



HAL
open science

Toward a better understanding of snowfall in Arctic using microwave remote sensing

Léo Edel

► **To cite this version:**

Léo Edel. Toward a better understanding of snowfall in Arctic using microwave remote sensing. Climatology. Université Paris Saclay (COMUE), 2019. English. NNT : 2019SACLX108 . tel-02984776

HAL Id: tel-02984776

<https://theses.hal.science/tel-02984776v1>

Submitted on 1 Nov 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.

Vers une meilleure connaissance des précipitations en Arctique: utilisation de la télédétection spatiale micro-ondes

Thèse de doctorat de l'Université Paris-Saclay
préparée à l'École Polytechnique

École doctorale n°579 Sciences mécaniques et énergétiques,
matériaux et géosciences (SMEMAG)
Spécialité de doctorat: Météorologie, océanographie et
physique de l'environnement

Thèse présentée et soutenue à Palaiseau, le 16 décembre 2019, par

LÉO EDEL

Composition du Jury :

Laurence Picon Professeure, LMD/UPMC	Présidente
Fatima Karbou Directrice de recherche, CEN/Météo-France	Rapporteure
Alain Royer Professeur, Université de Sherbrooke, Canada	Rapporteur
Jean-Pierre Chaboureau Physicien, LA/OMP/Université de Toulouse	Examineur
Olivier Jourdan Maitre de Conférences, LaMP/UCA	Examineur
Catherine Ottlé Directrice de recherche, LSCE/CNRS	Examinatrice
Chantal Claud Directrice de recherche, LMD/CNRS	Directrice de thèse
Christophe Genthon Directeur de recherche, LMD/CNRS	Co-directeur de thèse

Remerciements

Avant tout, je tiens à remercier Chantal et Christophe pour m'avoir donné la possibilité de réaliser ma thèse. Merci de m'avoir accompagné et guidé mes premiers pas dans le domaine de la recherche. Votre duo, rempli d'humanité et d'humour, m'a toujours mis à l'aise et permis de surpasser presque facilement les quelques événements stressants de la thèse.

Je remercie chaleureusement les membres du jury: Fatima Karbou et Alain Royer pour avoir accepté de rapporter mon travail de thèse, Jean-Pierre Chaboureau, Olivier Jourdan et Catherine Otlé pour avoir accepté d'être examinateurs, ainsi que Laurence Picon pour avoir présidé le jury.

Je souhaite remercier Cyril pour les multiples discussions portant sur la première partie de ma thèse, et pour tes opinions avisés sur l'ensemble de mes travaux. Un grand merci à Jean-François, qui m'a apporté une aide précieuse sur la seconde partie de ma thèse. Nos discussions et ton enthousiasme m'ont permis de rester motivé même quand les résultats ne semblaient pas favorables.

Merci à tous les doctorants du LMD pour les repas de midi et les pauses café. Tout particulièrement mes co-bureaux, Artémis et Aurore, pour ces trois années partagées et votre soutien à chaque nouvelle étape du doctorat. Merci à Stavros, pour avoir représenté la Grèce dans ma thèse polaire, et Alexis pour m'avoir accompagné grimper et pour les discussions véganes.

Je remercie du fond du cœur tous les habitants de la Faisandière: Ben, Thib, Jonat, Eliot, Marion, Clara, Boy, Charlie, Jaime, Jim, Franck, Andréa et toutes les personnes qui y sont passées. Que ça soit le temps d'une discussion, d'un jeu ou d'une soirée, j'ai énormément grandi et appris à vos côtés, et apprécié chaque instant. Sans transition, merci pour (liste non exhaustive) : les discussions, les fous rires, m'avoir appris à jouer au babyfoot, les nouvelles recettes, le réveil tous les matins pendant ma période de rédaction de thèse, les vaisselles, les massages, m'avoir assisté quand j'avais une jambe dans le plâtre, avoir appris à jongler, aller grimper, avoir passé une moitié de nuit à jouer sans s'en rendre compte, les virées parisiennes, madriléennes, alsaciennes et j'en passe.

Un merci spécial pour Paula, pour avoir été dans ma vie ces trois dernières années, et pour m'avoir laissé trois mois de rédaction.

Merci enfin à mes parents et à mes sœurs, pour m'avoir toujours encouragé à faire ce que j'aimais et m'avoir soutenu tout au long de ma thèse, et bien plus.

Si, en revanche, nous partageons avec nos concitoyens animaux en ce monde une origine commune, si nous sommes les produits infiniment variés de l'évolution du vivant, suivant les mêmes principes de causalité qui ont produit et continueront à produire une multitude de genres et d'espèces, alors, tout en nous émerveillant de nos éminentes qualités, nous ne pouvons qu'apprécier à leur juste mesure celles des autres espèces et nous efforcer de vivre en leur faisant le moins de tort possible.

Matthieu Ricard

Table des matières

Introduction	1
1 Précipitations en Arctique et leurs estimations	11
1.1 Précipitations en Arctique	12
1.2 Observations de surface	18
1.3 Télédétection spatiale	23
1.4 Réanalyses atmosphériques	34
2 Chutes de neige en Arctique: caractéristiques et représentation dans les réanalyses atmosphériques	37
2.1 Introduction de l'article "Arctic snowfall from CloudSat observations and reanalyses"	38
2.2 Article "Arctic snowfall from CloudSat observations and reanalyses" . .	39
2.3 Études complémentaires	57
2.4 Résumé	68

3 Potentiel des données micro-ondes passives pour la détection des chutes de neige en Arctique	69
3.1 Estimation des précipitations solides par télédétection passive micro-ondes: état de l'art	72
3.2 Introduction de l'article "Potential of passive microwave around 183 GHz for snowfall detection in the Arctic"	76
3.3 Article "Potential of passive microwave around 183 GHz for snowfall detection in the Arctic"	78
3.4 Études complémentaires	97
3.5 Vers la quantification du contenu en neige intégré en Arctique	109
3.6 Résumé	111
Conclusion générale et perspectives	113
Annexes	119
A Physique du rayonnement	121
Liste des acronymes	126
Liste des figures	131
Liste des tableaux	132
Bibliographie	149

L'Arctique et son cycle hydrologique

L'Arctique peut être spatialement défini de manière territoriale, environnementale, culturelle et scientifique. Une partie des scientifiques définissent l'Arctique comme les zones de hautes latitudes, avec des longs hivers, des étés courts et froids, des faibles précipitations toute l'année, ainsi que la présence de sols gelés (pergélisol), de la glace de mer en hiver et peu ou pas de végétation. D'autres définitions sont fondées sur des limites de température, appelées isothermes, afin de séparer l'Arctique des moyennes latitudes, ou sur la limite de présence d'arbre (*treeline*) (Huntington, 2001). Un exemple est l'isotherme des 10°C en juillet (Fig. 1). Dans cette thèse, l'Arctique est la zone au nord de 58°N afin d'inclure le sud du Groenland, bien que certains territoires non polaires soient ainsi intégrés (p.e. pays Scandinaves).

Géographiquement, l'Arctique regroupe en son centre l'Océan Arctique, entouré de continents avec deux entrées océaniques principales. La première relie l'Océan Arctique à l'Océan Pacifique par le détroit de Bering, et la seconde à l'Océan Atlantique par le détroit de Fram et la mer de Barents, ainsi que par la baie de Baffin à l'ouest du Groenland. L'Arctique comprend les huit pays/états suivants: l'Alaska (États-Unis), le Canada, le Groenland (Danemark), l'Islande, la Norvège, la Suède, la Finlande et la Russie.

L'eau est une composante majeure du système arctique, qui se distingue par les caractéristiques uniques suivantes (Vörösmarty et al., 2001):

- un contraste fort entre l'état hydrologique solide prédominant en hiver et liquide en été.
- la couverture neigeuse qui isole le sol de l'atmosphère, réduisant ainsi les pertes de chaleur, et augmente l'albédo qui réduit l'énergie absorbée par la surface.
- les pergélisols, lorsqu'ils possèdent une couche active, qui contrôlent la perméabilité des sols ainsi que l'humidité, ce qui permet l'apparition abondante de végétation, malgré les quantités de précipitations faibles.
- durant la saison chaude, l'eau de fonte qui apporte de l'humidité aux plantes et au sol. Cette eau est aussi une source de vapeur d'eau pour l'atmosphère, et de transport des sédiments jusqu'à l'océan.

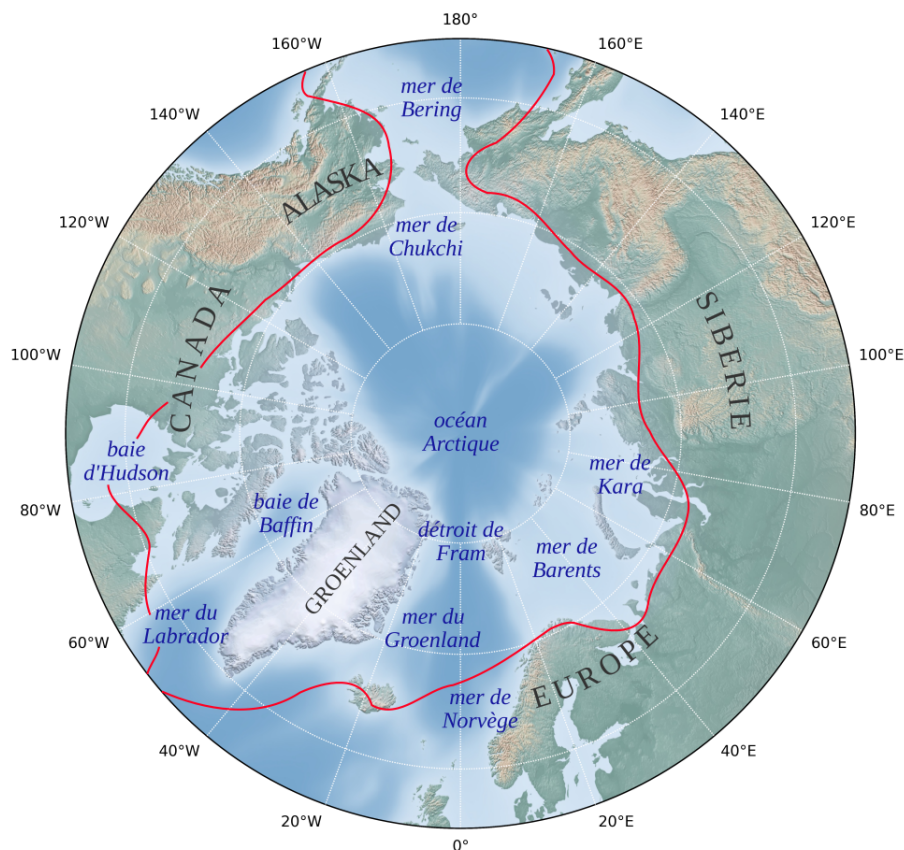


Figure 1: Carte de l'Arctique. L'isotherme moyenne des 10°C en juillet est représentée en rouge.

Le cycle hydrologique correspond à une succession de phases par lesquelles l'eau passe de l'atmosphère, aux continents puis aux océans pour ensuite retourner à l'atmosphère. En Arctique, le cycle hydrologique interagit avec différentes composantes du système terrestre (Fig. 2): l'hydrosphère, la cryosphère et l'atmosphère.

L'hydrosphère comprend l'eau liquide dans les océans, les cours d'eau et lacs ainsi que les sols et eaux souterraines. L'Océan Arctique correspond à 1% (en terme de volume) et 3% (en surface) des océans globaux, mais collecte 11% des décharges globales de rivière (Carmack et al., 2016). Parmi les nombreux affluents se déversant dans l'Océan Arctique, quatre principaux se distinguent par la superficie de leurs bassins versants: le Mackenzie ($1,8 \cdot 10^6 \text{ km}^2$), le Lena ($2,3 \cdot 10^6 \text{ km}^2$), le Yenisey ($2,6 \cdot 10^6 \text{ km}^2$) et l'Ob ($3 \cdot 10^6 \text{ km}^2$). À titre comparatif, la superficie de la France métropolitaine est approximativement égale à $0,55 \cdot 10^6 \text{ km}^2$.

La cryosphère correspond aux différentes composantes du système terrestre sous forme d'eau solide, comprenant entre autres les calottes glaciaires, les sols enneigés et gelés de façon pérenne et saisonnière, la glace de mer, et les précipitations solides. La calotte glaciaire groenlandaise présente des caractéristiques uniques avec une épaisseur pouvant atteindre 3000 mètres de glace, des conditions froides et sèches. Au centre, les quantités précipitées sont faibles, et contrastent avec les conditions plus humides le long des côtes, avec des précipitations plus intenses qui sont dans certains cas liées à l'orographie. Les précipitations correspondent au seul terme positif du bilan de masse de la calotte. La glace de mer a une étendue moyenne maximale en mars, et

minimale en septembre. Elle joue un rôle essentiel dans les échanges entre l’océan et l’atmosphère et le bilan radiatif à la surface. Les précipitations liquides ont tendance à accélérer la fonte des glaces, en diminuant son albédo de surface (Tedesco et al., 2011; Dou et al., 2019), alors que les précipitations solides isolent la glace ce qui réduit la fonte (Blazey et al., 2013; Webster et al., 2014), et permettent aux glaces de mer pluri-annuelles de croître (Merkouriadi et al., 2017).

L’atmosphère contient un total de $\sim 13000 \text{ km}^3$ d’eau équivalent condensée, dont 200 km^3 se situe au-dessus de l’Arctique (Serreze et al., 2006). Cette estimation est faible par rapport aux autres composantes environnementales telles que l’océan, les calottes glaciaires, les glaciers ou le sol. Cependant, l’atmosphère est une composante fondamentale du cycle hydrologique par le temps de résidence court de la vapeur d’eau. En Arctique, la vapeur d’eau réside approximativement 1 semaine, alors que les temps de résidence s’élèvent à une décennie pour l’eau dans l’Océan Arctique et des milliers d’années pour l’eau stockée sur les glaciers (Carmack et al., 2016).

En termes de précipitation, l’Arctique peut être considéré comme un désert froid. Les températures basses, qui dépassent la température de fonte seulement 1-2 mois en été, assurent que la majorité des précipitations tombent en phase solide (p. 250, Serreze and Barry, 2014). Les zones maritimes sont caractérisées par une forte présence de nuages, et une humidité importante. Ces zones, comme le nord de l’Atlantique et la mer de Bering, montrent des fortes précipitations avec un maximum hivernal. Au-dessus de l’Océan Arctique, les températures hivernales moyennes sont proches de -30°C , avec des températures estivales proches de 0°C dues à la fonte de la glace à la surface. Les précipitations sont généralement faibles avec un maximum en fin d’été et début d’automne, correspondant au maximum de l’activité cyclonique.

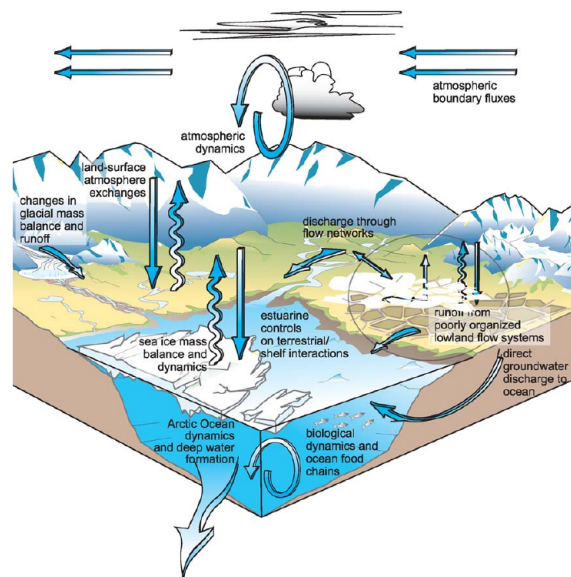


Figure 2: Schéma du cycle hydrologique Arctique indiquant les liens principaux entre atmosphère, océan, continent et cryosphère. Modifié de Vörösmarty et al. (2001).

Le cycle de l’eau arctique est unique, relativement peu connu comparé aux moyennes latitudes, et susceptible de changer dans le cadre du changement climatique.

Le changement climatique en Arctique

L'Arctique s'est réchauffé plus vite que le reste du globe ces dernières décennies (Fig. 3), avec une augmentation encore plus forte en hiver. Ce phénomène, appelé amplification arctique (AA), est une caractéristique intrinsèque au système climatique (p.e. Serreze and Barry, 2011; Goosse et al., 2018; Dai et al., 2019; Pörtner et al., 2019).

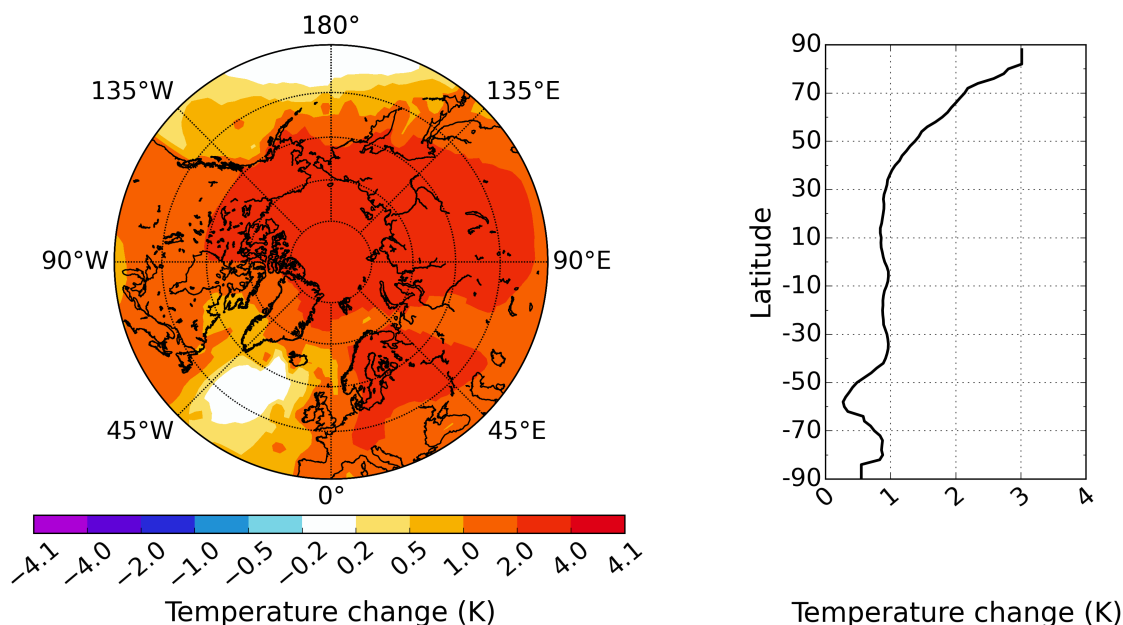


Figure 3: **(gauche)** Distribution spatiale des tendances de température de surface (K) entre 1951-2018, **(droite)** moyenne zonale. Les données sont issues du Goddard Institute for Space Studies (GISS) Surface Temperature Analysis version 4.

L'AA a fait l'objet d'un débat scientifique intense ces dernières décennies. La question était de savoir si les tendances fortes de réchauffement en Arctique étaient dues à la variabilité naturelle ou à une amplification du réchauffement global par des boucles de rétroactions (Serreze and Francis, 2006). À l'époque, les courtes séries d'observations ne permettaient pas de statuer statistiquement malgré le fait que les simulations climatiques reproduisaient l'AA. De nos jours le phénomène d'amplification arctique est bien observé (Serreze and Barry, 2011) et a aussi été constaté dans le passé, lors de périodes de réchauffement (9000–6000 ans avant aujourd'hui) et de refroidissement (21000 ans avant aujourd'hui) de l'atmosphère (Miller et al., 2010).

Une boucle de rétroaction est un cycle de processus qui impacte l'ensemble de la chaîne suite à une perturbation originale. Un tel processus peut être positif ou négatif, engendrant respectivement un changement additionnel identique ou contraire à une perturbation initiale. Les boucles de rétroactions climatiques mêlent différentes composantes environnementales à différentes échelles spatio-temporelles (Francis et al., 2009; Serreze and Barry, 2011). Les boucles de rétroaction sur la température (lapse rate et planck, Graverson et al., 2014) et de l'albédo de surface (Graverson and Wang, 2009; Hudson, 2011) sont les principaux contributeurs au réchauffement Arctique (Fig. 4), selon de multiples modèles provenant de Coupled Model Intercomparison Project 5 (CMIP5) (Pithan and Mauritsen, 2014).

La littérature se développe de façon notable sur le sujet, en considérant des boucles de rétroaction de plus en plus complexes et leurs effets sur le climat ainsi que sur les populations (Francis et al., 2009).

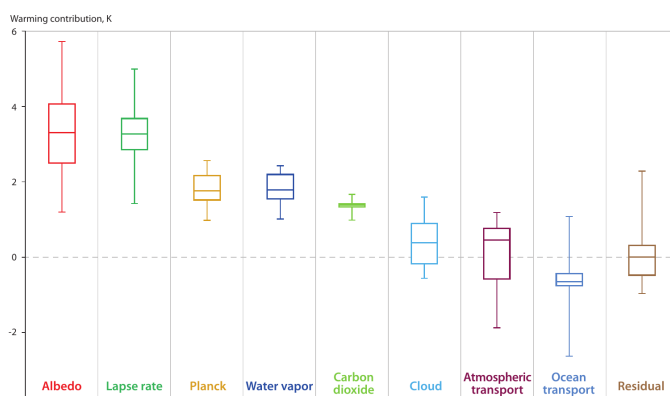


Figure 4: Contributions des boucles de rétroaction au réchauffement des températures atmosphérique en Arctique, dans les modèles CMIP5. Modifié de (Pithan and Mauritsen, 2014).

De nos jours, de longues séries d'observations d'indicateurs du changement climatique attestent des changements fondamentaux en Arctique. L'épaisseur et l'étendue des glaces de mer (Serreze et al., 2007; Stroeve and Notz, 2018), ainsi que l'étendue et la durée de la couverture neigeuse (Déry and Brown, 2007; Callaghan et al., 2011b) continuent de diminuer, alors que les températures des sols gelés continuent d'augmenter depuis ~1990 (Christiansen et al., 2010; Romanovsky et al., 2017). De plus, la réduction de la quantité d'eau douce stockée sous forme de glace sur les continents modifie significativement l'élévation du niveau des mers. Ce dernier a augmenté de 8,6 cm durant la période 1993-2016 (AMAP, 2017). Bien que la masse de glace soit supérieure en Antarctique, la contribution actuelle de la cryosphère arctique à l'élévation du niveau des mers est plus élevée à cause de l'AA. En excluant l'expansion thermique, la fonte de la glace continentale arctique serait responsable de 72% de l'augmentation du niveau de la mer entre 2004 et 2010 (dont 41% de la calotte polaire groenlandaise) (Shepherd et al., 2012; Gardner et al., 2013). Pour le scénario montrant les plus fortes émissions de gaz à effet de serre (RCP8.5), la calotte polaire groenlandaise contribuerait à élever le niveau de mer de ~1,50 m à l'horizon 2080, le grand nord canadien de ~24 cm, l'Alaska et les îles Russes de ~18 cm (AMAP, 2017). Une telle élévation du niveau des mers aurait des conséquences considérables pour l'ensemble du globe (p.e. inondation, érosion du littoral, déplacement de population). En plus des tendances énoncées, d'autres exemples tels que l'augmentation du débit des rivières (Holmes et al., 2018), de la probabilité de feux de forêt (Young et al., 2017), et de la densification de la végétation (Bhatt et al., 2017) sont aussi corrélés significativement avec les températures et/ou les précipitations. Cela renforce le fait que les températures et les précipitations dirigent des changements majeurs observés dans les différentes composantes du système Arctique (Box et al., 2019).

Une des principales sources d'incertitude liée aux boucles de rétroaction atmosphériques sont les précipitations, et à plus forte raison leur potentielle intensification et leur changement de phase. La phase des précipitations influe grandement sur le bilan de masse de la glace de mer, diminuant l'isolation entre l'océan et l'atmosphère, augmentant ainsi leurs échanges. De plus, les changements

de précipitation, menant à un drainage plus important des rivières auquel se rajoutent les glaciers perdant de la masse, vont contribuer à un apport plus important d'eau douce en Arctique. Cela impactera le cycle océanique et terrestre (Hinzman et al. 2013), avec des impacts sur la circulation océanique, la quantité de nutriments, l'acidification et la production biologique de l'Océan Arctique puis des océans proches. La relation entre les changements de précipitation et la végétation arctique est aussi incertaine, due au fait que certaines plantes pourraient bénéficier d'une plus forte humidité ou se faire envahir par des espèces plus adaptées à des conditions plus chaudes. Une végétalisation plus intense des zones arctiques a été observée suite à la diminution de la couverture neigeuse. Les populations locales observent aussi les modifications climatiques (Cochran et al., 2013), biologiques (Ksenofontov et al., 2019) et leurs impacts (UNESCO, 2009).

Même en limitant l'augmentation de température à 2°C globalement, l'Arctique sera fortement impacté avec des étendues plus faibles de couverture neigeuse, de glace de mer (l'Océan Arctique pourrait être sans glace de mer en été vers la fin des années 2030, (AMAP, 2017)), et de pergélisols, des écosystèmes altérés et une température moyenne augmentée de 4°C (Overland et al., 2018). Il est urgent de limiter le réchauffement climatique, et à défaut d'atténuer les risques à court terme tout en planifiant sur le long terme, en incluant les connaissances des autochtones et locaux dans ces stratégies d'adaptation (Pörtner et al., 2019; Brugnach et al., 2017).

