJ, USA, 1998.
- Dybkjær, G., Tonboe, R., and Høyer, J. L.: Arctic surface temperatures from Metop AVHRR compared to in situ ocean and land data, *Ocean Sci.*, 8, 959–970, <https://doi.org/10.5194/os-8-959-2012>, 2012.
- English, S. J.: The Importance of Accurate Skin Temperature in Assimilating Radiances From Satellite Sounding Instruments, *IEEE T. Geosci. Remote*, 46, 403–408, 2008.
- Fichefet, T. and Maqueda, M. A. M.: Modelling the influence of snow accumulation and snow-ice formation on the seasonal cycle of the Antarctic sea-ice cover, *Clim. Dynam.*, 15, 251–268, 1999.
- Grönfeldt, I.: Snow and sea ice temperature profiles from satellite data and ice mass balance buoys, Lund University, Sweden, Tech. rep., 370, 1–72, 2015.
- Hall, A.: The role of surface albedo feedback in climate, *J. Climate*, 17, 1550–1568, 2004.
- Hanson, A. M.: The Snow Cover of Sea Ice during the Arctic Ice Dynamics Joint Experiment, 1975 to 1976, *Arctic Alpine Res.*, 12, 215–226, <https://doi.org/10.1080/00040851.1980.12004180>, 1980.
- Harlow, R.: Millimeter Microwave Emissivities and Effective Temperatures of Snow-Covered Surfaces: Evidence for Lambertian Surface Scattering, *IEEE T. Geosci. Remote*, 47, 1957–1970, 2009.
- Harlow, R. C.: Sea Ice Emissivities and Effective Temperatures at MHS Frequencies: An Analysis of Airborne Microwave Data Measured During Two Arctic Campaigns, *IEEE T. Geosci. Remote*, 49, 1223–1237, 2011.
- Holt, B., Johnson, M. P., Perkovic-Martin, D., and Panzer, B.: Snow depth on Arctic sea ice derived from radar: In situ comparisons and time series analysis, *J. Geophys. Res.-Oceans*, 120, 4260–4287, 2015.
- Kern, S. and Ozsoy-Çiçek, B.: Satellite remote sensing of snow depth on Antarctic Sea Ice: An inter-comparison of two empirical approaches, *Remote Sensing*, 8, 450, <https://doi.org/10.3390/rs8060450>, 2016.
- Kurtz, N. T., Farrell, S. L., Studinger, M., Galin, N., Harbeck, J. P., Lindsay, R., Onana, V. D., Panzer, B., and Sonntag, J. G.: Sea

- ice thickness, freeboard, and snow depth products from Operation IceBridge airborne data, *The Cryosphere*, 7, 1035–1056, <https://doi.org/10.5194/tc-7-1035-2013>, 2013.
- Kwok, R. and Maksym, T.: Snow depth of the Weddell and Bellingshausen sea ice covers from IceBridge surveys in 2010 and 2011: An examination, *J. Geophys. Res.-Oceans*, 119, 4141–4167, 2014.
- Kwok, R., Kurtz, N. T., Brucker, L., Ivanoff, A., Newman, T., Farrell, S. L., King, J., Howell, S., Webster, M. A., Paden, J., Leuschen, C., MacGregor, J. A., Richter-Menge, J., Harbeck, J., and Tschudi, M.: Intercomparison of snow depth retrievals over Arctic sea ice from radar data acquired by Operation IceBridge, *The Cryosphere*, 11, 2571–2593, <https://doi.org/10.5194/tc-11-2571-2017>, 2017.
- Lecomte, O., Fichet, T., Vancoppenolle, M., and Nicolaus, M.: A new snow thermodynamic scheme for large-scale sea-ice models, *Ann. Glaciol.*, 52, 337–346, <https://doi.org/10.3189/172756411795931453>, 2011.
- Maaß, N., Kaleschke, L., Tian-Kunze, X., and Drusch, M.: Snow thickness retrieval over thick Arctic sea ice using SMOS satellite data, *The Cryosphere*, 7, 1971–1989, <https://doi.org/10.5194/tc-7-1971-2013>, 2013.
- Maeda, T., Imaoka, K., Kachi, M., Fujii, H., Shibata, A., Naoki, K., Kasahara, M., Ito, N., Nakagawa, K., and Oki, T.: Status of GCOM-W1/AMSR2 development, algorithms, and products, in: *Sensors, Systems, and Next-Generation Satellites XV*, SPIE Remote Sensing, 2011, Prague, Czech Republic, edited by: Meynart, R., Neeck, S. P., and Shimoda, H., SPIE, 8176, <https://doi.org/10.1117/12.898381>, 2011.
- Maeda, T., Taniguchi, Y., and Imaoka, K.: GCOM-W1 AMSR2 level 1R product: Dataset of brightness temperature modified using the antenna pattern matching technique, *IEEE T. Geosci. Remote*, 54, 770–782, 2016.
- Markus, T. and Cavalieri, D. J.: Snow Depth Distribution Over Sea Ice in the Southern Ocean from Satellite Passive Microwave Data, in: *Antarctic Sea Ice: Physical Processes, Interactions and Variability*, edited by: Jeffries, M. O., American Geophysical Union, Washington, DC, 19–39, 1998.
- Markus, T., Massom, R., Worby, A., Lytle, V., Kurtz, N., and Maksym, T.: Freeboard, snow depth and sea-ice roughness in East Antarctica from in situ and multiple satellite data, *Ann. Glaciol.*, 52, 242–248, 2011.
- Mathew, N., Heygster, G., Melsheimer, C., and Kaleschke, L.: Surface Emissivity of Arctic Sea Ice at AMSU Window Frequencies, *IEEE T. Geosci. Remote*, 46, 2298–2306, 2008.
- Mätzler, C.: *Thermal microwave radiation applications for remote sensing*, Institution of Engineering and Technology, London, UK, 2006.
- Maykut, G. A. and Untersteiner, N.: Some results from a time-dependent thermodynamic model of sea ice, *J. Geophys. Res.*, 76, 1550–1575, <https://doi.org/10.1029/JC076i006p01550>, 1971.
- Pedersen, L. F. and Saldo, R.: Sea Ice Concentration (SIC) Round Robin Data Package, Sea Ice Climate Initiative: Phase 2, ESA, Tech. Rep. SICCI-RRDP-07-16 Version: 1.4, 2016.
- Pedersen, L. T., Saldo, R., Ivanova, N., Kern, S., Heygster, G., Tonboe, R., Huntemann, M., Ozsoy, B., Arduin, F., and Kaleschke, L.: Rasmus Reference dataset for sea ice concentration, Fileset, figshare, <https://doi.org/10.6084/m9.figshare.6626549.v3>, 2018.
- Perovich, D. and Richter-Menge, J. A.: From points to Poles: extrapolating point measurements of sea-ice mass balance, *Ann. Glaciol.*, 44, 188–192, 2006.
- Perovich, D. K. and Elder, B. C.: Temporal evolution of Arctic sea-ice temperature, *Ann. Glaciol.*, 33, 207–211, 2001.
- Perovich, D., Richter-Menge, J., and Polashenski, C.: Observing and understanding climate change: Monitoring the mass balance, motion, and thickness of Arctic sea ice, available at: <http://imb-crrel-dartmouth.org>, last access: 17 April 2019.
- Richter-Menge, J. A., Perovich, D. K., Elder, B. C., Claffey, K., Rigor, I., and Ortmeier, M.: Ice mass-balance buoys: a tool for measuring and attributing changes in the thickness of the Arctic sea-ice cover, *Ann. Glaciol.*, 44, 205–210, 2006.
- Rosenkranz, P. W. and Mätzler, C.: Dependence of AMSU-A Brightness Temperatures on Scattering From Antarctic Firm and Correlation With Polarization of SSM/I Data, *IEEE Geosci. Remote S.*, 5, 769–773, 2008.
- Rostosky, P., Spreen, G., Farrell, S. L., Frost, T., Heygster, G., and Melsheimer, C.: Snow Depth Retrieval on Arctic Sea Ice From Passive Microwave Radiometers—Improvements and Extensions to Multiyear Ice Using Lower Frequencies, *J. Geophys. Res.-Oceans*, 123, 7120–7138, 2018.
- Sato, K. and Inoue, J.: Comparison of Arctic sea ice thickness and snow depth estimates from CFSR with in situ observations, *Clim. Dynam.*, 50, 289–301, 2018.
- Scarlat, R. C., Heygster, G., and Pedersen, L. T.: Experiences with an Optimal estimation algorithm for surface and atmospheric parameter retrieval from passive microwave data in the arctic, *IEEE J. Sel. Top. Appl.*, 10, 3934–3947, 2017.
- Shalina, E. V. and Sandven, S.: Snow depth on Arctic sea ice from historical in situ data, *The Cryosphere*, 12, 1867–1886, <https://doi.org/10.5194/tc-12-1867-2018>, 2018.
- Spreen, G., Kaleschke, L., and Heygster, G.: Sea ice remote sensing using AMSR-E 89-GHz channels, *J. Geophys. Res.*, 113, C02S03, <https://doi.org/10.1029/2005JC003384>, 2008.
- Sturm, M., Holmgren, J., and Perovich, D. K.: Winter snow cover on the sea ice of the Arctic Ocean at the Surface Heat Budget of the Arctic Ocean (SHEBA): Temporal evolution and spatial variability, *J. Geophys. Res.*, 107, 8047, <https://doi.org/10.1029/2000JC000400>, 2002.
- Tonboe, R. T.: The simulated sea ice thermal microwave emission at window and sounding frequencies, *Tellus A*, 62, 333–344, 2010.
- Tonboe, R. T., Dybkjær, G., and Høyer, J. L.: Simulations of the snow covered sea ice surface temperature and microwave effective temperature, *Tellus A*, 63, 1028–1037, 2011.
- Tonboe, R. T., Schyberg, H., Nielsen, E., Rune Larsen, K., and Tveter, F. T.: The EUMETSAT OSI SAF near 50 GHz sea ice emissivity model, *Tellus A*, 65, 18380, <https://doi.org/10.3402/tellusa.v65i0.18380>, 2013.
- Untersteiner, N.: *The geophysics of sea ice*, Springer, Boston, Massachusetts, 1986.
- Wang, D., Prigent, C., Kilic, L., Fox, S., Harlow, C., Jimenez, C., Aires, F., Grassotti, C., and Karbou, F.: Surface Emissivity at Microwaves to Millimeter Waves over Polar Regions: Parameterization and Evaluation with Aircraft Experiments, *J. Atmos. Ocean. Tech.*, 34, 1039–1059, <https://doi.org/10.1175/JTECH-D-16-0188.1>, 2017.

- Warren, S. G., Rigor, I. G., Untersteiner, N., Radionov, V. F., Bryazgin, N. N., Aleksandrov, Y. I., and Colony, R.: Snow Depth on Arctic Sea Ice, *J. Climate*, 12, 1814–1829, 1999.
- Wiesmann, A. and Mätzler, C.: Microwave Emission Model of Layered Snowpacks, *Remote Sens. Environ.*, 70, 307–316, 1999.
- Ye, Y., Heygster, G., and Shokr, M.: Improving Multiyear Ice Concentration Estimates With Reanalysis Air Temperatures, *IEEE T. Geosci. Remote*, 54, 2602–2614, 2016a.
- Ye, Y., Shokr, M., Heygster, G., and Spreen, G.: Improving multi-year sea ice concentration estimates with sea ice drift, *Remote Sensing*, 8, 397, <https://doi.org/10.3390/rs8050397>, 2016b.

ANNEXE B. ARTICLE : ESTIMATING THE SNOW DEPTH, THE SNOW-ICE INTERFACE TEMPERATURE, AND THE EFFECTIVE TEMPERATURE OF ARCTIC SEA ICE USING ADVANCED MICROWAVE SCANNING RADIOMETER 2 AND ICE MASS BALANCE BUOY DATA

Annexe C

Article à soumettre : Comparisons of Ocean Radiative Transfer Models with SMAP and AMSR2 Observations

Comparisons of Ocean Radiative Transfer Models with SMAP and AMSR2 Observations

Lise Kilic, Catherine Prigent, Jacqueline Boutin, Thomas Meissner, Stephen English, and Simon Yueh

May 28, 2019

1 Abstract

The sea surface temperature (SST), ocean wind speed (OWS) and sea surface salinity (SSS) are fundamental variables for understanding, monitoring and predicting the state of the ocean and atmosphere. The analysis of these ocean parameters from passive microwave satellite measurements requires a Radiative Transfer Model (RTM). In this study, we compare three different ocean RTMs from 1.4 to 89 GHz. For this comparison a dataset has been developed of satellite observations from SMAP and AMSR2, collocated with surface and atmospheric parameters from ECMWF ERA-Interim and Mercator reanalysis. The database samples the global oceans over a year. The selected ocean RTMs are: LOCEAN a physical model, FASTEM (FAST microwave Emissivity Model) a fast parameterized model, and RSS (Remote Sensing System) an empirical model fitting satellite observations. Global systematic errors between simulations and observations were computed. The biases tend to increase with frequency, and are generally higher at horizontal than at vertical polarizations. Then, the analysis focussed on the accuracy of the RTMs as a function of the key ocean variables, SST, SSS, and OWS. Major discrepancies with the observations were found at frequencies above 1.4 GHz, for OWS higher than 7 m/s, with the LOCEAN and the FASTEM models, with differences strongly increasing with increasing OWS. Cold SSTs were also identified as a source of disagreement between the simulations and the observations, regardless of the model. This is a critical issue, especially at vertical polarization at 6 GHz which is the key channel for the SST analysis from satellite. The present study identified major issues in the current RTMs. It is the first step toward the development of a physically-based community model.

2 Introduction

Observation of the ocean is important for oceanic forecasting, Numerical Weather Prediction (NWP), oceanic circulation, mesoscale analysis, and for the study and modeling of climate change. The Sea Surface Temperature (SST), the Sea Surface Salinity (SSS), and the Ocean Wind Speed (OWS) are fundamental variables for the ocean characterization. These variables can be analyzed from satellite observations with spatial resolution, time sampling, and uncertainty that differ upon the sensor type.

SST is a key input to atmospheric and oceanic forecasting in NWP systems (e.g., Bell et al. [2000], Martin et al. [2007]) and helps to better characterize the air-sea interaction. "All-weather" SST is required for NWP and other meteorological applications. The most important characteristics of SST analyses are not only their uncertainty, but also their ability to represent fine scale horizontal structures and their time evolution [Chelton and Wentz, 2005]. Infrared sensors such as the Advanced Very-High-Resolution Radiometer (AVHRR) can retrieve SST at fine scale resolution (1 km), but only for clear sky conditions. Cloud contamination is particularly problematic as it covers more than 70% of the globe in average at all the time. Microwaves can provide "all-weather" SST with their low sensitivity to clouds and aerosols, at frequencies < 12 GHz. The current Advanced Microwave Scanning Radiometer 2 (AMSR2) [Imaoka et al., 2010], which observes

39 at frequencies between 6.9 and 89 GHz, provides SST with a spatial resolution of 50 km and a precision of
40 0.55 K [Gentemann and Hilburn, 2015].

41 SSS measurements are important for the study of the ocean dynamics, the marine biogeochemistry
42 [Carmack et al., 2016], and the global hydrological cycle [Reul et al., 2014]. Variations of the SSS force
43 deeply the global thermohaline circulation. Small variations in SSS may modify the vertical stratification in
44 ocean density and thus strongly influence the ocean-atmosphere exchanges. Moreover, SSS is a passive tracer
45 of freshwater flows from river discharges, melting ice and ocean-atmosphere exchanges. SSS has been first
46 retrieved from space, using passive microwave observations at 1.4 GHz, with the Soil Moisture and Ocean
47 Salinity (SMOS) mission (launched in November 2009) [Kerr et al., 2001]. It has been followed by Aquarius
48 mission launched in June 2011 [Lagerloef et al., 2008] and the Soil Moisture Active Passive (SMAP) mission
49 launched in January 2015 [Fore et al., 2016].

50 OWS determines the air-sea interactions, such as surface stress, sensible heating, evaporation, and gas
51 exchange [Atlas et al., 2011]. Generally, OWS and wind direction are retrieved from microwave scatterom-
52 eters with 5-12 km spatial resolution, and Synthetic Aperture Radar with 500 m spatial resolution with
53 an uncertainty of less than 2 m/s [Monaldo et al., 2014]. It is also possible to derive OWS from passive
54 microwave observations but with less sensitivity to the wind direction.

55 The analysis of these ocean parameters from passive microwave satellite measurements requires a Ra-
56 diative Transfer Model (RTM) in order to interpret the satellite Brightness Temperatures (TBs) in terms
57 of SST, SSS, and OWS. Usually, ocean RTMs are fine-tuned for a specific application and/or instrument,
58 i.e., a selected range of frequencies and incidence angles. For the first time, with the Copernicus Imaging
59 Microwave Radiometer (CIMR) mission [Kilic et al., 2018], 1.4 GHz (L-band) observations will be com-
60 bined with 6.9, 10.6, 18.7 and 36.5 GHz (C, X, Ku, and Ka-bands) observations and will provide coincident
61 SST, SSS, and OWS measurements. The existing ocean RTMs were not designed to work from 1.4 GHz to
62 40 GHz. Therefore, an evaluation of the existing RTMs working at these frequencies is needed, with compar-
63 ison against satellite observations. Section 3 describes the selected ocean RTMs and the collocated surface
64 and atmospheric datasets used to compare the RTM simulations with SMAP and AMSR2 observations.
65 Section 4 presents the results of the comparisons. The differences between observed and simulated TBs are
66 analyzed for frequencies from 1.4 to 89 GHz as a function of SST, SSS, and OWS. In section 5, we discuss
67 possible approaches to improve the ocean RTMs. Section 6 concludes this study.

68 **3 Materials and Methods**

69 **3.1 Ocean Radiative Transfer Models**

70 The microwave ocean emissivity varies with the Sea Surface Temperature (SST), the Ocean Wind Speed
71 (OWS), and the Sea Surface Salinity (SSS), with sensitivities that depend upon the frequency, the polariza-
72 tion, and the incidence angle of observation [Wilheit and Chang, 1980]. There are essentially three classes of
73 emissivity models. Firstly, there are physical models, although some of their components may be empirically
74 tuned: they tend to rigorously represent the complex physical interactions between the ocean surface and
75 the radiation and are generally rather slow. Secondly, there are fast models that attempt to replicate the
76 results of the previous physical models, using parameterizations. Lastly, there are empirical models, partly
77 derived from matchups between ocean buoy data and satellite observations.

78 Usually, an ocean RTM has three main components 1) a dielectric model, 2) a roughness model, 3) an
79 ocean foam model. The dielectric constant needed to simulate the emissivity of a flat surface depends on the
80 SST, the SSS, the frequency, and the incidence angle. Dielectric constant models are expressed as a Debye
81 law [Debye, 1929] with coefficients that have been adjusted to observations. Some dielectric constant models
82 use a double Debye formula to extend the range of frequencies where the model is valid. A roughness model
83 is then needed to simulate the effect of the wind-induced roughness on the ocean. Here, different types of
84 model can be applied. The geometric optic models consider the large scale waves as an ensemble of facets
85 with different slopes for which the Fresnel reflection applies. The double scale models consider the diffusion
86 by the small-scale roughness on each large-scale wave, in addition to the large scale model. Then, when the

OWS is strong, the waves break and foam appears. The presence of foam is characterized by (1) a foam cover that depends on the OWS and is usually written as a power law [Monahan and O’Muircheartaigh, 1980], and (2) a foam emissivity, generally close to one, that depends on frequency and incidence angle.