La méconnaissance des précipitations arctiques

Le Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat (GIEC) a identifié les précipitations polaires comme une incertitude majeure du système climatique, menant à un manque de compréhension des processus qui contrôlent localement l'humidité et l'albédo de surface (Pörtner et al., 2019).

Le cycle hydrologique aux hautes latitudes est peu connu à cause du réseau dispersé d'observations météorologiques in situ ainsi que de la difficulté à réaliser des mesures fiables. En particulier, l'effet du vent autour de l'appareil de mesure, la neige précédemment déposée remise en mouvement par les vents forts et proches du sol (neige soufflée), le gel des précipitations solides ou mixtes sur les parois de l'appareil de mesure ainsi que leur évaporation antérieure ou leur fonte postérieure à la mesure sont des problèmes récurrents. Ces difficultés induisent ainsi différentes erreurs sur la mesure du taux de précipitation et de sa phase (Nitu et al., 2018).

Le faible réseau d'observation est expliqué par le peu d'habitants sur ces territoires et le pourcentage important de la surface totale de l'Arctique occupé par l'océan et les mers périphériques. Les séries de mesures commencent généralement au début du XX^{ème} siècle et se poursuivent de nos jours dans plusieurs bases scientifiques réparties dans tout le territoire Arctique. Néanmoins, une baisse importante du nombre de ces stations est observée depuis les années 1990 (Serreze and Barry, 2014).

La fréquence et la quantité de précipitation sont caractérisées par à une forte incertitude par rapport aux plus basses latitudes. À titre d'exemple, les taux moyens de précipitations totales sont examinées (Fig. 5) entre 1979 et 2016 pour les trois climatologies suivantes: Global Precipitation Climatology Centre (GPCC), Global Precipitation Climatology Project (GPCP), et CPC (Climate Prediction Center) Merged Analysis of Precipitation (CMAP). Elles sont présentées en détail dans le paragraphe 1.2.2. Ces climatologies récentes sont en désaccord sur la distribution spatiale des précipitations, avec des différences extrêmement fortes au-dessus de l'Océan Arctique, en mer de Norvège, en Sibérie occidentale et au Groenland.

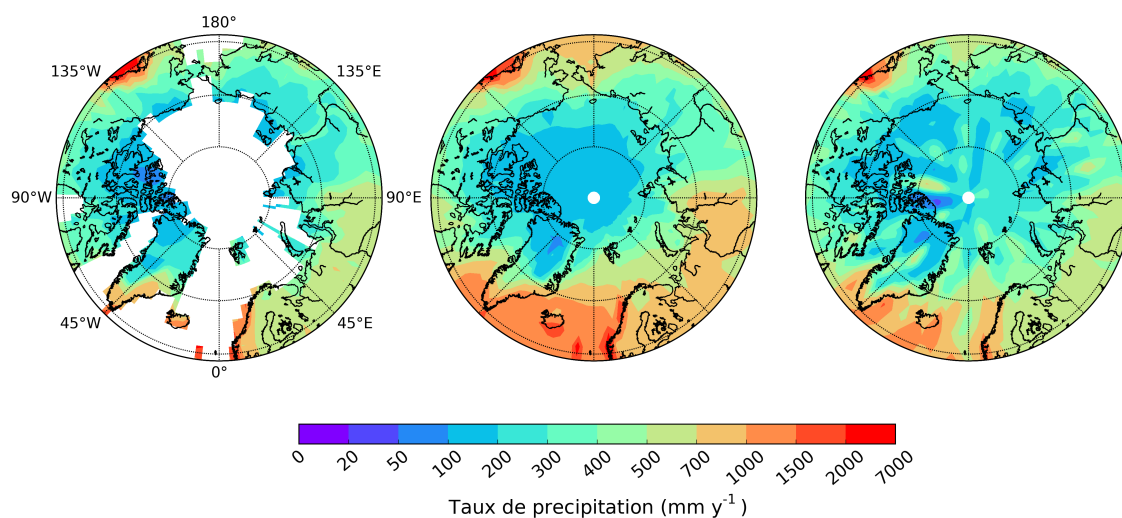


Figure 5: Taux (mm an⁻¹) de précipitations totales moyens entre 1979-2016 pour GPCC, GPCP et CMAP.

Compte tenu de ces difficultés, l'observation satellite s'avère comme une alternative potentiellement intéressante pour l'obtention de mesures à l'échelle de l'Arctique. Le domaine des micro-ondes est fréquemment utilisé pour l'étude des précipitations grâce aux interactions du rayonnement avec les hydrométéores ainsi que l'indépendance des mesures à la lumière du jour, permettant des observations tout au long de l'année dans les milieux polaires. En particulier, le Cloud Profiling Radar (CPR) à bord de CloudSat est le premier instrument permettant des estimations des précipitations jusqu'à 82°N/S. À partir de ces mesures, une climatologie des chutes de neige a été développée sur la quasi-totalité de l'Antarctique et a contribué à la caractérisation des précipitations solides (Palermé et al., 2014). Cette climatologie a aussi rendu possible l'évaluation des modèles climatiques (Palermé et al., 2017b) et des réanalyses (Palermé et al., 2017a) sur le continent austral.

Les réanalyses atmosphériques, autre outil pour étudier les précipitations, représentent l'atmosphère à partir de modèle numérique incorporant des observations. Elles correspondent à la modélisation de l'atmosphère la plus réaliste que l'on peut produire avec les moyens et connaissances actuelles. Cependant, les processus atmosphériques polaires complexes nécessitent des relations physiques plus sophistiquées ainsi qu'une résolution spatiale et temporelle plus fine afin d'être correctement représentés. De plus, la rareté des observations aux hautes latitudes et leurs incertitudes questionnent la validité des estimations issues des réanalyses, pour lesquelles le guidage par les observations in situ est moindre.

Objectifs de la thèse

L'objectif principal de cette thèse est de caractériser plus précisément les précipitations en Arctique à partir d'observations satellites actives et passives micro-ondes. Cet apport de connaissances, qui a une valeur en soi, permet aussi d'évaluer les modèles climatiques et les réanalyses atmosphériques. Les principales questions abordées durant ce travail de thèse sont les suivantes:

- **Quelle connaissance des chutes de neige en Arctique nous apporte CloudSat ?** Une climatologie des précipitations a été développée et a permis l'étude de la phase, de l'occurrence et des taux de chutes de neige sur la période de quatre années durant laquelle le CPR de CloudSat a été entièrement fonctionnel. Ces résultats ont ensuite été évalués avec des observations in situ. Étant donné l'impossibilité du CPR de CloudSat à estimer les précipitations liquides au-dessus des surfaces non-océaniques, les travaux de cette thèse portant sur la quantification des précipitations ont été orientés vers les chutes de neige.
- **Comment les chutes de neige arctiques sont-elles représentées dans les réanalyses récentes ?** Les estimations des chutes de neige issues de récentes réanalyses ont été comparées avec la climatologie issue de CloudSat. Particulièrement la réanalyse ERA-Interim (ERA-I) a été sélectionnée due à un bon accord avec les données de CloudSat en Antarctique, et la réanalyse régionale Arctic System Reanalysis (ASR) prenant en compte de nombreux processus liés à la cryosphère. Ces problématiques sont abordées dans le deuxième chapitre.
- **Quel est l'apport en information des instruments passifs micro-ondes pour la détection des chutes de neige en Arctique ?** La capacité des radiomètres micro-ondes passifs sondant au voisinage de 183 GHz a été explorée pour la détection des chutes de neige en Arctique. Ces instruments passifs ont une meilleure couverture spatiale et temporelle que le CPR à bord de CloudSat, ce qui représente un avantage certain pour l'étude des précipitations. Cette question est discutée dans le troisième chapitre.

Les connaissances actuelles des précipitations arctiques, les satellites utilisés et les bases de données in situ sont présentés dans le chapitre qui suit.



Précipitations en Arctique et leurs estimations

Sommaire

1.1 Précipitations en Arctique	12
1.1.1 Enjeux de la mesure des précipitations en Arctique	12
1.1.2 Caractéristiques des précipitations en Arctique	13
1.1.3 Modifications associées au changement climatique	14
1.2 Observations de surface	18
1.2.1 Pluviomètres	18
1.2.2 Bases de données mixtes: GPCC MP	20
1.3 Télédétection spatiale	23
1.3.1 Propriétés du spectre micro-ondes	24
1.3.2 Mesure active: Cloud Profiling Radar de CloudSat	27
1.3.3 Mesure passive: Microwave Humidity Sounder	31
1.4 Réanalyses atmosphériques	34
1.4.1 ERA-Interim	35
1.4.2 Arctic System Reanalysis	36

1.1 Précipitations en Arctique

Le cycle hydrologique a un rôle central sur la régulation de l'équilibre thermique planétaire (Trenberth et al., 2009) et sur la disponibilité des ressources en eau (Oki and Kanae, 2006). En Arctique, le cycle hydrologique comprend l'eau sous sa forme solide, liquide et gazeuse sur le continent, dans l'océan et l'atmosphère, résultant en de nombreuses composantes environnementales sujettes à de multiples et complexes interactions.

Dans ce chapitre, nous allons expliquer la nécessité de quantifier les précipitations, et présenter leurs caractéristiques principales actuelles ainsi que leurs évolutions possibles dans le cadre du changement climatique.

1.1.1 Enjeux de la mesure des précipitations en Arctique

Les précipitations représentent la principale source d'eau continentale en Arctique. Elles correspondent à la seule source positive du bilan de masse de glace pérenne (calotte groenlandaise, glaciers) et à la seule source du manteau neigeux. Ainsi les précipitations affectent de nombreux processus tels que l'albédo de surface (Screen and Simmonds, 2012), l'étendue et les propriétés de la couverture neigeuse (Callaghan et al., 2011b), l'ablation de surface des glaciers (Doyle et al., 2015), le métamorphisme de la neige (Colbeck, 1982; Aoki et al., 2003), les échanges de surface (Liston and Sturm, 2004), la durée de la période de fonte (Dou et al., 2019), la stabilité des pergélisols (Westermann et al., 2011) ainsi que le développement de la végétation (Kaplan and New, 2006). Ces processus ont des impacts sur le climat, la cryosphère, le cycle de l'eau, le cycle de carbone (McGuire et al., 2009) ainsi que les sociétés humaines. Une perturbation de l'état (phase, occurrence, quantité) actuel des précipitations entraînerait donc des perturbations locales à l'échelle de l'Arctique, qui pourraient avoir des répercussions globales.

Malgré leur importance, les précipitations en Arctique sont mal connues par rapport aux moyennes latitudes. Les différentes sources de données sont en désaccord sur les quantités (Serreze et al., 2005) et sur la phase des précipitations. De cette méconnaissance résultent des incertitudes importantes lors de la quantification des autres processus dépendants des précipitations, notamment dans les domaines climatique, cryosphérique, hydrologique, océanographique et biologique.

En outre, le changement climatique est susceptible de modifier significativement les précipitations en Arctique (Hartmann et al., 2013). La forte variabilité spatiale et temporelle de ces changements potentiels de précipitations (section 1.1.3) souligne la nécessité de caractériser plus précisément les précipitations actuelles, en développant un réseau plus dense d'observations au sol ainsi que des nouvelles méthodes de télédétection.

De plus, les modèles climatiques sont sujets à des erreurs importantes dues aux larges incertitudes associées à la paramétrisation des précipitations, et en particulier à la distribution entre les précipitations liquides et solides. Un modèle avec des résultats de simulations historiques proches des observations réelles indique a priori que les processus modélisés et les hypothèses sont valables pour représenter le climat terrestre avec peu ou pas de perturbation anthropique. Bien que cela ne garantisse pas des prédictions futures correctes, cela permet d'évaluer les incertitudes initiales d'un modèle en se basant sur des observations de bonne qualité.

Une caractérisation plus précise des précipitations est ainsi nécessaire à la compréhension avancée et la quantification du cycle hydrologique, de ses changements actuels et futurs ainsi que de leurs conséquences globales.

1.1.2 Caractéristiques des précipitations en Arctique

Les précipitations en Arctique sont mal connues, principalement à cause du manque de mesures in situ. Pour cette raison, les modèles climatiques sont couramment utilisés pour caractériser les précipitations arctiques.

De façon générale, l'occurrence et l'intensité des précipitations dépendent majoritairement de la température et de l'humidité atmosphérique, qui varie en fonction de l'évaporation locale et de l'apport d'humidité depuis les basses latitudes. La capacité de l'air à contenir de l'humidité augmente avec la température de l'air comme décrit par la relation de Clausius-Clapeyron (Fig. 1.1 gauche).

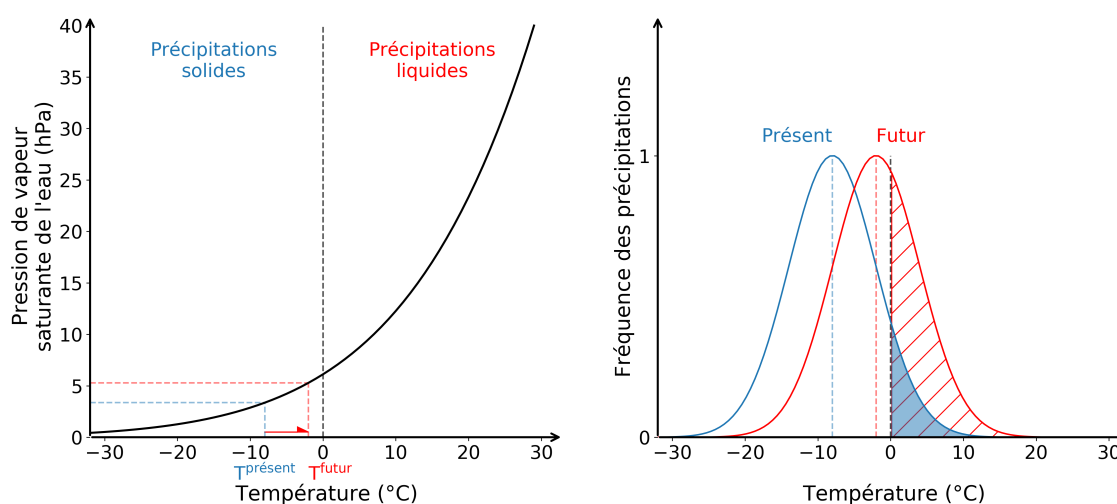


Figure 1.1: **(gauche)** Capacité de vapeur d'eau atmosphérique en fonction de la température. Un climat présent et un climat futur théoriques sont indiqués. **(droite)** Schéma théorique illustrant l'évolution de la distribution des précipitations entre un climat présent et un climat futur, en supposant une distribution normale. Les précipitations tombant sous forme liquide sont hachurées.

En conséquence, le contenu total en eau précipitable décroît généralement en allant vers les pôles, de l'été à l'hiver, et est plus important au-dessus de l'océan ouvert que des surfaces gelées (Vihma et al., 2016). En hiver, les basses températures limitent la quantité de vapeur d'eau atmosphérique, et le vortex polaire et la glace de mer (Cohen et al., 2014) bloquent l'apport de précipitations et d'humidité des tempêtes arctiques (dont les polar lows). Les précipitations totales sont donc plus faibles qu'en été, avec des taux d'évaporation et de condensation bas, le tout menant à une réutilisation locale limitée de l'eau (Vörösmarty et al., 2001). En été, le transport d'humidité par les cyclones est bien plus important (supérieur au double selon Dufour et al., 2016) au nord de 70°N avec un apport majeur par l'Atlantique, entre 20°W et 10°E au dessus des mers Scandinaves, et un second apport par le Pacifique entre 130°W et 160°W (Bengtsson et al., 2011). C'est dans ces zones que les plus forts taux de précipitations totales sont localisées, indiquant les sorties des rails de dépressions (Serreze et al., 2005). Les régions montrant

les plus faibles précipitations correspondent au nord du Canada, l'océan Arctique et la Sibérie orientale, vraisemblablement en lien avec les conditions généralement anticycloniques au-dessus de ces zones continentales (Serreze et al., 2005). En outre, la majorité des précipitations est issue de systèmes frontaux synoptiques résultant en des précipitations spatialement et temporellement étendues mais généralement peu intenses, surtout au-dessus de l'Océan Arctique, bien que des précipitations orographiques soient fréquentes au-dessus des régions montagneuses (telles que les chaînes de montagnes Scandinaves, l'Oural, le Sud-Est du Groenland, l'Alaska). Les précipitations convectives surviennent moins fréquemment, du fait du climat froid et sec (Kulie et al., 2016).

En plus de la quantité de précipitations totales, la phase des précipitations a une importance capitale pour leur caractérisation. La température impacte la phase des précipitations, et avec l'humidité, ces deux variables régissent la taille, la forme et la densité des hydrométéores solides (Nakaya and Marshall, 1954; Libbrecht, 2016). Plus l'humidité sera élevée, plus les cristaux de neige pourront croître. Ainsi, durant les mois froids, la majorité des précipitations se produit sous forme solide, avec des hydrométéores solides de petite taille lorsque les températures sont extrêmement basses ($< -20^{\circ}\text{C}$). Des précipitations de fines tailles ($< 250\ \mu\text{m}$), nommées poudrin (*diamond dust*), peuvent se former par condensation par temps de ciel clair lorsque les températures sont très basses (entre -25 et -41°C) (Intrieri and Shupe, 2004). Ces événements, observés dans la partie ouest de l'océan Arctique, ne contribuent probablement pas de façon significative aux précipitations totales, contrairement à certaines régions antarctiques. La proportion des précipitations solides diminue avec la latitude, avec une quantité moyenne de précipitations liquides significatives ($\sim 10\text{-}20\%$) même entre $80\text{-}90^{\circ}\text{N}$ (Fig. 4e Bintanja and Andry, 2017). Cette proportion est proche de 0 (précipitations totalement liquides) en été pour les zones au sud de 70°N . À l'automne, l'apport d'humidité est maximal (en septembre selon Dufour et al., 2016) et les températures sont de plus en plus froides. Ces conditions sont propices à l'apparition de chutes de neige intenses avec des cristaux de neige de taille plus importante que durant l'hiver.

L'humidité atmosphérique et les précipitations impactent et sont impactées par l'environnement Arctique, ce qui complexifie leur compréhension et leur quantification ainsi que celles du cycle de l'eau (Fig. 2).

1.1.3 Modifications associées au changement climatique

Cette section présente les modifications des précipitations projetées par les modèles climatiques pour la fin du XXI^{ème} siècle, puis les changements récents et actuellement observés.

Changements projetés par les modèles climatiques

Selon le GIEC, une augmentation des précipitations totales dans l'hémisphère nord est fortement probable (*high confidence*) depuis 1951 (Hartmann et al., 2013), bien que la distribution spatiale de cette augmentation soit encore incertaine (Hinzman et al., 2013). Des estimations théoriques indiquent une augmentation globale de vapeur d'eau dans l'atmosphère de $7\% \text{ K}^{-1}$ (Wentz and Schabel 2000, Held and Soden 2006). Cela mènerait à une augmentation de $2\% \text{ K}^{-1}$ des précipitations totales,

estimée à $4.5\% \text{ K}^{-1}$ (Bintanja and Selten, 2014) en Arctique selon des simulations issues de CMIP5. Cette augmentation pourrait être induite par le transport d'humidité provenant des moyennes latitudes (Zhang et al., 2013), et par la diminution de l'étendue de la banquise entraînant une plus forte évaporation locale (Bintanja and Selten, 2014; Laîné et al., 2014). Bien que les ordres de grandeur ne s'accordent pas, la totalité des modèles actuels montre une augmentation des précipitations totales en Arctique, qui peut donc être considérée comme une prédiction plausible du changement climatique futur (Bintanja and Andry, 2017).

A court terme (2050), les précipitations montrent les tendances les plus significatives (jusqu'à 50 %) en mer de Barents, de Kara et de Chukchi ainsi qu'au nord est du Groenland (Fig. 1.2), et des tendances marquées (30%) au-dessus de l'océan Arctique, des archipels canadiens et de la Sibérie orientale. Ces estimations sont basées sur les modèles CMIP5 pour le scénario de fortes émissions de gaz à effet de serre RCP8.5. À l'horizon 2080, des augmentations supérieures à 50% sont projetées sur la majorité de l'Arctique. Seuls le sud est du Groenland, l'Alaska et les mers du Groenland et de Norvège subiraient une augmentation des précipitations entre 20-30%.

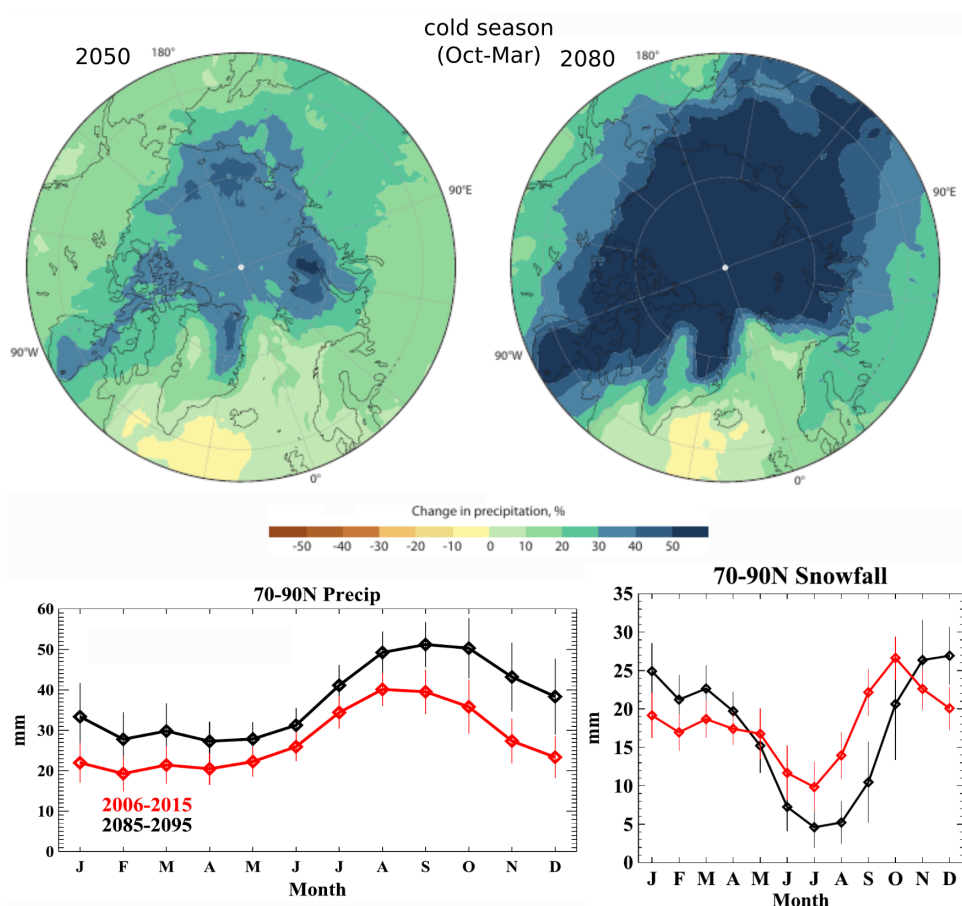


Figure 1.2: Changements des taux de précipitations totales (%) projetés par rapport à la période 1986-2005, pour Octobre-Mars pour le scénario RCP8.5 pour les années 2050 (**haut gauche**) et 2080 (**haut droite**), issus des simulations CMIP5. Précipitations totales (mm) mensuelles (**bas gauche**) et taux de chutes de neige mensuels (**bas droite**) moyennés pour la période 2006-2015 et 2085-2095 entre 70-90°N. Modifié de AMAP (2017) et Lique et al. (2016).

D'après la relation de Clausius-Clapeyron, une augmentation des températures dans les zones froides entraînera une augmentation de la capacité de l'air à contenir de la vapeur d'eau, ce qui augmenterait la quantité totale de précipitations en conservant une phase solide (tant que $T < 0^{\circ}\text{C}$). Une augmentation trop forte amènerait les températures de l'air au-dessus de 0°C , entraînant une modification de la phase, ce qui favoriserait les précipitations liquides au détriment des précipitations solides (Fig. 1.1 droite). De nos jours, il est estimé que 60-70% des taux annuels moyens de précipitations arctiques tombent sous forme solide (Kobayashi et al., 2015; Bintanja and Andry, 2017). À l'horizon 2100, cette proportion diminuerait à 40% (Bintanja and Andry, 2017) en se basant sur les simulations CMIP5, ce qui signifie que la pluie deviendrait alors la forme dominante des précipitations en Arctique (Fig. 1.3). Les modèles climatiques projettent un signal saisonnier pour ce changement de phase, avec une augmentation des précipitations liquides au détriment des précipitations solides plus importante en été (Fig. 1.2 bas droite).

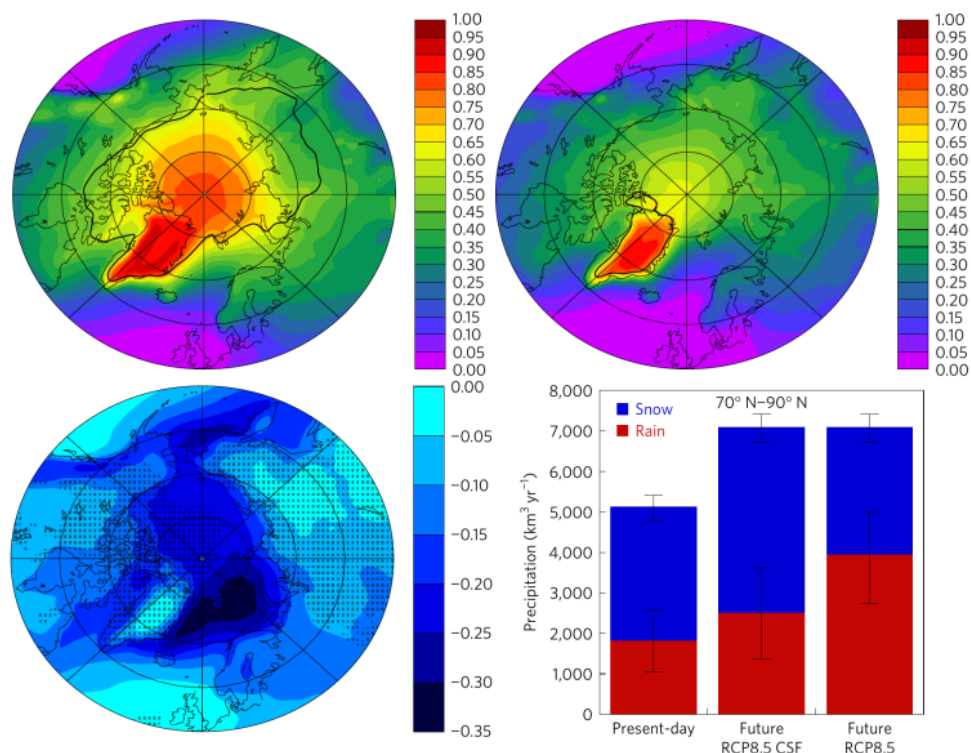


Figure 1.3: Proportion des précipitations solides par rapport aux précipitations totales (**haut gauche**) entre 2006-2015, (**haut droite**) entre 2091-2100, (**bas gauche**) et la différence absolue entre les deux. Les régions hachurées ne sont pas significatives. (**bas droite**) Taux de précipitations liquides et solides actuelles entre 70 et 90 °N et pour un scénario RCP8.5, ainsi que pour un climat futur avec une proportion de chute de neige constante (constant snowfall fraction, CSF). Ces résultats sont issus des simulations CMIP5, et les figures sont modifiées de Bintanja and Andry (2017).

D'autres facteurs atmosphériques sont à prendre en compte, tels que la variabilité du courant jet polaire, les rails de dépressions et des événements météorologiques de grande échelle, qui peuvent impacter les changements du cycle de l'eau en Arctique (Overland et al., 2016).

Changements observés

Malgré le nombre réduit de moyens de mesure des précipitations en Arctique, les observations disponibles semblent aller dans le sens des projections climatiques.

Le GIEC a mis en évidence une augmentation des précipitations totales en utilisant des données de pluviomètres (entre autres GPCC et GPCP) (Hartmann et al., 2013). Néanmoins, en raison de l'incertitude des tendances simulées dans les modèles, la confiance accordée par le GIEC à la valeur des tendances observées est faible. Cela est principalement dû à la variabilité naturelle des précipitations qui peut parfois masquer les tendances trop faibles pour l'instant (Rawlins et al., 2010). De plus, les tendances observées varient en fonction des régions et des périodes étudiées. Des augmentations des taux de précipitations totales ont été observées à 2,1 mm/décennie sur les surfaces continentales arctiques entre 1950-2006 (Rawlins et al., 2010); 1,5%/décennie entre 1950-2006 dans l'Arctique canadien (Rapaić et al., 2015); 3%/décennie (19%) entre 1948-2012 au Canada (Vincent et al., 2015); 1,6%/décennie entre 1900-2014 (Hanssen-Bauer et al., 2009). Ces estimations sont en bon accord avec les estimations théoriques entre 1,4 et 2,7 %/décennie, en considérant une augmentation de la température moyenne entre 2 et 4 K en Arctique sur la période 1951-2018 (0,3-0,6 K/décennie) (Fig. 3), et une augmentation des précipitations de 4,5 % K^{-1} (Bintanja and Selten, 2014).

Dans les régions avec des températures modérées en hiver, une augmentation des quantités de pluie au détriment des quantités de neige est observée. En Finlande, des tendances négatives significatives des chutes de neige hivernales (-1.11 ± 0.393 mm/an) et des précipitations totales hivernales (-1.24 ± 0.57 mm/an) sont observées sur la période 1909-2008 (Irannezhad et al., 2016), avec des augmentations jusqu'à 30% des précipitations annuelles totales. Dans la partie au sud de 65°N du Canada, une diminution générale du ratio de chutes de neige par rapport aux précipitations totales est observée entre 1948-2012 (Vincent et al., 2015). Cette diminution est accompagnée par une augmentation du taux de chute de pluie durant toutes les saisons pour la période 1950-2009 (Mekis and Vincent, 2011).

Dans les régions avec des températures plus froides en hiver, une augmentation du taux de chutes de neige est observée. Entre autres, dans le nord du Canada le ratio de chutes de neige par rapport aux précipitations totales au nord de 65°N a augmenté entre 1948-2012 (Vincent et al., 2015). Sur l'ensemble de l'Arctique, seules les stations en mer de Chukchi entre 60° et 85 °N montrent une tendance décroissante significative pour les précipitations solides entre Octobre et Mai sur la période 1936-2009. (Callaghan et al., 2011a). De manière générale pour les stations entre 70-85°N, l'augmentation des précipitations solides entre Octobre et Mai est plus marquée sur la période 1980-2009 (5,8 mm/décennie) que sur la période 1936-2009 (1,8 mm/décennie).

D'autres variables peuvent indirectement indiquer les tendances des précipitations arctiques dans le cadre du changement climatique, telles que l'épaisseur et l'étendue de manteau neigeux, ou l'accumulation de neige sur les glaciers. À partir de données de télédétection spatiale, une diminution de l'étendue de la couverture neige de -17,8%/décennie en juin sur la période 1979-2016 a été observée (Derksen et al., 2016). Les mêmes données ont aussi permis d'observer la diminution de la durée moyenne de la couverture neigeuse de 2 à 4 jours par décennie sur les 30 à 40 dernières années (Brown et al., 2017). Des carottes de glace sur le Groenland ont montré une

augmentation de 15% des précipitations entre 1990 et 1999 (Box et al., 2013; Mernild et al., 2015). Ces observations indirectes permettent une déduction qualitative des tendances des taux de chutes de neige.

Ainsi, les tendances actuelles à l'augmentation des précipitations totales et celle des taux de chutes de pluie au détriment des chutes de neige vont impacter le cycle de l'eau, le climat, la cryosphère, le cycle de carbone et la biosphère.

1.2 Observations de surface

Les observations sont indispensables pour quantifier les précipitations et évaluer les réanalyses atmosphériques, qui sont souvent utilisées faute de mesures in situ, et étudier l'impact du changement climatique. Différentes sources de mesures des précipitations sont détaillées dans cette partie.

Les observations de surface sont peu nombreuses et de qualité assez moyenne en Arctique. D'une part, la mesure des précipitations est complexe en Arctique, en raison des conditions extrêmes (p.e. vent, faibles précipitations, neige soufflée) et de la large étendue de l'Océan Arctique. D'autre part, le réseau épars des mesures par rapport aux moyennes latitudes ne permet pas d'obtenir un échantillonnage suffisant des précipitations. Cette section présente essentiellement deux moyens d'estimations des précipitations en Arctique: les pluviomètres, et les bases de données combinant différents types d'estimations de précipitation. Nous avons choisi de mettre l'accent sur celles qui seront utilisées dans la suite de ce travail.

Par ailleurs, de nombreuses expéditions polaires ont été conduites sur l'Océan Arctique et les mers périphériques, entre autres en piégeant volontairement un bateau dans la banquise (SHEBA, Surface Heat Budget of the Arctic Ocean Perovich et al., 1999), ou avec des mesures aéroportées (Koenig et al., 2016). Ces campagnes multidisciplinaires ont permis de comprendre et de quantifier de nombreux processus arctiques (Fridlind and Ackerman, 2018). Cependant, en plus d'être ponctuelles spatialement et temporellement (inférieures à une saison ou une année) et donc peu pertinentes dans le cadre d'une étude climatologique, ces campagnes se focalisent principalement sur les aérosols (Engvall et al., 2008; Lampert et al., 2009), la glace de mer (Granskog et al., 2016), les cyclones arctiques (polar low Kristjánsson et al., 2011) ou les émissions anthropiques (Roiger et al., 2015; Aliabadi et al., 2016), menant à des mesures partielles des précipitations à la surface.

1.2.1 Pluviomètres

Les observations de surface sont réalisées par des pluviomètres/stations météorologiques terrestres, des bateaux, des bouées en mer ou bloquées dans la banquise. Elles donnent, en plus du taux de précipitations, principalement la température, l'humidité et le vent à 2 mètres.

En Arctique, la phase est un des soucis majeurs de la mesure des précipitations. En effet, la quantité de précipitations solides est souvent fondue (en chauffant le contenant) puis mesurée en quantité d'eau équivalente. Cela permet de ne pas se soucier de la densité des précipitations solides et d'éviter que ces dernières gèlent sur les bords internes de l'instrument. Pour obtenir la phase, il faut utiliser des informations sur les caractéristiques des hydrométéores (disdromètres ou observations

manuelles), soit en colocalisant plusieurs instruments (p.e. hauteur du manteau neigeux et précipitations), soit en la déduisant de la température au sol. Cependant, cette dernière méthode présente des incertitudes importantes à cause de du caractère simpliste des relations empiriques utilisées (Harpoold et al., 2017). La majorité des stations ne possèdent qu'un instrument de mesure des précipitations totales, ne permettant pas d'observer la partition entre chutes de neige et de pluies.

Plusieurs difficultés s'ajoutent à celle décrite ci-dessus. La neige soufflée, le sous-échantillonnage (*undercatchment*) et sur-échantillonnage (*overcatchment*) dû au vent ainsi que le gel et l'évaporation à l'intérieur de l'instrument font que les chutes de neige peuvent être particulièrement complexe à mesurer (Nitu et al., 2018). De nombreuses relations existent afin de corriger les précipitations solides affectées par le vent (Liston and Sturm, 2002; Morin et al., 2012; Bokhorst et al., 2016; Barrere et al., 2017). Cependant, elles sont généralement empiriques et difficiles à mettre en œuvre en Arctique, où la mesure du vent n'est pas systématique. Ces difficultés de mesure, les coûts d'entretien et l'arrivée des produits satellites ont contribué à la diminution (perte proche de 60% au Canada) du nombre de stations de mesures depuis les années 1990 (Mekis and Vincent, 2011).

Malgré tout, plusieurs jeux de données issus de plusieurs stations ont permis d'obtenir les taux de précipitations solides sur plusieurs années (2007-2010) (Fig. 1.4):

- Adjusted and Homogenized Canadian Climate Data (AHCCD), qui comprend des stations canadiennes avec des mesures depuis les années 1910 (Mekis and Vincent, 2011). Les précipitations solides et liquides sont fournies mensuellement.
- Global Historical Climatology Network Daily (GHCN-D) (Menne et al., 2012), qui regroupe un nombre important de stations sur toutes les surfaces terrestres du globe avec mesures depuis 1850. Les précipitations totales sont fournies quotidiennement.

Ces jeux de données réalisent des tests afin de contrôler la qualité des mesures. Toutes les données sont ramenés à des moyennes mensuelles. AHCCD procure directement la phase des précipitations, tandis que GHCND donne une quantité précipitante totale ainsi qu'une température journalière moyenne, ou maximale et minimale. Les précipitations sont considérées solides quand la température à la station est inférieure à 1,5°C. Ce seuil empirique a été choisi afin d'être cohérent avec les estimations de chutes de neige de CloudSat, comme nous le verrons plus tard dans ce chapitre (section 1.3.2). Cependant, les incertitudes de ces stations sont plus élevées car les corrections, qui diffèrent en fonction de la phase, n'ont peut-être pas été appliquées si la phase était inconnue lors de la mesure.

En dehors de ces jeux de données, de multiples options ont été examinées mais n'ont pas permis d'obtenir des mesures de précipitations pour la période désirée en Arctique. Entre autres, différentes plateformes en ligne permettent d'accéder à des données polaires, bien que ce procédé ne soit pas simple: arcticdc.org, arcticportal.org, polardata.ca, arcticdata.io, globalcryospherewatch.org. Plusieurs organismes de recherche en milieu Arctique pronent le partage de données en Arctique afin de pouvoir l'évaluer de la façon la plus homogène et complète possible, tels que

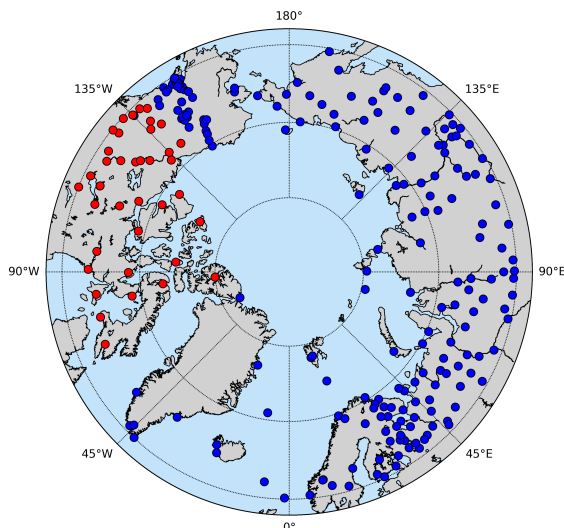


Figure 1.4: Stations obtenues à partir des jeux de données AHCCD (rouge), GHCND (bleu) entre 2007-2010. Les années 2007-2010 correspondent à la période durant laquelle les données satellites CloudSat sont disponibles.

le World Research Climate Programme (WRCP) avec le groupe de travail Climate and Cryosphere (CliC), l'Arctic Monitoring and Assessment Programme (AMAP) avec le rapport Snow, Water, Ice and Permafrost in the Arctic (SWIPA), le World Meteorological Organization (WMO) avec le rapport Solid Precipitation Intercomparison Experiment (SPICE), et le GIEC avec le rapport Special Report on the Ocean and Cryosphere in a Changing Climate (SROCC).

Des initiatives internationales sont mises en place et pourraient permettre l'obtention de données dans les années à venir: International Network for Terrestrial Research and Monitoring in the Arctic (INTERACT), International Arctic System for Observing the Atmosphere (IASOA), et Year Of Polar Prediction (YOPP). INTERACT répertorie les stations en Arctique avec leurs caractéristiques et les domaines scientifiques étudiés. 86 stations sont enregistrées dans cette base de données à ce jour, avec la moitié à l'intérieur du cercle polaire Arctique. L'accès à un tel jeu de données serait idéal car il est spatialement bien distribué, et représentatif des différents environnements polaires en se basant sur les méta données des stations disponibles. IASOA devrait permettre l'accès à différentes catégories de données sur 10 stations réparties sur différents territoires arctiques (USA, Canada, Groenland, Russie, Norvège, Finlande). De même, YOPP procurera des séries courtes de données sur 12 supersites. Le but premier est la collecte de meta données concernant les activités de recherche dans des stations arctiques. Bien que le partage et l'homogénéisation fassent partie des objectifs à long terme, il n'est pas encore possible d'accéder aux données mesurées. Ainsi, mener une étude rigoureuse à partir de ces données disponibles à ce jour s'avère complexe et n'a pas été retenu dans le cadre de cette thèse.

1.2.2 Bases de données mixtes: GPCP MP

Pour pallier le manque d'observations en Arctique, de nombreux produits de précipitation griddés ont été développés en combinant plusieurs sources de données

(p.e. Maggioni et al., 2016; Beck et al., 2017b; Sun et al., 2018). Les sources de données (observations in situ, satellites, réanalyses), les résolutions spatiales (0,1° à 2,5°) et temporelles (1 heure à des moyennes mensuelles), et les objectifs scientifiques (homogénéité spatiale, série temporelle, globale/régionale) diffèrent entre chaque jeu de données. Le tableau 1.1 présente des produits mixtes de précipitations en Arctique.

Nom	Données combinées	Période	Résolution spatiale	Référence
GPCC	P	1901-Présent	2,5°; 1,0°; 0,5°	Schneider et al. 2008
GPCC MP	P, S, R	1982-Présent	2,5°; 1,0°	Schneider et al. 2018
GPCP	P, S	1979-Présent	2,5°	Adler et al. 2003
CMAP	P, S, R	1979-Présent	2,5°	Xie and Arkin 1997
MSWEP	P, S, R	1979-2015	0,25°	Beck et al. 2017a

Table 1.1: Liste des bases de données de précipitations combinant différentes sources. P indique Pluviomètre; S, Satellite; et R, Réanalyse. GPCC (MP) signifie Global Precipitation Climatology Centre (Monitoring Product); GPCP, Global Precipitation Climatology Project; CMAP, Climate Prediction Center (CPC) Merged Analysis of Precipitation; MSWEP, Multi-Source Weighted-Ensemble Precipitation.

La base de données **GPCC** (Global Precipitation Climatology Centre) (Schneider et al., 2008) contient uniquement des mesures in situ de station fournies par le WMO (World Meteorological Organisation) et par les pays directement (185 pays au total). Le jeu de données complet produit des estimations mensuelles au-dessus des continents à des résolutions allant de 2,5° à 0,5° depuis 1901 en incluant jusqu'à 40000 stations durant 1986-1991. Comme la disponibilité des mesures varie en fonction du temps de traitement requis par les différents organismes responsables des stations, plusieurs jeux de données GPCC sont construits pour différentes applications telles que les prévisions en temps réel ou des analyses climatologiques. Parmi ces produits, **GPCC Monitoring Product (MP)** (Rudolf and Schneider, 2005; Schneider et al., 2018) s'appuie sur 7000-9000 stations GPCC et sert de référence pour des produits basés sur des observations satellites. De plus, il est le seul à fournir les taux de chutes de neige et de chutes de pluie séparément. La phase des précipitations dans GPCC MP est déduite à partir de l'humidité relative et de la température proche de la surface (Fuchs et al., 2001). Ces tables sont dérivées de 600 000 rapports météorologiques GTS-SYNOP (Global Telecommunication System surface synoptic observations) couvrant 16 mois d'hivers sur la période 1995-1999. Ces rapports issus de la WMO fournissent des variables météorologiques telles que la température, l'humidité et la vitesse du vent. Pour chaque station et chaque journée, un pourcentage des précipitations est identifié comme solide en fonction de sa probabilité d'occurrence. Les taux de précipitations sont ensuite corrigés en fonction de leur phase. Pour ces raisons, ce produit sera utilisé dans cette thèse.

GPCP (Global Precipitation Climatology Project) (Adler et al., 2003) produit des estimations globales de précipitations mensuelles basées sur la combinaison des estimations issues de GPCC MP, de satellites infra-rouge géostationnaires et micro-ondes (Special Sensor Microwave/Imager et Microwave Sounding Unit). Cette combinaison est valable au-dessus des continents, alors que seuls les produits satellites produisent des estimations au-dessus des surfaces océaniques.

CMAP (Climate Prediction Center (CPC) Merged Analysis of Precipitation) (Xie and Arkin, 1997) combine les mêmes estimations que GPCC en y ajoutant des estimations de modèles de prévision météorologique (NCEP-NCAR). Les moyennes mensuelles peuvent aussi être obtenues sur 5 jours (pentade).

Récemment créé, **MSWEP** (Multi-Source Weighted-Ensemble Precipitation) (Beck et al., 2017a) inclut de multiples sources de pluviomètres (GPCC, GHCND entre autres), réanalyses (ERA-I, JRA-55), et des estimations provenant des données satellites (dont TRMM Multi-satellite Precipitation Analysis). MSWEP produit des estimations globales toutes les 3 heures à une résolution de $0,25^\circ$ pour la première version 1 et $0,10^\circ$ pour la seconde version (Beck et al., 2019).

Aux hautes latitudes, les observations de surface sont peu nombreuses et ponctuelles, et les observations satellites sont complexes à utiliser. Ces produits combinés griddés sont donc majoritairement basés sur les données issues des réanalyses. Par exemple, la pondération relative entre les trois sources de données de MSWEP (Fig. 1.5) montre que les taux de précipitations totales dépendent presque entièrement des réanalyses en Arctique ($\sim 100\%$ bleu clair au-dessus des océans arctiques et subarctiques). L'Alaska, les pays scandinaves et quelques points au nord de 66°N au-dessus des continents indiquent les positions des sites de mesure, en faible nombre comparé aux moyennes latitudes.

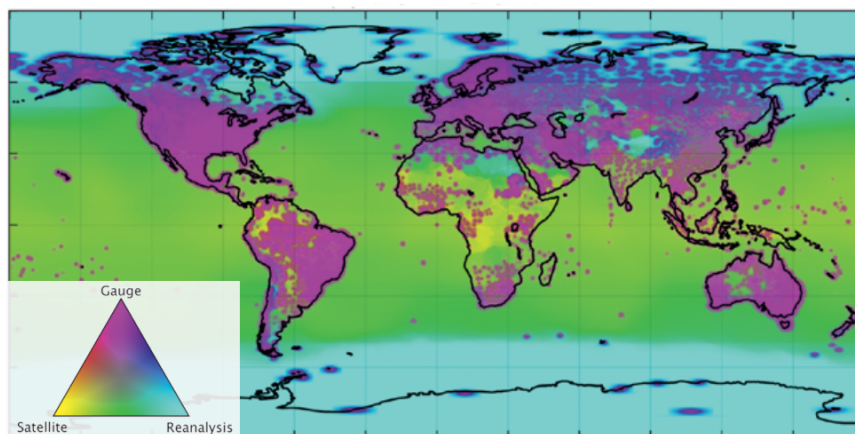


Figure 1.5: Pondération relative attribuée aux données provenant de pluviomètre, satellite et réanalyse pour l'estimation des précipitations totales pour la période 2000-2017 dans MSWEP. Une échelle de couleur barycentrique est utilisée. Modifiée de Beck et al. (2019).

Le manque de données globales de chutes de neige en Arctique empêche la validation étendue d'autres jeux de données (d'origine satellites ou modélisées). De plus, cela signifie que les processus de chute de neige ne peuvent pas être vérifiés précisément dans les réanalyses atmosphériques.

1.3 Télédétection spatiale

La télédétection spatiale permet l'observation globale de la Terre avec une relative homogénéité spatiale. Des longues séries temporelles de mesures sont possibles lorsque des capteurs similaires se succèdent.

Le spectre électromagnétique (Fig. 1.6) peut être vu comme l'ensemble des rayonnements électromagnétiques ordonnés par fréquence ou longueur d'onde. Les sources potentielles de ces rayonnements peuvent être le Soleil, la surface terrestre, l'atmosphère et même l'instrument de mesure.

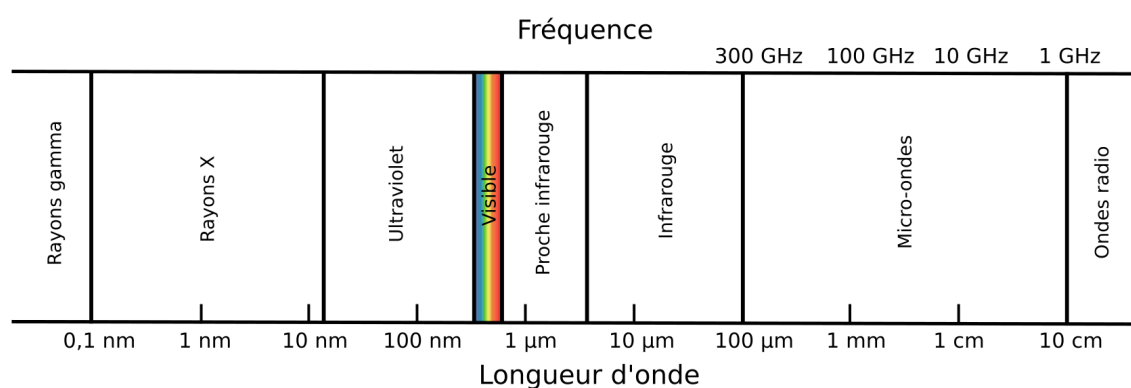


Figure 1.6: Spectre électromagnétique.

Cependant, l'atmosphère terrestre n'est pas transparente à toutes les fréquences (comme elle l'est partiellement dans le visible). En effet, l'opacité de l'atmosphère est marquée par les bandes d'absorption, attribuables à la résonance moléculaire des gaz qui la composent. Le rayonnement et ses interactions avec les composantes de l'atmosphère diffèrent pour chaque fréquence, apportant donc un contenu en information distinct. Les fréquences sont sélectionnées avec précision en fonction des objectifs scientifiques.

Pour l'observation des précipitations, deux approches sont couramment utilisées: soit à partir des domaines infra-rouge et du visible, soit à partir du domaine micro-ondes. L'infra-rouge et le visible sont des courtes longueurs d'onde, qui désignent la partie du spectre associée au rayonnement solaire. Les fréquences micro-ondes font parties des grandes longueurs d'onde, correspondant à la partie du spectre associée au rayonnement émis par la Terre, dit *tellurique*.