In this study, three ocean RTMs are compared. They are representative of the three model classes:

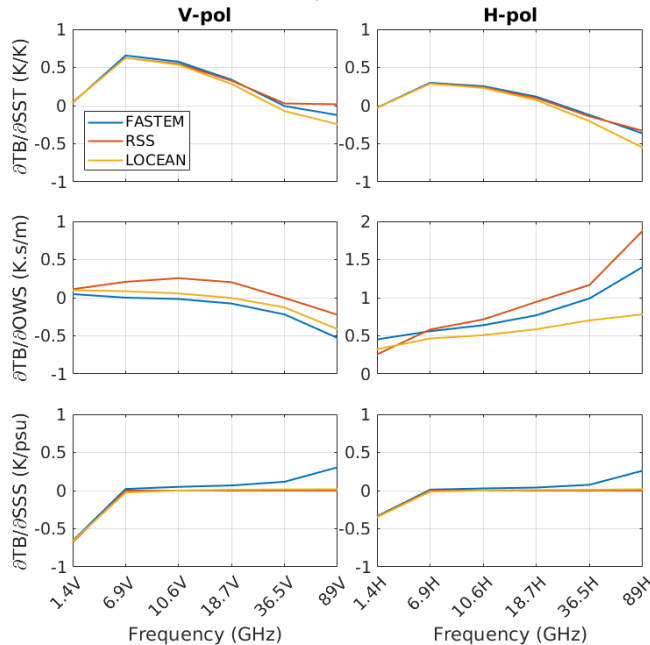
- The Laboratoire d’Océanographie et du Climat (LOCEAN) RTM is a full physical model adjusted to L-band observations. It was implemented by Emmanuel Dinnat and Xiaobin Yin at LOCEAN [Dinnat et al., 2003, Yin et al., 2016]. It is derived from the two-scale model of Yueh [1997]. The dielectric constant stems from Klein and Swift [1977], the roughness model uses the wave spectrum from Durden and Vesecky [1985] with an amplitude coefficient multiplied by 1.25 [Yin et al., 2012]. The foam cover model follows Yin et al. [2016], and the foam emissivity model is from Anguelova and Gaiser [2013]. This model was primarily designed for the analysis of SMOS L-band observations. Its physical basis is nevertheless generic and makes it applicable to a large range of frequencies.
- The FAST microwave Emissivity Model (FASTEM) is a parametrization of a physical model [English and Hewison, 1998, Liu et al., 2011]. It is distributed with the RTTOV, the community radiative transfer code [Saunders et al., 1999, 2018]. It was primarily developed for the assimilation of surface-sensitive microwave satellite observations in NWP centers, at frequencies above 6 GHz. FASTEM version 5 is used here. The dielectric constant model is described in Liu et al. [2011], derived from the permittivity model of Ellison et al. [1998] and adapted with a double Debye relaxation. The roughness model is based on the wave spectrum of Durden and Vesecky [1985] with an amplitude coefficient multiplied by 2. The foam cover model is from Monahan and O’Muircheartaigh [1986]. The foam emissivity is described in Liu et al. [2011]: it is a combination of the adjustments of Kazumori et al. [2008] and Stogryn [1972].
- The Remote Sensing System (RSS) model is essentially fitted to satellite observations. It is developed with SSM/I and WindSat observations between 6-89 GHz [Meissner and Wentz, 2004, 2012] and with Aquarius observations at 1.4 GHz [Meissner et al., 2014, 2018]. For the flat sea surface emissivity, it adopts the dielectric constant model of Meissner and Wentz [2004], adjusted in Meissner and Wentz [2012]. The wind-induced emissivity is fitted to satellite observations and described by a polynomial function: it includes the roughness model as well as the foam contribution. For the RSS model, there are two wind-induced emissivity parameterizations : one between 6 and 90 GHz based on WindSat and SSMI F13 observations [Meissner and Wentz, 2012], and one at 1.4 GHz based on Aquarius observations [Meissner et al., 2014, 2018].

Table 1: Summary of the selected ocean Radiative Transfer Models (RTMs).

RTM	Model type	Dielectric constant	Wave spectrum	Foam cover	Foam emissivity
LOCEAN Dinnat et al., 2003	Full physical model	Klein and Swift, 1977	Durden and Vesecky, 1985 with $a_0 \times 1.25$	Yin et al. 2016	Anguelova and Gaiser, 2013
FASTEM Liu et al., 2011	Parameterized and fast	Ellison et al., 1998 +Double Debye	Durden and Vesecky, 1985 with $a_0 \times 2$	Monahan and O’Muircheartaigh 1986	Kazumori et al., 2008 with Stogryn,1972
RSS Meissner and Wentz, 2012	Empirically fitted to observations	Meissner and Wentz, 2004 and 2012	Wind induced emissivity fitted to observations Meissner and Wentz, 2012 Meissner et al., 2014		

The sensitivity of the TBs to the key oceanic parameters is calculated for the selected channels, to remind and underline the link between the different channels and the ocean variables. For the three RTMs, Figure 1 shows the derivative of the TB as a function of SST, SSS, and OWS (also called the Jacobians), for the selected window frequencies, an incidence angle of 55° , and the two orthogonal polarizations. The considered

Figure 1: Jacobians of the ocean surface brightness temperature with respect to SST (top), OWS (middle), and SSS (bottom), as a function of frequency for an incidence angle of 55° . The oceanic conditions are SST = 291 K, OWS = 6 m/s, and SSS = 34 psu. The atmosphere is not considered here.



122 oceanic situation is close to the global mean state. The most sensitive frequency to the SST is the 6 GHz
 123 (especially in the vertical polarization), followed by the 10 GHz and the 18 GHz. The sensitivity to OWS
 124 increases with frequency in the horizontal polarization (limited sensitivity at the vertical polarization). Only
 125 the 1.4 GHz frequency shows some sensitivity to the SSS. As a consequence and as expected, the analysis
 126 of the SST from satellite observations will rely on the 6 GHz observations, coupled with observations at 10
 127 and/or 18 GHz: the accuracy of the RTM at these frequencies will be particularly critical for the estimation
 128 of this ocean parameter. The sensitivity of these frequencies to the OWS will also have to be accounted for
 129 in the analysis. For the analysis of the SSS, the constraints on the 1.4 GHz RTM uncertainties are very
 130 stringent, as this is the only frequency sensitive to this parameter.

131 From the comparison of these Jacobians calculated with the three RTMs models, it is already clear that
 132 their largest differences come from the treatment of the OWS.

133 3.2 Dataset preparation

134 AMSR2 was launched on 18 May 2012 on board JAXA GCOM-W1, and SMAP was launched on 31 January
 135 2015. Three days (5,15, 25) of the months of January, April, July, and October in 2016 are selected for
 136 the analysis. For AMSR2, we use the Top of Atmosphere (TOA) TBs Level L1R provided by the JAXA
 137 platform (<https://gportal.jaxa.jp/gpr/>). Each channel is selected at its own spatial resolution except
 138 for the 89 GHz channel which is at the same spatial resolution as the 36.5 GHz channel. For SMAP,
 139 we use directly the surface TBs, computed by RSS and provided by NASA Jet Propulsion Laboratory
 140 (https://podaac.jpl.nasa.gov/dataset/SMAP_RSS_L2_SSS_V2). These L-band TBs are corrected from
 141 the galactic signal, from the Faraday rotation, as well as from residual atmospheric absorption.

142 The SMAP and AMSR2 observations are collocated with surface and atmospheric parameters from
 143 the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) Re-Analysis (ERA)-Interim and
 144 from the MERCATOR OCEAN reanalysis. ECMWF ERA-interim at 0.25° is adopted for the atmospheric

145 fields, at different pressure levels. The OWS is also extracted from ERA-interim, but at 0.125° . Both
146 contain reanalysis information at 00:00 06:00 12:00, and 18:00 UTC. The MERCATOR data at 0.083°
147 spatial resolution are selected for SST and SSS. For the SST, the hourly information is extracted and for the
148 SSS the daily averages are used. The collocation with AMSR2 and SMAP data is performed with nearest
149 neighbor interpolation, spatially and temporally. Two different datasets are created: one with AMSR2 TOA
150 TBs collocated with the geophysical parameters, and one with SMAP surface TBs also collocated with the
151 geophysical parameters.

152 The quality of the data selected as input parameters to the RTMs is also very important, as errors in the
153 input parameters will directly impact the simulated TBs. The accuracy of the MERCATOR products are doc-
154 umented (<http://cmems-resources.cls.fr/documents/QUID/CMEMS-GLO-QUID-001-024.pdf>, last access
155 21/05/2019). The SST has mean error between -1 to +1 K. The SSTs in cold regions tend to be underes-
156 timated (up to 1 K) while the SSTs near the equator especially in the Pacific Ocean can be overestimated
157 (up to 0.5 K). The SSS have small errors. The mean error is up 0.4 psu in specific regions such as Amazon
158 or Ganges-Brahmaputra mouths. MERCATOR reanalysis uses the atmospheric fields from ECMWF ERA-
159 Interim, therefore inconsistencies between the selected surface and atmospheric fields should be limited. The
160 OWS from ERA-Interim has been studied by Stopa and Cheung [2014]. This study shows that ECMWF
161 OWS are overestimated for the lower wind speeds (around 0.25 m/s) and underestimated for the upper wind
162 speeds (around 1.5 m/s). Zhang et al. [2018] compared wind speed from microwave radiometers (WindSat,
163 SSMI, AMSR-E and AMSR2) with in-situ and ECMWF wind speeds. In comparison with the ECMWF
164 data, positive differences are found at high southern latitudes in January and at high northern latitudes in
165 July.

166 The selection of the geophysical parameters, as well as the selection of the TBs datasets, can affect the
167 comparison results and one has to be aware of it. The RSS RTM has been developed using OWS derived from
168 WindSat, QuikSCAT, and SSMIS (Special Sensor Microwave Imager Sounder), and NCEP (National Center
169 for Environmental Prediction) GDAS (Global Data Assimilation System) wind directions, while LOCEAN
170 and FASTEM RTMs have been developed using ECMWF wind speed. On the other hand, the L-band data
171 used in this study comes from the SMAP instrument and has been corrected by RSS, whereas LOCEAN
172 model at L-band has been fine-tuned with SMOS L-band data. For this global and systematic analysis of
173 the different models over a large frequency range, choices had obviously to be made. However, these aspects
174 will be remembered and care will be exercised in the interpretation of the comparison results.

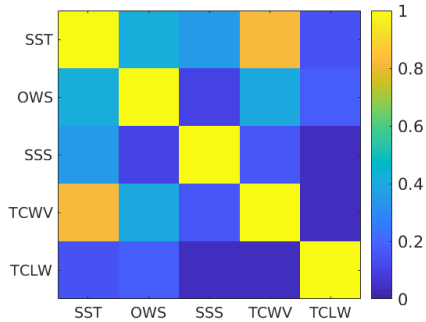
175 3.3 Methodology

176 The ocean RTMs (FASTEM, RSS, LOCEAN) are fed with the geophysical parameters to calculate the sea
177 surface emissivity. For SMAP data, we compare directly the sea surface TBs that are already corrected from
178 the atmospheric effects. For AMSR2 data, the atmospheric contribution is simulated with RTTOV version
179 12 [Saunders et al., 1999, 2018], with inputs from the atmospheric profiles (pressure, temperature, humidity,
180 and liquid water), and the sea surface emissivity to compute the TOA TBs. Moreover, the estimation of a
181 scattering term is needed when computing TOA TBs: it represents the part of the downwelling atmosphere
182 radiation scattered by the ocean surface in the satellite direction and it depends on the atmospheric conditions
183 and sea surface roughness. The computation method can be different according to the RTM. For FASTEM,
184 the scattering term is taken into account as a multiplicative coefficient on the reflectivity of the sea surface.
185 For RSS, it is computed as an additive term to the final TOA TB. For LOCEAN RTM we apply the same
186 scattering term as in the RSS RTM.

187 To perform the simulation / observations comparison, we filter out the sea ice and the coastal areas at
188 50 km from the continent. Only cases with $TCLW < 0.01 \text{ kg.m}^{-2}$ are considered to limit the contamination
189 by clouds, especially at frequencies $> 18 \text{ GHz}$. This threshold has been carefully tested to minimize the
190 potential cloud contribution, without suppressing too many cases.

191 Systematic error between the observations and the simulations are first evaluated. The systematic error
192 (i.e., the bias) is computed as the global mean difference between the observations and the simulations.
193 Thus, after correction of the systematic errors, the difference between the simulations and the observations

Figure 2: Correlation between the geophysical variables estimated from AMSR2 observations.



194 is centered. In a second step, the accuracy of the RTMs (i.e. the closeness of agreement between the
 195 simulated values and the observed values) is estimated as a function of the sea surface parameters.

196 The observations over the globe are not equally distributed between latitude ranges when using data from
 197 a satellite in polar orbit. The observations over the poles are more frequent and the ocean areas are larger at
 198 lower latitudes. The high latitude observations ($> 60^\circ\text{N}$ and S) represent around 10% of the total number
 199 of observations, while the low latitudes ($0^\circ\text{-}30^\circ\text{N}$ and S) and the mid latitudes ($30^\circ\text{-}60^\circ\text{N}$ and S) represent
 200 both around 45%. This has to be remembered when analysis the data, and this observation distribution is
 201 representative of satellites in polar orbit, often used for oceanic and meteorological applications.

202 SSTs are between 273 and 305 K with a mode value at 303 K, OWSs are between 0 and 20 m/s (mode
 203 value of 7 m/s), and SSSs between 32 and 38 psu (mode value at 35 psu). TCWV distribution is between 2
 204 and 60 $\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}$ (mode value at 5 $\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}$) and TCLW is between 0 and 0.01 $\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}$, as higher values have
 205 been excluded from the dataset to limit contamination by clouds. The geophysical variables are correlated
 206 and interdependent (see Fig. 2). For example, at high latitude regions, TCWV is low, SST is cold, and
 207 OWS is in average higher, while at the Equator, TCWV is large, SST is warm, and OWS is lower. These
 208 correlations make it difficult to isolate the effect of only one parameter on the observed TBs, and it is
 209 important to be aware of the distributions and correlations of the parameters to correctly interpret the
 210 results. The highest correlation is found between SST and TCWV. Some cases are also rarely observe, such
 211 as strong OWS above 15 m/s, or very low SST or SSS. Note that RTMs are usually designed to work better
 212 on frequently observed ocean states.

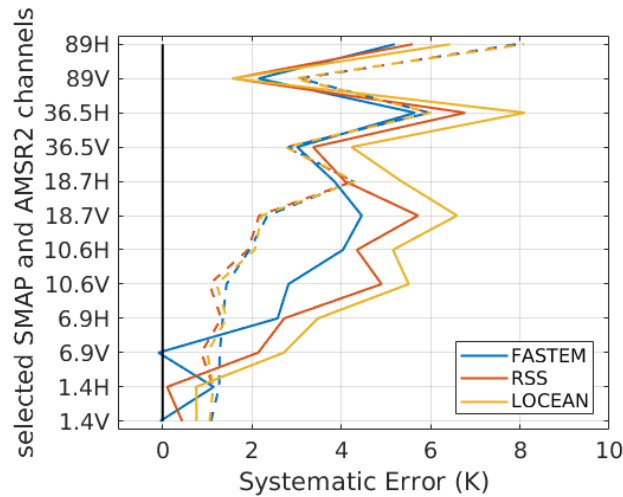
213 4 Results

214 4.1 Systematic error estimation

215 Systematic errors between the TBs observed from SMAP and AMSR2, and the TBs simulated with the
 216 different ocean RTMs are first estimated. The mean value of the difference between observed TBs and
 217 simulated TBs for each channel is computed considering only the cases with $\text{OWS} < 7$ m/s. Higher OWS
 218 were excluded to this calculation as large discrepancies were observed between the observations and the
 219 models for these wind speeds: it does not change the conclusion of the analysis, it just changes the TB
 220 references. Figure 3 shows these systematic errors and their respective Standard Deviations (StDs) for each
 221 channel and each ocean RTM. The systematic errors between the observations and the simulations can come
 222 from instrument calibration issues, ocean RTMs, ancillary data used as inputs to run the RTMs, or from
 223 time or space mismatch between the geophysical parameters and the observations.

224 Systematic errors between SMAP observations and RTM simulations are < 0.9 K (see Fig. 3). Part
 225 of these biases could be related to instrument calibration. Peng et al. [2017] tested the SMAP calibration
 226 with respect to SMOS data and found a shift of 0.66 K and 0.21 K respectively for vertical and horizontal

Figure 3: Systematic errors between SMAP/AMSR2 observations and the RTM simulations, computed as the mean value of $TB_{observed} - TB_{simulated}$. The systematic errors are represented in solid lines and their Standard Deviations (StDs) are represented in dashed lines.



227 polarizations over ocean between the two instruments, which is lower than the biases observed with some
 228 simulations. Systematic errors estimated between AMSR2 observations and RTM simulations are much
 229 larger than with SMAP. AMSR2 instrument calibration has been studied by Alsweiss et al. [2015] and
 230 Okuyama and Imaoka [2015]. Using the double difference method, they found biases up to 5 K over ocean
 231 between AMSR2 and TMI, depending on the channels. Therefore, AMSR2 and / or TMI instruments have
 232 calibration issues. The computed systematic errors differ among the ocean RTMs, evidencing nevertheless
 233 important differences between the models.

234 In operational applications for the analysis of the ocean variables from satellite data, the systematic
 235 errors can be subtracted. The key information is the variation of the TBs as a function of the oceanic
 236 parameters. In the following analysis, the systematic RTM errors are removed and the difference between
 237 the observations and the simulations are studied, as a function of the sea surface parameters (SST, OWS,
 238 SSS).

239 4.2 Evaluation of the simulated brightness temperatures as a function of sea 240 surface parameters

241 4.2.1 Comparisons of the brightness temperatures

242 Figures 4 and 6 show the observed and simulated TBs (corrected from the systematic errors), as a function
 243 of SST for different ranges of OWS, at 1.4 and 6.9 GHz for both orthogonal polarizations. The variability
 244 of the signal as a function of SST is small at 1.4 GHz and the differences between the observations and the
 245 RTM simulations are limited. At 1.4 GHz, LOCEAN and RSS RTMs are close to the SMAP observations.
 246 FASTEM differs more from the observations, especially at horizontal polarization and for strong OWS: this
 247 is expected as FASTEM has not been developed for applications at L-band. At 6.9 GHz, the TBs increase
 248 quasi-linearly with the SST, making this frequency particularly suitable for the analysis of the SST. At
 249 6.9 GHz and higher frequencies (not shown here), LOCEAN RTM is closer to the AMSR2 observations
 250 at low OWS especially for cold water, as compared to the other RTMs. The sensitivity to SST for cold
 251 SST (270-280 K) is not well represented with FASTEM and RSS RTMs. This shows that there is not one
 252 perfect RTM, regardless of frequencies and sea surface parameters, as the RTMs have been tuned for specific
 253 observing conditions.