Les méthodes développées dans les domaines infra-rouge et visible sont basées sur le fait que les nuages froids/clairs sont liés à la convection, et donc haut dans l'atmosphère et épais, et vont probablement produire des précipitations (Prigent, 2010). Ainsi, la température et la réflectance du haut du nuage sont indirectement liées à la quantité de pluie au sol. Cependant, les instruments opérant à ces fréquences sont généralement à bord de satellites géostationnaires. Leurs orbites, dans le plan équatorial de la Terre à une altitude de 35800 km, permettent d'avoir une vitesse angulaire similaire à la Terre et des données continues pour la région observée. En revanche, avec cette configuration, les zones polaires ne sont pas observables. De plus, ces techniques développées rencontrent des difficultés supplémentaires. Entre autres, peu de nuages convectifs se développent en Arctique, et la température et la réflectance des surfaces gelées peuvent être confondues avec celles des nuages.

Les instruments micro-ondes sont embarqués sur des orbites basses ou orbites

polaires. Ces dernières permettent une observation proche des pôles, grâce à leurs inclinaisons de près de 90° et une altitude basse (700-900 km). La courte période de révolution (~2h) de ces satellites permet de mesurer la totalité du globe deux fois par jour, lors d'un passage ascendant et descendant à intervalles de 12 heures. Lorsque plusieurs satellites sont placés de façon "décalée" sur la même orbite, on peut obtenir des mesures d'un même endroit plusieurs fois par jour. C'est le cas pour des satellites NOAA-18 et NOAA-19 (une mesure toutes les 6 heures) de la National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA), et des satellites MetOp-A, MetOp-B et MetOp-C (une mesure toutes les 4 heures) d'European Organisation for the Exploitation of Meteorological Satellites (EUMETSAT) (voir section 1.3.3). Cette périodicité augmente avec la latitude, où les larges fauchées de certains instruments se superposent.

Les fréquences micro-ondes sont bien adaptées à l'observation des précipitations pour plusieurs raisons. Premièrement, le rayonnement *tellurique* est insensible à la lumière solaire, les observations à ces fréquences peuvent donc avoir lieu de jour et de nuit. Deuxièmement, les mesures micro-ondes sont possibles quelles que soient les conditions météorologiques, car le rayonnement électromagnétique à ces fréquences pénètre à l'intérieur des nuages. Ces deux points s'avèrent cruciaux pour l'étude des précipitations en Arctique, où la nuit et le jour polaire alternent sur des durées longues, avec une importante couverture nuageuse moyenne dans la majorité des régions (entre 73% et 86% en prenant en compte la variabilité saisonnière et spatiale (Mioche and Jourdan, 2018), confirmant les résultats de Kay et al. (2016) (50-90%)). L'observation des précipitations est basée sur les interactions engendrées par les hydrométéores sous forme solide ou liquide avec le rayonnement électromagnétique. La diffusion ou l'émission causées par les hydrométéores et leurs impacts sur le signal mesuré sont plus amplement détaillés en section 3.1. Ces interactions sont dues au fait que la longueur d'onde est proche de la taille des particules, tandis que des interactions négligeables sont engendrées par les hydrométéores nuageux, de taille plus faible.

Dans la section suivante, les propriétés du spectre micro-ondes sont abordées, plus particulièrement les propriétés d'absorption et de diffusion par les hydrométéores. Puis, les propriétés du domaine micro-ondes sont discutées dans le cas d'une atmosphère arctique. Finalement, les principes de la mesure active et passive sont approfondies. Les notions de physique nécessaires à la compréhension et l'interprétation des mesures réalisées par les instruments à bord des satellites sont décrites en annexe A.

1.3.1 Propriétés du spectre micro-ondes

Le domaine des micro-ondes s'étend de 0,3 GHz à 300 GHz, correspondant à des longueurs d'ondes de 1m à 1mm. Le partage du spectre électromagnétique entre différents domaines (science, téléphonie...) se complexifie au fur et à mesure de l'avancée des technologies (p.e. 5G, satellite de communication), ce qui pourrait affecter les observations micro-ondes par brouillage (Allaix, 2019).

Dans le domaine micro-ondes, l'opacité de l'atmosphère est marquée par les bandes d'absorption, et à la présence continue de vapeur d'eau, dont l'absorption augmente avec la fréquence (Fig. 1.7). Pour une fréquence de mesure éloignée des bandes d'absorption atmosphériques, le rayonnement est transmis par l'atmosphère,

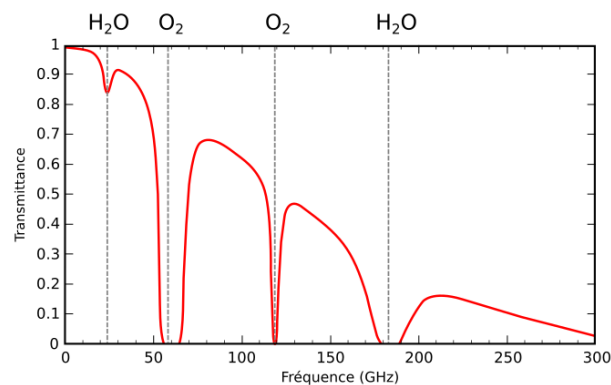


Figure 1.7: Spectre de transmittance de l'atmosphère dans le domaine des micro-ondes pour des fréquences entre 1 et 300 GHz. Les bandes d'absorption de la vapeur d'eau (H_2O) à 22,235 et 183,31 GHz et de le dioxygène (O_2) à 57,29 et 118,75 GHz sont notées.

permettant l'observation de la surface terrestre. Ces fréquences sont nommés *fréquences fenêtres*. À l'inverse, pour une fréquence de mesure proche de la bande d'absorption d'un gaz atmosphérique, le rayonnement est absorbé par l'atmosphère opaque. En outre, l'altitude de mesure des canaux observant l'atmosphère varie en fonction de l'absorption: lorsqu'elle est forte, les canaux mesurent la contribution des couches supérieures de l'atmosphère, lorsqu'elle est faible, les canaux mesurent près de la surface. Les fréquences des canaux atmosphériques des sondeurs micro-ondes sont généralement placés à proximité des bandes d'absorption des gaz examinés pour mesurer à différentes altitudes tout en minimisant la contribution de la surface.

Typiquement, on observe la basse, la moyenne et la haute atmosphère pour la température, la teneur en vapeur d'eau ainsi que des concentrations de gaz traces (l'ozone entre autres). Les mesures de paramètres atmosphériques se font principalement aux fréquences ≥ 50 GHz. Les *canaux fenêtres* mesurent à des fréquences éloignées des bandes d'absorption d'éléments présents dans l'atmosphère (majoritairement ≤ 100 GHz), pour que cette dernière soit transparente. Ils permettent de restituer des paramètres de la surface tels que la température de surface, l'humidité du sol, l'étendue de la couverture neigeuse ou encore les caractéristiques de la glace de mer.

Dans le domaine des micro-ondes, le spectre de transmittance est principalement régi par deux gaz atmosphériques: le dioxygène O_2 et la vapeur d'eau H_2O (Fig. 1.7). Trois bandes d'absorption de la vapeur d'eau sont notées à 22,235, 183,31 et 325,15 GHz. L'amplitude de la première bande H_2O n'est pas suffisante pour sonder la basse atmosphère, mais permet d'obtenir le contenu intégré en vapeur d'eau de l'atmosphère. La deuxième bande H_2O est suffisamment intense pour permettre un sondage de la basse atmosphère (en fonction du contenu en vapeur d'eau de l'atmosphère), et est majoritairement utilisée pour obtenir le contenu en vapeur d'eau. Contrairement aux deux premières bandes, la troisième est rarement utilisée pour caractériser les précipitations car la transmittance est faible aux fréquences alentours de 325,15 GHz. Cependant, cette fréquence peut amener des informations permettant de caractériser les nuages de glace, et sera utilisée par le satellite ICI (Ice Cloud Imager) dans un futur proche (Wang et al., 2016). Entre ces trois bandes, la

transmittance diminue progressivement à cause du continuum de la vapeur d'eau. Le dioxygène présente 2 bandes d'absorption à 57,29 et 118,75 GHz, qui permettent de restituer les profils de températures atmosphériques.

La luminance est affectée par les hydrométéores, ce qui complexifie l'interprétation du signal mesuré, appelé température de brillance (voir annexe A pour une définition complète). L'impact des hydrométéores sur la luminance dépend de la fréquence et de la taille des particules, qui peuvent être des hydrométéores nuageux ou précipitants, solides ou liquides. Ces hydrométéores peuvent diffuser, absorber, et émettre le rayonnement. Le régime de diffusion dépend du paramètre en taille x , à une longueur d'onde λ donnée:

$$x = \frac{2\pi r}{\lambda} \quad (1.1)$$

où r est le rayon de la particule.

Dans le domaine micro-ondes, le régime de diffusion de Mie et de Rayleigh coexistent (Fig. 1.8). Le premier s'établit lorsque les particules sont de taille importante par rapport à la longueur d'onde ($x \geq 0.2$), alors qu'il s'agit de l'inverse pour le second ($x \leq 0.2$). Si le paramètre de taille décroît davantage ($x \leq 0.002$), la diffusion devient négligeable. La diffusion de Rayleigh est relativement isotrope et ne varie pas en fonction de la forme des particules. Par contre, la diffusion du régime de Mie est dépendante de la forme des particules et de leurs propriétés diélectriques. Les hydrométéores précipitants comme les gouttes de pluie et les flocons de neige appartiennent à ce régime. Pour calculer les propriétés radiatives des particules, la théorie de Mie suppose qu'elles sont sphériques. Cette approximation est valable pour les gouttes de pluie, mais elle ne l'est pas pour les formes complexes des hydrométéores solides.

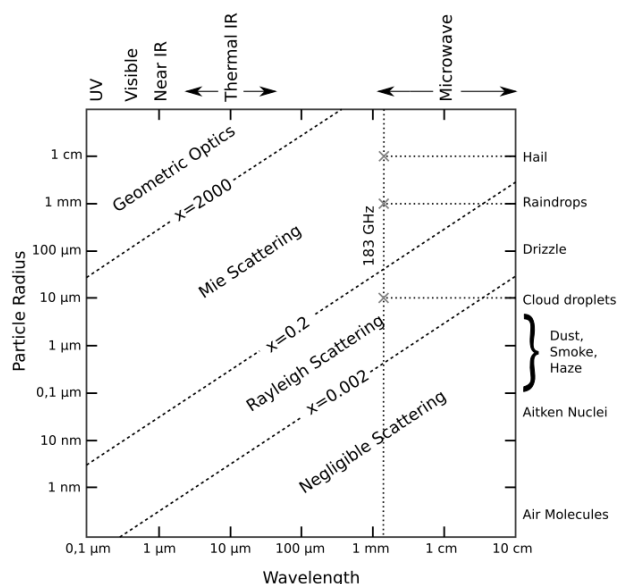


Figure 1.8: Relation entre taille des particules, longueurs d'onde et régime de diffusion pour les particules atmosphériques. Modifié de Petty (2006).

Plusieurs méthodes existent pour calculer les propriétés de diffusion et d'absorption d'une particule non sphérique (p.e. Mishchenko et al., 2007). L'approximation de dipôle discret (Discrete-Dipole) est utilisée pour les hydrométéores

solides (Liu, 2008a), grâce à sa capacité à simuler des particules de forme arbitraire (plaque, rosette, colonne, dendrite etc.). Déterminer les propriétés radiatives des hydrométéores est primordial pour les simulations de transfert radiatif atmosphérique, qui permettent d'obtenir les paramètres nuageux et précipitants avec un algorithme d'inversion (voir section 3.1).

L'impact des propriétés d'absorption ou d'émission des particules sur les températures de brillance est détaillée plus amplement dans la section 3.1. Cependant, il est important de noter que de multiples processus contribuent au signal passif mesuré comme le type de surface, les hydrométéores non-précipitants, et les précipitations. L'interprétation des températures de brillance résultantes est complexe.

Une multitude de capteurs, opérant sur différentes fréquences, sont utilisés pour l'estimation de paramètres à la surface et dans l'atmosphère. Deux catégories d'instruments existent:

- **actifs**: émet un signal et mesure le signal rétrodiffusé (Fig. 1.9 gauche).
- **passifs**: mesure le signal naturel émis depuis la Terre (Fig. 1.9 droite).

De nombreuses méthodes ont été développées pour estimer les précipitations aux moyennes latitudes, en utilisant un seul type d'instrument, ou la synergie entre les deux. De plus amples détails peuvent être trouvés en section 3.1. Les prochaines sections expliquent les principes de mesure active et passive.

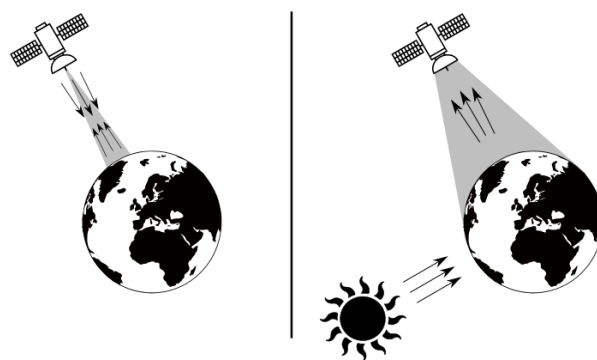


Figure 1.9: Principe de mesure satellite active (**gauche**), et passive (**droite**).

1.3.2 Mesure active: Cloud Profiling Radar de CloudSat

Les instruments actifs émettent une impulsion électromagnétique et mesurent la quantité de signal rétrodiffusé par les différents particules et gaz présents dans la colonne atmosphérique. Différents types de capteur actifs spatiaux existent et opèrent dans le domaine des micro-ondes. Certains instruments sont conçus pour une mesure de la surface, tels les radars à ouverture synthétique, les altimètres, les diffusiomètres. D'autres sont utilisés pour la mesure dans l'atmosphère, comme les radars précipitations et les radars nuages. Nous allons nous concentrer sur ces derniers, qui permettent la quantification des précipitations à certaines fréquences.

La visée est orientée au nadir et permet d'obtenir un profil vertical de réflectivité. Tout d'abord le signal est corrigé de l'atténuation. Puis la mesure dépendant de la phase des particules, de leur taille, leur concentration, et leur forme dans le cas d'hydrométéores solides, il est possible d'estimer différentes variables comme la phase des particules et le taux de précipitations parmi d'autres.

Le satellite CloudSat a été lancé en avril 2006 en orbite quasi-polaire, atteignant la latitude de 82°N. Cette mission est une collaboration entre l'Agence Spatiale Canadienne (ASC) et la National Aeronautics and Space Administration (NASA). À son bord, le Cloud Profiling Radar (CPR) est un radar à visée nadir émettant à 94 GHz avec une empreinte au sol de 1.7 x 1.4 km. Il mesure 125 intervalles verticaux de 240 m chacun, aussi appelé bin. La fréquence à 94 GHz et le seuil de détection faible (-28 dBz) permettent au CPR d'être particulièrement sensible aux petites particules de type nuage et les faibles précipitations polaires. Après avril 2011, un problème de batterie a contraint le CPR à mesurer uniquement de jour. En Arctique, un biais saisonnier pourrait être induit par l'utilisation de ces données, du fait que les plus hautes latitudes sont moins observées durant la période hivernale que la période estivale, et du cycle saisonnier marqué.

Suite à l'avancée permise par CloudSat sur la compréhension des nuages et des précipitations, d'autres missions et instruments sont planifiés (notamment EarthCare, dont le lancement est prévu en 2021).

Nom	Variation principales
2C-PRECIP-COLUMN	Occurrence, phase et probabilité des précipitations
2C-SNOW-PROFILE	Taux de chute de neige et incertitude
2C-RAIN-PROFILE	Taux de chute de pluie et incertitude (seulement au-dessus de l'océan)
ECMWF-AUX	Température, pression, humidité spécifique (issues des analyses opérationnelles de ECMWF)
2B-CLDCLASS	Type de nuage (nécessite CALIPSO, MODIS)

Table 1.2: Liste des produits CloudSat élaborés portant sur les précipitations et variables connexes.

Le Tab. 1.2 présente les différents produits obtenus par les algorithmes CloudSat et utilisés dans ces travaux de thèse. Ces produits CloudSat ont été développés par les chercheurs de l'Université du Wisconsin et il est important de comprendre les méthodes utilisées pour déduire la phase des précipitations et estimer les chutes de neige afin d'en saisir ses avantages et limitations.

Réflectivité et phase de précipitations

Le produit 2C-PRECIP-COLUMN (2C-PC) donne la phase des précipitations et leur probabilité. La partie la plus basse du profil de réflectivité (Fig. 1.10 haut) est contaminée par l'écho de surface et doit être tronquée. Les deux bins (~500m) au-dessus de la mer ouverte, et les quatre bins (~1000m) au-dessus des continents et glace de mer sont exclus. La présence de précipitation est vérifiée avec un seuil de réflectivité de -15 dBZ (Haynes et al., 2009). Si la réflectivité est supérieure, le bin est classifié comme précipitant. Ensuite, les températures colocalisées issues de l'analyse opérationnelle de ECMWF déterminent la phase des précipitations. Si les températures

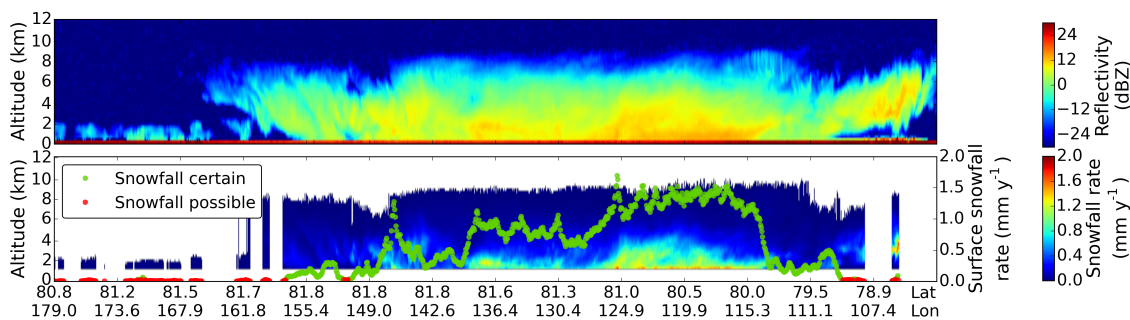


Figure 1.10: **(haut)** Profils de réflectivité mesurés par le CPR au nord de la Russie le 24 Mars 2007, issus de 2B-GEOPROF. **(bas)** Taux de chutes de neige estimés (profil et à la surface) par 2C-SP, les types de précipitations estimés à la surface par 2C-PC sont représentés par les cercles colorés.

du profil issues de ECMWF sont inférieures à 0°C , les précipitations sont considérées comme solides. Si les températures deviennent positives dans la basse troposphère, l'algorithme recherche à identifier une couche de fonte afin de distinguer la couche de précipitation solide de la couche de précipitation liquide. Un modèle de couche fondue évalue le profil de température et estime la proportion de masse fondue. Les précipitations avec une proportion massique fondue inférieure à 0,15 sont classifiées comme *neige*. Les valeurs supérieures à 0,15 sont détectées comme précipitations de phase mixte ou liquide. L'élévation de la couche de fonte permet donc de déterminer la proportion massique des précipitations fondues, en supposant un taux constant de $6^{\circ}\text{C km}^{-1}$. Lorsque la couche de fonte se situe potentiellement dans la partie tronquée du profil, l'algorithme essaie d'estimer l'altitude de fonte en se basant sur les températures ECMWF. Avec un bin vertical de 240 m, une fraction fondue de 0,1 peut être atteinte au sol, en considérant toujours les précipitations comme neige. Cette approche revient à dire que la présence de neige est possible avec une température maximale de $1,5^{\circ}\text{C}$. Ce résultat est similaire au 2°C obtenu par Liu (2008b) avec des mesures de stations continentales et de bateaux.

La probabilité de précipitation est définie en fonction de l'intensité du signal mesuré. Des seuils additionnels sur la réflectivité sont utilisés pour distinguer les chutes de neige *certaines* ($R > -5$ dBZ) des chutes de neige *possibles* ($-5 > R > -15$ dBZ) (Fig. 1.10 bas).

Réflectivité et taux de chute de neige

La réflectivité Z_e pour un radar opérant à 94 GHz se formule ainsi (Wood, 2011; Wood and L'Ecuyer, 2018):

$$Z_e(R) = \frac{\Lambda^4}{\|K_w\|^2 \pi^5} \exp \left[-2 \int_{S=0}^{S=R} \beta_{ext}(s) ds \right] \int_{D_{min}}^{D_{max}} N(D, R) \sigma_{bk}(D, R) dD \quad (1.2)$$

L'équation 1.2 peut se décomposer en trois termes. Le premier est une constante:

$$\frac{\Lambda^4}{\|K_w\|^2 \pi^5}$$

avec Λ la longueur d'onde du radar, et $\|K_w\|^2$ le facteur diélectrique de l'eau

liquide, qui régit les propriétés radiatives des hydrométéores.

Le deuxième terme représente l'atténuation du signal transmis et réfléchi, due à la diffusion et à l'absorption des hydrométéores et gaz atmosphériques:

$$\exp \left[-2 \int_{s=0}^{s=R} \beta_{ext}(s) ds \right]$$

avec R la distance entre le CPR et le volume mesuré, s la position le long du faisceau radar, et $\beta_{ext}(s)$ le coefficient d'extinction de volume le long du faisceau radar. Le troisième terme de l'équation 1.2 correspond au signal rétrodiffusé par les hydrométéores, et dépend de leurs caractéristiques:

$$\int_{Dmin}^{Dmax} N(D, R) \sigma_{bk}(D, R) dD$$

avec D le diamètre des particules, $N(D, R)$ nombre des particules de diamètre D à une distance R du CPR, $\sigma_{bk}(D, R)$ la section transversale de retrodiffusion des particules de diamètre D à une distance R du CPR.

Le taux de chute de neige S à une distance R du CPR s'exprime en fonction de la distribution verticale en taille des particules N , de leur masse m et de leur vitesse de chute V :

$$S(R) = \frac{1}{\rho_{liq}} \int_{Dmin}^{Dmax} N(D, R) m(D, R) V(D, R) dD \quad (1.3)$$

avec ρ_{liq} la densité de l'eau liquide, qui permet d'exprimer $S(R)$ en mm équivalent d'eau.

Les distributions en taille $N(D, R)$ et en masse $m(D, R)$ des particules sont obtenues à partir d'un modèle basé sur des études antérieures (Mitchell, 1996), et des mesures dédiées à la validation des satellites CloudSat et Calipso (Hudak et al., 2006). Ce modèle utilise une description de la masse et la forme des particules basée sur une loi de puissance (Locatelli and Hobbs, 1974; Mitchell, 1996), une description pour la distribution en taille des particules basée sur une équation exponentielle (Marshall and Palmer, 1948) et les propriétés de diffusion des particules calculées à partir de l'approximation de dipôle discret (Draine and Flatau, 1994).

La vitesse de chute peut être calculée explicitement:

$$V(D) = \frac{Re(D)\mu}{\rho_a D} \quad (1.4)$$

avec Re^2 le nombre de Reynolds, μ la viscosité dynamique de l'air, et ρ_a la masse volumique de l'air. Le nombre de Reynolds caractérise le régime d'écoulement d'un fluide (Mitchell, 1996; Mitchell and Heymsfield, 2005), en prenant en compte la force de traînée qui représente les forces de frottement et de pression s'opposant au déplacement d'un objet dans un fluide. Le taux de chute de neige peut alors être calculé avec l'équation 1.3.

Les distributions en taille et en masse des particules sont donc estimées en comparant la réflectivité mesurée avec la réflectivité simulée par le modèle. Ces informations sont dites *a priori*, et sont nécessaires afin de contraindre le modèle.

Avec cette méthode, la relation Z-S entre la réflectivité radar et le taux de chutes de neige n'est pas fixe, mais dépend des observations et des informations *a priori*. Les incertitudes résultent des incertitudes dans les réflectivités observées, du modèle et des informations *a priori*. Les taux de chutes de neige sont calculés par l'algorithme 2C-SNOW-PROFILE (2C-SP) pour tous les profils classifiés comme *neige*.

D'autres études ont développé d'autres relations Ze-S afin d'améliorer localement la restitution des taux de chutes de neige (p.e. au Groenland, Bennartz et al., 2019). D'autres radars micro-ondes, comme le Dual-Frequency Precipitation Radar (DPR) à bord de Global Precipitation Measurement (GPM) opérant à 13,6 et 35,5 GHz (Kojima et al., 2012), permettent d'obtenir des taux de chutes de neige pour les latitudes inférieures à 70°N. La comparaison entre ces différents algorithmes est complexe (Skofronick-Jackson et al., 2019) à cause des caractéristiques de chaque radar (p.e. fréquence et empreinte au sol), et des hypothèses utilisées, comme la proportion massique fondue maximale définie pour considérer les précipitations comme solide.

Réflectivité et chute de pluie: difficultés au-dessus des continents

Les taux de chutes de pluie sont estimés par l'algorithme 2C-RAIN-PROFILE (2C-RP). Ces estimations sont basées sur l'atténuation intégrée verticalement (Path Integrated Attenuation (PIA)) due aux hydrométéores. L'algorithme compare le PIA mesuré au PIA en ciel clair afin de déduire la quantité d'hydrométéores (Haynes et al., 2009). Cependant, la mesure du PIA dépend de la réflectivité à la surface. Au-dessus des océans, cette relation est linéaire et bien définie principalement en fonction de la vitesse du vent, mais elle est plus compliquée au-dessus des continents et des surfaces gelées à cause de la rugosité et de l'irrégularité de la surface. Cette complexité empêche l'estimation des taux de pluie au-dessus des surfaces non-océaniques. De ce fait, déduire les précipitations totales à partir de CloudSat en Arctique est impossible avec les connaissances actuelles.

1.3.3 Mesure passive: Microwave Humidity Sounder

Les instruments passifs observent le rayonnement terrestre d'origine naturelle, d'intensité très faible, qui interagit avec les différentes composantes de l'atmosphère. Ces interactions ont lieu à certaines fréquences, limitant l'utilisation du spectre micro-ondes (Fig. 1.7).

Au cours de cette thèse, nous nous sommes intéressés plus particulièrement au sondeur Microwave Humidity Sounder (MHS). Le sondeur passif MHS opère dans le domaine des micro-ondes, avec pour objectif scientifique principal la mesure du taux d'humidité dans l'atmosphère terrestre. Son angle de balayage jusqu'à des angles de 52° permet d'obtenir une largeur de fauchée d'environ 2180 km. Au nadir, le diamètre de la trace au sol mesure environ 16 × 16 km. Lorsque l'angle est maximal, la trace au sol mesure environ 26 × 52 km.

Il possède 5 canaux entre 89 et 190 GHz, détaillés dans le Tab. 1.3. Les canaux 1 et 2 sont des canaux fenêtres, qui observent la surface de la Terre. Les canaux 3, 4 et 5 sont proches de la longueur d'absorption de la vapeur d'eau. Ils sont principalement conçus pour mesurer l'humidité intégrée et le contenu en eau des nuages sur des couches atmosphériques à différentes altitudes. Ils sont aussi sensibles à d'autres

variables atmosphériques, telles que les larges gouttes d'eau, ce qui peut être utilisé pour déduire une estimation qualitative des taux de précipitations (EUMETSAT, 2010).

	Canal	Fréquence centrale (GHz)	Polarisation
MHS	1	89,0	V
	2	157,0	V
	3	183,31 ± 1,0	H
	4	183,31 ± 3,0	H
	5	190,31	V
AMSU-B	1	89,0	V
	2	150,0	V
	3	183,31 ± 1,0	V
	4	183,31 ± 3,0	V
	5	183,31 ± 7,0	V
ATMS	1	89,5	V
	2	165,5	H
	3	183,31 ± 1,0	H
	4	183,31 ± 1,8	H
	5	183,31 ± 3,0	H
	6	183,31 ± 4,5	H
	7	183,31 ± 7,0	H

Table 1.3: Caractéristiques des canaux hautes fréquences micro-ondes pour MHS, AMSU-B et ATMS.

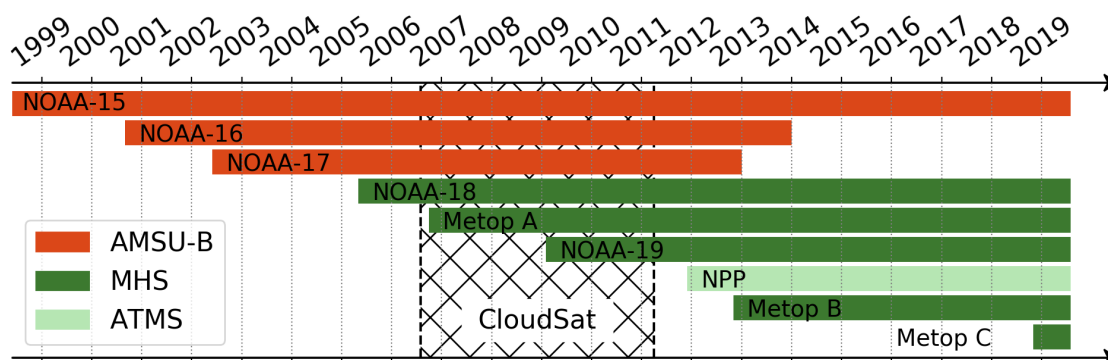


Figure 1.11: Frise temporelle des plateformes avec un radiomètre passif micro-ondes (hautes fréquences) à bord. La période entièrement fonctionnelle du CPR de CloudSat est représentée en hachuré noir.

MHS a volé sur de nombreux satellites de la NOAA, et d'EUMETSAT en association avec l'European Spatial Agency (ESA). Ainsi, les mesures aux fréquences proches de 183 GHz ont commencé en 1999 sur la plateforme NOAA-15 et continuent de nos jours à bord de plusieurs plateformes, dont Metop-C lancé en fin 2018 (Fig. 1.11). De plus, la plus forte spatio-temporalité des mesures passives par rapport aux mesures actives (Fig. 1.12) assure un échantillonnage plus important des événements précipitants, ainsi que des mesures jusqu'à 90°N. Ces 20 années de mesures et la quantité plus

importante de données par rapport à CloudSat représentent des avantages évidents pour la caractérisation des précipitations.

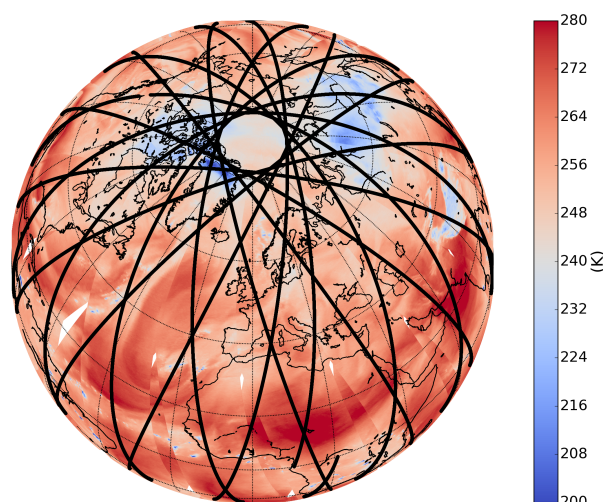


Figure 1.12: Orbites pour la journée du 08 décembre 2010 de CloudSat en noir, superposées sur celles de MHS avec la palette de couleur. La température de brillance (K) de MHS est montrée à $183,3 \pm 3$ GHz (canal 4).

Plusieurs instruments sondent l'atmosphère à des fréquences proches de MHS, tels que Advanced Microwave Sounder Unit B (AMSU-B) et Advanced Technology Microwave Sounder (ATMS) (Tab. 1.3). Les changements mineurs de fréquence du deuxième et cinquième canaux de MHS n'impliquent probablement pas de différence substantielle (correspondant aux canaux 1 et 5 pour AMSU-B, 1 et 7 pour ATMS), car les mesures sont faites dans les mêmes bandes d'absorption.

À bord de la plateforme Suomi National Polar-orbiting Partnership (Suomi NPP), l'instrument ATMS possède 2 canaux supplémentaires par rapport à MHS aux fréquences $183,31 \pm 1,8$ et $183,31 \pm 4,5$ GHz. Ces derniers permettront sûrement d'amener des informations supplémentaires sur le contenu en neige arctique sur des couches atmosphériques d'altitudes intermédiaires.

Les fonctions de poids en milieu arctique

Les fonctions de poids correspondent à la transmissivité de l'atmosphère en fonction de l'altitude. Elles renseignent sur la couche atmosphérique intégrée sondée pour chaque fréquence. Les fonctions de poids dépendent de l'émission et de l'atténuation d'un élément proche de sa bande d'absorption. La largeur des bandes d'absorption dépend de la température (due aux mouvements des molécules), et de la pression (due à la collision entre les molécules) et donc de la densité de l'atmosphère. L'altitude de mesure varie en fonction de la température, pression et de la concentration en vapeur d'eau.

Aux tropiques ainsi qu'aux moyennes latitudes, les fonctions de poids montrent un impact relativement négligeable du sol pour les fréquences autour de 183,3 GHz (Fig. 1.13 gauche), en conformité avec des études antérieures (Bennartz and Bauer, 2003). En Arctique, avec une température atmosphérique plus froide et contenant moins de vapeur d'eau qu'aux moyennes latitudes, les valeurs des fonctions de poids sont plus proches de la surface (Fig. 1.13 droite), et les canaux correspondant sondent

l'atmosphère à une altitude plus basse. L'émission de la surface peut alors être intégrée au signal mesuré, résultant en une contamination de la surface qui peut masquer les signaux atmosphériques. L'aplatissement des fonctions de poids est notable à toutes les fréquences MHS, et un impact conséquent du sol sur le signal mesuré est probable pour les canaux à 190,31 (canal 5) et 183,31 \pm 3 GHz (canal 4). Dans le cas d'observations atmosphériques, il s'agit d'une limitation majeure de l'instrument.

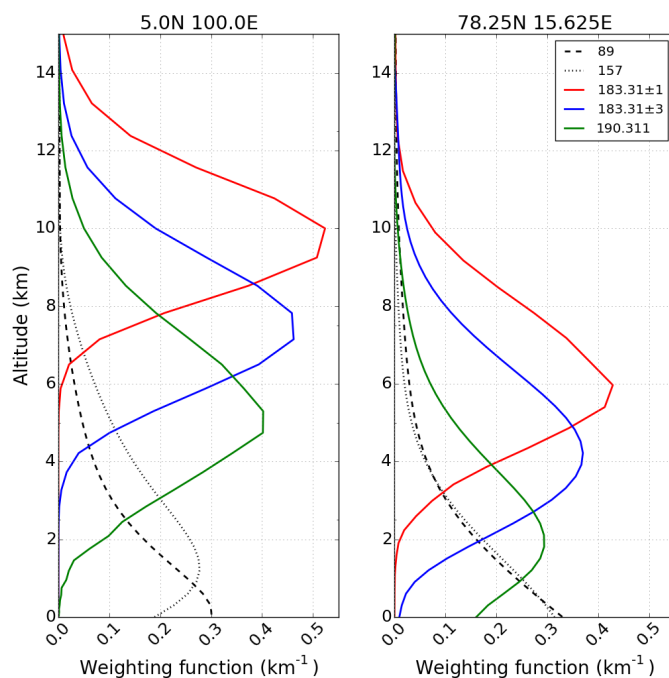


Figure 1.13: Fonctions de poids en ciel clair des canaux MHS pour une atmosphère tropicale (**gauche**) et arctique (**droite**) moyenne en juillet 2007, calculées avec RTTOV version 12 pour une visée nadir. Les fonctions de poids des canaux montrant une mesure partielle du sol ont été lissées avec une fonction polynomiale.

1.4 Réanalyses atmosphériques

Les réanalyses sont des simulations numériques rétrospectives assimilant des observations afin de contraindre au mieux l'atmosphère modélisée vers son état réel. Les réanalyses sont sensées représenter une synthèse optimale de l'état atmosphérique. Les modèles de prévision et d'assimilation de données restent inchangés pour une même réanalyse, mais les observations assimilées peuvent changer durant la période d'une réanalyse. Idéalement, les données météorologiques intégrées sont homogènes ainsi que continues spatialement et temporellement. L'interprétation des données doit être réalisée avec prudence (Bengtsson et al., 2004), et davantage encore dans les zones polaires où les données assimilées sont principalement satellitaires.

Les difficultés principales rencontrées par les réanalyses sont: l'inhomogénéité spatiale et temporelle des données assimilées, la qualité des données et leur assimilation, et les incertitudes dues aux coûts de calcul (résolution spatiale et temporelle, complexité des paramétrisations), les incertitudes dues à la simplification des lois physiques (simplification des processus) (Cullather et al., 2016).

En Arctique, la plupart des réanalyses présentent un biais positif sur la température et l'humidité à la surface (Jakobson et al., 2012; Lindsay et al., 2014; Wesslén et al., 2014), plus important durant les mois froids, associé à des simulations de l'inversion de température en surface trop faible (Tjernström and Graversen, 2009; Serreze et al., 2012; Graham et al., 2019). Les nuages sont assez mal simulés, menant à une mauvaise représentation des flux radiatifs (Walsh et al., 2009). Un faible nombre d'études évalue les précipitations dans les réanalyses (Serreze et al., 2005; Boisvert et al., 2018) à cause des difficultés à obtenir des données au sol.

La représentation du cycle hydrologique est particulièrement difficile dans les réanalyses car il dépend de plusieurs paramètres qui sont contraints uniquement indirectement par les observations. Les approximations utilisées par les modèles numériques affectent fortement la qualité et la cohérence du cycle hydrologique (Dee et al., 2011). En effet, celui-ci est rarement fermé, c-à-d les quantités précipitantes ne sont pas égales à celles évaporées (Trenberth et al., 2011; Dufour et al., 2016), dues à des erreurs sur les variables d'état, de paramétrisation des précipitations et à l'incertitude des observations.

Malgré ces difficultés, les réanalyses jouent un rôle majeur dans notre compréhension des processus en général, et plus spécifiquement arctiques. En raison du manque de données conventionnelles, de nombreuses études reposent sur les réanalyses atmosphériques qui sont, dans certains cas, la seule estimation disponible. Plusieurs réanalyses globales sont disponibles telles que NCEP (National Centers for Environmental Prediction) (Kanamitsu et al., 2002), MERRA 2 (Modern-Era Retrospective analysis for Research and Applications) (Gelaro et al., 2017) et JRA-55 (Japanese 55-year Reanalysis) (Kobayashi et al., 2015).

ERA-Interim et Arctic System Reanalysis sont utilisées dans le cadre de cette thèse et présentées en détail dans les sections qui suivent. Il est important de noter que ni les observations ni les estimations issues de CloudSat ne sont assimilées par ces réanalyses.

1.4.1 ERA-Interim

ERA-Interim (ERA-I) est une réanalyse globale produite par l'European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF). Elle couvre la période de 1979 à 2019, avec une résolution temporelle de 6 heures. La résolution horizontale est proche de $0,75^\circ \times 0,75^\circ$ (~ 80 km), avec 60 niveaux verticaux et un système d'assimilation des observations 4D-VAR.

ERA-Interim utilise uniquement le cycle 31r2 (sorti en 2006, Fig. 1.14a) de l'ECMWF Interated Forecast System (IFS), avec le schéma de paramétrisation des nuages de Tiedtke (1993). Dans ce dernier, la distinction entre précipitation solide et liquide est déterminée par la température entre -23 et 0°C , avec de la glace uniquement en dessous de -23°C et de la pluie au dessus de 0°C . Bien que ce schéma semble peu cohérent avec les précipitations arctiques, il ne sera changé que dans le cycle 36r4 (Fig. 1.14b), utilisé par les analyses opérationnelles à partir de novembre 2010 (Forbes and Tompkins, 2011) puis dans le cycle 41r2 (Sotiropoulou et al., 2016). Ces cycles ont un schéma microphysique prognostique qui permet de calculer séparément l'eau liquide et solide contenue dans les nuages, ainsi que les chutes de pluie et de neige.

Ce cycle 41r2 est utilisé par ERA5 qui remplace la production de ERA-I au-delà

de 2019. Ces changements notables du schéma de précipitations ont aussi entraîné d'autres améliorations, entre autres sur la distribution des nuages de glace et la prévision des précipitations (Forbes and Tompkins, 2011).

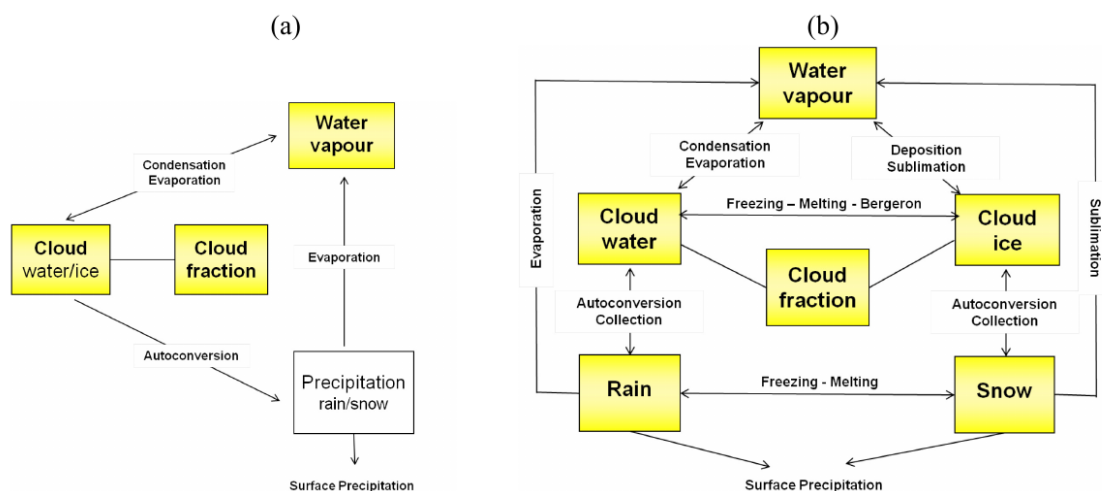


Figure 1.14: Représentation des schémas des nuages et précipitations, a) schéma de Tiedtke utilisé de 1995 à 2010, b) nouveau schéma prognostique utilisé après 2010 (cycle Cy36r4 et au-delà). Modifié de Forbes and Tompkins (2011).

1.4.2 Arctic System Reanalysis

ASR (Bromwich et al., 2016) est une réanalyse régionale récente produite par le Byrd Polar and Climate Research Center. Elle couvre la période de 2000 à 2016, avec une résolution temporelle de 3 heures, une résolution verticale de 71 niveaux et un système d'assimilation des données 3D-VAR. ASR utilise la version polaire du modèle Weather Research and Forecasting (WRF) avec des conditions latérales provenant de ERA-I, dont les données sont aussi utilisées pour le guidage spectral au-dessus de 100 hPa.

Les schémas de nuage et de précipitations sont basés sur le schéma microphysique du GISS (Tao and Simpson, 1993). De multiples paramétrisations ont été ajoutées à ce schéma, allant des nuages de type cumulus (Kain 2004) aux cristaux de neige et de glace (Hong and Lim, 2006). La pluie, la neige et la glace sont déterminées prognostiquement en fonction de la température (Tao, 2003; Tao et al., 2014). La première (ASRv1, Bromwich et al., 2016) et la seconde (ASRv2, Bromwich et al., 2018) versions de ASR ont respectivement 30 km and 15 km de résolution horizontale en Arctique, et les schémas de précipitations utilisés n'ont pas été modifiés entre ces versions.



Chutes de neige en Arctique: caractéristiques et représentation dans les réanalyses atmosphériques

Sommaire

2.1	Introduction de l'article "Arctic snowfall from CloudSat observations and reanalyses"	38
2.2	Article "Arctic snowfall from CloudSat observations and reanalyses"	39
2.3	Études complémentaires	57
2.3.1	Amélioration de la version R05 par rapport à la version R04 .	57
2.3.2	Variabilité saisonnière de la phase des précipitations dans les produits CloudSat	58
2.3.3	Variabilité interannuelle des taux de précipitations	61
2.3.4	Comparaisons entre GPCP MP et CloudSat	61
2.3.5	Validation avec des données de stations météorologiques . . .	65
2.4	Résumé	68

Ce chapitre porte sur les caractéristiques des chutes de neige en Arctique obtenues à partir des observations du CPR à bord de CloudSat, et sur la représentation des chutes de neige dans les réanalyses atmosphériques. Ces résultats sont publiés dans la revue *Journal of Climate* (Edel et al., 2020). Dans une première partie, un résumé synthétise cette publication en français. La seconde partie présente l'article, tandis que la troisième expose des résultats supplémentaires.

2.1 Introduction de l'article "Arctic snowfall from CloudSat observations and reanalyses"

Contexte

Les précipitations en Arctique connaissent des changements en lien avec la hausse des températures observées durant les dernières décennies. Le réseau épars de données au sol et la difficulté à mesurer les précipitations entraînent leur relative méconnaissance comparées aux moyennes latitudes. L'observation satellite s'avère être un outil optimal pour ces territoires éloignés. De rares études ont tenté d'estimer les précipitations à partir de mesures micro-ondes passives, produisant de fortes incertitudes associées. CloudSat est le premier satellite avec un radar micro-ondes à bord, permettant d'obtenir une climatologie des chutes de neige jusqu'à 82°N. Dans de nombreuses études, les réanalyses sont utilisées pour obtenir les précipitations par manque d'observation. Le faible nombre d'observations assimilées questionne la validité des précipitations issues des réanalyses. Ainsi, un bilan des connaissances actuelles est établi en comparant les précipitations solides issues (presque uniquement) d'observations avec celles issues des réanalyses.

Données et méthodes

Dans cette étude, deux produits provenant des observations du CPR sont utilisés. Le premier 2C-PRECIP-COLUMN (2C-PC) (Haynes et al., 2009) version R05 procure les caractéristiques de précipitations, comme l'occurrence et la phase. Cette dernière est estimée en fonction du profil de température issu des données opérationnelles de l'ECMWF, qui permet aussi de déterminer la fraction de masse fondue des précipitations solides. Ce produit indique également une probabilité de précipitation (possible, probable et certaine) en fonction de la réflectivité mesurée et de la phase. Lorsque la proportion massique fondue est inférieure à 0,15, on considère les précipitations comme neigeuses. Le second 2C-SNOW-PROFILE (2C-SP) (Wood et al., 2014) version R05 fournit les variables relatives à la quantification des chutes de neige, tels que le taux de chute de neige à la surface, ainsi que la distribution verticale et son incertitude. Dans ce travail, les chutes de neige sont définies comme la somme des chutes de neige convective et non-convective. À cause de la réflexion de la surface, la partie basse des profils est contaminée et ne peut être utilisée. Les précipitations se formant en dessous de 500 m au-dessus des océans et 1000 m au-dessus des surfaces continentales ne peuvent être estimées. À partir des orbites, les champs sont moyennés sur une grille de 1° latitude × 2° longitude. Les variables sont ensuite moyennées mensuellement, puis de façon saisonnière ou annuelle en fonction des périodes analysées. Entre 2007 et 2010, le nombre total d'orbites de CloudSat varie entre 200 proche de 70°N et 3000 près de 82°N. Nous estimons trop faible le nombre d'orbites pour procéder à des études mensuelles, surtout aux latitudes les plus basses, et limitons ainsi les résultats à des analyses saisonnières.

Afin que les comparaisons soient cohérentes, tous les jeux de données ont été projetés sur une grille de 1° de latitude par 2° de longitude entre 2007 et 2010.

Résultats et discussion

Les comparaisons entre CloudSat et les réanalyses globales (ERA-Interim) et régionales (Arctic System Reanalysis version 1 et 2) indiquent des structures générales de grande échelle semblables ainsi qu'un cycle saisonnier et inter-annuel et des variations interannuelles assez similaires, avec néanmoins d'importantes différences à certains moments de l'année et en certains points. Les réanalyses régionales montrent des résultats plus proches de CloudSat que la réanalyse globale, spécifiquement au dessus du Groenland où les désaccords sont les plus forts. De plus, les distributions des taux de chute de neige montrent des différences de cycles hydrologiques entre ces jeux de données. La réanalyse globale produit une occurrence trop fréquente de faible chute de neige, et une occurrence trop rare de forte chute de neige. Les réanalyses régionales présentent une distribution plus proche de CloudSat, hormis en été, avec une trop faible (forte) occurrence des faibles (fortes) chutes de neige.

2.2 Article "Arctic snowfall from CloudSat observations and reanalyses"

Arctic Snowfall from *CloudSat* Observations and Reanalyses

L. EDEL, C. CLAUD, AND C. GENTHON

LMD/IPSL, Ecole Polytechnique, IP Paris, ENS, PSL research University, Sorbonne University, CNRS, Palaiseau, France

C. PALERME

Development Centre for Weather Forecasting, Norwegian Meteorological Institute, Oslo, Norway

N. WOOD AND T. L'ECUYER

Department of Atmospheric and Oceanic Sciences, University of Wisconsin–Madison, Madison, Wisconsin

D. BROMWICH

Polar Meteorology Group, Byrd Polar, and Climate Research Center, The Ohio State University, Columbus, Ohio

(Manuscript received 7 February 2019, in final form 20 November 2019)

ABSTRACT

While snowfall makes a major contribution to the hydrological cycle in the Arctic, state-of-the-art climatologies still significantly disagree. We present a satellite-based characterization of snowfall in the Arctic using *CloudSat* observations, and compare it with various other climatologies. First, we examine the frequency and phase of precipitation as well as the snowfall rates from *CloudSat* over 2007–10. Frequency of solid precipitation is higher than 70% over the Arctic Ocean and 95% over Greenland, while mixed precipitation occurs mainly over North Atlantic (50%) and liquid precipitation over land south of 70°N (40%). Intense mean snowfall rates are located over Greenland, the Barents Sea, and the Alaska range ($>500 \text{ mm yr}^{-1}$), and maxima are located over the southeast coast of Greenland (up to 2000 mm yr^{-1}). Then we compare snowfall rates with the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) interim reanalysis (ERA-Interim, herein ERA-I) and Arctic System Reanalysis (ASR). Similar general geographical patterns are observed in all datasets, such as the high snowfall rates along the North Atlantic storm track. Yet, there are significant mean snowfall rate differences over the Arctic between 58° and 82°N between ERA-I (153 mm yr^{-1}), ASR version 1 (206 mm yr^{-1}), ASR version 2 (174 mm yr^{-1}), and *CloudSat* (183 mm yr^{-1}). Snowfall rates and differences are larger over Greenland. Phase attribution is likely to be a significant source of snowfall rate differences, especially regarding ERA-I underestimation. In spite of its nadir-viewing limitations, *CloudSat* is an essential source of information to characterize snowfall in the Arctic.