Figure 4: TB comparisons between observations and RTM simulations at 1.4 GHz at vertical (left) and horizontal (right) polarizations as a function of SST for different ranges of OWS (colors) and for a SSS range between 34 and 36 psu.

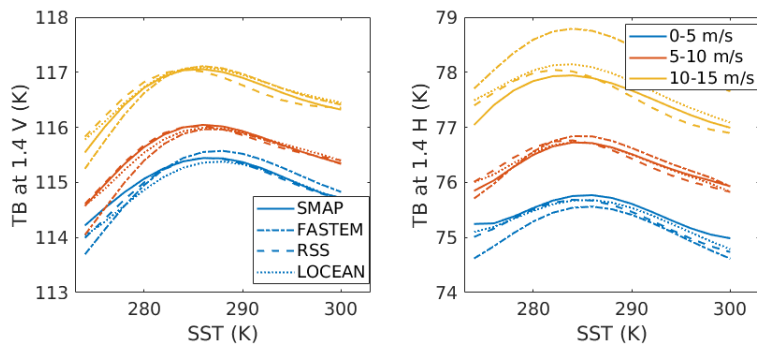


Figure 5: Same as Figure 4 as a function of OWS for different ranges of SST (colors).

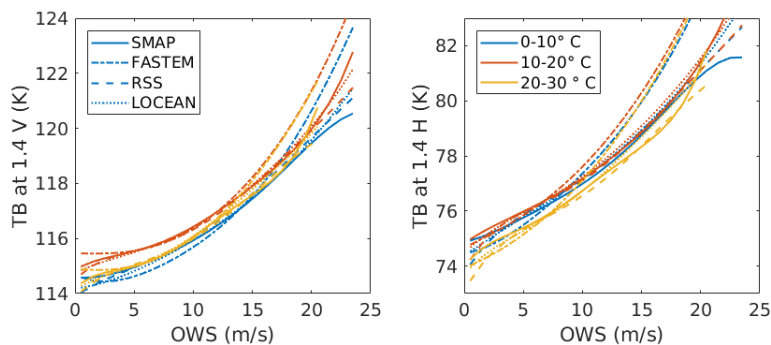


Figure 6: TB comparisons between observations and RTM simulations at 6.9 GHz at vertical (left) and horizontal (right) polarizations as a function of SST for different ranges of OWS (colors) and for a TCWV range between 0 and 15 $\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}$.

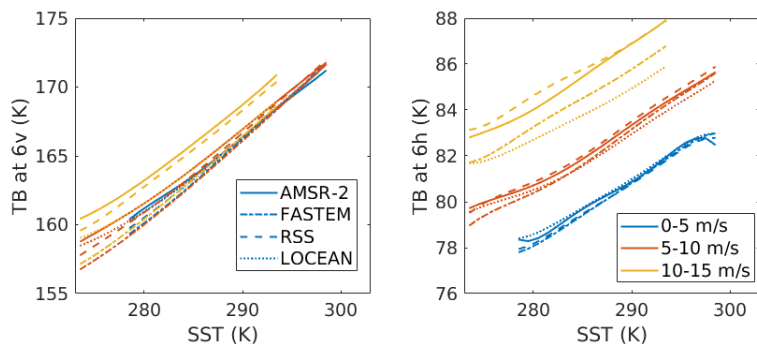
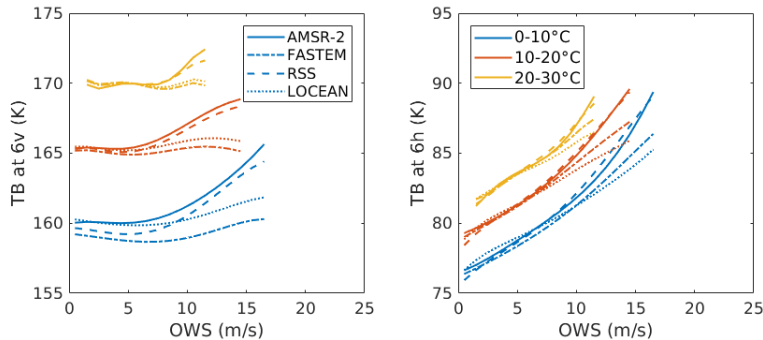


Figure 7: Same as Figure 6 as a function of OWS for different ranges of SST (colors).



254 Similarly to the previous figures but as a function of the OWS and for different SSTs, Figures 5 and 7
 255 show the observed and simulated TBs (corrected from the systematic errors), at 1.4 and 6.9 GHz for both
 256 orthogonal polarizations. At 1.4 GHz, the variability of the TB as a function of OWS is well represented with
 257 LOCEAN and RSS RTMs. At 1.4 GHz, FASTEM fails to represent the correct sensitivity for OWS > 12 m/s.
 258 At frequencies from 6.9 to 36.5 GHz (not shown), FASTEM and LOCEAN RTMs underestimate the TB for
 259 OWS > 7 m/s. RSS RTM agrees reasonably well with the observations as a function of OWS. The RSS
 260 parametrization used to describe the OWS sensitivity is different at 1.4 GHz than at higher frequencies (6.9
 261 to 89 GHz). The LOCEAN RTM fits well the observations at 1.4 GHz but does not at higher frequencies:
 262 this shows some deficiency in the treatment of the OWS dependence at higher frequency, coming from the
 263 roughness model and/or from the foam treatment. The same is observed for FASTEM with an acceptable
 264 OWS dependence up to 12 m/s at 1.4 GHz and only up to 7 m/s at higher frequencies.

265 4.2.2 Analysis of the differences between observed and simulated brightness temperatures

266 We now focus on the ability of the different RTMs to correctly reproduce the TB variability according to the
 267 different sea surface parameters (SST, SSS, OWS). For all considered frequencies, Figures 8 to 13 present
 268 the comparison between SMAP or AMSR2 TBs with the TBs simulated with FASTEM, RSS, and LOCEAN
 269 RTMs as a function of SST, SSS, and OWS. The systematic errors estimated in Section 4.1 are removed.
 270 For the analysis of SST and SSS dependences, only the cases where OWS is less than 7 m/s are considered,
 271 to avoid the large and possibly misleading errors introduced when OWS is strong.

272 At 1.4 GHz, RSS and LOCEAN simulations are in good agreement with the observations (see Fig. 8).
 273 The variability of the TBs as a function of SST, SSS, and OWS is correctly simulated, as the differences
 274 between the simulated and the observed TBs are rather stable. For FASTEM at 1.4 GHz, the TBs are
 275 overestimated for OWS > 12 m.s⁻¹. For cold SST, the errors at 1.4 GHz are larger. At very low OWS
 276 (0-2 m/s) there are also larger errors. The ocean surface can actually be rough even at very low OWS, due to
 277 the fetch which is not taken into account in the RTMs here. At horizontal polarization, the OWS dependence
 278 is less well represented than at vertical polarization. For the comparison with SMAP observations, the RSS
 279 model is advantaged, as the SMAP TB surface observations used in this study are generated by RSS.

280 At frequencies above 1.4 GHz (see Fig. 9 to 13), the OWS dependence is not correctly simulated with
 281 FASTEM (as already observed by Bormann et al. [2012]) or with LOCEAN model. TBs are underestimated
 282 at OWS > 7 m/s. To describe the OWS dependence, LOCEAN model and FASTEM use 3 components: a
 283 roughness model, a foam coverage, and a foam emissivity, whereas the RSS model uses a parametrization
 284 of the OWS dependence based directly on observations, from Aquarius at 1.4 GHz and from SSMI and
 285 WindSat at frequencies between 6.9 and 89 GHz. For the RSS RTM, the difference with the observations are
 286 lower than 1 K up to 10.65 GHz. At higher frequencies in horizontal polarization, the differences between
 287 simulations and observations are larger. At these frequencies and especially for the horizontal polarization,
 288 the sensitivity to water vapor and liquid water is larger: uncertainties in the atmospheric RTM and in

Figure 8: Difference between the SMAP surface TB observations and the RTM simulations (corrected for the systematic errors) at 1.4 GHz as a function of OWS (left panel), SST (middle panel), and SSS (right panel). For comparisons as a function of SST and SSS, only observations with OWS < 7 m/s are taken into account. The distribution of the number of observations as a function of the sea surface parameters (OWS, SST, SSS) are represented in grey bars with legend in right y-axis.

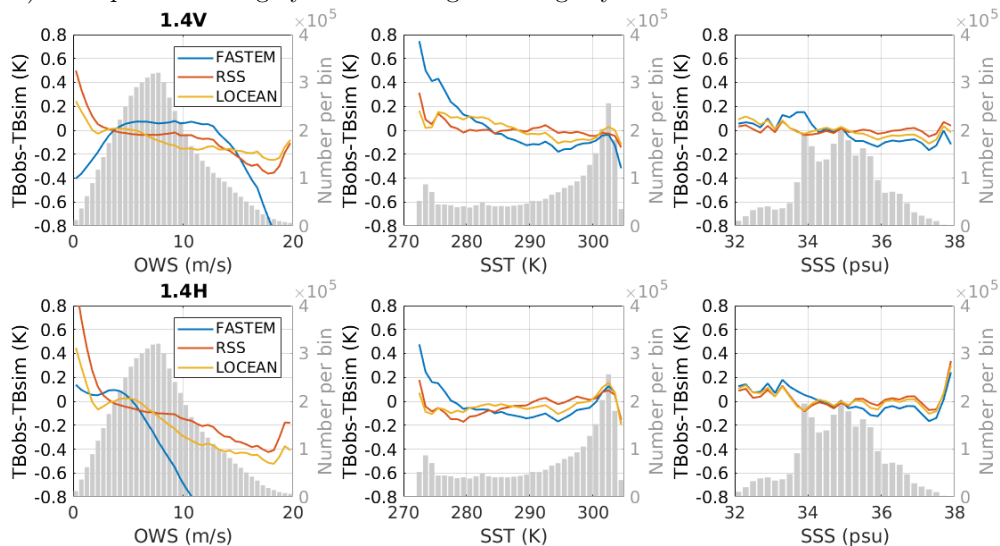


Figure 9: Difference between the AMSR2 top of atmosphere TB observations and the RTM simulations (corrected for the systematic errors) at 6.9 GHz as a function of OWS (left panel), SST (middle panel), and SSS (right panel). For comparisons as a function of SST and SSS, only observations with OWS < 7 m/s are taken into account. The distribution of the number of observations as a function of the sea surface parameters (OWS, SST, SSS) are represented in grey bars with legend in right y-axis.

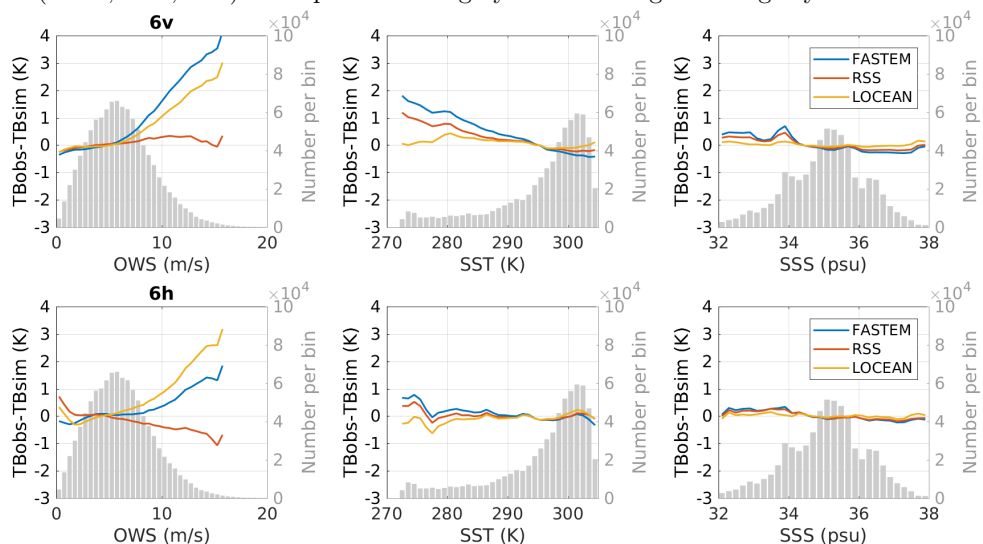


Figure 10: Same as Figure 9 at 10.65 GHz.

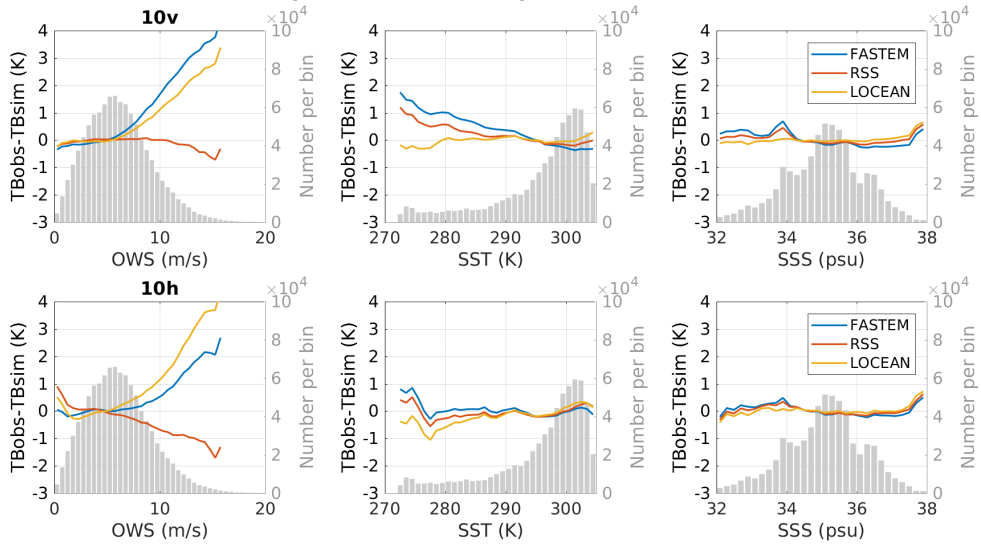


Figure 11: Same as Figure 9 at 18.7 GHz.

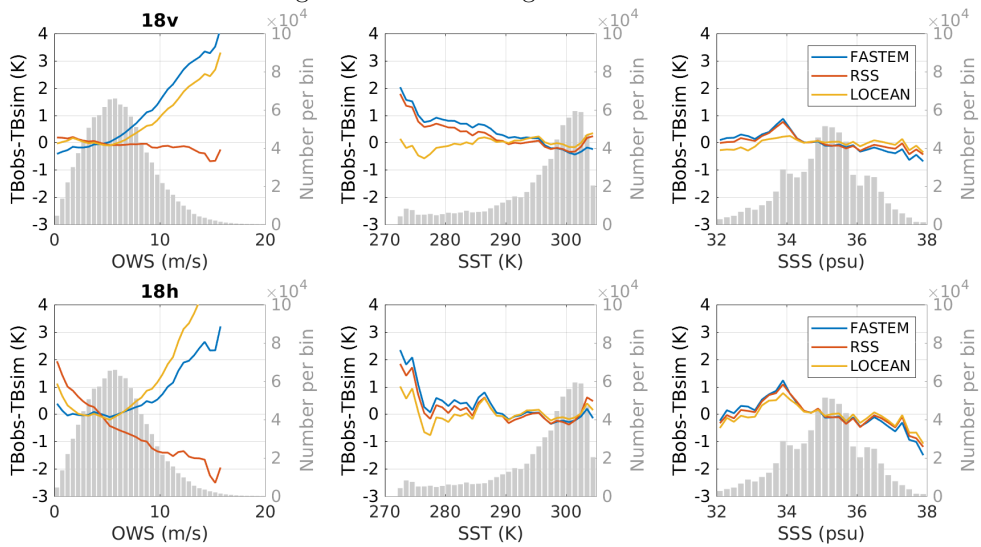


Figure 12: Same as Figure 9 at 36.5 GHz.

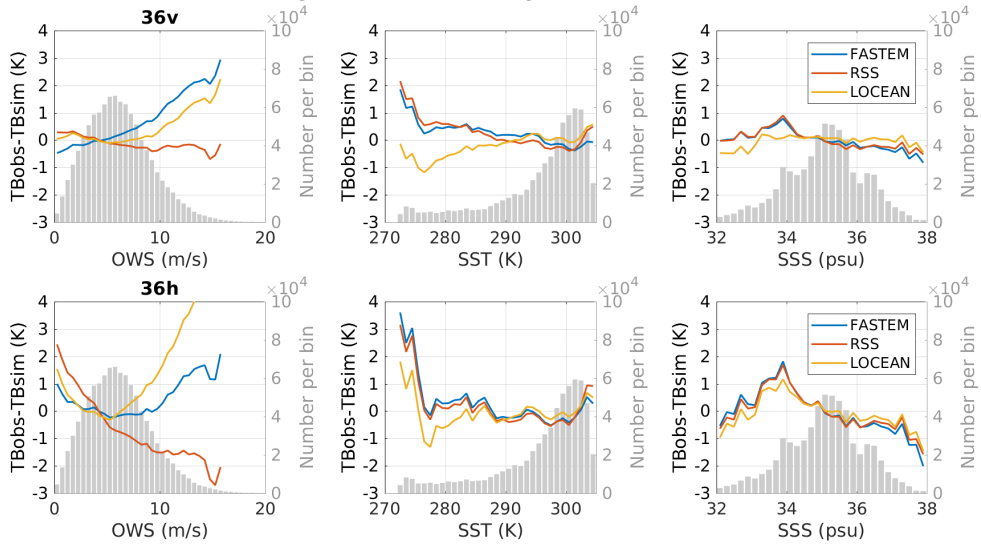
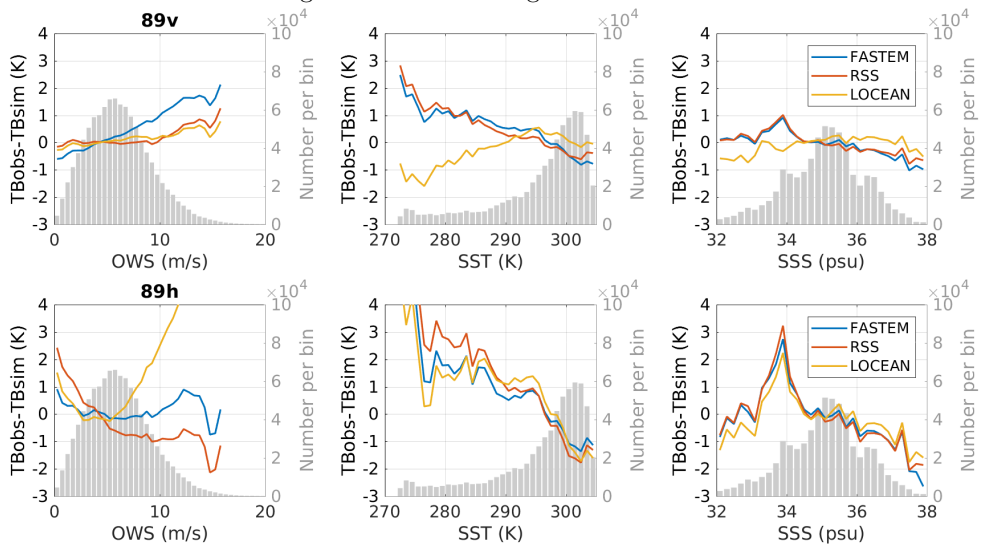


Figure 13: Same as Figure 9 at 89 GHz.



289 the ancillary atmospheric fields can also introduce errors in the results, despite the filtering of most cloudy
290 scenes.

291 The analysis of the SSS dependence shows that the discrepancy between simulations and observations
292 increases with decreasing SSTs. For cold waters, the models tend to show large differences with the observa-
293 tions (especially FASTEM). The possible contamination of the observations with sea ice has been carefully
294 examined, and eliminated as much as possible. Note that the difference between LOCEAN and the observa-
295 tions has often the opposite sign than the two other models. For frequencies above 18 GHz in horizontal
296 polarization, all RTM simulations disagree with the observations for the low SSTs. These frequencies and
297 polarization are more sensitive to the atmospheric parameters but the reason of the increased discrepancy
298 is not clear at that stage.

299 For large SST above 303 K, a peak in the absolute differences with the observations is observed for
300 all RTMs above 10 GHz, especially in the horizontal polarization. It is explained by the strong correlation
301 between the large SSTs and the high TCWVs, typically in tropical areas. The tropical atmosphere is saturated
302 with water vapor. First, uncertainty in the water vapor content and modeling can introduce additional
303 errors. Second, the probability of clouds increases in these atmospheres, and they are not necessarily well
304 characterized in the ECMWF reanalysis.

305 For the SSS dependence, the differences between observations and RTM simulations are limited, even
306 at 1.4 GHz despite its high sensitivity to this parameter. This is rather encouraging as this is the key
307 frequency for the analysis of the SSS from satellites. Note that the increase of the errors at SSS close to
308 38 psu in horizontal polarization at 1.4 GHz is associated to a very limited number of observations and
309 should be considered with caution (see the related histograms of occurrence). At frequencies above 1.4 GHz,
310 the sensitivity to the SSS is very limited (Figure 1). Small changes in the differences as a function of SSS
311 are likely due to correlation with other parameters (SST or OWS).

312 5 Discussion

313 5.1 Dielectric Constant

314 In the previous section, we observed that the TB for cold SST is underestimated with the RSS and FASTEM
315 RTMs between 6.9 and 89 GHz, and mostly overestimated with LOCEAN RTM above 10 GHz. The sensi-
316 tivity to SST and SSS is described by the dielectric constant module of the ocean RTMs. Therefore the only
317 way to modify the SST dependence of a RTM is to change the dielectric constant model.

318 From 6.9 GHz to 10.6 GHz at vertical polarization, the LOCEAN RTM with the dielectric constant of
319 Klein and Swift [1977] is closer to the observations than FASTEM or RSS RTMs using, respectively, Liu
320 et al. [2011] and Meissner and Wentz [2012] dielectric constants. With increasing frequencies, LOCEAN
321 results degrade as the Klein and Swift [1977] dielectric constant model is supposed to be valid only for low
322 frequencies with its simple Debye formula. The models of Liu et al. [2011], Meissner and Wentz [2012] use
323 a double Debye formula and should be valid up to 89 GHz.

324 The dielectric constant module of the ocean RTMs can be changed to better fit the observations. The
325 difficulty is to develop an accurate dielectric constant model over a large range of parameters (frequency,
326 angle, SST, SSS). Lawrence et al. [2017] tested FASTEM with a range of measurements for the dielectric
327 constant, and compared the simulated TBs to satellite observations, with the objective of detecting SST
328 dependent biases that could indicate errors in the dielectric constant model for seawater. Their results also
329 plead for reference quality measurements of the dielectric constants, covering the large variability of the
330 different parameters, and including uncertainty estimates. Lang et al. [2016], Zhou et al. [2017] initiated
331 such efforts at 1.4 GHz, but it should be extended to higher frequency, especially at 6 GHz which is the
332 preferred frequency for SST analysis.

5.2 Foam and roughness models

Errors in the OWS dependence of LOCEAN and FASTEM RTMs are evidenced in Section 4. They can come from three different components of the models. To increase the simulated TB with increasing OWS, there are different possibilities: we can (1) increase the foam emissivity (noting that it is already close), (2) modify the foam coverage model, or (3) improve the roughness model. The key input of the roughness model is the wave spectrum. Different combinations of foam coverages, foam emissivities, and wave spectra are tested to analyze how these terms impact the simulated TBs.

Foam cover models such as Tang [1974], Wu [1979], Monahan and O’Muircheartaigh [1980] lead to an overestimation of the sea surface emissivity at high OWS. Other foam coverage models such as Monahan and O’Muircheartaigh [1986], Yin et al. [2012, 2016] tend to underestimate the emissivity above 1.4 GHz. Anguelova and Webster [2006] show that the foam coverage in the microwaves is underestimated using data from photos or video as it detects only the bright active whitecap and does not reveal the aged whitecap that is less bright. With increasing frequency, the sensitivity to thin and less bright foam increases. Anguelova and Webster [2006] developed a foam cover dataset derived from satellite microwave observations and found two different foam coverages at 10 and 37 GHz. The foam coverage, or more precisely the fraction of foam which impacts the signal at a given frequency, increases with the frequency. At low microwave frequencies (e.g., 1.4 GHz), the penetration depth is expected to be larger, meaning that the signal is not sensitive to thin foam layers, and only thick foam layers are detected. With increasing frequency, the penetration depth decreases and the signal becomes sensitive to thinner foam layers. Therefore, at higher frequencies (e.g., 37 GHz) the signal is sensitive to a larger range of foam thicknesses, and the effective foam coverage increases. Based on the Anguelova and Webster [2006] datasets, Salisbury et al. [2013] and Albert et al. [2016] proposed foam cover models for selected frequencies (see Figure 14). Meunier et al. [2014], Anguelova et al. [2014] suggested the possibility of deriving the foam coverage from wave dissipative energy calculated from a wave model: this possibility will have to be further investigated.

The foam emissivity model also has an impact on the total foam signal. The foam emissivity is generally close to 1 for the microwaves between 6 and 90 GHz (e.g., Kazumori et al. [2008] and Liu et al. [2011]), whereas it is lower for the L-band RTM [Yin et al., 2016]. Stogryn [1972] already introduced a dependence with the frequency but it cannot be applied at frequencies > 60 GHz (see Figure 15). More recently, Anguelova and Gaiser [2013] suggested a foam emissivity model taking into account the foam thickness and depending on the frequency. For a given thickness, the emissivity increases with frequencies (see Figure 15).

In Figures 16 and 17, the RTM results are tested with different combinations of foam cover and foam emissivity models. The RSS model is taken as the reference as it shows the best results in terms of TB variability with OWS. FASTEM RTM is tested with the original foam cover of version 5 [Monahan and O’Muircheartaigh, 1986], with the foam cover of version 4 [Tang, 1974], as well as without any foam cover: it clearly underlines the impact of the foam model on the results. For the LOCEAN RTM, we tried several combinations of foam coverage and emissivity models, with the objective of fitting the observations as well as possible from 1.4 GHz to 37 GHz. The Albert et al. [2016] model at 37 GHz predicts large foam cover for intermediate wind speed (Figure 14). To simulate the dependence with the frequency, the foam emissivity model of Anguelova and Gaiser [2013] is tested with different foam thicknesses (as shown in Yin et al. [2016]) to obtain the maximum emissivity at 37 GHz, and the appropriate emissivities at lower frequencies. Associated to the foam emissivity of Anguelova and Gaiser [2013] (with a thickness of 2 mm), a reasonable agreement is obtained between model and observations at 1.4 and 6 GHz. Future work will be necessary to refine the combination of foam cover and emissivity, with sound physical basis.

The wave spectrum influence can be studied only with the LOCEAN physical model, as RSS and FASTEM RTMs are parameterized. Dinnat et al. [2003] and Yin et al. [2016] already tested different wave spectrum models such as Elfouhaily et al. [1997], Kudryavtsev et al. [1999], Durden and Vesecky [1985]. They found that the model of Durden and Vesecky [1985] is more appropriate to simulate sea surface emissivities at 1.4GHz. They optimized the Durden and Vesecky spectrum to L-band observations by multiplying the spectrum amplitude coefficient of Durden and Vesecky [1985] by 1.25. For its double-scale ocean RTM, Yueh [1997] uses the model of Durden and Vesecky [1985] and multiply the amplitude coefficient by 2 (referenced as DV2 in the figures), it results in a twice larger slope and height variances of the waves. Figures 16 and 17

Figure 14: Comparison of the foam coverage models as a function of OWS.

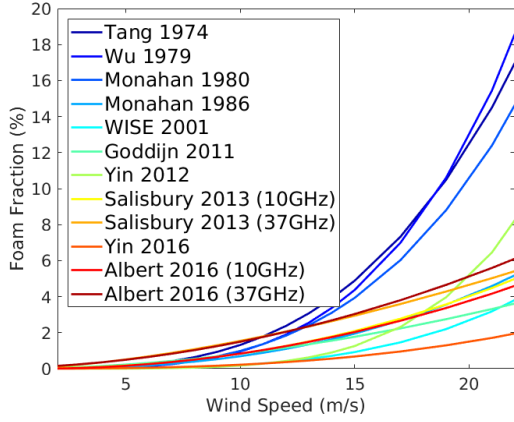
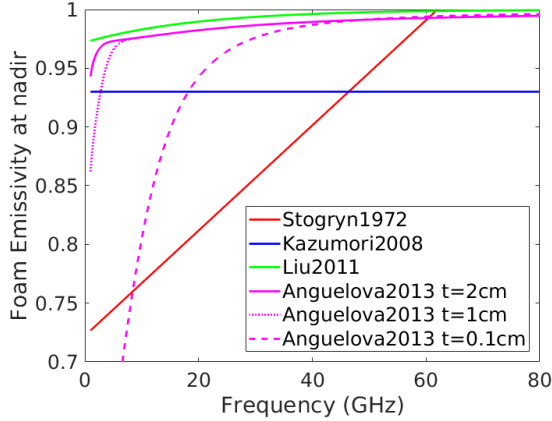


Figure 15: Comparison of foam emissivity models as a function of frequency (with t the foam thickness).



384 show some tests and illustrate the impact of the wave spectrum on the LOCEAN model at 1.4 and 6 GHz.
 385 By multiplying the wave spectrum amplitude coefficient of Durden and Vesecky [1985] by 2 compared to
 386 1.25, we can observe that at 1.4 GHz the medium and strong OWSs are too much increased, and at 6.9 GHz
 387 in vertical polarization the strong OWSs are still underestimated while in horizontal polarization the low
 388 OWSs are overestimated.

389 6 Conclusion

390 Three ocean emissivity models have been compared with satellite observations from 1.4 GHz to 89 GHz. They
 391 are representative of the three classes of models: LOCEAN a physical model, FASTEM a fast parameterized
 392 model, and RSS an empirical model fitting satellite observations. This comparison exercise required the
 393 development of a dataset of satellite observations from SMAP and AMSR2, collocated with surface and
 394 atmospheric parameters from ECMWF ERA-Interim and Mercator reanalysis data. The database samples
 395 the global ocean over a year. The TBs were simulated for the three ocean emissivity RTMs, adding the
 396 atmospheric contribution calculated from RTTOV when needed.

397 The simulations were carefully compared to the observed TBs. Firstly, global systematic errors between

Figure 16: Brightness temperature at 1.4 GHz and 40° incidence angle as a function of OWS, for different combinations of wave spectrum, foam cover, and foam emissivity models. DV2 refers to the wave spectrum of Durden and Vesecky [1985] (DV) with the amplitude coefficient multiplied by 2. t is the foam thickness in the model of Anguelova and Gaiser [2013].

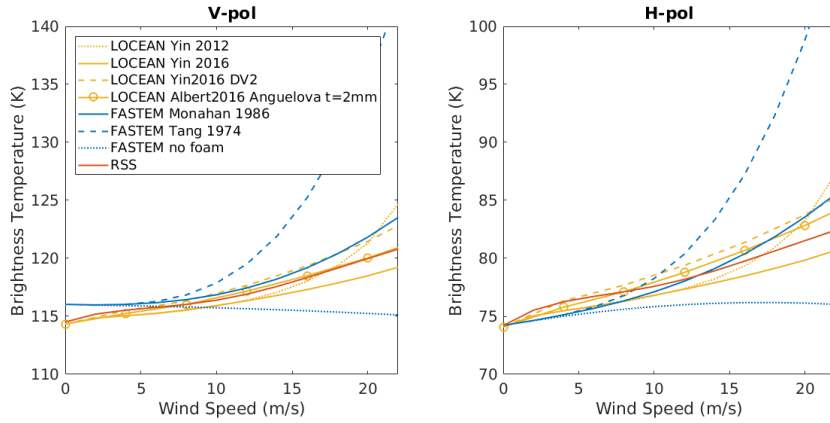
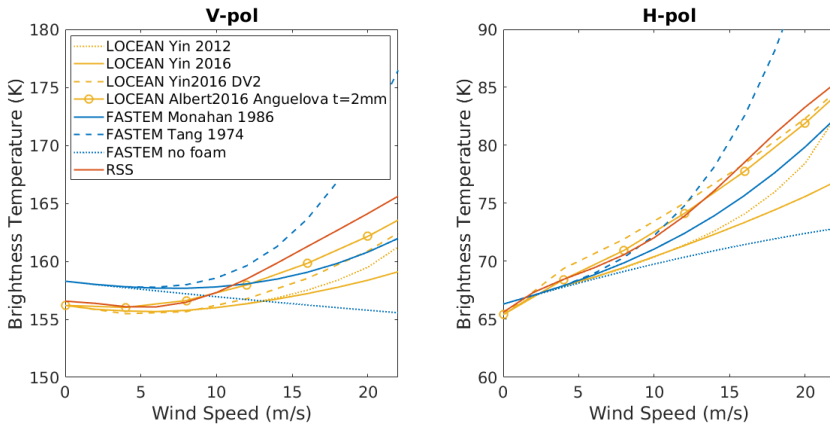


Figure 17: Same as Figure 16 at 6.9 GHz and 55° incidence angle.



398 simulations and observations were computed. The biases tend to increase with frequency, and are generally
399 higher at horizontal than at vertical polarizations. This is partly due to the increasing effect of the at-
400 mospheric contribution with frequency (essentially undetected clouds), especially at horizontal polarization.
401 Part of it can also stem from AMSR2 calibration issues. Secondly, the analysis focussed on the accuracy
402 of the RTMs as a function of the key ocean variables, SST, SSS, and OWS (once the global biases are
403 subtracted).

404 Major discrepancies with the observations were found at frequencies above 1.4 GHz, for OWS higher
405 than ~ 7 m/s, with the LOCEAN and the FASTEM models, with differences strongly increasing with
406 increasing OWS. Possible model improvements were discussed. The analysis tended to show that a frequency
407 dependence needs to be added to the foam cover model or / and on the foam emissivity model. The study
408 also stressed that these two components have to be considered consistently and jointly, all over the frequency
409 range. Efforts should be devoted to the modeling of the foam contribution, taking into account the OWS, but
410 also the frequency dependence, and possibly the wave dissipative energy, as already suggested by Meunier
411 et al. [2014] and Anguelova et al. [2014].

412 Cold SSTs were also identified as a source of disagreement between the simulations and the observations,
413 regardless of the model. This is a critical issue, especially at vertical polarization at 6 GHz which is the key
414 channel for the SST analysis from satellite. Large uncertainties still exist in the modeling of the dielectric
415 constants of sea water, particularly at low SSTs. New laboratory measurements of the dielectric properties of
416 ocean water have recently been undertaken at 1.4 GHz [Lang et al., 2016, Zhou et al., 2017]: their extension
417 to higher frequencies should be encouraged, insisting on the uncertainty estimation and with special attention
418 to the 6 GHz.

419 Here, observations from the conical imagers SMAP and AMSR2 have been analyzed, at fixed incidence
420 angles. Observations from the Global Precipitation Mission (GPM) Microwave Instrument (GMI), from 10
421 to 190 GHz, should be considered soon as this instrument has been shown to be very well calibrated. Future
422 work will also study the angular dependence of the emission signal with observations from the sounders such
423 as the Advanced Microwave Sounding Unit - A (AMSU-A) that measure with incidence angles from nadir
424 up to

425 New mission projects such as the Copernicus Imaging Microwave Radiometer (CIMR) [Kilic et al., 2018]
426 requires the development of consistent and accurate ocean surface emissivity models over a large frequency
427 range (here from 1.4 to 36 GHz). More generally, the lack of a reference quality ocean emission model in the
428 microwaves has already been identified at several occasions by the international community (https://www.jcsda.noaa.gov/meetings_JointEC-JC_Wkshp2015_agenda.php, <http://cimss.ssec.wisc.edu/itwg/itsc/itsc21/>). The present study identified major issues in the current models. It is the first step toward the
430 development of a physically-based community model that provides consistent results over the microwave
431 range currently (or soon-to-be) observed from satellites and for all the observing conditions.
432

433 References

- 434 M. F. Albert, M. D. Anguelova, A. M. Manders, M. Schaap, and G. De Leeuw. Parameterization of oceanic
435 whitecap fraction based on satellite observations. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2016.
- 436 S. O. Alswiss, Z. Jelenak, P. S. Chang, J. D. Park, and P. Meyers. Inter-calibration results of the advanced
437 microwave scanning radiometer-2 over ocean. *IEEE Journal of selected topics in applied earth observations*
438 *and remote sensing*, 8(9):4230–4238, 2015.
- 439 M. Anguelova, L.-F. Meunier, M. Bettenhausen, P. Janssen, and S. English. Validation of foam coverage
440 derived from wave dissipative energy from a wave model for rttov. Technical Report NWPSAF-EC-VS-05,
441 EUMETSAT, 2014. URL https://nwpsaf.eu/publications/vs_reports/nwpsaf-ec-vs-025.pdf.
- 442 M. D. Anguelova and P. W. Gaiser. Microwave emissivity of sea foam layers with vertically inhomogeneous
443 dielectric properties. *Remote Sens. Environ.*, 139:81–96, 2013. ISSN 00344257.