1. Introduction

Over recent decades, the mean Arctic temperature has increased twice as fast as the global average. The hydrologic system plays a key role in global warming by its Arctic interactions between the atmosphere, ocean, ice, and snow. Indeed, Arctic precipitation depends on global processes, like the moisture transport from mid-latitudes, and local processes, such as evaporation associated with sea ice retreat. Precipitation, and specifically

snow, responds to environmental changes that may later impact Arctic climate. These interactions result in different feedbacks, leading to indistinct impacts that are difficult to disentangle. Several precipitation-related feedbacks are summarized next, as the literature on the subject is quite large (e.g., Francis et al. 2009; Serreze and Barry 2011).

Due to Arctic amplification, an increase of precipitation has been observed over the last decades on terrestrial areas in the Global Precipitation Climatology Centre (GPCC) dataset and general circulation models (GCMs) (Rawlins et al. 2010). In addition, temperature

Corresponding author: L. Edel, leo.edel@lmd.polytechnique.fr

DOI: 10.1175/JCLI-D-19-0105.1

© 2020 American Meteorological Society. For information regarding reuse of this content and general copyright information, consult the [AMS Copyright Policy](https://www.ametsoc.org/PUBSReuseLicenses) (www.ametsoc.org/PUBSReuseLicenses).

increases impact the phase of precipitation, leading to a more rainy Arctic (Bintanja and Selten 2014). A declining summer snowfall has also been reported over the last two decades, leading to a reduced area of snow-covered ice and a lower albedo, as well as a thinning of the sea ice and a delayed start of the sea ice growth (Screen and Simmonds 2012). However, a thin snowpack on sea ice would allow more heat loss to the atmosphere and potentially sea ice would grow back faster than with a thicker snowpack (Wang et al. 2019). Then, a later growth onset could be favorable to first-year ice growth due to less accumulated snow. Yet, smaller snowfall amounts may not be favorable for multiyear sea ice. Indeed, heavy autumn and winter snowfall have shown significant contribution to second-year ice thickness growth in the Atlantic sector of the Arctic (Merkouriadi et al. 2017), with the resulting thick snowpack preventing any bottom growth. Moreover, the change in sea ice cover leads to more exchanges between ocean and atmosphere, potentially resulting in a cloudier Arctic (Liu et al. 2012) and further impacts on precipitation. Hence, an improved characterization of precipitation is essential to reduce uncertainties on climate projections, in order to better understand and model the Arctic water cycle.

In the Arctic, the frequency and quantity of precipitation are associated with huge uncertainties due to few and sparse observations compared to lower latitudes. In addition, reliable measurements are challenging because of the difficult conditions in this region, and especially over oceanic areas and Greenland. According to the World Meteorological Organization (WMO) Solid Precipitation Intercomparison Experiment (SPICE) report (Nitu et al. 2018), snowfall is among the most complex parameters to measure at the ground, mainly due to blowing snow, undercatchment, and overcatchment, as well as freezing and evaporation inside the in situ instruments.

With these difficulties in mind, remote sensing appears to be one of the most relevant tools to investigate polar precipitation (e.g., Milani et al. 2018). The microwave frequencies are commonly used for their interactions with hydrometeors and their independence from sunlight, allowing observations throughout the year. Snowfall retrieval from passive microwave instruments is still at an early stage (e.g., Levizzani et al. 2011) and, to the authors' knowledge, very few algorithms have been developed for latitudes higher than 65°N (e.g., Surussavadee and Staelin 2009) and those that do exist contain large errors.

Since 2006, the *CloudSat* polar-orbiting satellite operates with the Cloud Profiling Radar (CPR) onboard. The specific characteristics of the CPR enable effective

observations of light precipitation amounts (Mitrescu et al. 2010), typical of the Arctic. This is the first satellite-based radar instrument operating at latitudes as far north as 82°N and the first sensitive enough to reliably detect falling snow (Liu 2008). Thus, a quasi-global climatology of occurrence, phase, and quantity of precipitation can be obtained, based mostly on observations. Note that due to the challenges of obtaining reliable path-integrated attenuation over land and ice surfaces, *CloudSat* products estimate liquid phase precipitation only over open ocean, while solid phase precipitation is estimated over all surface types.

In this study, we focus on snowfall in the Arctic. In a first part, we describe the *CloudSat* climatology, and then evaluate the accuracy of reanalyses. We consider the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) interim reanalysis (ERA-Interim, hereinafter ERA-I), which has been shown to give good results over polar areas (Bromwich et al. 2011; Palerme et al. 2017) and two versions of the regional Arctic System Reanalysis (ASR). In the past, Behrangi et al. (2016) have compared precipitation from *CloudSat* with reanalyses and various observation-based products [e.g., the Global Precipitation Climatology Project (GPCP)] as well as with the Gravity Recovery and Climate Experiment (GRACE), a satellite that measures mass changes including snow accumulation on continental surfaces. Their main findings were that ERA-I agrees closely with *CloudSat* precipitation over high-latitude oceans. Yet, they did not specifically center their study on snowfall rates. Boisvert et al. (2018) compare precipitation rates from several reanalyses over the Arctic Ocean and its peripheral seas. Over 2000–16, they showed that magnitude, frequency, and phase of precipitation vary greatly; three global reanalyses (ERA-I, MERRA, and NCEP R2) followed closely by ASR provide realistic magnitude and a good temporal agreement with ice mass-balance buoys.

The structure of this paper is as follows: Section 2 describes the datasets and the production of the *CloudSat* climatology. Section 3 presents the results, while section 4 provides a discussion and conclusions.

2. Data and methodology

a. *CloudSat*

CloudSat, which launched in April 2006, is a polar-orbiting satellite reaching up to 82°N. The onboard CPR is a nadir-looking radar at 94 GHz with a 1.7 km × 1.4 km footprint, measuring 125 vertical bins each 240 m thick. The CPR sounds the atmosphere with a low detection threshold (−28 dBZ), which is efficient to

TABLE 1. Summary of *CloudSat* products used in this study.

Name	Used variables	Variable names
2C-PRECIP-COLUMN	Occurrence, phase, uncertainty of precipitation	Precip_flag
2C-SNOW-PROFILE	Snowfall rates at the surface and uncertainties	snowfall_rate_sfc, snowfall_rate_sfc_uncert

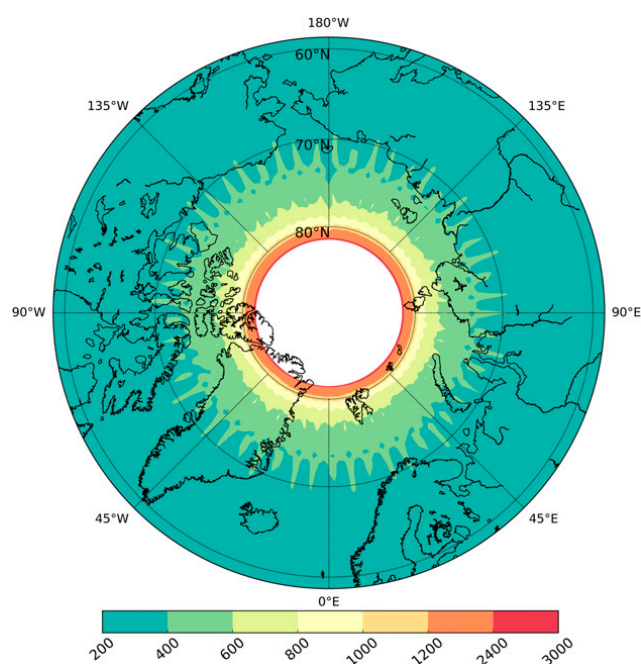
observe light precipitation rates typical of the Arctic (Mitrescu et al. 2010). The along-track reflectivity profiles are used to create higher-level products. In this study, 2C-PRECIP-COLUMN (2C-PC) (Haynes et al. 2009) and 2C-SNOW-PROFILE (2C-SP) (Wood et al. 2014) version R05 are used. The first product gives precipitation and surface characteristics such as precipitation phase and occurrence, as well as surface type. The second product gives data related to snowfall quantification like the vertical distribution of snowfall rate and its uncertainty. Yet, the algorithm does not discriminate between convective and nonconvective snowfall. This partition can be computed using mainly 2C-SP and 2B-CLDCLASS products (e.g., Kulie et al. 2016; Kulie and Milani 2018). The cloud classification used in 2B-CLDCLASS requires CPR, *Cloud-Aerosol Lidar and Infrared Pathfinder Satellite Observations* (CALIPSO), and Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) (Sassen and Wang 2008), adding further uncertainties due to horizontal resolution difference between instruments. Thereby, snowfall is defined as the sum of convective and nonconvective for the present investigation. The *CloudSat* precipitation products used in this study are summarized in Table 1.

We focus on the 4-yr period during which *CloudSat* was fully operational. After April 2011, a battery issue limited the measurements to daytime only. It is worth noting that December 2006 values are used to compute full seasonal means, whereas total means extend from January 2007 to December 2010. In agreement with Palermo et al. (2014), all *CloudSat* soundings north of 58°N are monthly averaged over 2007–10 on a 1° latitude × 2° longitude grid, leading to a total number of overpasses per grid cell ranging from 200 below 70°N to 3000 close to 82°N (Fig. 1). From here, seasonal, annual, and total means can be obtained. Note that at this horizontal resolution *CloudSat* agrees well with ground-based radar measurements at three different stations in Antarctica (Souverijns et al. 2018).

For all measurements of one CPR orbit, only one phase and one probability of occurrence are retained for each grid cell overflow according to the following. *CloudSat* phase flag has four options: no precipitation, solid, liquid, or mixed. If there are several precipitation phases, precipitation is considered mixed. The *CloudSat* precipitation uncertainty flag is defined by near-surface

reflectivity R and has two options for snowfall: possible ($-5 > R > -15$ dB) and certain ($R > -5$ dB). The higher the reflectivity, the more confident is the detection. This flag can be seen as an indication of precipitation intensity. Note that possible ($-7.5 > R > -15$ dB) and probable ($0 > R > -7.5$ dB) flags for rainfall events are both considered as possible events in our study. If at least one profile is detected as certain, then precipitation certain is retained. Otherwise, precipitation possible is kept. From the grid cell flags, frequencies of phase and uncertainty are calculated monthly, and then averaged seasonally and yearly. These approaches tend to increase the occurrences of certain and mixed-phase precipitation.

Due to ground clutter, the lower part of the reflectivity profile is contaminated and must be truncated. Thus, 2C-SP excludes information of the two lowest bins over open ocean (approximately 500 m) and the four lowest bins over land and frozen surfaces including sea ice (approximately 1000 m). The lowest bin in the corrected profile is defined as near-surface bin, whose snowfall rates are extrapolated to snowfall rates at the surface. A melting-layer model implemented in 2C-PC is used to


 FIG. 1. Number of *CloudSat* overpasses per grid cell over 2007–10 at a 1° latitude × 2° longitude resolution.

evaluate collocated ECMWF operational analysis temperature profiles to estimate the melted mass fraction of precipitation at the surface, and this is used to assess the phase of precipitation (Haynes et al. 2009). If the melted mass fraction is less than about 0.15, the precipitation is classified as snow. If greater than about 0.15, it is mixed phase or rain.

The 2C-SP algorithm is applied for all profiles with precipitation classified as snow and mixed-phase precipitation. The retrieval uses temperature-dependent a priori estimates of snow particle size distribution and microphysical and scattering properties to constrain the retrieval. The algorithm iteratively adjusts the slope parameter and intercept of an exponential size distribution to obtain a best estimate solution subject to the observed reflectivities and the a priori information. With this technique, the Z - S relationship between radar reflectivity and snowfall rate is not fixed, but depends on the reflectivity profile and the a priori expectations. Retrieved uncertainties result from the uncertainties in the observed reflectivities, the approximate nature of the forward model, and its a priori assumptions. If the snowfall rate in the near-surface bin is much higher than in the bin immediately above, the observation should be taken with caution as this may be indicative of retrieval error. Wood and L'Ecuyer (2018) have identified three reasons that could explain a strong gradient between the near-surface bin and the bin immediately above. Over areas of complex terrain, the near-surface bin could be contaminated by ground clutter, which would produce a spuriously high snowfall rate (Milani et al. 2018; Palerme et al. 2019). If the near-surface bin is located in the melting layer, partial melting of snowflakes could also lead to a spuriously high snowfall rate because the forward model assumes dry snow properties. However, shallow precipitation could also produce a strong reflectivity gradient between the near-surface bin and the bin immediately above.

All profiles classified as snow ("certain" and "possible") are used in this study, except for erroneous profiles that have been excluded using the two flags further explained in this paragraph. In 2C-SP, the variable `snow_retrieval_status` contains information about the issues encountered during the retrieval process. The flag value equals 3 when snowfall is detected at the surface and the retrieval performed without any difficulty. The condition where the snowfall rate in the near-surface bin is much larger than in the bin immediately above is reported by setting a bit in the value of `snow_retrieval_status`, generally giving a flag value = 11. Further, very deep or very intense snowfall will cause large forward model uncertainties related to parameterizations for multiple scattering and attenuation corrections, and

these conditions also reduce confidence. Profiles reported as such and profiles whose retrieval also produced large chi-square values (generally giving a flag value ≥ 15) have been excluded from the climatology, following Palerme et al. (2019). The second flag, named `snowfall_rate_sfc_confidence`, estimates the confidence in the retrieval based on its uncertainties, the phase of precipitation, the type of surface, and the `snow_retrieval_status` flag. In this study, all profiles reported with very low confidence (flag ≤ 1) have been removed from the climatology. This value is set for partially melted snow (melting ratio > 0.15) and may be obtained by dry snowfall profiles depending on the parameters enunciated above. Due to the retrieval algorithm context, the uncertainties are partially systematic and random. By averaging years of snowfall rates, the random component of the uncertainties is significantly reduced, but it remains difficult to assess the bias caused by systematic errors.

A number of studies have evaluated the snowfall retrievals from the 2C-SP product using ground-based radar networks as reference over the United States (Cao et al. 2014; Chen et al. 2016), Sweden (Norin et al. 2015), and the Antarctic ice sheet (Souverijns et al. 2018; Lemonnier et al. 2019). They indicate that the 2C-SP algorithm performs well for light precipitation, but may underestimate snowfall rates for moderate and heavy snowfall (Cao et al. 2014; Norin et al. 2015; Chen et al. 2016). Over Antarctica, the *CloudSat* snowfall climatology provides very good results compared to radar total snowfall amount records at three stations, showing the skill of *CloudSat* for the estimation of the surface snowfall climatology over the ice sheet (Souverijns et al. 2018). In addition, the phase discrimination of the 2C-SP algorithm is in fair agreement with ground-based radar observations (Chen et al. 2016).

b. Reanalyses

Monthly mean solid precipitation at the surface from ERA-I and ASR are used for comparison (Table 2). Various observations, coming from ground stations, radiosondes, and satellites, are assimilated, yet *CloudSat* data and precipitation measurements are not used to produce these reanalyses.

ERA-I has 60 vertical levels with a horizontal resolution of ~ 80 km and generates analyses and predicted atmospheric fields every 6 h (Dee et al. 2011). The cloud microphysics scheme represents the physical processes of generation and destruction of cloud and precipitation in the model. It is based on Tiedtke (1993), which divides the total cloud condensate into diagnostic liquid and solid precipitation based on temperature. ASR (Bromwich et al. 2016) is a recent regional reanalysis

TABLE 2. Summary of reanalyses used in this study.

Name	Type	Duration	Spatial resolution	Reference
ERA-I	Global reanalysis	1979–present	80 km	Dee et al. (2011)
ASR v1	Regional reanalysis	2000–12	30 km	Bromwich et al. (2016)
ASR v2	Regional reanalysis	2000–12	15 km	Bromwich et al. (2018)

produced on 71 vertical levels with a 3-h output. ASR uses the polar version of the Weather Research and Forecasting (WRF) Model with lateral boundary conditions from ERA-I, whose data are also used for spectral nudging above 100 hPa. The physics configuration for clouds and precipitation is based on the Goddard microphysics scheme (Tao and Simpson 1993), enhanced by many complementary parameterizations such as the Kain–Frisch cumulus parameterization (Kain and Fritsch 1990; Kain 2004). Rain, snowfall, and ice are prognostically determined based on the temperature regime (Tao 2003; Tao et al. 2014). This analysis includes solid convective precipitation for ASR (both versions) that is estimated by multiplying the “cumulus precipitation” by the fraction of frozen precipitation that is calculated by WRF for the nonconvective solid precipitation; that is, it is assumed that the same fraction of frozen precipitation applies to both nonconvective and convective precipitation.

The first (Bromwich et al. 2012, 2016) and second (NCAR 2017; Bromwich et al. 2018) versions of ASR have respectively 30- and 15-km horizontal resolution over the Arctic and are hereafter referred to as ASRv1 and ASRv2. ASRv2 total precipitation is in better agreement than ASRv1 during the warmer months of May–August and is drier than ASRv1 during the colder

months of November–February, when compared to polar stations (Bromwich et al. 2018).

ERA-I is a global reanalysis whereas ASR is regional, including more detailed processes of the hydrologic cycle. ASR uses fractional sea ice within each grid cell, and includes additional sea ice characteristics. In particular, ASR takes into account sea ice concentration, thickness, albedo, and snow cover on sea ice, which vary seasonally whereas in ERA-I these characteristics are prescribed, follow a fixed climatology, or are not taken into account.

For consistency with observations, reanalyses have been bilinearly interpolated to the 1° latitude × 2° longitude *CloudSat* grid and snowfall is considered as the sum of convective and nonconvective solid precipitation.

3. Results

a. *CloudSat* snowfall climatology

The mean frequencies of solid, mixed, and liquid phase are plotted in Fig. 2. As expected, frequency of solid precipitation is higher than ~70% over the central Arctic Ocean and ~95% over Greenland, except for the coastal areas. Mixed-phase precipitation is found mainly in the North Atlantic and southern Alaska, with a mean frequency of around 50%. Liquid phase precipitation

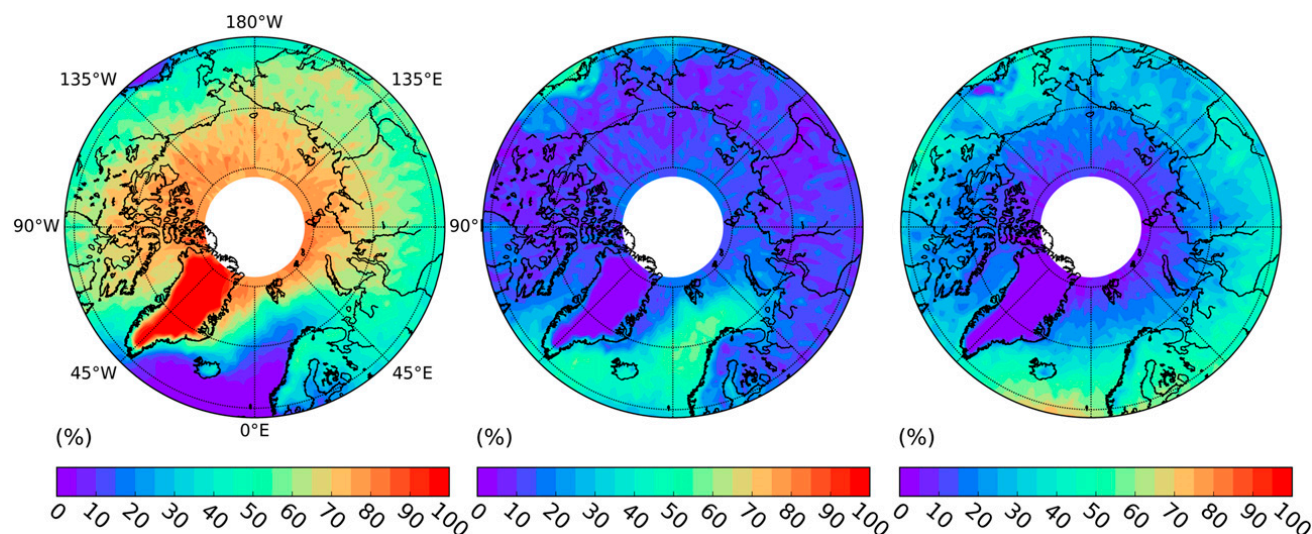


FIG. 2. Frequency (%) of profiles detected as (left) solid, (center) mixed, and (right) liquid phase compared to all precipitating profiles over 2007–10.

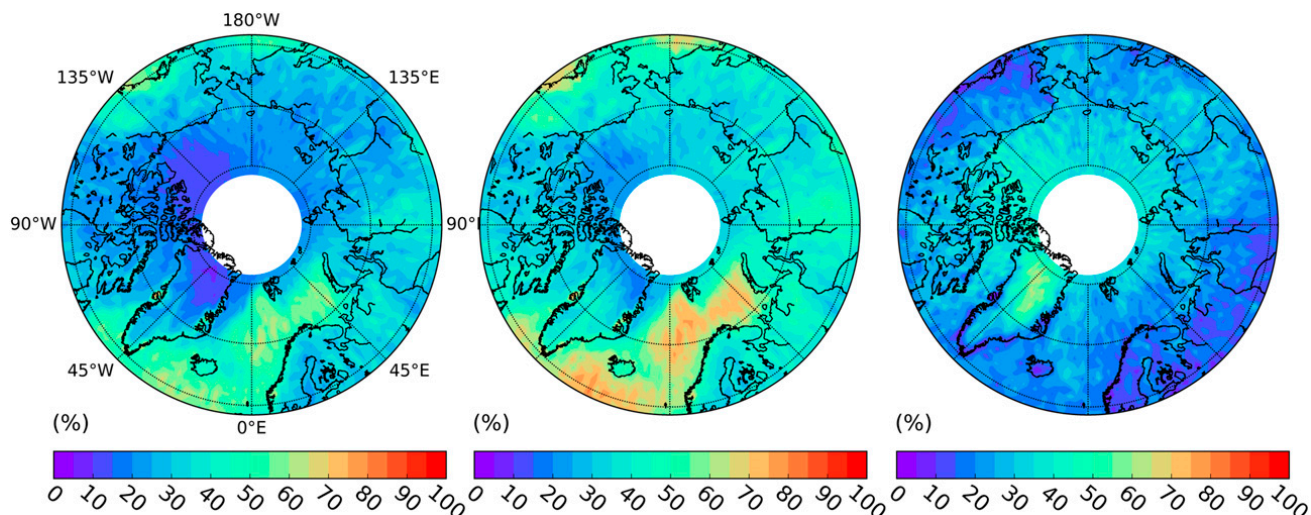


FIG. 3. Frequency of precipitating profiles (%) detected as (left) certain and (center) certain or possible, and (right) the fraction (%) of precipitating pixels detected as possible compared to all profiles over 2007–10.

frequency is about 40% over continents south of 70°N excluding mountainous areas (i.e., the Alaska range, Greenland, and the Canadian Archipelago). Interestingly, there is a significant amount (~5%–15%) of mixed and liquid precipitation in the Arctic Ocean peripheral seas.

Frequencies of precipitating profiles evaluated as certain, and as either certain or possible, and the fraction of possible precipitating profiles compared to all profiles are plotted in Fig. 3. Profiles detected as non-precipitating by *CloudSat* are included in these estimations. Higher frequencies of certain precipitation (hereinafter, “certain” and “possible” precipitation, used without quotation marks, refer to the definitions in section 2) are observed in mountainous areas like the coasts of Greenland, the Norway range, and Baffin Island (west of Greenland) as well as the Alaska range. The high frequency (around 60%) of certain precipitation above open ocean in the North Atlantic is likely due to the storm track along this area. Indeed snowfall and rainfall events may be more intense there than in drier parts of the Arctic, and thus higher reflectivities would be observed. Over the central Arctic, precipitation frequency ranges from 5% to 20% when profiles evaluated as certain are taken into account and from 10% to 40% when profiles detected as possible are included. The ratio around 50% specifies an equivalent number of profiles detected as certain and possible, while most detected profiles are sorted as possible over central Greenland. Despite the low detection threshold of the CPR, the detection is less certain for weak snowfall rates and small frozen hydrometeors encountered in cold and dry areas. Although a considerable fraction of profiles are detected as possible, which may contain a small proportion of false detection, it remains extremely

important to take into account the supposedly weak snowfall rates over the central Arctic and the Canadian Archipelago as well as to the east of Siberia.

Figure 4 (left) presents the climatology of snowfall rates at the surface. The mean surface snowfall rates are particularly high on the Greenland and Barents Seas (~600 mm yr⁻¹) and the Alaska range (~1000 mm yr⁻¹) and extremely high over the southeastern coast of Greenland, reaching 2000 mm yr⁻¹ (up to 4000 mm yr⁻¹ seasonally). Interestingly, when examining with Fig. 2, areas with high snowfall frequencies do not always match areas of high snowfall rates (e.g., in the Beaufort and Baffin Seas or Siberia). The relative uncertainty (Fig. 4, right), expressed as the ratio between the mean single surface snowfall rate uncertainty and the surface snowfall rate, ranges from 1.5 to 2.5. It peaks to around 2.5 over the east coast of Greenland, while it remains high (~2) in the North Atlantic. These high relative uncertainties may be linked to complex topography and high frequency of mixed phase precipitation, as seen in Fig. 2. It should be noted that, because the uncertainty in the climatology is a mean of profiles, the standard error of the mean decreases as the number of averaged samples increases. As nonsnowfall profiles (with null uncertainty) are included, the uncertainty is further decreased.