- 444 M. D. Anguelova and F. Webster. Whitecap coverage from satellite measurements: A first step toward
445 modeling the variability of oceanic whitecaps. *J. Geophys. Res.*, 111(C3):C03017, 2006. ISSN 0148-0227.
- 446 R. Atlas, R. N. Hoffman, J. Ardizzone, S. M. Leidner, J. C. Jusem, D. K. Smith, and D. Gombos. A
447 cross-calibrated, multiplatform ocean surface wind velocity product for meteorological and oceanographic
448 applications. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 92(2):157–174, 2011.
- 449 M. J. Bell, R. M. Forbes, and A. Hines. Assessment of the foam global data assimilation system for real-time
450 operational ocean forecasting. *Journal of Marine Systems*, 25(1):1–22, 2000.
- 451 N. Bormann, A. Geer, and S. English. *Evaluation of the microwave ocean surface emissivity model FASTEM-5*
452 *in the IFS*. European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, 2012.
- 453 E. C. Carmack, M. Yamamoto-Kawai, T. W. Haine, S. Bacon, B. A. Bluhm, C. Lique, H. Melling, I. V.
454 Polyakov, F. Straneo, M.-L. Timmermans, et al. Freshwater and its role in the arctic marine system:
455 Sources, disposition, storage, export, and physical and biogeochemical consequences in the arctic and
456 global oceans. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 121(3):675–717, 2016.
- 457 D. B. Chelton and F. J. Wentz. Global microwave satellite observations of sea surface temperature for
458 numerical weather prediction and climate research. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 86
459 (8):1097–1116, 2005.
- 460 P. Debye. *Polar molecules*,. The Chemical Catalog Company Inc., New York, 1929.
- 461 E. P. Dinnat, J. Boutin, G. Caudal, and J. Etcheto. Issues concerning the sea emissivity modeling at L band
462 for retrieving surface salinity. *Radio Science*, 38(4), aug 2003. ISSN 00486604.
- 463 S. L. Durden and J. F. Vesecky. A Physical Radar Cross-Section Model for a Wind-Driven Sea with Swell.
464 *IEEE J. Ocean. Eng.*, 10(4):445–451, 1985. ISSN 15581691.
- 465 T. Elfouhaily, B. Chapron, K. Katsaros, and D. Vandemark. A Unified Directional Spectrum for Long and
466 Short Wind-Driven Waves. *J. Geophys. Res.*, 102(C7):15781–15796, jul 1997. ISSN 0148-0227.
- 467 W. Ellison, A. Balana, G. Delbos, K. Lamkaouchi, L. Eymard, C. Guillou, and C. Prigent. New permittivity
468 measurements of seawater. *Radio science*, 33(3):639–648, 1998.
- 469 S. J. English and T. J. Hewison. Fast generic millimeter-wave emissivity model. In *Microwave Remote Sensing*
470 *of the Atmosphere and Environment*, volume 3503, pages 288–301. International Society for Optics and
471 Photonics, 1998.
- 472 A. G. Fore, S. H. Yueh, W. Tang, B. W. Stiles, and A. K. Hayashi. Combined active/passive retrievals of
473 ocean vector wind and sea surface salinity with smap. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote*
474 *Sensing*, 54(12):7396–7404, 2016.
- 475 C. L. Gentemann and K. A. Hilburn. In situ validation of sea surface temperatures from the gcom-w1 amsr2
476 rss calibrated brightness temperatures. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 120(5):3567–3585, 2015.
- 477 K. Imaoka, M. Kachi, M. Kasahara, N. Ito, K. Nakagawa, and T. Oki. Instrument performance and cali-
478 bration of amsr-e and amsr2. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial*
479 *Information Science*, 38(8):13–18, 2010.
- 480 M. Kazumori, Q. Liu, R. Treadon, and J. C. Derber. Impact Study of AMSR-E Radiances in the NCEP
481 Global Data Assimilation System. *Mon. Weather Rev.*, 136(2):541–559, feb 2008.
- 482 Y. H. Kerr, P. Waldteufel, J.-P. Wigneron, J. Martinuzzi, J. Font, and M. Berger. Soil moisture retrieval
483 from space: The soil moisture and ocean salinity (smos) mission. *IEEE transactions on Geoscience and*
484 *remote sensing*, 39(8):1729–1735, 2001.

- 485 L. Kilic, C. Prigent, F. Aires, J. Boutin, G. Heygster, R. T. Tonboe, H. Roquet, C. Jimenez, and C. Donlon.
 486 Expected performances of the copernicus imaging microwave radiometer (cimr) for an all-weather and high
 487 spatial resolution estimation of ocean and sea ice parameters. *Journal of Geophysical Research: Oceans*,
 488 123(10):7564–7580, 2018.
- 489 L. Klein and C. Swift. An improved model for the dielectric constant of sea water at microwave frequencies.
 490 *Oceanic Engineering, IEEE Journal of*, 2(1):104–111, 1977. ISSN 0364-9059.
- 491 V. N. Kudryavtsev, V. K. Makin, and B. Chapron. Coupled sea surface-atmosphere model: 2. Spectrum of
 492 short wind waves. *J. Geophys. Res. Ocean.*, 104(C4):7625–7639, apr 1999. ISSN 01480227.
- 493 G. Lagerloef, F. R. Colomb, D. Le Vine, F. Wentz, S. Yueh, C. Ruf, J. Lilly, J. Gunn, Y. Chao,
 494 A. DECHARON, et al. The aquarius/sac-d mission: Designed to meet the salinity remote-sensing chal-
 495 lenge. *Oceanography*, 21(1):68–81, 2008.
- 496 R. Lang, Y. Zhou, C. Utku, and D. Le Vine. Accurate measurements of the dielectric constant of seawater
 497 at l band. *Radio Science*, 51(1):2–24, 2016.
- 498 H. Lawrence, N. Bormann, A. Geer, and S. English. Uncertainties in the dielectric constant model for
 499 seawater in fastem and implications for the cal/val of new microwave instruments. In *ITSC 21 Conference*
 500 *Proceedings*, 2017.
- 501 Q. Liu, F. Weng, and S. J. English. An improved fast microwave water emissivity model. *IEEE Transactions*
 502 *on Geoscience and Remote Sensing*, 49(4):1238–1250, 2011. ISSN 01962892.
- 503 M. Martin, A. Hines, and M. Bell. Data assimilation in the foam operational short-range ocean forecasting
 504 system: A description of the scheme and its impact. *Quarterly journal of the royal meteorological Society*,
 505 133(625):981–995, 2007.
- 506 T. Meissner and F. Wentz. The complex dielectric constant of pure and sea water from microwave satellite
 507 observations. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 42(9):1836–1849, sep 2004. ISSN 0196-2892.
- 508 T. Meissner and F. J. Wentz. The Emissivity of the Ocean Surface Between 6 and 90 GHz Over a Large
 509 Range of Wind Speeds and Earth Incidence Angles. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 50(8):3004–3026,
 510 aug 2012. ISSN 0196-2892.
- 511 T. Meissner, F. J. Wentz, and L. Ricciardulli. The emission and scattering of l-band microwave radiation
 512 from rough ocean surfaces and wind speed measurements from the aquarius sensor. *Journal of Geophysical*
 513 *Research: Oceans*, 119(9):6499–6522, 2014.
- 514 T. Meissner, F. Wentz, and D. Le Vine. The salinity retrieval algorithms for the nasa aquarius version 5 and
 515 smap version 3 releases. *Remote Sensing*, 10(7):1121, 2018.
- 516 L.-F. Meunier, S. English, and P. Janssen. Improved ocean emissivity modelling for assimilation of microwave
 517 imagers using foam coverage derived from a wave model. Technical Report NWPSAF-MO-VS-049, EU-
 518 METSAT, 2014. URL https://nwpsaf.eu/publications/vs_reports/nwpsaf-ec-vs-024.pdf.
- 519 E. C. Monahan and I. O’Muircheartaigh. Optimal Power-Law Description of Oceanic Whitecap Coverage
 520 Dependence on Wind Speed. *J. Phys. Oceanogr.*, 10(12):2094–2099, dec 1980. ISSN 0022-3670.
- 521 E. C. Monahan and I. G. O’Muircheartaigh. Whitecaps and the passive remote sensing of the ocean surface.
 522 *Int. J. Remote Sens.*, 7(5):627–642, may 1986.
- 523 F. M. Monaldo, X. Li, W. G. Pichel, and C. R. Jackson. Ocean wind speed climatology from spaceborne sar
 524 imagery. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 95(4):565–569, 2014.
- 525 A. Okuyama and K. Imaoka. Intercalibration of advanced microwave scanning radiometer-2 (amsr2) bright-
 526 ness temperature. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(8):4568–4577, 2015.

- 527 J. Peng, S. Misra, J. R. Piepmeier, E. P. Dinnat, D. Hudson, D. M. L. Vine, G. D. Amici, P. N. Mohammed,
528 R. Bindlish, S. H. Yueh, T. Meissner, and T. J. Jackson. Soil moisture active/passive l-band microwave
529 radiometer postlaunch calibration. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(9):5339–
530 5354, Sept 2017. ISSN 0196-2892. doi: 10.1109/TGRS.2017.2705342.
- 531 N. Reul, S. Fournier, J. Boutin, O. Hernandez, C. Maes, B. Chapron, G. Alory, Y. Quilfen, J. Tenerelli,
532 S. Morisset, et al. Sea surface salinity observations from space with the smos satellite: A new means to
533 monitor the marine branch of the water cycle. *Surveys in Geophysics*, 35(3):681–722, 2014.
- 534 D. J. Salisbury, M. D. Anguelova, and I. M. Brooks. On the variability of whitecap fraction using satellite-
535 based observations. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 118(11):6201–6222, 2013.
- 536 R. Saunders, M. Matricardi, and P. Brunel. *A fast radiative transfer model for assimilation of satellite*
537 *radiance observations-RTTOV-5*. ECMWF Reading, UK, 1999.
- 538 R. Saunders, J. Hocking, E. Turner, P. Rayer, D. Rundle, P. Brunel, J. Vidot, P. Roquet, M. Matricardi,
539 and A. Geer. An update on the rttov fast radiative transfer model (currently at version 12). *Geoscientific*
540 *Model Development*, 11(7):2717–2737, 2018.
- 541 A. Stogryn. The emissivity of sea foam at microwave frequencies. *Journal of Geophysical Research*, 77(9):
542 1658–1666, 1972.
- 543 J. E. Stopa and K. F. Cheung. Intercomparison of wind and wave data from the ecmwf reanalysis interim
544 and the ncep climate forecast system reanalysis. *Ocean Modelling*, 75:65–83, 2014.
- 545 C. C. H. Tang. The Effect of Droplets in the Air-Sea Transition Zone on the Sea Brightness Temperature.
546 *J. Phys. Oceanogr.*, 4(4):579–593, oct 1974. ISSN 0022-3670.
- 547 T. Wilheit and A. Chang. An algorithm for retrieval of ocean surface and atmospheric parameters from the
548 observations of the scanning multichannel microwave radiometer. *Radio Science*, 15(3):525–544, 1980.
- 549 J. Wu. Oceanic Whitecaps and Sea State. *J. Phys. Oceanogr.*, 9(5):1064–1068, sep 1979.
- 550 X. Yin, J. Boutin, N. Martin, and P. Spurgeon. Optimization of L-Band Sea Surface Emissivity Models
551 Deduced From SMOS Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(5):1414–1426,
552 may 2012. ISSN 0196-2892.
- 553 X. Yin, J. Boutin, E. Dinnat, Q. Song, and A. Martin. Roughness and foam signature on smos-miras
554 brightness temperatures: A semi-theoretical approach. *Remote sensing of environment*, 180:221–233,
555 2016.
- 556 S. Yueh. Modeling of wind direction signals in polarimetric sea surface brightness temperatures. *IEEE*
557 *Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(6):1400–1418, 1997. ISSN 01962892.
- 558 L. Zhang, H. Shi, Z. Wang, H. Yu, X. Yin, and Q. Liao. Comparison of wind speeds from spaceborne
559 microwave radiometers with in situ observations and ecmwf data over the global ocean. *Remote Sensing*,
560 10(3):425, 2018.
- 561 Y. Zhou, R. H. Lang, E. P. Dinnat, and D. M. Le Vine. L-band model function of the dielectric constant of
562 seawater. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(12):6964–6974, 2017.

Annexe D

Glossaire

AMSR2 : Advanced Microwave Scanning Radiometer 2 (satellite)
CIMR : *Copernicus Imaging Microwave Radiometer* (satellite)
ECMWF : *European Centre for Medium-Range Weather Forecasts* (institut)
FASTEM : *Fast microwave Emissivity Model* (modèle)
FYI : Glace de première année
IMB : *Ice Mass Balance* (Bouées)
LOCEAN : Laboratoire d'océanographie et du climat
MEMLS : *Microwave Emission Model of Layered Snowpacks*
MODIS : *MODerate resolution Imaging Spectroradiometer* (satellite)
MYI : Glace pluri-annuelle
OIB : *Operation Ice Bridge* (campagne aérienne)
OSI-SAF : *Ocean and Sea Ice - Satellite Application Facilities*
OWS : Vitesse du vent océanique
RMSE : *Root Mean Square Error*
RSS : *Remote Sensing Systems* (institut)
RTM : Modèle de transfert radiatif
RRDP : *Round Robin Data Package* (jeu de données)
RTTOV : *Radiative transfer for TOVS* (modèle)
SIC : Concentration en glace de mer
SMAP : *Soil Moisture Active Passive* (satellite)
SMOS : *Soil Moisture and Ocean Salinity* (satellite)
StD : Déviation standard
SSS : Salinité de surface de la mer
SST : Température de surface de la mer
TB : Température de brillance
TCLW : Contenu intégré en eau liquide
TCWV : Contenu intégré en vapeur d'eau
 T_{eff} : Température effective

Table des figures

I.1	Figure provenant du rapport du GIEC 2013 illustrant l’anomalie de température de surface de la mer (en haut), l’anomalie de niveau de la mer (au milieu), l’anomalie de l’extension de la banquise en été (en bas) en fonction du temps.	2
I.2	Concentration en glace pour le minimum d’extension de la banquise arctique en 2015, avec les minimums d’extension tracés en couleurs pour 2012, 2007 et la moyenne sur la période 1981-2010. Figure provenant de l’Université de Brême https://seaice.uni-bremen.de/sea-ice-concentration/	3
I.3	Illustrations des différentes ondes électromagnétiques avec leurs fréquences et longueurs d’onde ainsi que l’absorption de celles-ci par l’atmosphère. Figure provenant de ©NASA Science website : http://science.nasa.gov/ems/01_intro	5
I.4	La Terre vue par l’imageur en fréquences visibles MODIS-TERRA le 1 ^{er} janvier 2019. Image provenant de ©NASA worldview https://worldview.earthdata.nasa.gov/	6
I.5	Les principales composantes de la température de brillance observées par un radiomètre micro-onde passif sur un satellite et exprimées par quatre termes dans l’équation de transfert radiatif : (1) le signal émis par la surface et transmis à travers l’atmosphère, (2) le rayonnement montant de l’atmosphère, (3) le rayonnement descendant de l’atmosphère réfléchi par la surface et retransmis à travers l’atmosphère et (4) le rayonnement extra-terrestre arrivant à la surface terrestre réfléchi par la surface et retransmis à travers l’atmosphère. Figure provenant de Swift and Cavalieri [1985] repris par Sandven et al. [2006].	7
I.6	Figure illustrant l’absorption par l’atmosphère dans le domaine micro-onde basse fréquence provenant de Ulaby et al. [2014]. Les coefficients d’absorption de la vapeur d’eau (en vert), de l’oxygène (en bleu) et du total des deux (en rouge) sont tracés en fonction de la fréquence.	8
I.7	Sensibilité aux paramètres géophysiques en fonction de la fréquence entre 1 et 40 GHz pour le cas d’une atmosphère standard. Les fréquences utilisées par la mission CIMR sont indiquées en haut.	10
I.8	Les six thématiques des services d’information du programme Copernicus.	11
I.9	Design préliminaire de la mission CIMR réalisé par ©Airbus dans le cadre du projet MICROWAT	12

TABLE DES FIGURES

II.1	TB de surface pour une mer plate (sans vent) au nadir en fonction de la SST pour différents modèles de constantes diélectriques à 1,4 (gauche), 6,9 (milieu) et 37 (droite) GHz.	18
II.2	TB pour une mer plate (sans vent) au nadir en fonction de la SSS pour différents modèles de constantes diélectriques à 1,4 (gauche), 6,9 (milieu) et 37 (droite) GHz.	19
II.3	Schéma expliquant le modèle d'optique géométrique de Prigent and Abba [1990]	20
II.4	Schéma expliquant le modèle deux échelles provenant de Dinnat [2003]	20
II.5	Comparaisons entre le modèle d'optique géométrique et le modèle deux échelles à différents angles d'incidence et pour plusieurs fréquences. La différence entre les températures de brillance de l'océan plat et de l'océan rugueux est donnée en fonction de la vitesse du vent. Les résultats ont été simulés à partir du modèle de LOCEAN. L'écume n'est pas considérée ici.	22
II.6	Comparaisons des TBs au nadir calculées pour différents spectre de vagues en utilisant le modèle de LOCEAN. SST = 10°C, SSS = 36 psu, et l'écume n'est pas considérée ici.	24
II.7	Comparaisons des modèles de fraction d'écume en fonction de la vitesse du vent.	26
II.8	Comparaisons des modèles d'émissivité de l'écume en fonction de la fréquence	27
II.9	Coefficient d'absorption de la vapeur d'eau et de l'oxygène en fonction de la fréquence. Figure provenant de Ulaby et al. [2014].	28
II.10	Jacobiens de la température de brillance de l'océan pour la SST (en haut), l'OWS (au milieu), et la SSS (en bas), en fonction de la fréquence pour un angle d'incidence de 55°. Les conditions océaniques sont : SST = 291 K, OWS = 6 m/s et SSS = 34 psu. L'atmosphère n'est pas prise en compte ici.	30
II.11	Corrélation entre les variables géophysiques.	32
II.12	Erreurs systématiques entre les observations SMAP/AMSR2 et les simulations des RTMs, calculées comme la valeur moyenne des différences $TB_{observée} - TB_{simulée}$. Les erreurs systématiques sont représentées par les lignes continues et leurs écarts types par les lignes tiretés.	34
II.13	Différence entre les TBs de surface observées par SMAP et les TBs de surface simulées avec les RTMs (corrigées des erreurs systématiques) à 1,4 GHz en fonction de l'OWS (à gauche), de la SST (au milieu) et de la SSS (à droite). Pour les comparaisons en fonction de la SST et de la SSS, seules les observations avec des OWSs < 7 m/s sont prises en compte. Les distributions du nombre d'observations en fonction des paramètres océaniques (OWS,SST,SSS) sont représentées en barres grises avec la légende sur l'axe des ordonnées de droite.	35