Figure 5 displays snowfall rate differences between a climatology including all profiles without any discrimination on confidence flag and the retained climatology including only profiles with a confidence superior to 1 (described as “very low confidence” in the *CloudSat* product). As expected, taking into account all confidence profiles increases snowfall rates. The mean snowfall rate over the whole Arctic is 211 mm yr⁻¹ when including all

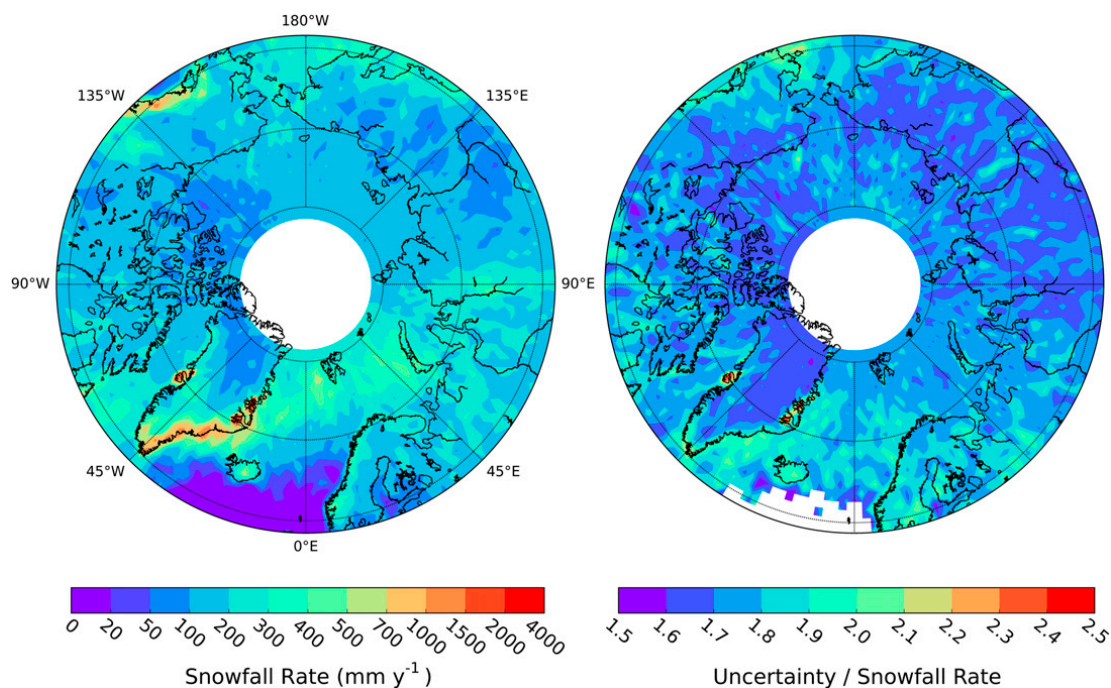


FIG. 4. (left) Mean surface snowfall rate and (right) fractional uncertainty over 2007–10.

profiles, while it is 183 mm yr^{-1} for the retained climatology. Differences are important (up to 200 mm yr^{-1}) over the south of Greenland and the Norwegian and the Barents Seas, which are often ice-free areas, and remain low over continents and the Arctic Ocean (around 20 mm yr^{-1}). As the differences are higher where mixed precipitation tends to occur (Fig. 2, middle), it seems likely that most of the profiles removed correspond to partially melted snowfall, as described in section 2a. As reanalyses only consider dry snowfall, the profiles detected as mixed-phase precipitation by *CloudSat* have been excluded for the comparison.

b. Comparison with reanalyses

Figure 6 presents the seasonal surface snowfall rates retrieved from *CloudSat* and for ERA-I, ARSv1, and ASRv2 reanalyses. There is a good qualitative agreement between all datasets. Yet, multiple local differences are observed between patterns for both global and regional reanalyses. In winter, this is evident over the Ural Mountains (western Russia), where high snowfall rates are depicted by ASR ($\sim 700 \text{ mm yr}^{-1}$) while it is less clear in ERA-I ($\sim 400 \text{ mm yr}^{-1}$). Above the Norwegian range, ASR and *CloudSat* snowfall rates are close (up to $\sim 1000 \text{ mm yr}^{-1}$), while ERA-I shows weaker snowfall rates (up to $\sim 700 \text{ mm yr}^{-1}$); over Iceland, ASR shows higher snowfall rates ($\sim 2000 \text{ mm yr}^{-1}$) than *CloudSat* ($\sim 700 \text{ mm yr}^{-1}$) whereas ERA-I shows lower snowfall rates ($\sim 500 \text{ mm yr}^{-1}$). This behavior can be observed for each season.

When comparing the datasets quantitatively, the differences vary both spatially and temporally. Indeed, percentage differences between each reanalysis and *CloudSat* are up to 350%, as shown in Fig. 7. Differences between reanalyses and *CloudSat* occur over the whole Arctic, with different behaviors depending on the

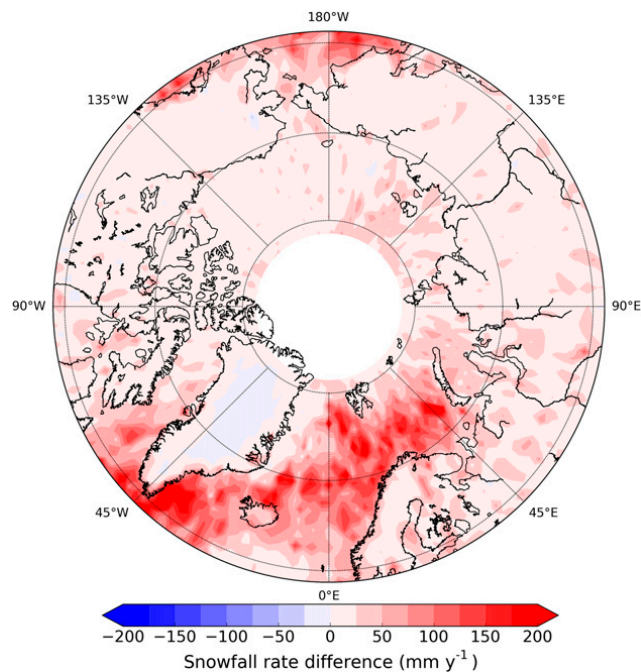


FIG. 5. Mean surface snowfall rate differences (mm yr^{-1}) between *CloudSat* climatology including profiles described as “very low confidence” and excluding those profiles, over 2007–10.

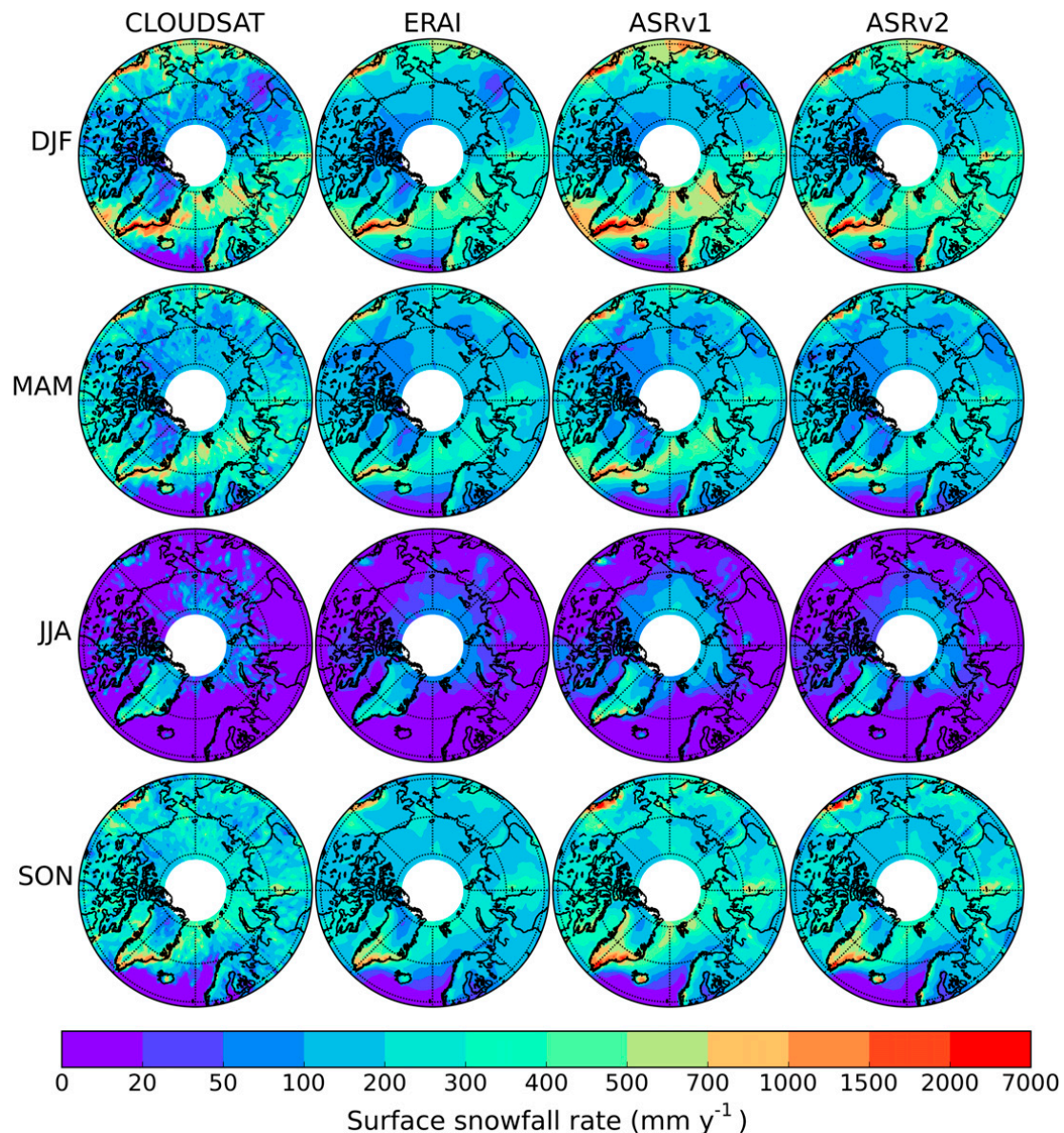


FIG. 6. Seasonal mean of surface snowfall rate over 2007–10 for winter (DJF), spring (MAM), summer (JJA), and autumn (SON) for (left to right) *CloudSat*, ERA-I, ASRv1, and ASRv2.

reanalysis and the season. In winter, large positive differences between reanalyses compared to *CloudSat* are located over Siberia, the Canadian Archipelago, and Greenland. Over these areas, ASR (both versions) snowfall rates are more intense than ERA-I compared to *CloudSat*. Over the North Atlantic, ERA-I and ASRv2 present a weaker snowfall rate (-75%) whereas ASRv1 shows slightly more snowfall ($+50\%$), when compared to *CloudSat*. In summer, ASR overestimates snowfall rates over the whole Arctic Ocean compared to *CloudSat*; this overestimation is not so uniform in ERA-I with alternatively, areas of positive and negative differences. During this season, weak snowfall rates are measured, so a small difference tends to increase largely

the percentage difference. Figure 8 shows surface snowfall rate differences between reanalyses and *CloudSat* in millimeters per year. During summer, biases are of the same order of magnitude as the snowfall rates (up to 60 and 120 mm yr^{-1} for ERA-I and ASR, respectively) over the Arctic Ocean and extremely high (up to 100 and 400 mm yr^{-1}) and low (down to -200 and -300 mm yr^{-1} for ERA-I and ASR, respectively) over southern Greenland. The distribution of the differences can be observed in Fig. 9. The 25th and 75th percentile amplitudes (~ 100 mm yr^{-1}) are almost similar between all datasets and for all seasons, except for summer (≤ 40 mm yr^{-1}). However, percentile differences vary greatly within a dataset for each season (i.e., $290/-180$ mm yr^{-1} in

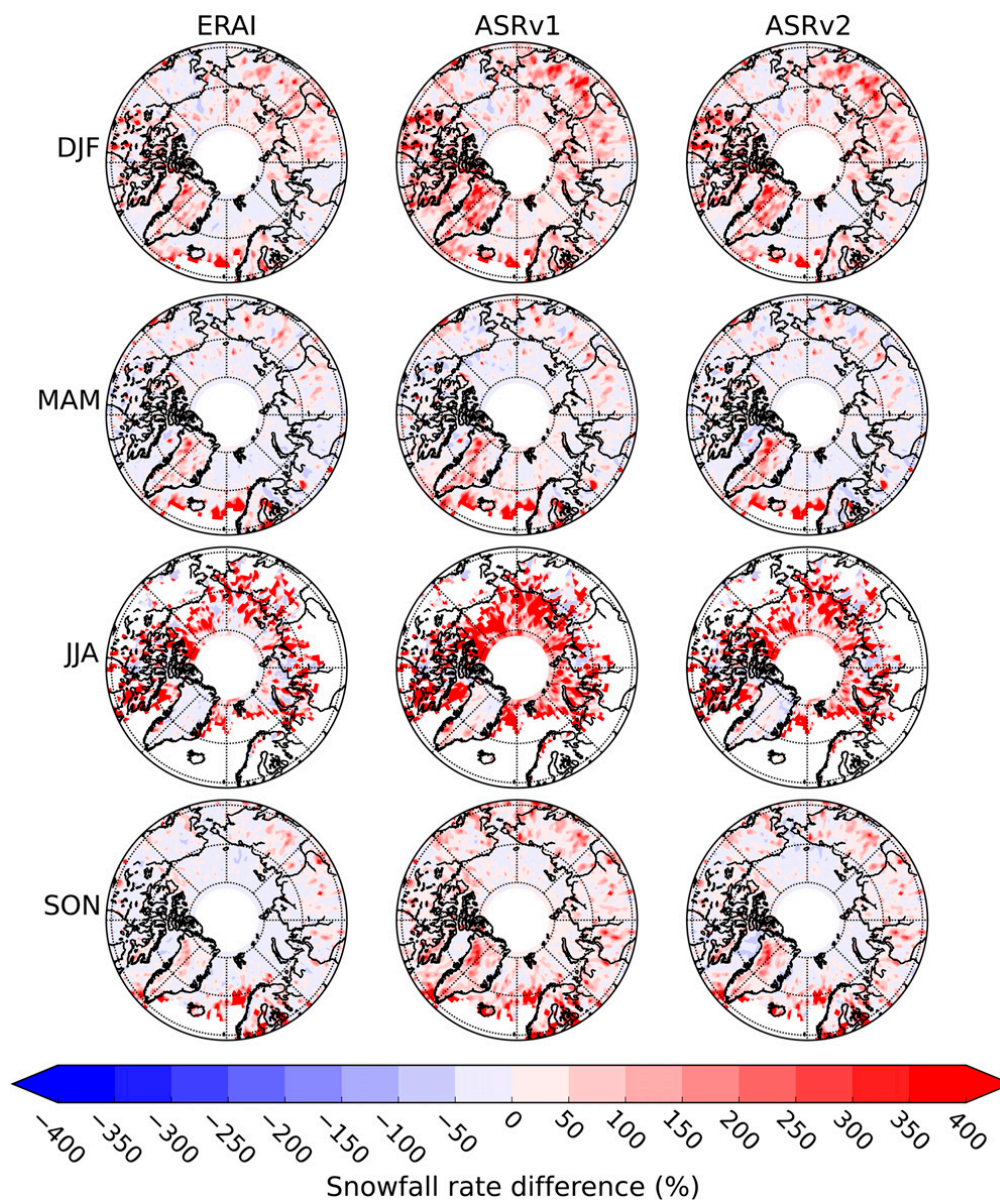


FIG. 7. Seasonal percentage difference of surface snowfall rate between (left) ERA-I, (center) ASRv1, and (right) ASRv2 and *CloudSat* for winter (DJF), spring (MAM), summer (JJA), and autumn (SON) over 2007–10.

winter, $100/-50 \text{ mm yr}^{-1}$ in summer for ASRv1) and between datasets ($25/-25 \text{ mm yr}^{-1}$ in summer for ASRv2). ASRv2 shows lower seasonal snowfall rate differences with *CloudSat* throughout the year ($\leq 10 \text{ mm yr}^{-1}$) except in spring, during which ASRv1 is in better agreement ($\leq 10 \text{ mm yr}^{-1}$).

Differences of snowfall rates are further investigated in Fig. 10, which compares the seasonal snowfall rates between all reanalyses and *CloudSat*, with a distinction between oceanic and continental surfaces. Scatterplots show values in the range $0-2000 \text{ mm yr}^{-1}$ to ensure visibility of weak and moderate snowfall rates. In general, ASR (both versions) is in better agreement with

CloudSat than ERA-I. Indeed, ERA-I tends to significantly underestimate the high snowfall rates compared to *CloudSat* (over all surfaces) and tends to overestimate weak snowfall rates over open water. In spite of important mean biases of -41 mm yr^{-1} over land and -31 mm yr^{-1} over continents (Table 3), correlation coefficients between ERA-I and *CloudSat* are 0.77 and 0.89, respectively. ASRv2 shows a similar underestimation over ocean compared to *CloudSat* but weaker than ERA-I, as confirmed by smaller bias values (-20 mm yr^{-1}). ASRv1 shows the closest linear regression slopes to the bisectrix (Fig. 10) over all surfaces and for each season, but shows a larger spread than ERA-I.

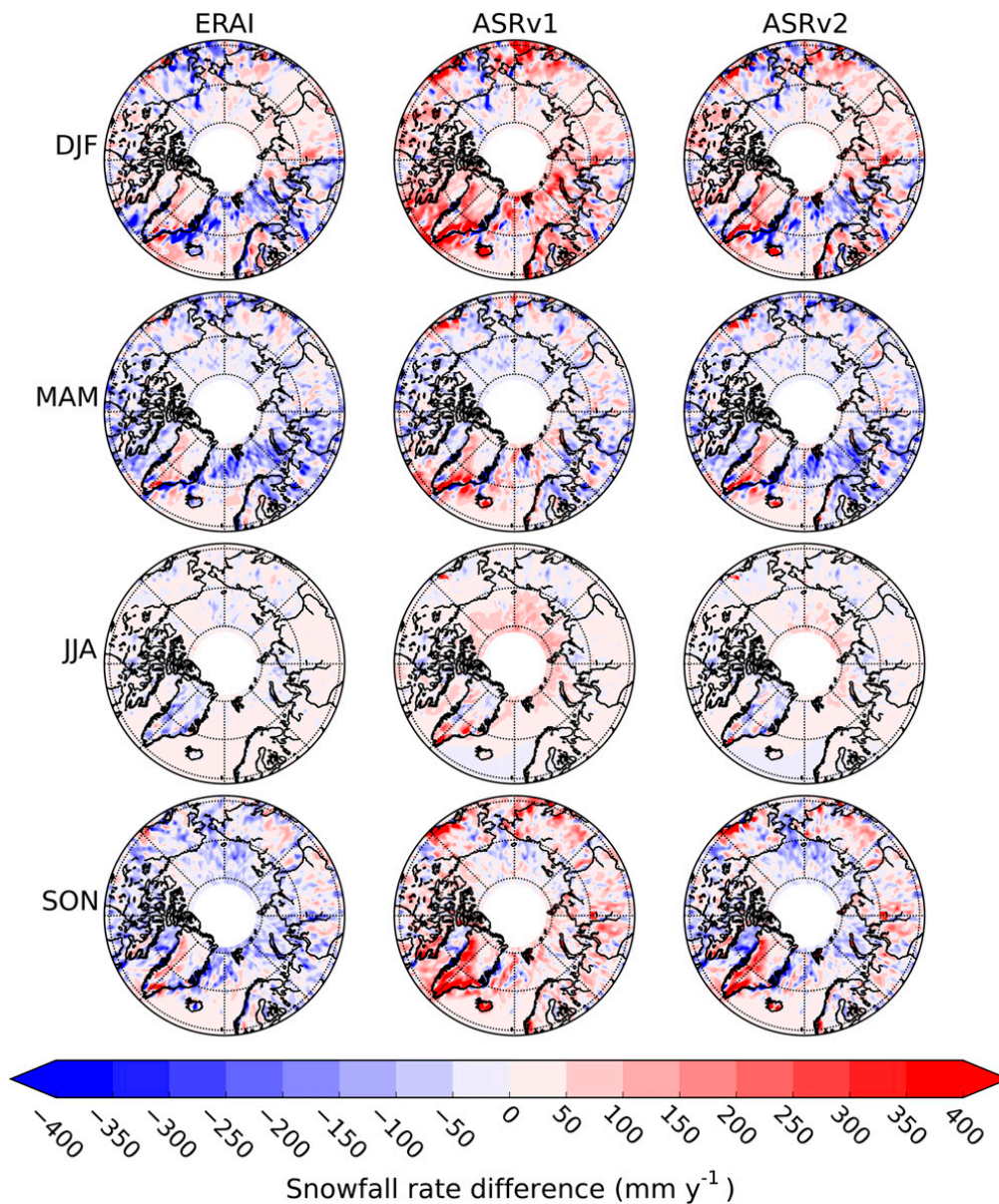


FIG. 8. Seasonal differences (mm yr^{-1}) of surface snowfall rates between (left) ERA-I, (center) ASRv1, and (right) ASRv2 and *CloudSat* for winter (DJF), spring (MAM), summer (JJA), and autumn (SON) over 2007–10.

When comparing ASR (both versions) to *CloudSat*, the highest correlation coefficients (0.88) are found over ocean, while the lowest biases are located over land (12 and -12 mm yr^{-1} for ASRv1 and ASRv2, respectively), revealing a closer agreement of snowfall rates over continental surfaces. Seasonal biases (Table 3) tend to be higher in colder months, during which heavier snowfall occurs. ASR (both versions) seasonal snowfall rates show lower biases with *CloudSat* than ERA-I, except for winter over all surfaces for ASRv1 (54 and 51 mm yr^{-1}) and summer over ocean for ASRv1 (39 mm yr^{-1}) and ASRv2 (15 mm yr^{-1}). The distinct patterns of snowfall distribution between the reanalyses

are partially related to differences between the ERA-I and ASR precipitation schemes (Dutra et al. 2011), including how precipitation phase is determined.

Considering the 4320 grid cells of each map in Fig. 6, the snowfall rate distribution is shown for each season (Fig. 11). ERA-I tends to show a higher occurrence of moderate snowfall rates and a lower occurrence of weak and strong snowfall rates compared to *CloudSat*. The intensity of snowfall events depends on the season and the resulting weak, moderate, and intense categories in the following have been selected subjectively. The moderate snowfall rates are considered as $100\text{--}300$ (DJF), $50\text{--}200$ (MAM), $20\text{--}50$ (JJA), and $100\text{--}200 \text{ mm yr}^{-1}$ (SON) while

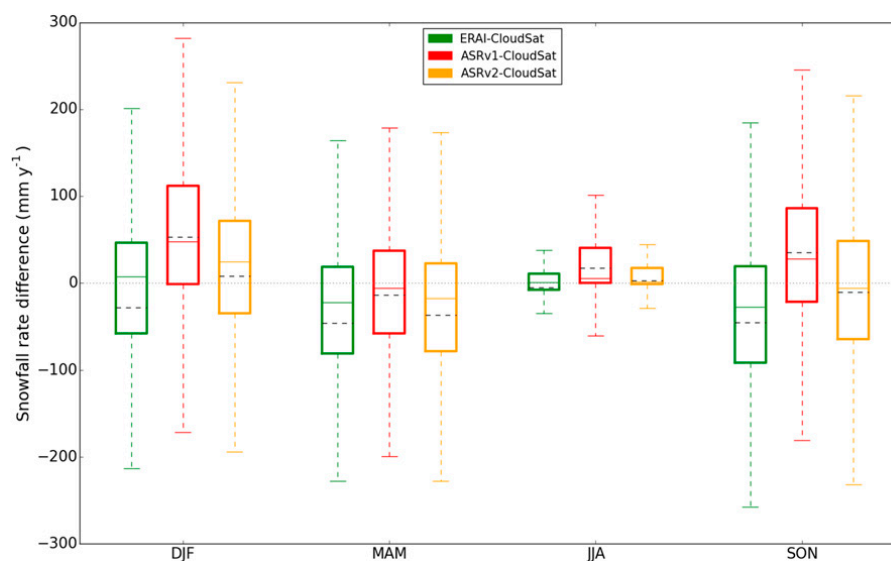


FIG. 9. Boxplot of seasonal differences (mm yr^{-1}) of surface snowfall rates between reanalyses and *CloudSat* for each season over 2007–10. The horizontal full line within the box represented the median while the dotted line represents the mean. The bottom and top box bounds show the 25th and 75th percentiles, respectively, while bottom and top whiskers bounds indicate the 5th and 95th percentiles, respectively.

weak and strong snowfall rates are respectively below and above these values. ASR tends to show a lower occurrence of weak snowfall rates and a higher occurrence of strong snowfall rates compared to *CloudSat*. The strong snowfall rates are considered above 300 (DJF), 50 (JJA), and 150 mm yr^{-1} (SON). In spring (MAM), ASR overestimates the occurrence of moderate snowfall rates (50–100 mm yr^{-1}) compared to *CloudSat*, while there is a good agreement for strong snowfall rates. The underestimation of weak snowfall rates takes place below 50 (DJF), 20 (MAM), 20 (JJA), and 50 mm yr^{-1} (SON). Overall, the distributions show a good agreement between the datasets (i.e., the peaks in winter at 100 and 300 mm yr^{-1} are found in reanalyses), attesting to a similar seasonal cycle.