TABLE DES FIGURES

II.14	Différence entre les TBs TOA observées par AMSR2 et les TBs TOA simulées par les RTMs (corrigées des erreurs systématiques) à 6,9 GHz en fonction de l’OWS (à gauche), de la SST (au milieu) et de la SSS (à droite). Pour les comparaisons en fonction de la SST et de la SSS, seules les observations avec des OWSs < 7 m/s sont prises en compte. Les distributions du nombre d’observations en fonction des paramètres océaniques (OWS, SST, SSS) sont représentées en barres grises avec la légende sur l’axe des ordonnées de droite.	36
II.15	Pareil que la Figure II.14 à 10,65 GHz.	36
II.16	Pareil que la Figure II.14 à 18,7 GHz.	37
II.17	Pareil que la Figure II.14 à 36,5 GHz.	37
II.18	Pareil que la Figure II.14 à 89 GHz.	38
II.19	TBs à 1.4 GHz et à 40° d’angle d’incidence en fonction de l’OWS, pour différentes combinaisons de spectre de vagues, couverture d’écume et émissivité d’écume. DV2 réfère au spectre de vagues de Durden and Vesecky [1985] (DV) avec un coefficient d’amplitude multiplié par 2, et t est l’épaisseur de la couche d’écume dans le modèle de Anguelova and Gaiser [2013].	40
II.20	Pareil que la Figure II.19 à 6.9 GHz et 55° d’angle d’incidence.	41
II.21	Les jacobiens de SST pour les canaux CIMR à un angle d’incidence de 55° pour différentes SSTs (en couleur), et pour différents TCWVs et TCLWs (gauche et droite). Les polarisations verticales et horizontales sont respectivement tracées en lignes continues et lignes tiretées. L’OWS est à 6 m/s et la SSS est à 36 psu.	43
II.22	Les jacobiens d’OWS pour les canaux CIMR à un angle d’incidence de 55° pour différentes OWSs (en couleur), et pour différents TCWVs et TCLWs (gauche et droite). Les polarisations verticales et horizontales sont respectivement tracées en lignes continues et lignes tiretées. La SST est à 285 K et la SSS est à 36 psu.	43
II.23	Les jacobiens de SSS pour les canaux CIMR à un angle d’incidence de 55° pour différentes SSSs (en couleur) et SSTs (gauche et droite). Les polarisations verticales et horizontales sont respectivement tracées en lignes continues et lignes tiretées. L’OWS est à 6 m/s et les TCWVs et TCLWs sont à 0 kg.m ⁻²	44
II.24	Les jacobiens du TCWV (gauche) et du TCLW (droite) pour les canaux CIMR à un angle d’incidence de 55° pour différents TCWVs et TCLWs (en couleur). Les polarisations verticales et horizontales sont respectivement tracées en lignes continues et lignes tiretées. La SST est à 285 K, l’OWS est à 6 m/s et la SSS est à 36 psu.	44
II.25	Erreurs d’inversion théoriques de la SST estimées avec les caractéristiques de CIMR (en ligne continues) et de AMSR2 (en lignes pointillées) pour différentes OWSs (à gauche), TCWVs (au milieu) et TCLWs (à droite).	46
II.26	Erreurs d’inversion théoriques de l’OWS estimées avec les caractéristiques de CIMR (en ligne continues) et de AMSR2 (en lignes pointillées) pour différentes SSTs (à gauche) et TCWVs (à droite).	46

TABLE DES FIGURES

II.27	Erreurs d'inversion théoriques de la SSS estimées avec les caractéristiques de CIMR (en ligne continues) et de SMAP (en lignes pointillées) pour différentes SSTs (à gauche) et OWSs (à droite).	47
II.28	Les champs de SST et SSS (1 ^{ière} colonne) à 2 km de résolution le 15 juin 2008, et les erreurs théoriques d'inversion de la SST (en haut) et de la SSS (en bas) avec les caractéristiques de la mission CIMR (2 ^{ième} colonne) et des missions AMSR2 ou SMAP (3 ^{ième} colonne). Un transect proche de Spitzberg est indiqué en rouge dans la case en haut à gauche, il sera utilisé pour l'analyse des effets côtiers.	49
II.29	Erreurs d'inversion théoriques de la SST pour CIMR et AMSR2 le long du transect proche de Spitzberg (en haut) avec les caractéristiques de surface correspondantes (en bas). Le transect est indiqué dans la case en haut à gauche de la Figure II.28.	50
II.30	Erreurs théoriques d'inversion de la SST sur une journée (15 juin 2008) à l'échelle globale, estimées avec les caractéristiques de CIMR (en haut) et de AMSR2 (en bas).	51
II.31	Histogramme de l'erreur théorique d'inversion de la SST sur une journée (15 juin 2008) pour les missions CIMR et AMSR2.	52
III.1	Positions des zones avec 0% de SIC (SIC0, en bleu) et 100% de SIC (SIC1, en rouge) dans le jeu de données contenant les observations AMSR2. Les données SIC0 situées aux basses latitudes sont filtrées. Après filtrage, les jeux de données SIC0 et SIC1 totalisent respectivement 26289 et 2008 observations.	61
III.2	Valeurs des points de rattachement (gauche) pour la glace (en haut) et l'océan (en bas) et leurs déviations standards respectives (StD) (droite). Les points de rattachement ont été calculés à l'aide du RRDP pour différentes conditions (saison, hémisphère). La polarisation verticale est représentée en ligne solide et la polarisation horizontale en ligne pointillée.	63
III.3	TB de l'océan (ligne bleue), de la glace pluriannuelle (MYI, ligne rouge) et de la glace de première année (FYI, ligne jaune) pour la polarisation verticale (ligne solide) et horizontale (ligne pointillée) en fonction de la fréquence avec leurs barres d'erreur respectives.	64
III.4	Dérivées des TBs AMSR2 par rapport à la concentration des glaces de mer (SIC) pour différentes saisons, emplacements et types de glace, en fonction de la fréquence. La polarisation verticale est en ligne continue et la polarisation horizontale est en ligne pointillée.	64
III.5	Comparaison de l'erreur théorique d'inversion de la SIC pour différentes combinaisons de canaux, en fonction de la SIC.	65
III.6	Comparaison des erreurs théoriques d'inversion de la SIC pour différents points de rattachement (et leurs covariances) calculées en changeant l'instrument, la saison et / ou l'emplacement. En lignes pleines, la combinaison des canaux 6 et 10 GHz et en lignes pointillées, la combinaison des canaux 18 et 36 GHz.	66

TABLE DES FIGURES

III.7	Résultat de la restitution de la SIC appliquée aux données du RRD AMSR2 SIC1 en utilisant la totalité de la base de données (à gauche), les données pour l’hiver uniquement (au milieu) et les données pour l’été uniquement (à droite). Les résultats sont affichés pour différents points de rattachement calculés en changeant l’instrument ou la saison (dans diffé- rentes couleurs). Deux combinaisons de canaux sont testées, les canaux 6 et 10 GHz (en haut) et les canaux 18 et 36 GHz (en bas).	68
III.8	Illustration de la combinaison d’une estimation de la SIC à haute réso- lution avec une estimation de la SIC à faible résolution dans le cas de la configuration de l’instrument CIMR (en haut). Résultats utilisant la méthode de fusion de données pour une scène test théorique (en bas). . .	70
III.9	Les informations MODIS sur les glaces de mer pour la scène sélectionnée du 20/04/2018. A gauche : données MODIS originales sur les glaces de mer à une résolution spatiale de 1 km. A droite : SIC dérivée de MODIS, calculée à partir de la moyenne spatiale sur l’empreinte au sol AMSR2 à 36 GHz.	72
III.10	Les TBs AMSR2 pour la scène sélectionnée du 20/04/2018. A gauche : le canal 6 GHz en polarisation verticale. A droite : le canal à 36 GHz en polarisation verticale.	73
III.11	Les résultats OSI-SAF pour la scène sélectionnée du 20/04/2018. A gauche : l’estimation SIC. A droite : l’incertitude totale combinant l’incertitude de l’algorithme et l’incertitude liée aux différences de résolutions spatiales .	74
III.12	Résultats de l’estimation de la SIC pour la scène du 20/04/2018. A gauche, les SIC estimées avec la combinaison 6 et 10 GHz à la résolu- tion spatiale du 6 GHz, et à droite l’erreur d’inversion StD correspondante.	75
III.13	Résultats de l’estimation de la SIC pour la scène du 20/04/2018. A gauche, les SIC estimées avec la combinaison 18 et 36 GHz à la résolu- tion spatiale du 18 GHz, et à droite l’erreur d’inversion StD correspondante.	76
III.14	Histogrammes de la SIC estimée, pour MODIS à 36 GHz de résolution en rouge, pour AMSR2 pour la combinaison 18 et 36 GHz (avec les cova- riances complètes en vert), pour AMSR2 pour la combinaison des canaux 6, 10, 18 et 36 GHz (sans la covariance complète, en noir) et pour une version simplifiée de l’algorithme OSI-SAF AMSR2 en magenta. Gauche : pour la scène du 28/03/2017. A droite : pour la scène du 20/04/2018. Les pixels qui sont contaminés par les nuages à plus de 50% sont exclus, comme précédemment pour les données MODIS.	77
III.15	Résultats de l’estimation de la SIC pour la combinaison 6+10+18+36GHz en utilisant la méthode de fusion de données, pour la scène du 20/04/2018 à gauche et l’erreur d’inversion correspondante à droite.	78
III.16	Distribution des SIC pour la scène du 4 avril 2018. Les estimations pré- sentées sont : les estimations MODIS à la résolution du 18 GHz, notre estimation AMSR2 à 6+10GHz, notre estimation AMSR2 à 18+36GHz et notre estimation AMSR2 fusionnée 6+10+18+36GHz.	79

TABLE DES FIGURES

III.17	Transects sur la scène du 4 avril 2018, pour les différentes estimations de la SIC. A gauche, le transect à 62°O et à droite le transect à 59°O. Les estimations présentées sont : les estimations MODIS à la résolution du 18 GHz, les produits opérationnels OSI-SAF, notre estimation AMSR2 à 6+10GHz, notre estimation AMSR2 à 18+36GHz et notre estimation AMSR2 fusionnée 6+10+18+36GHz.	80
III.18	Au-dessus du pôle Nord, le 30 août 2018 (Été). A gauche : notre méthode utilisant tous les canaux de 6 à 36 GHz avec la méthode de fusion (sans aucun filtre ou ajustement). A droite : les résultats finaux de l'OSI-SAF.	81
III.19	Au-dessus du pôle Sud, le 30 août 2018 (Hiver). A gauche : notre méthode utilisant tous les canaux de 6 à 36 GHz avec la méthode de fusion (sans aucun filtre ou ajustement). A droite : les résultats finaux de l'OSI-SAF.	82
III.20	Positions des bouées IMB et traces des vols des campagnes aériennes OIB sur la glace de mer Arctique. Les carrés indiquent la position des bouées IMB au 1er décembre et les cercles indiquent les points de départ des campagnes OIB.	85
III.21	Séries temporelles de la comparaison entre l'épaisseur de neige des observations IMB et notre régression multilinéaire (Equation (III.4)). Le début des mesures avec une nouvelle bouée IMB est indiqué sur l'axe des abscisses.	88
III.22	Séries temporelles de la comparaison entre les épaisseurs de neige des observations OIB et notre régression multilinéaire (Equation (III.4)) (axe des ordonnées à gauche). Le début des mesures avec une nouvelle campagne OIB est indiqué sur l'axe des abscisses. Pour chaque mesure, le type de glace est indiqué en pointillés gris (axe des ordonnées à droite). . .	88
III.23	Profil de température moyenné (de décembre à février) mesuré par la bouée IMB 2012G, avec les niveaux d'interface air-neige et neige-glace détectés avec notre méthode automatique.	89
III.24	Coefficient de corrélation entre la $T_{neige-glace}$ des bouées IMB et les TBs AMSR2, en fonction de la fréquence.	90
III.25	La $T_{neige-glace}$ centrée exprimée en fonction des TBs centrées à 10V (gauche) et 6V (droite). Les données des bouées IMB sont de différentes couleurs selon la bouée et la régression linéaire est la ligne noire pleine. . .	91
III.26	$T_{neige-glace}$ corrigée de la dépendance de la TB 10V (gauche) et de la TB 6V (droite) en fonction de l'épaisseur de neige. Les données des bouées IMB sont représentées par différentes couleurs, la régression utilisant l'épaisseur de neige est la ligne rouge tiretée, la régression utilisant l'inverse de l'épaisseur de neige est la ligne rouge pointillée et la régression utilisant le logarithme de l'épaisseur de neige est la ligne noire pleine. . .	92
III.27	Séries temporelles des comparaisons entre les observations de $T_{neige-glace}$ des bouées IMB (ligne noire) et les régressions de $T_{neige-glace}$ avec les TBs à 10V (ligne bleue) et à 6V (ligne rouge). L'épaisseur de neige utilisée dans les Equations (III.5) et (III.6) est l'épaisseur de neige observée par les bouées IMB. Le début des mesures avec une nouvelle bouée IMB est indiqué sur l'axe des abscisses.	93
III.28	Identique à la Figure III.27, en utilisant l'épaisseur de neige restituée (Equation (III.4)) à la place de l'épaisseur de neige in situ.	93

TABLE DES FIGURES

III.29	Comparaisons entre la $T_{neige-glace}$ MEMLS des données simulées MEMLS en points bleus, la $T_{neige-glace}$ estimée (Equations (III.5) et (III.6)) en ligne noire tiretée et la $T_{neige-glace}$ débiaisée par rapport aux simulations MEMLS en ligne noire pleine, pour la régression utilisant la TB 10V à gauche et la TB 6V à droite.	94
III.30	Régression de la T_{eff} en fonction de la $T_{neige-glace}$ à 50 GHz en polarisation verticale. Les données des simulations MEMLS sont en points bleus et la régression linéaire est la ligne noire pleine.	96
III.31	Cartes de l'épaisseur de neige (première ligne) et de la $T_{neige-glace}$ (deuxième ligne) estimées à partir de nos régressions multilinéaires à l'aide des TBs AMSR2, avec les produits de concentration en glace pluriannuelle (MYI) (troisième ligne) de l'Université de Brème le 5 novembre 2015 (à gauche), 5 janvier 2016 (au centre) et 5 avril 2016 (à droite)	97
IV.1	Les champs de SST, SSS et SIC (1 ^{ière} colonne) à 2 km de résolution le 15 juin 2008, et les erreurs théoriques d'inversion de la SST (en haut), de la SSS (au milieu) et de la SIC (en bas) avec les caractéristiques de la mission CIMR (2 ^{ième} colonne) et des missions AMSR2 ou SMAP (3 ^{ième} colonne).	104
IV.2	Les missions satellites micro-ondes passives utilisables pour l'estimation de la SIC pour la période allant de 1980 à 2030, avec la mission CIMR permettant la continuation des mesures en Europe. Figure provenant de https://cimr.eu/node/30 (Crédit : T. Lavergne).	106
IV.3	L'atténuation au zénith pour une atmosphère d'hiver aux latitudes moyennes, exprimée en dB dans le domaine micro-onde. La ligne pleine épaisse donne l'atténuation totale par l'atmosphère, tandis que les autres lignes indiquent la contribution de chaque gaz. Les futures missions satellites européennes en micro-ondes passives y ont été indiquées. Figure provenant de Kunzi et al. [2011] modifiée en ajoutant les futures missions satellites européennes.	107

TABLE DES FIGURES

Liste des tableaux

I.1	Historique des missions micro-ondes passives basses fréquences utilisées pour l'observation des paramètres de surface de l'océan ou de la banquise.	9
II.1	Présentation des modèles de constantes diélectriques pour l'océan et leur domaine de validité.	17
II.2	Coefficients b et c de la loi de puissance (Equation (II.2)) pour différents modèles de couverture d'écume.	25
II.3	Résumé des modèles de transfert radiatif océaniques comparés.	31
II.4	Les caractéristiques de CIMR avec une antenne de 7 m de diamètre, par rapport aux caractéristiques des instruments actuels possédant des antennes à ouverture réelle.	42
III.1	Résolutions spatiales des radiomètres micro-ondes passifs	57
III.2	Distribution des données avec 100% de SIC de l'ensemble de données contenant les observations AMSR2 en fonction des saisons et des hémisphères.	61
III.3	Résultats de la restitution de la SIC illustrés en Figure III.7, en termes de moyenne (%) et de StD (%) pour la combinaison des canaux 6 et 10 GHz, et 18 et 36 GHz.	67
III.4	Liste des bouées IMB utilisées dans cette étude, avec l'épaisseur moyenne de neige (colonne 4) et l'épaisseur moyenne de glace (colonne 5) calculées sur la durée des mesures (colonne 2).	84
III.5	Régressions de la T_{eff} pour différentes fréquences en polarisation verticale en fonction de la $T_{neige-glace}$ (voir Equation (III.7)) en utilisant le jeu de données simulées MEMLS.	95
IV.1	Performances de la mission CIMR pour l'estimation des principaux paramètres de surface de l'océan et la banquise. Résultats publiés dans Kilic et al. [2018].	105

LISTE DES TABLEAUX

Bibliographie

- F. Aires, C. Prigent, F. Bernardo, C. Jiménez, R. Saunders, and P. Brunel. A Tool to Estimate Land-Surface Emissivities at Microwave frequencies (TELSEM) for use in numerical weather prediction. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 137(656) :690–699, apr 2011. ISSN 00359009. [48](#)
- M. F. Albert, M. D. Anguelova, A. M. Manders, M. Schaap, and G. De Leeuw. Parameterization of oceanic whitecap fraction based on satellite observations. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2016. [25](#), [39](#), [40](#)
- S. O. Alswiss, Z. Jelenak, P. S. Chang, J. D. Park, and P. Meyers. Inter-calibration results of the advanced microwave scanning radiometer-2 over ocean. *IEEE Journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, 8(9) :4230–4238, 2015. [33](#)
- M. D. Anguelova and P. W. Gaiser. Microwave emissivity of sea foam layers with vertically inhomogeneous dielectric properties. *Remote Sens. Environ.*, 139 :81–96, 2013. ISSN 00344257. [25](#), [26](#), [27](#), [29](#), [40](#), [169](#)
- M. D. Anguelova and F. Webster. Whitecap coverage from satellite measurements : A first step toward modeling the variability of oceanic whitecaps. *J. Geophys. Res.*, 111 (C3) :C03017, 2006. ISSN 0148-0227. [25](#), [39](#)
- R. Atlas, R. N. Hoffman, J. Ardizzone, S. M. Leidner, J. C. Jusem, D. K. Smith, and D. Gombos. A cross-calibrated, multiplatform ocean surface wind velocity product for meteorological and oceanographic applications. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 92(2) :157–174, 2011. [4](#)
- F. Baordo and A. Geer. Microwave surface emissivity over sea-ice. Technical Report NWPSAF EC VS 026, EUMETSAF NWP SAF, 2015. [62](#), [87](#)
- M. J. Bell, R. M. Forbes, and A. Hines. Assessment of the FOAM global data assimilation system for real-time operational ocean forecasting. *Journal of Marine Systems*, 25(1) : 1–22, apr 2000. ISSN 0924-7963. [2](#)
- N. Bormann, A. Geer, and S. English. *Evaluation of the microwave ocean surface emissivity model FASTEM-5 in the IFS*. European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, 2012. [35](#)

BIBLIOGRAPHIE

- J. Boutin, Y. Chao, W. E. Asher, T. Delcroix, R. Drucker, K. Drushka, N. Kolodziejczyk, T. Lee, N. Reul, G. Reverdin, J. Schanze, A. Soloviev, L. Yu, J. Anderson, L. Brucker, E. Dinnat, A. Santos-Garcia, W. L. Jones, C. Maes, T. Meissner, W. Tang, N. Vinogradova, and B. Ward. Satellite and In Situ Salinity : Understanding Near-Surface Stratification and Subfootprint Variability. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 97(8) :1391–1407, aug 2016. ISSN 0003-0007. [3](#), [8](#), [29](#)
- A. Bringer, B. Chapron, A. Mouche, and C. A. Guérin. Revisiting the short-wave spectrum of the sea surface in the light of the weighted curvature approximation. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 52(1) :679–689, jan 2014. ISSN 01962892. [22](#), [23](#)
- D. J. Cavalieri, P. Gloersen, and W. J. Campbell. Determination of sea ice parameters with the nimbus 7 smmr. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 89(D4) : 5355–5369, 1984. [58](#)
- D. B. Chelton and F. J. Wentz. Global microwave satellite observations of sea surface temperature for numerical weather prediction and climate research. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 86(8) :1097–1115, 2005. [4](#)
- T. M. Chin, J. Vazquez-Cuervo, and E. M. Armstrong. A multi-scale high-resolution analysis of global sea surface temperature. *Remote Sensing of Environment*, 200 :154 – 169, 2017. ISSN 0034-4257. [9](#)
- J. Cohen, J. A. Screen, J. C. Furtado, M. Barlow, D. Whittleston, D. Coumou, J. Francis, K. Dethloff, D. Entekhabi, J. Overland, et al. Recent arctic amplification and extreme mid-latitude weather. *Nature geoscience*, 7(9) :627, 2014. [55](#)
- J. Comiso. Sea ice effective microwave emissivities from satellite passive microwave and infrared observations. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 88(C12) :7686–7704, 1983. [82](#), [92](#), [99](#)
- J. Comiso, D. Cavalieri, and T. Markus. Sea ice concentration, ice temperature, and snow depth using AMSR-E data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 41(2) :243–252, feb 2003. [82](#)
- J. C. Comiso. Characteristics of arctic winter sea ice from satellite multispectral microwave observations. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 91(C1) :975–994, 1986. [58](#), [74](#)
- J. C. Comiso, D. J. Cavalieri, C. L. Parkinson, and P. Gloersen. Passive microwave algorithms for sea ice concentration : A comparison of two techniques. *Remote sensing of Environment*, 60(3) :357–384, 1997. [74](#)
- C. Cox and W. Munk. Measurement of the Roughness of the Sea Surface from Photographs of the Sun’s Glitter. *J. Opt. Soc. Am.*, 44(11) :838–850, 1954. ISSN 00303941. [21](#), [22](#), [23](#)
- P. Debye. *Polar molecules*,. The Chemical Catalog Company Inc., New York, 1929. [17](#)

BIBLIOGRAPHIE

- E. Dinnat. *De la détermination de la salinité de surface des océans à partir de mesures radiométriques hyperfréquences en bande L*. PhD thesis, Université Pierre et Marie Curie-Paris VI, 2003. 20, 168
- E. P. Dinnat, J. Boutin, G. Caudal, and J. Etcheto. Issues concerning the sea emissivity modeling at L band for retrieving surface salinity. *Radio Science*, 38(4), aug 2003. ISSN 00486604. 15, 29
- C. J. Donlon. Copernicus imaging microwave radiometer (cimr) mission requirements document, version 1.5. Technical report, European Space Agency, Noordwijk, the Netherlands, 05 2018. 12
- C. J. Donlon, M. Martin, J. Stark, J. Roberts-Jones, E. Fiedler, and W. Wimmer. The operational sea surface temperature and sea ice analysis (ostia) system. *Remote Sensing of Environment*, 116 :140–158, 2012. 9
- N. R. Draper and H. Smith. *Applied regression analysis*, volume 326. John Wiley & Sons, 1998. 86
- G. Duchossois, P. Strobl, V. Toumazou, S. Antunes, A. Bartsch, T. Diehl, F. Dinessen, P. Eriksson, G. Garric, K. Holmlund, M.-N. Houssais, M. Jindrova, M. Kern, J. Muñoz-Sabater, T. Nagler, O. Nordbeck, and E. de Witte. User requirements for a copernicus polar mission - phase 2 report. Technical Report 11068, European Commission Joint Research Centre, EUR (29144), 2018a. 11
- G. Duchossois, P. Strobl, V. Toumazou, S. Antunes, A. Bartsch, T. Diehl, F. Dinessen, P. Eriksson, G. Garric, M.-N. Houssais, M. Jindrova, J. Muñoz-Sabater, T. Nagler, and O. Nordbeck. User requirements for a copernicus polar mission - phase 1 report. Technical Report 11067, European Commission Joint Research Centre, EUR (29144), 2018b. 11
- S. L. Durden and J. F. Vesecky. A Physical Radar Cross-Section Model for a Wind-Driven Sea with Swell. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 10(4) :445–451, 1985. ISSN 15581691. 22, 23, 29, 40, 169
- T. Elfouhaily, B. Chapron, K. Katsaros, and D. Vandemark. A Unified Directional Spectrum for Long and Short Wind-Driven Waves. *J. Geophys. Res.*, 102(C7) :15781–15796, jul 1997. ISSN 0148-0227. 22, 23
- W. Ellison, A. Balana, G. Delbos, K. Lamkaouchi, L. Eymard, C. Guillou, and C. Prigent. New permittivity measurements of seawater. *Radio science*, 33(3) :639–648, 1998. 17
- W. J. Ellison, S. J. English, K. Lamkaouchi, A. Balana, E. Obligis, G. Deblonde, T. J. Hewison, P. Bauer, G. Kelly, and L. Eymard. A comparison of ocean emissivity models using the Advanced Microwave Sounding Unit, the Special Sensor Microwave Imager, the TRMM Microwave Imager, and airborne radiometer observations. *J. Geophys. Res. Atmos.*, 108(D21) :4663–4677, nov 2003. ISSN 01480227. 17, 18
- S. J. English. The Importance of Accurate Skin Temperature in Assimilating Radiances From Satellite Sounding Instruments. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 46(2) :403–408, feb 2008. ISSN 0196-2892. 56

BIBLIOGRAPHIE

- T. Fichet and M. A. M. Maqueda. Modelling the influence of snow accumulation and snow-ice formation on the seasonal cycle of the antarctic sea-ice cover. *Climate Dynamics*, 15(4) :251–268, 1999. 56
- A. G. Fore, S. H. Yueh, W. Tang, B. W. Stiles, and A. K. Hayashi. Combined active / passive retrievals of ocean vector wind and sea surface salinity with smap. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(12) :7396–7404, Dec 2016. 8
- J. A. Francis and S. J. Vavrus. Evidence linking arctic amplification to extreme weather in mid-latitudes. *Geophysical Research Letters*, 39(6), 2012. 55
- C. Gabarro, A. Turiel, P. Elosegui, J. A. Pla-Resina, and M. Portabella. New methodology to estimate arctic sea ice concentration from smos combining brightness temperature differences in a maximum-likelihood estimator. *The Cryosphere*, 11(4) :1987, 2017. 10
- C. Gentemann, T. Meissner, and F. Wentz. Accuracy of Satellite Sea Surface Temperatures at 7 and 11 GHz. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(3) : 1009–1018, mar 2010. ISSN 0196-2892. 8
- P. Gloersen, W. Campbell, D. Cavalieri, J. Comiso, C. Parkinson, and H. Zwally. Arctic and Antarctic sea ice. *NASA-SP-511*, 1992. 48
- L. Goddijn-Murphy, D. K. Woolf, and A. H. Callaghan. Parameterizations and algorithms for oceanic whitecap coverage. *Journal of Physical Oceanography*, 41(4) :742–756, 2011. 25
- I. Grönfeldt. Snow and sea ice temperature profiles from satellite data and ice mass balance buoys. Technical report, Lund University, 2015. 83
- A. Hall. The role of surface albedo feedback in climate. *Journal of Climate*, 17(7) : 1550–1568, 2004. 56
- D. K. Hall, S. V. Nghiem, I. G. Rigor, and J. A. Miller. Uncertainties of temperature measurements on snow-covered land and sea ice from in situ and modis data during bromex. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 54(5) :966–978, 2015. 71
- A. M. Hanson. The snow cover of sea ice during the arctic ice dynamics joint experiment, 1975 to 1976. *Arctic and Alpine Research*, 12(2) :215–226, 1980. doi : 10.1080/00040851.1980.12004180. 95
- R. Harlow. Millimeter Microwave Emissivities and Effective Temperatures of Snow-Covered Surfaces : Evidence for Lambertian Surface Scattering. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 47(7) :1957–1970, jul 2009. ISSN 0196-2892. 56
- R. C. Harlow. Sea Ice Emissivities and Effective Temperatures at MHS Frequencies : An Analysis of Airborne Microwave Data Measured During Two Arctic Campaigns. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 49(4) :1223–1237, apr 2011. 56
- W. Ho and W. F. Hall. Measurements of the dielectric properties of seawater and NaCl solutions at 2.65 GHz. *J. Geophys. Res.*, 78(27) :6301–6315, sep 1973. ISSN 0148-0227. 17

BIBLIOGRAPHIE

- W. W. Ho, A. W. Love, and M. J. Van Melle. Measurements of the Dielectric Properties of Sea Water at 1.43 Ghz. Technical Report December, National Aeronautics and Space Administration, Washington, D.C, 1974. [17](#)
- O. Hoegh-Guldberg, R. Cai, E. S. Poloczanska, P. G. Brewer, S. Sundby, K. Hilmi, V. J. Fabry, S. Jung, W. Skirving, D. A. Stone, et al. *The ocean*. Cambridge University Press, 2014. [1](#)
- B. Holt, M. P. Johnson, D. Perkovic-Martin, and B. Panzer. Snow depth on arctic sea ice derived from radar : In situ comparisons and time series analysis. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 120(6) :4260–4287, 2015. [84](#)
- K. Imaoka, M. Kachi, M. Kasahara, N. Ito, K. Nakagawa, and T. Oki. Instrument performance and calibration of amsr-e and amsr2. *International archives of the photogrammetry, remote sensing and spatial information science*, 38(8) :13–18, 2010. [10](#)
- N. Ivanova, L. T. Pedersen, R. T. Tonboe, S. Kern, G. Heygster, T. Lavergne, A. Sorensen, R. Saldo, G. Dybkjaer, L. Brucker, and M. Shokr. Inter-comparison and evaluation of sea ice algorithms : Towards further identification of challenges and optimal approach using passive microwave observations. *Cryosphere*, 9(5), 2015. ISSN 19940424. [9](#), [10](#), [58](#), [65](#)
- H.-Y. Kao, G. S. E. Lagerloef, T. Lee, O. Melnichenko, T. Meissner, and P. Hacker. Assessment of aquarius sea surface salinity. *Remote Sensing*, 10(9), 2018. ISSN 2072-4292. [8](#)
- M. Kazumori, Q. Liu, R. Treadon, and J. C. Derber. Impact Study of AMSR-E Radiances in the NCEP Global Data Assimilation System. *Mon. Weather Rev.*, 136(2) :541–559, feb 2008. [26](#), [27](#)
- S. Kern and B. Ozsoy-Çiçek. Satellite remote sensing of snow depth on antarctic sea ice : An inter-comparison of two empirical approaches. *Remote Sensing*, 8(6) :450, 2016. [83](#)
- S. Kern, K. Khvorostovsky, H. Skourup, E. Rinne, Z. Parsakhoo, V. Djepa, P. Wadhams, and S. Sandven. The impact of snow depth, snow density and ice density on sea ice thickness retrieval from satellite radar altimetry : results from the esa-cci sea ice ecv project round robin exercise. *Cryosphere*, 9 :37–52, 2015. [4](#)
- L. Kilic, C. Prigent, F. Aires, J. Boutin, G. Heygster, R. T. Tonboe, H. Roquet, C. Jimenez, and C. Donlon. Expected performances of the copernicus imaging microwave radiometer (cimr) for an all-weather and high spatial resolution estimation of ocean and sea ice parameters. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 123(10) :7564–7580, 2018. [15](#), [59](#), [102](#), [105](#), [175](#)
- L. Kilic, R. T. Tonboe, C. Prigent, and G. Heygster. Estimating the snow depth, the snow–ice interface temperature, and the effective temperature of arctic sea ice using advanced microwave scanning radiometer 2 and ice mass balance buoy data. *The Cryosphere*, 13(4) :1283–1296, 2019. [103](#)

BIBLIOGRAPHIE

- L. Klein and C. Swift. An improved model for the dielectric constant of sea water at microwave frequencies. *Oceanic Engineering, IEEE Journal of*, 2(1) :104–111, 1977. ISSN 0364-9059. [17](#), [29](#), [39](#)
- V. N. Kudryavtsev, V. K. Makin, and B. Chapron. Coupled sea surface-atmosphere model : 2. Spectrum of short wind waves. *J. Geophys. Res. Ocean.*, 104(C4) :7625–7639, apr 1999. ISSN 01480227. [22](#), [23](#)
- K. Kunzi, P. Bauer, R. Eresmaa, P. Eriksson, S. B. Healy, A. Mugnai, N. Livesey, C. Prigent, E. A. Smith, and G. Stephens. Microwave absorption, emission and scattering : trace gases and meteorological parameters. In *The Remote Sensing of Tropospheric Composition from Space*, pages 153–230. Springer, 2011. [107](#), [173](#)
- N. T. Kurtz, S. L. Farrell, M. Studinger, N. Galin, J. P. Harbeck, R. Lindsay, V. D. Onana, B. Panzer, and J. G. Sonntag. Sea ice thickness, freeboard, and snow depth products from operation icebridge airborne data. *The Cryosphere*, 7(4) :1035–1056, 2013. doi : 10.5194/tc-7-1035-2013. [4](#), [84](#)
- R. Kwok and T. Maksym. Snow depth of the w eddell and b ellingshausen sea ice covers from i ce b ridge surveys in 2010 and 2011 : An examination. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 119(7) :4141–4167, 2014. [84](#)
- R. Kwok, N. T. Kurtz, L. Brucker, A. Ivanoff, T. Newman, S. L. Farrell, J. King, S. Howell, M. A. Webster, J. Paden, C. Leuschen, J. A. MacGregor, J. Richter-Menge, J. Harbeck, and M. Tschudi. Intercomparison of snow depth retrievals over arctic sea ice from radar data acquired by operation icebridge. *The Cryosphere*, 11(6) :2571–2593, 2017. doi : 10.5194/tc-11-2571-2017. [84](#)
- G. Lagerloef, F. R. Colomb, D. Le Vine, F. Wentz, S. Yueh, C. Ruf, J. Lilly, J. Gunn, Y. Chao, A. deCharon, G. Feldman, and C. Swift. The aquarius/sac-d mission : Designed to meet the salinity remote-sensing challenge. *Oceanography*, 21, March 2008. [8](#)
- R. Lang, Y. Zhou, C. Utku, and D. Le Vine. Accurate measurements of the dielectric constant of seawater at l band. *Radio Science*, 51(1) :2–24, 2016. [39](#)
- T. Lavergne, A. M. Sørensen, S. Kern, R. Tonboe, D. Notz, S. Aaboe, L. Bell, G. Dybkjær, S. Eastwood, C. Gabarro, et al. Version 2 of the eumetsat osi saf and esa cci sea-ice concentration climate data records. *The Cryosphere*, 13(1) :49–78, 2019. [58](#), [74](#)
- H. Lawrence, N. Bormann, A. Geer, and S. English. Uncertainties in the dielectric constant model for seawater in fastem and implications for the cal/val of new microwave instruments. In *ITSC 21 Conference Proceedings*, 2017. [39](#)
- D. M. Le Vine, E. P. Dinnat, T. Meissner, S. H. Yueh, F. J. Wentz, S. E. Torrusio, and G. Lagerloef. Status of aquarius/sac-d and aquarius salinity retrievals. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(12) :5401–5415, Dec 2015. ISSN 1939-1404. [8](#)

BIBLIOGRAPHIE

- O. Lecomte, T. Fichet, M. Vancoppenolle, and M. Nicolaus. A new snow thermodynamic scheme for large-scale sea-ice models. *Annals of Glaciology*, 52(57) :337–346, 2011. doi : 10.3189/172756411795931453. 56
- R. Lindsay and A. Schweiger. Arctic sea ice thickness loss determined using subsurface, aircraft, and satellite observations. *The Cryosphere*, 9(1) :269–283, 2015. 1
- Q. Liu, F. Weng, and S. J. English. An improved fast microwave water emissivity model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(4) :1238–1250, 2011. ISSN 01962892. 15, 17, 18, 26, 27, 29, 39
- N. Maaß, L. Kaleschke, X. Tian-Kunze, and M. Drusch. Snow thickness retrieval over thick arctic sea ice using smos satellite data. *The Cryosphere*, 7(6) :1971–1989, 2013. doi : 10.5194/tc-7-1971-2013. 91
- T. Maeda, Y. Taniguchi, and K. Imaoka. Gcom-w1 amsr2 level 1r product : Dataset of brightness temperature modified using the antenna pattern matching technique. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(2) :770–782, 2016. 72
- T. Markus and D. J. Cavalieri. Snow depth distribution over sea ice in the southern ocean from satellite passive microwave data. *Antarctic sea ice : physical processes, interactions and variability*, 74 :19–39, 1998. 82
- T. Markus and D. J. Cavalieri. An enhancement of the nasa team sea ice algorithm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(3) :1387–1398, May 2000. ISSN 0196-2892. 58
- T. Markus and D. J. Cavalieri. Amsr-e algorithm theoretical basis document :sea ice products. Technical Report MD 20771, Hydrospheric and Biospheric Sciences Laboratory, NASA Goddard Space Flight, Center Greenbelt, 2004. 48
- T. Markus, R. Massom, A. Worby, V. Lytle, N. Kurtz, and T. Maksym. Freeboard, snow depth and sea-ice roughness in east antarctica from in situ and multiple satellite data. *Annals of Glaciology*, 52(57) :242–248, 2011. 83
- M. Martin, A. Hines, and M. Bell. Data assimilation in the foam operational short-range ocean forecasting system : A description of the scheme and its impact. *Quarterly journal of the royal meteorological Society*, 133(625) :981–995, 2007. 2
- V. Masson-Delmotte, P. Zhai, H. Pörtner, D. Roberts, J. Skea, P. Shukla, A. Pirani, W. Moufouma-Okia, C. Péan, R. Pidcock, et al. *Global Warming of 1.5 C : An IPCC Special Report on the Impacts of Global Warming of 1.5 C Above Pre-industrial Levels and Related Global Greenhouse Gas Emission Pathways, in the Context of Strengthening the Global Response to the Threat of Climate Change, Sustainable Development, and Efforts to Eradicate Poverty*. Intergovernmental Panel on Climate Change, 2018. 1, 55
- N. Mathew, G. Heygster, C. Melsheimer, and L. Kaleschke. Surface Emissivity of Arctic Sea Ice at AMSU Window Frequencies. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 46(8) : 2298–2306, aug 2008. ISSN 0196-2892. 56

BIBLIOGRAPHIE

- C. Mätzler. *Thermal microwave radiation : applications for remote sensing*. Institution of Engineering and Technology, London, United Kingdom, 2006. ISBN 0863415733. 85
- G. A. Maykut and N. Untersteiner. Some results from a time-dependent thermodynamic model of sea ice. *Journal of Geophysical Research*, 76(6) :1550–1575, 1971. doi : 10.1029/JC076i006p01550. 56
- T. Meissner and F. Wentz. The complex dielectric constant of pure and sea water from microwave satellite observations. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 42(9) :1836–1849, sep 2004. ISSN 0196-2892. 15, 17, 18, 29
- T. Meissner and F. J. Wentz. The Emissivity of the Ocean Surface Between 6 and 90 GHz Over a Large Range of Wind Speeds and Earth Incidence Angles. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 50(8) :3004–3026, aug 2012. ISSN 0196-2892. 15, 17, 18, 29, 39
- T. Meissner, F. J. Wentz, and L. Ricciardulli. The emission and scattering of l-band microwave radiation from rough ocean surfaces and wind speed measurements from the aquarius sensor. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 119(9) :6499–6522, 2014. 15, 29
- T. Meissner, F. J. Wentz, J. Scott, and J. Vazquez-Cuervo. Sensitivity of ocean surface salinity measurements from spaceborne l-band radiometers to ancillary sea surface temperature. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(12) :7105–7111, Dec 2016. 9
- T. Meissner, F. Wentz, and D. Le Vine. The salinity retrieval algorithms for the nasa aquarius version 5 and smap version 3 releases. *Remote Sensing*, 10(7) :1121, 2018. 8, 15, 29
- E. C. Monahan and I. O’Muircheartaigh. Optimal Power-Law Description of Oceanic Whitecap Coverage Dependence on Wind Speed. *J. Phys. Oceanogr.*, 10(12) :2094–2099, dec 1980. ISSN 0022-3670. 24, 25
- E. C. Monahan and I. G. O’Muircheartaigh. Whitecaps and the passive remote sensing of the ocean surface. *Int. J. Remote Sens.*, 7(5) :627–642, may 1986. 25, 29
- P. Nielsen-Englyst, J. Høyer, L. Toudal Pedersen, C. Gentemann, E. Alerskans, T. Block, and C. Donlon. Optimal estimation of sea surface temperature from amsr-e. *Remote Sensing*, 10(2) :229, 2018. 8, 45, 50
- A. G. O’Carroll, J. R. Eyre, R. W. Saunders, A. G. O’Carroll, J. R. Eyre, and R. W. Saunders. Three-Way Error Analysis between AATSR, AMSR-E, and In Situ Sea Surface Temperature Observations. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 25(7) :1197–1207, jul 2008. ISSN 0739-0572. 8, 50
- A. Okuyama and K. Imaoka. Intercalibration of advanced microwave scanning radiometer-2 (amsr2) brightness temperature. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(8) :4568–4577, 2015. 33

BIBLIOGRAPHIE

- E. C. Oliver, V. Lago, A. J. Hobday, N. J. Holbrook, S. D. Ling, and C. N. Mundy. Marine heatwaves off eastern tasmania : Trends, interannual variability, and predictability. *Progress in oceanography*, 161 :116–130, 2018. [1](#)
- K. Pearson, C. Merchant, O. Embury, and C. Donlon. The role of advanced microwave scanning radiometer 2 channels within an optimal estimation scheme for sea surface temperature. *Remote Sensing*, 10(1), 2018. [45](#)
- L. T. Pedersen, R. Saldo, N. Ivanova, S. Kern, G. Heygster, and R. R. d. f. s. i. c. f. F. Tonboe. Rasmus reference dataset for sea ice concentration, 2018. [57](#)
- J. Peng, S. Misra, J. R. Piepmeier, E. P. Dinnat, D. Hudson, D. M. L. Vine, G. D. Amici, P. N. Mohammed, R. Bindlish, S. H. Yueh, T. Meissner, and T. J. Jackson. Soil moisture active/passive l-band microwave radiometer postlaunch calibration. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(9) :5339–5354, Sept 2017. ISSN 0196-2892. doi : 10.1109/TGRS.2017.2705342. [33](#)
- D. Perovich and J. A. Richter-Menge. From points to poles : extrapolating point measurements of sea-ice mass balance. *Annals of Glaciology*, 44 :188–192, 2006. [83](#)
- D. K. Perovich and B. C. Elder. Temporal evolution of arctic sea-ice temperature. *Annals of Glaciology*, 33 :207–211, 2001. [96](#)
- D. K. Perovich, J. A. Richter-Menge, B. Elder, K. Claffey, and C. Polashenski. Observing and understanding climate change : monitoring the mass balance, motion, and thickness of Arctic sea ice. Technical report, Cold Regions Research and Engineering Laboratory., 2017. [83](#)
- O. M. Phillips. Spectral and statistical properties of the equilibrium range in wind-generated gravity waves. *J. Fluid Mech.*, 156(-1) :505, jul 1985. ISSN 0022-1120. [23](#)
- W. J. Pierson and L. Moskowitz. A proposed spectral form for fully developed wind seas based on the similarity theory of S. A. Kitaigorodskii. *J. Geophys. Res.*, 69(24) : 5181–5190, dec 1964. ISSN 01480227. [23](#)
- C. Prigent and P. Abba. Sea Surface Equivalent Brightness Temperature at Millimeter Wavelengths. *Ann. Geophys.*, 8(9) :627–634, 1990. [20](#), [168](#)
- C. Prigent, F. Aires, W. B. Rossow, C. Prigent, F. Aires, and W. B. Rossow. Land Surface Microwave Emissivities over the Globe for a Decade. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 87(11) :1573–1584, nov 2006. ISSN 0003-0007. [48](#)
- C. Prigent, F. Aires, F. Bernardo, J.-C. Orlhac, J.-M. Goutoule, H. Roquet, and C. Donlon. Analysis of the potential and limitations of microwave radiometry for the retrieval of sea surface temperature : Definition of MICROWAT, a new mission concept. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 118(6) :3074–3086, jun 2013. ISSN 21699275. [41](#), [45](#)
- Y. Quilfen, C. Prigent, B. Chapron, A. A. Mouche, and N. Houti. The potential of QuikSCAT and WindSat observations for the estimation of sea surface wind vector under severe weather conditions. *Journal of Geophysical Research*, 112(C9) :C09023, sep 2007. ISSN 0148-0227. [9](#)

BIBLIOGRAPHIE

- N. Reul, J. E. Tenerelli, N. Floury, and B. Chapron. Earth-viewing l-band radiometer sensing of sea surface scattered celestial sky radiation ; part ii : Application to smos. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(3) :675–688, March 2008. [45](#)
- N. Reul, S. Fournier, J. Boutin, O. Hernandez, C. Maes, B. Chapron, G. Alory, Y. Quilfen, J. Tenerelli, S. Morisset, Y. Kerr, S. Mecklenburg, and S. Delwart. Sea surface salinity observations from space with the smos satellite : A new means to monitor the marine branch of the water cycle. *Surveys in Geophysics*, 35(3) :681–722, may 2014. [3](#), [8](#)
- N. Reul, B. Chapron, E. Zabolotskikh, C. Donlon, A. Mouche, J. Tenerelli, F. Collard, J. F. Piolle, A. Fore, S. Yueh, J. Cotton, P. Francis, Y. Quilfen, and V. Kudryavtsev. A new generation of tropical cyclone size measurements from space. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 98(11) :2367–2385, 2017. [9](#)
- J. A. Richter-Menge, D. K. Perovich, B. C. Elder, K. Claffey, I. Rigor, and M. Ortmeier. Ice mass-balance buoys : a tool for measuring and attributing changes in the thickness of the arctic sea-ice cover. *Annals of Glaciology*, 44 :205–210, 2006. [83](#)
- C. D. Rodgers. Retrieval of atmospheric temperature and composition from remote measurements of thermal radiation. *Reviews of Geophysics*, 14(4) :609, 1976. ISSN 8755-1209. [41](#), [53](#), [59](#), [98](#), [102](#)
- C. D. Rodgers. Characterization and error analysis of profiles retrieved from remote sounding measurements. *Journal of Geophysical Research*, 95(D5) :5587, 1990. ISSN 0148-0227. [41](#), [53](#), [59](#), [98](#), [102](#)
- L. Rose, W. Asher, S. Reising, P. Gaiser, K. St Germain, D. Dowgiallo, K. Horgan, G. Farquharson, and E. Knapp. Radiometric measurements of the microwave emissivity of foam. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 40(12) :2619–2625, dec 2002. ISSN 0196-2892. [26](#)
- P. W. Rosenkranz and C. Mätzler. Dependence of AMSU-A Brightness Temperatures on Scattering From Antarctic Firn and Correlation With Polarization of SSM/I Data. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 5(4) :769–773, oct 2008. ISSN 1545-598X. [56](#)
- P. Rostosky, G. Spreen, S. L. Farrell, T. Frost, G. Heygster, and C. Melsheimer. Snow depth retrieval on arctic sea ice from passive microwave radiometers—improvements and extensions to multiyear ice using lower frequencies. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 123(10) :7120–7138, 2018. [83](#)
- D. J. Salisbury, M. D. Anguelova, and I. M. Brooks. On the variability of whitecap fraction using satellite-based observations. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 118(11) :6201–6222, 2013. [25](#), [39](#)
- S. Sandven, O. M. Johannessen, and K. Kloster. Sea ice monitoring by remote sensing. *Encyclopedia of Analytical Chemistry : Applications, Theory and Instrumentation*, 2006. [7](#), [167](#)

BIBLIOGRAPHIE

- K. Sato and J. Inoue. Comparison of arctic sea ice thickness and snow depth estimates from cfsr with in situ observations. *Climate Dynamics*, 50(1) :289–301, 2018. [56](#)
- R. Saunders, M. Matricardi, and P. Brunel. An improved fast radiative transfer model for assimilation of satellite radiance observations. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 125(556) :1407–1425, 1999. [31](#), [42](#)
- R. Saunders, J. Hocking, E. Turner, P. Rayer, D. Rundle, P. Brunel, J. Vidot, P. Roquet, M. Matricardi, and A. Geer. An update on the rrtov fast radiative transfer model (currently at version 12). *Geoscientific Model Development*, 11(7) :2717–2737, 2018. [31](#), [42](#)
- R. C. Scarlat, G. Heygster, and L. T. Pedersen. Experiences with an optimal estimation algorithm for surface and atmospheric parameter retrieval from passive microwave data in the arctic. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(9) :3934–3947, 2017. [98](#)
- A. J. Schweiger. Changes in seasonal cloud cover over the arctic seas from satellite and surface observations. *Geophysical Research Letters*, 31(12), 2004. [9](#)
- M. C. Serreze and R. G. Barry. Processes and impacts of arctic amplification : A research synthesis. *Global and planetary change*, 77(1-2) :85–96, 2011. [1](#), [55](#)
- E. V. Shalina and S. Sandven. Snow depth on arctic sea ice from historical in situ data. *The Cryosphere*, 12(6) :1867–1886, 2018. [95](#)
- D. M. Smith. Extraction of winter total sea-ice concentration in the greenland and barents seas from ssm/i data. *International Journal of Remote Sensing*, 17(13) :2625–2646, 1996. [58](#), [74](#)
- C. Soriot. Estimation de la concentration en glace de mer à partir d’observations satellites micro-ondes passives. Technical report, LERMA, Sorbonnes Universités, Observatoire de Paris, Paris, France, 6 2019.
- G. Spreen, L. Kaleschke, and G. Heygster. Sea ice remote sensing using amsr-e 89-ghz channels. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 113(C2), 2008. [82](#), [92](#), [99](#)
- J. D. Stark, C. J. Donlon, M. J. Martin, and M. E. McCulloch. Ostia : An operational, high resolution, real time, global sea surface temperature analysis system. In *Oceans 2007-Europe*, pages 1–4. IEEE, 2007. [49](#)
- T. Stocker, D. Qin, G. Plattner, M. Tignor, S. Allen, J. Boschung, A. Nauels, Y. Xia, V. Bex, and P. Midgley. Ipcc, 2013 : Climate change 2013 : The physical science basis. contribution of working group i to the fifth assessment report of the intergovernmental panel on climate change, 2013. [1](#), [9](#)
- A. Stogryn. Equations for Calculating the Dielectric Constant of Saline Water (Correspondence). *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 19(8) :733–736, aug 1971. ISSN 0018-9480. [17](#)

BIBLIOGRAPHIE

- A. Stogryn. The emissivity of sea foam at microwave frequencies. *Journal of Geophysical Research*, 77(9) :1658–1666, 1972. 25, 26, 27
- J. E. Stopa and K. F. Cheung. Intercomparison of wind and wave data from the ecmwf reanalysis interim and the ncep climate forecast system reanalysis. *Ocean Modelling*, 75 :65–83, 2014. 33
- J. Stroeve, M. M. Holland, W. Meier, T. Scambos, and M. Serreze. Arctic sea ice decline : Faster than forecast. *Geophysical research letters*, 34(9), 2007. 55
- J. C. Stroeve, V. Kattsov, A. Barrett, M. Serreze, T. Pavlova, M. Holland, and W. N. Meier. Trends in arctic sea ice extent from cmip5, cmip3 and observations. *Geophysical Research Letters*, 39(16), 2012. 55
- M. Sturm, J. Holmgren, and D. K. Perovich. Winter snow cover on the sea ice of the arctic ocean at the surface heat budget of the arctic ocean (sheba) : Temporal evolution and spatial variability. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 107(C10) :SHE–23, 2002. 96
- C. Swift and D. Cavalieri. Passive microwave remote sensing for sea ice research. *Eos, Transactions American Geophysical Union*, 66(49) :1210–1212, 1985. 7, 167
- C. C. H. Tang. The Effect of Droplets in the Air-Sea Transition Zone on the Sea Brightness Temperature. *J. Phys. Oceanogr.*, 4(4) :579–593, oct 1974. ISSN 0022-3670. 25, 26
- R. Tonboe, S. Andersen, L. Toudal, and G. Heygster. Sea ice emission modelling applications. In C. Mätzler, P. Rosenkranz, A. Battaglia, and J. Wigneron, editors, *Thermal Microwave Radiation-Applications for Remote Sensing*, pages 382–400. IET Electromagnetic Waves Series, London, UK, 2006. 58
- R. Tonboe, S. Eastwood, T. Lavergne, A. Sørensen, N. Rathmann, G. Dybkjær, L. Toudal Pedersen, J. Høyer, and S. Kern. The eumetsat sea ice climate record. *The Cryosphere*, pages 1–39, 2016. 9, 58, 74
- R. T. Tonboe. The simulated sea ice thermal microwave emission at window and sounding frequencies. *Tellus A : Dynamic Meteorology and Oceanography*, 62(3) :333–344, 2010. 56, 85, 92
- R. T. Tonboe, G. Dybkjær, and J. L. Høyer. Simulations of the snow covered sea ice surface temperature and microwave effective temperature. *Tellus A Dyn. Meteorol. Oceanogr.*, 63(5) :1028–1037, jan 2011. 56, 83, 94
- R. T. Tonboe, H. Schyberg, E. Nielsen, K. Rune Larsen, and F. T. Tveter. The EU-METSAT OSI SAF near 50 GHz sea ice emissivity model. *Tellus A Dyn. Meteorol. Oceanogr.*, 65(1) :18380, dec 2013. ISSN 1600-0870. 56, 99
- F. T. Ulaby, D. G. Long, W. J. Blackwell, C. Elachi, A. K. Fung, C. Ruf, K. Sarabandi, H. A. Zebker, and J. Van Zyl. *Microwave radar and radiometric remote sensing*. University of Michigan Press Ann Arbor, 2014. 8, 27, 28, 167, 168
- N. Untersteiner. *The geophysics of sea ice*. Springer, 1986. 91

BIBLIOGRAPHIE

- R. Villarino, A. Camps, M. Vall-Ilossera, J. Miranda, and J. Arenas. Sea foam effects on the brightness temperature at L-band. In *IEEE Int. Geosci. Remote Sens. Symp. Proc.*, volume 5, pages 3076–3078. IEEE, 2003. ISBN 0-7803-7929-2. [25](#)
- D. Wang, C. Prigent, L. Kilic, S. Fox, C. Harlow, C. Jimenez, F. Aires, C. Grassotti, and F. Karbou. Surface emissivity at microwaves to millimeter waves over polar regions : Parameterization and evaluation with aircraft experiments. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 34(5) :1039–1059, 2017. doi : 10.1175/JTECH-D-16-0188.1. [56](#)
- S. G. Warren, I. G. Rigor, N. Untersteiner, V. F. Radionov, N. N. Bryazgin, Y. I. Aleksandrov, and R. Colony. Snow depth on arctic sea ice. *Journal of Climate*, 12(6) : 1814–1829, 1999. [95](#)
- F. J. Wentz, C. Gentemann, D. Smith, and D. Chelton. Satellite Measurements of Sea Surface Temperature Through Clouds. *Science*, 288(5467), 2000. [8](#)
- A. Wiesmann and C. Mätzler. Microwave Emission Model of Layered Snowpacks. *Remote Sensing of Environment*, 70(3) :307–316, dec 1999. [58](#), [85](#)
- T. T. Wilheit. A model for the microwave emissivity of the ocean’s surface as a function of wind speed. *IEEE Transactions on Geoscience Electronics*, 17(4) :244–249, 1979.
- J. Wu. Oceanic Whitecaps and Sea State. *J. Phys. Oceanogr.*, 9(5) :1064–1068, sep 1979. [25](#), [26](#)
- Y. Ye, G. Heygster, and M. Shokr. Improving multiyear ice concentration estimates with reanalysis air temperatures. *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 54(5) : 2602–2614, 2016a. [95](#)
- Y. Ye, M. Shokr, G. Heygster, and G. Spreen. Improving multiyear sea ice concentration estimates with sea ice drift. *Remote Sensing*, 8(5) :397, 2016b. [95](#)
- X. Yin, J. Boutin, N. Martin, and P. Spurgeon. Optimization of L-Band Sea Surface Emissivity Models Deduced From SMOS Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(5) :1414–1426, may 2012. ISSN 0196-2892. [23](#), [25](#), [29](#)
- X. Yin, J. Boutin, E. Dinnat, Q. Song, and A. Martin. Roughness and foam signature on smos-miras brightness temperatures : A semi-theoretical approach. *Remote sensing of environment*, 180 :221–233, 2016. [15](#), [25](#), [26](#), [27](#), [29](#), [40](#)
- H. A. Yueh, R. T. Shin, and J. A. Kong. Scattering of electromagnetic waves from a periodic surface with random roughness. *J. Appl. Phys.*, 64(4) :1657–1670, aug 1988. ISSN 0021-8979. [21](#)
- S. Yueh. Modeling of wind direction signals in polarimetric sea surface brightness temperatures. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(6) :1400–1418, 1997. ISSN 01962892. [23](#), [29](#)

BIBLIOGRAPHIE

- S. H. Yueh, R. Kwok, and S. V. Nghiem. Polarimetric scattering and emission properties of targets with reflection symmetry. *Radio Sci.*, 29(6) :1409–1420, nov 1994. ISSN 00486604. 21
- L. Zhang, H. Shi, Z. Wang, H. Yu, X. Yin, and Q. Liao. Comparison of wind speeds from spaceborne microwave radiometers with in situ observations and ecmwf data over the global ocean. *Remote Sensing*, 10(3) :425, 2018. 33
- Y. Zhou, R. H. Lang, E. P. Dinnat, and D. M. Le Vine. L-band model function of the dielectric constant of seawater. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(12) :6964–6974, 2017. 39