The annual snowfall rates for different regions are plotted in Fig. 12. Over the whole Arctic, ERA-I underestimates snowfall rates compared to *CloudSat*, although this underestimation is slightly reduced over ocean. Snowfall rates from ASR (both versions) are closer to snowfall rates of *CloudSat* than ERA-I. For each surface type except land without Greenland, ASRv1 overestimates snowfall rates while ASRv2 underestimates it. Both are closer to *CloudSat* snowfall rates over continent ($\pm 10 \text{ mm yr}^{-1}$) than over ocean ($\pm 25 \text{ mm yr}^{-1}$). Annual variability is qualitatively similar in all products. Greenland presents a mean snowfall rate (274 mm yr^{-1}) higher than the rest of the Arctic (183 mm yr^{-1}), and also the highest differences between datasets (up to 80 mm yr^{-1}), which may be due to the sharply varying topography, which is difficult to take into account in a

model, especially considering a coarse spatial resolution. When excluding Greenland in the land annual snowfall rates (Fig. 12, rightmost subplot), the overestimation of ASRv1 values compared to *CloudSat* appears slightly more pronounced, whereas ASRv2 snowfall rates become quite similar to *CloudSat*. Figure 13 presents seasonal snowfall rates as a function of the surface type. As seen in Fig. 11, similar seasonal cycles are produced by the reanalyses and *CloudSat*. From this graph, lower snowfall rates for each reanalysis compared to *CloudSat* can be clearly observed in spring over all surfaces. The biggest differences between datasets take place during the colder months, when snowfall rates are the highest.

4. Discussion and conclusions

In the context of the Arctic amplification, potential modifications of the microphysics of snowfall and snowfall patterns are expected at high latitudes. It is of the uppermost importance to better characterize snowfall rates in polar environments. Remote sensing, and especially radars like *CloudSat*, appears to be an optimal tool for this task. Several studies have evaluated *CloudSat* snowfall retrievals using ground-based radar networks over the United States (Cao et al. 2014; Chen et al. 2016) and Sweden (Norin et al. 2015), as well as over the Antarctica ice sheet (Souverein et al. 2018; Lemonnier et al. 2019). The reliability of *CloudSat* for snowfall estimation in these areas supports its use in Arctic (Thomas et al. 2019).

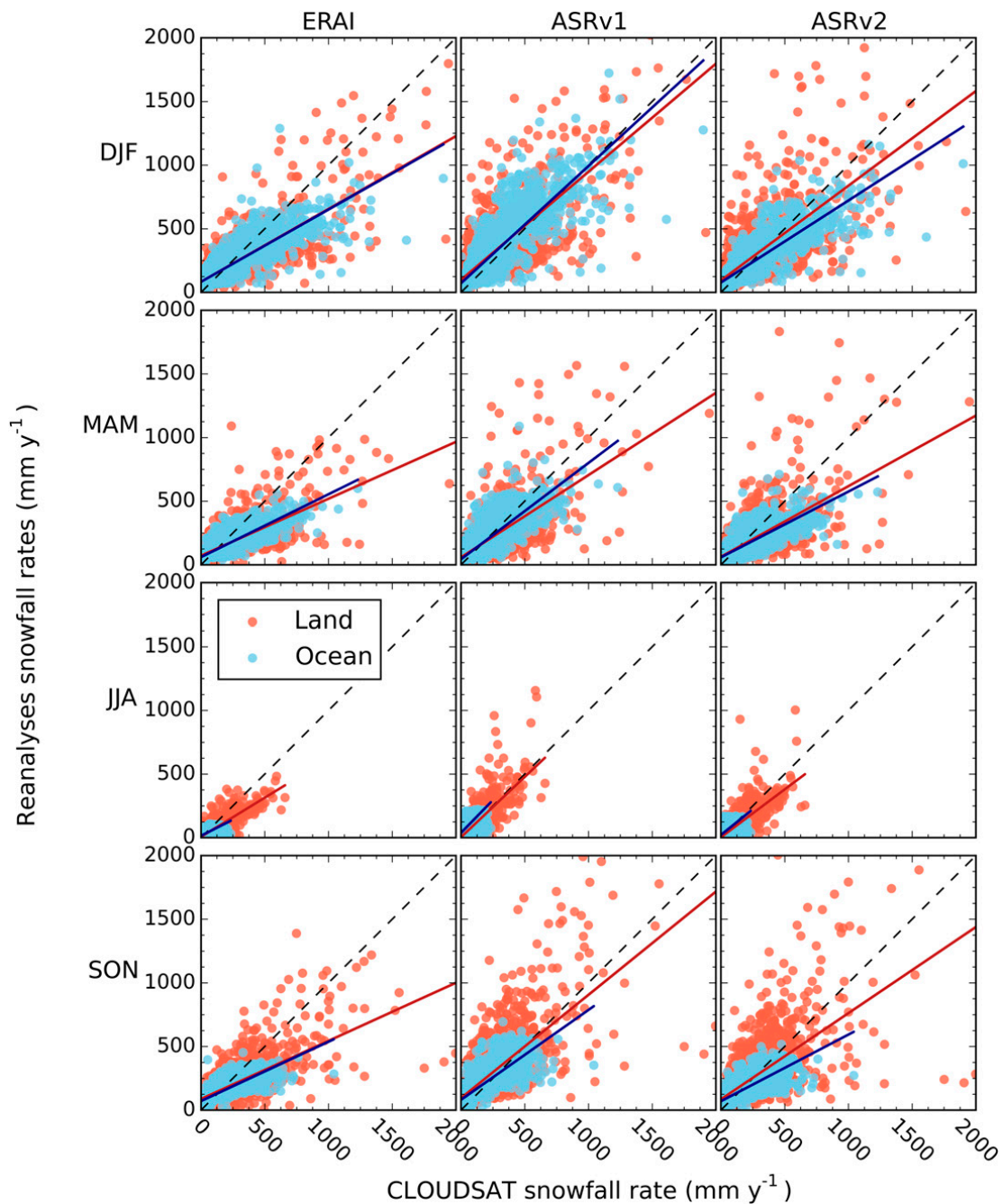


FIG. 10. Seasonal snowfall rate correlation between *CloudSat* and (left) ERA-I, (center) ASR version 1, and (right) ASR version 2 over 2007–10. See correlation coefficients and biases in [Table 3](#).

First, a 4-yr *CloudSat* snowfall climatology has been assembled over the Arctic region. The latter shows that frequency of solid precipitation is higher than 70% over the central Arctic Ocean, with an increasing frequency northward and over Greenland ice sheet. Frequency of mixed precipitation is around 50% mainly located in the North Atlantic, and frequency of liquid precipitation is around 40% over land south of 70°N, while both are significant (~5%–15%) in the Arctic Ocean peripheral

seas. Over the Greenland Ice Sheet, the Arctic Ocean, and East Siberia at least 60% of precipitation events are detected as possible, indicating light snowfall events. The *CloudSat* mean surface snowfall rates is around 183 mm yr⁻¹. Intense mean snowfall rates are located over Greenland, the Barents Sea, and the Alaska range (>500 mm yr⁻¹) and maxima over the southeast coast of Greenland (up to 2000 mm yr⁻¹). Spurious high snowfall rate spots (>4000 mm yr⁻¹) associated with high relative

TABLE 3. Correlation coefficients (r) and biases (mm yr^{-1}) according to Fig. 10, and averaged between 2007 and 2010. Statistics are computed between each dataset compared to *CloudSat*. All correlations are statistically significant at a 99% level.

		ERA-I		ASRv1		ASRv2	
		Land	Ocean	Land	Ocean	Land	Ocean
DJF	Correlation	0.72	0.85	0.67	0.86	0.63	0.86
	Bias	-27	-29	54	51	24	-14
MAM	Correlation	0.59	0.83	0.56	0.81	0.51	0.80
	Bias	-47	-43	-19	-5	-34	-40
JJA	Correlation	0.87	0.70	0.83	0.70	0.81	0.71
	Bias	-9	0	2	39	-7	15
SON	Correlation	0.63	0.80	0.62	0.77	0.56	0.76
	Bias	-44	-46	47	16	5	-34
Average	Correlation	0.77	0.89	0.74	0.88	0.70	0.88
	Bias	-41	-31	12	23	-12	-20

uncertainties are likely linked to the high topography variability in the east and west coasts of Greenland near 70°N . Despite the clear improvements of 2C-SNOWPROFILE version R05 compared to previous version,

erroneous profiles remain over these specific locations. Note that profiles with a snow_retrieval_status flag value > 3 and profiles detected as “very low confidence” have been removed. The latter especially removes the

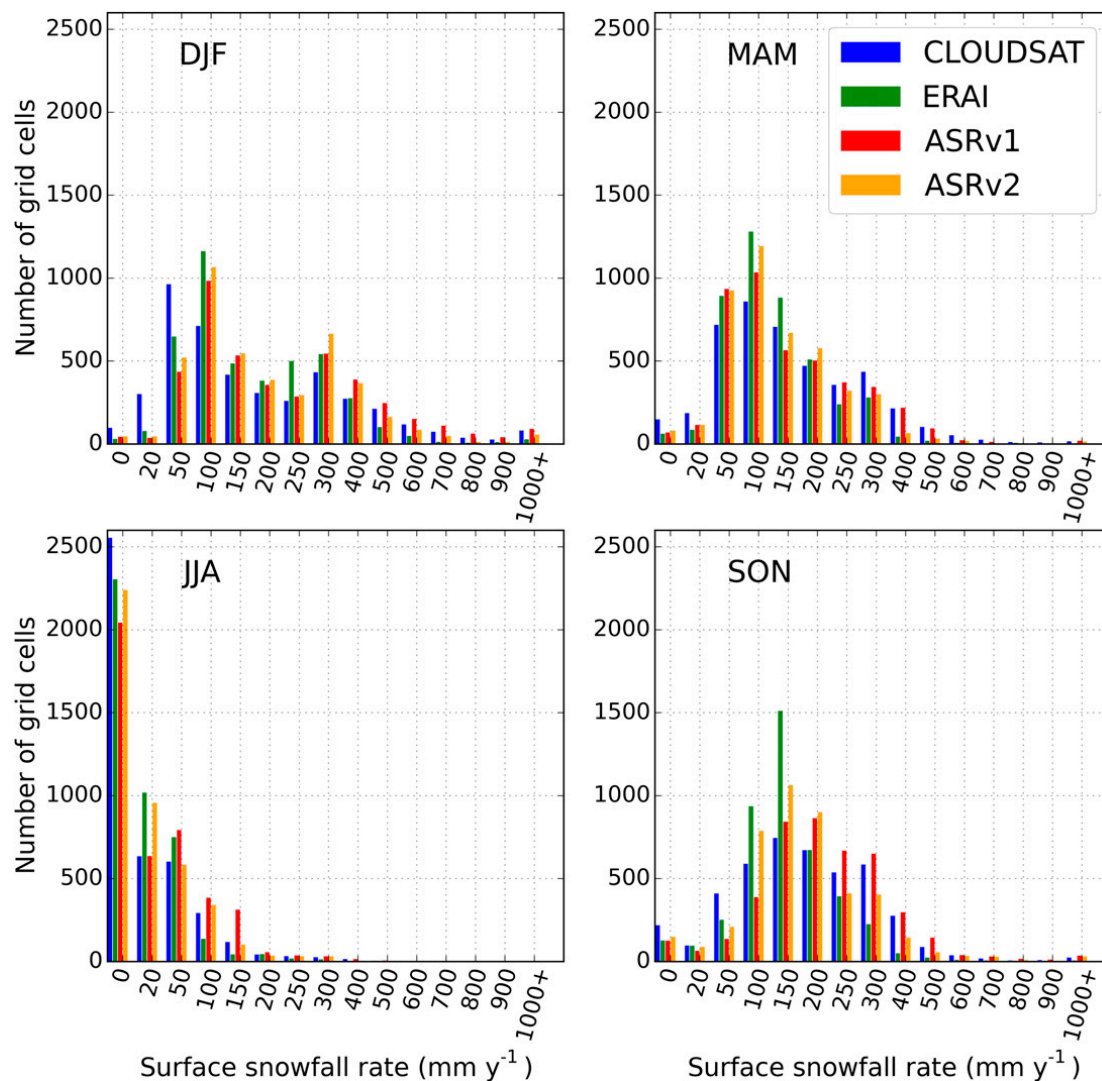


FIG. 11. Number of grid cells as a function of seasonal mean of surface snowfall rate over 2007–10 for (top left) winter, (top right) spring, (bottom left) summer, and (bottom right) autumn for *CloudSat*, ERA-I, ASRv1, and ASRv2. Grid cells are taken from Fig. 6.

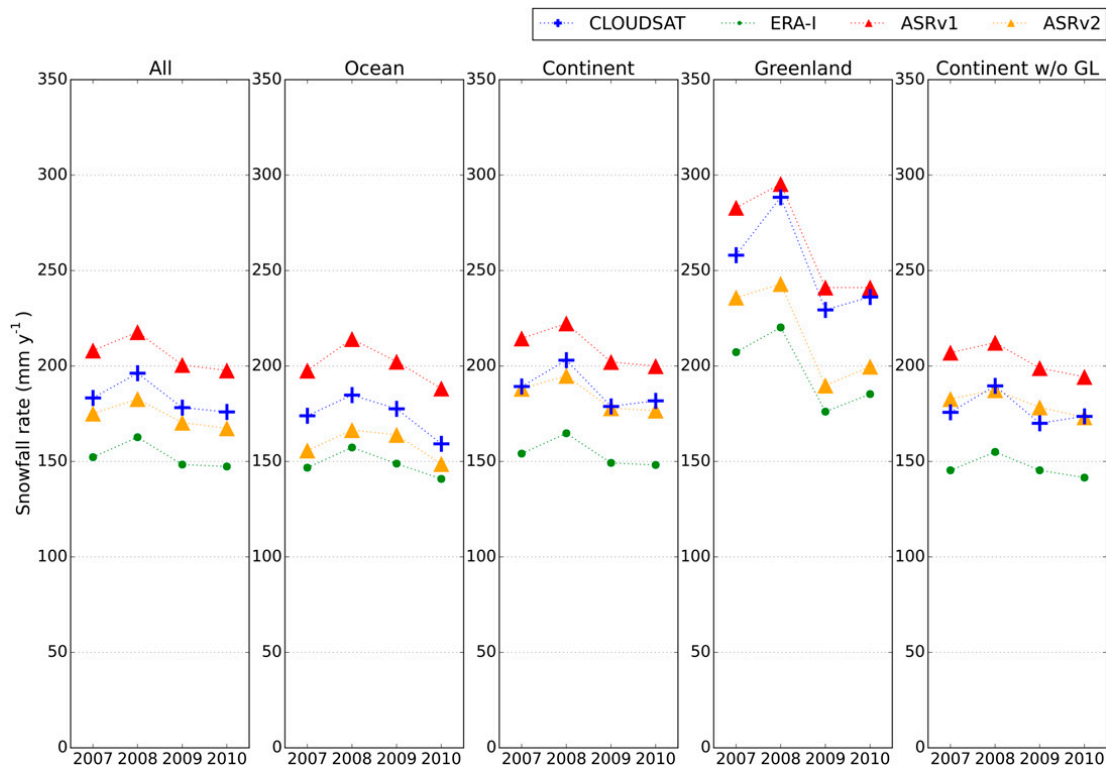


FIG. 12. Annual mean of surface snowfall rate over 2007–10 for (left to right) the whole Arctic, oceanic surfaces, continental surfaces, Greenland (GL), and continent except Greenland for *CloudSat*, ERA-I, ASRv1, and ASRv2.

mixed phase precipitation ($0 < \text{melted fraction} < 0.15$), which would increase *CloudSat* mean surface snowfall rates to 211 mm yr^{-1} .

Then, the *CloudSat* snowfall climatology has been used to evaluate a global reanalysis (ERA-I) and two versions of a regional reanalysis (Arctic System Reanalysis). All reanalyses represent qualitatively well the interannual and seasonal cycle of snowfall rates compared to *CloudSat*. Yet quantitative differences remain with various behaviors depending on the reanalysis and the season. Regional reanalyses (both ASR versions) show closer results with *CloudSat* compared to ERA-I, especially over Greenland, which is the area with the largest discrepancies. In winter, large differences between reanalyses and *CloudSat* are located over Siberia, the Canadian Archipelago, and Greenland, whereas they occur over the whole Arctic in summer. Generally, all products show a similar seasonal and interannual cycle. Yet, ERA-I shows an overestimation of the moderate snowfall occurrence, and an underestimation of weak and strong snowfall occurrence compared to *CloudSat*. While ASR shows a closer agreement to *CloudSat*, it tends to underestimate the weak snowfall occurrence and overestimate the strong snowfall occurrence. The snowfall rates values for weak ($\leq \sim 50 \text{ mm yr}^{-1}$), moderate, and strong ($\geq \sim 250 \text{ mm yr}^{-1}$) events vary

seasonally. All through the year except in summer, ERA-I strongly underestimates seasonal snowfall rates over all surfaces compared to *CloudSat* ($\geq 25 \text{ mm yr}^{-1}$). This is partially due to the low snowfall to precipitation ratio, which results in a high rainfall fraction (Dutra et al. 2011; Boisvert et al. 2018; Wang et al. 2019). In summer, ERA-I shows a better agreement over ocean with *CloudSat* than ASR. Annual mean snowfall rates of ASRv1 (ASRv2) display an overestimation (underestimation) over all surfaces of about 15 mm yr^{-1} (10 mm yr^{-1}) compared to *CloudSat*. ASR snowfall rates are closer to *CloudSat* ones over continental areas than over ocean. In term of mean snowfall rates, ASRv2 shows the best agreement with *CloudSat* (174 mm yr^{-1}) compared to ASRv1 (206 mm yr^{-1}) and ERA-I (153 mm yr^{-1}), and its use is recommended by this study over the whole Arctic, except over Greenland. The present intercomparison attests that the new version of ASR produces significantly smaller snowfall rates ($\sim 10\%$) when compared to the first version, except over land in summer. This concurs with results from Bromwich et al. (2018) that showed less total precipitation during winter months in ASRv2 than in ASRv1 when compared to in situ polar stations. The distinction between solid and liquid precipitation is based on temperature for both satellite retrievals and reanalyses, and the

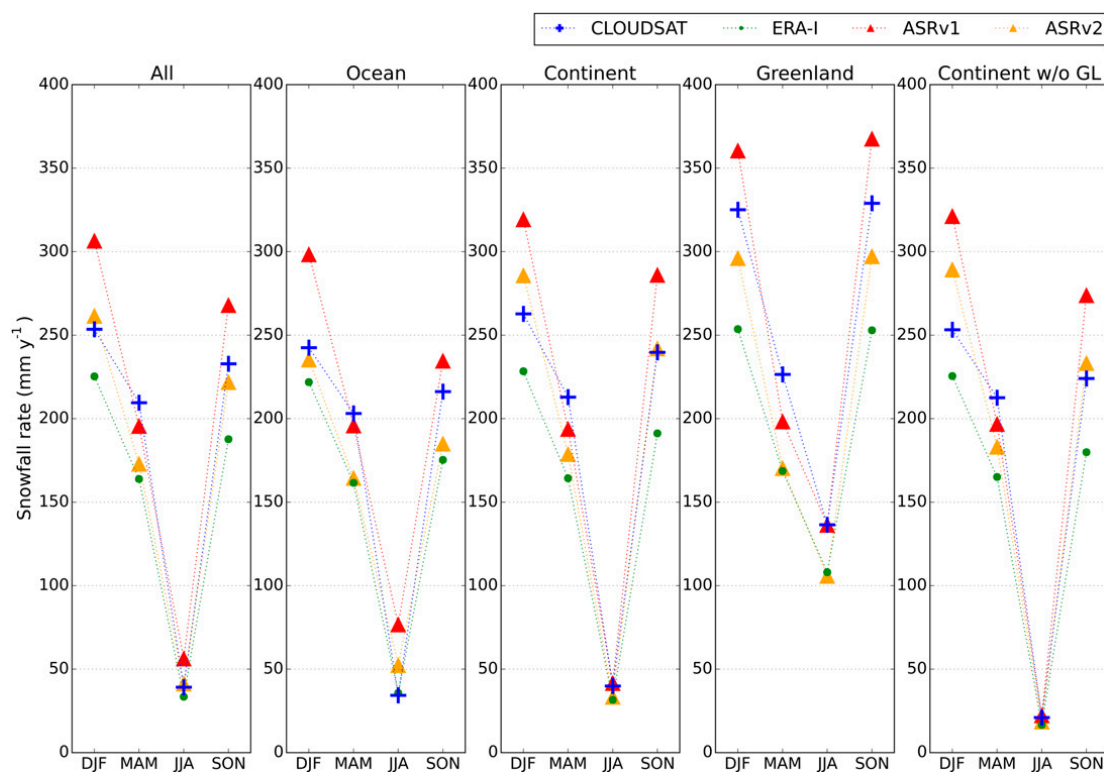


FIG. 13. As in Fig. 12, but with seasonal means.

various methods used can be a significant source of the difference between products. This is particularly true concerning ERA-I, which shows a higher rain frequency than *CloudSat* over the Arctic Ocean as well as North Atlantic (not shown). The rain/snowfall partition method is also pointed out by other studies (Dutra et al. 2011; Wang et al. 2019).

There are inconsistencies between the present results and those given by Boisvert et al. (2018) for ASRv1, even allowing for the area north of 82°N not observed by *CloudSat*. Figure 6 in Boisvert et al. (2018) gives 2007–10 annual snowfall amounts for ASRv1 as being smaller than ERA-I for both the central Arctic Ocean (~10%) and for all ocean areas north of 60°N (~25%). Similarly, Fig. 12 in Boisvert et al. (2018) presents a comparison between buoy measurements of snow depth and those inferred from ASRv1 and ERA-I precipitation along with an illustrative comparison for a buoy in the Beaufort Sea during 2011; snow depths for ASRv1 were a few percent smaller than those for ERA-I, but both were close to the observed values. The present analysis shows ASRv1 annual snowfall exceeds that from ERA-I by about 37% for ocean areas between 58° and 82°N, which is dominated by the ~30% larger amounts at lower latitudes. This difference occurs because Boisvert et al. (2018) consider only nonconvective solid precipitation for ASR (L. Boisvert 2019, personal communication). Here total snowfall

(convective plus nonconvective) amounts are compared for all reanalyses.

This study presents limitations. The fully operating *CloudSat* period extends between June 2006 and April 2011, and restrains the study to the period between 2007 and 2010, although a longer duration would be required to assess snowfall on climatological time scales. The *CloudSat* orbit imposes a decreasing amount of observation equatorward and a significant part of the Arctic Ocean is missed northward of 82°N. Due to this low spatial sampling, the more equatorward, the more precipitating events might be missed. At the same time, an important event could be sampled over a grid cell that gets several overpasses, creating a positive bias. The commission and omission errors tend to compensate for the low spatial sampling of the satellite (Souverijns et al. 2018). Northward of 82°N, although snowfall rates are believed to be weak, precipitation is a crucial aspect in this region that produces most of the Arctic sea ice. Hence, the sampling of the nadir-looking CPR does not permit a validation at the scale of an event, yet it is adequate for a multiyear scale.

The reflectivity of the surface contaminates a significant part at the lower part of the profile that must be removed to compute snowfall rates. The four lowest bins over continents and the two lowest bins over open ocean are excluded leading to estimation errors at the surface

and increased uncertainties. Snowfall rates are likely to change before reaching the ground due to processes such as aggregation or evaporation. A strong evaporation phenomenon has recently been observed over the coasts of Antarctica in presence of katabatic winds (Grazioli et al. 2017) and is likely to take place around Greenland at lower intensity. Over Ny-Alesund station, in the Svalbard Archipelago, 1-yr data from ground-based Micro Rain Radar and *CloudSat* have shown that shallow precipitation occurs more frequently than sublimation, and that *CloudSat* underestimates the total precipitation amount by 9% (Maahn et al. 2014). In spite of these limitations, *CloudSat* clearly demonstrates the usefulness of such an instrument.

For the future, it would be interesting to compare *CloudSat* to ERA5, since it has a better spatial resolution and a higher ratio of snowfall to precipitation over sea ice between 2010 and 2015 than ERA-Interim (Wang et al. 2019). Expanding the intercomparison period up to 2018 would bring relevant information even though it would be restricted to boreal summer because only daylight measurements are available after April 2011.

Finally ground-based precipitation datasets are also required to assess *CloudSat* snowfall rates. These measurements are difficult to obtain and present significant uncertainties. However, additional comparison studies must be performed with in situ data, to ensure the reliability of *CloudSat* products.

Acknowledgments. This study was supported by the National French Research Agency (ANR) program AC-AHC2 (Circulation Atmospheric and Hydrological Cycle Changes in Arctic) ANR-15-CE01-0003. This work was partially supported by the National Center of Spatial Studies (CNES) program EECLAT (Expecting Earth-Care, Learning from A-Train). ECMWF, National Center for Atmospheric Research (NCAR), and Polar Meteorology Group of Ohio State University (POLARMET) are acknowledged for supplying ERA-I and ASR products used in this study. Parts of this research by N. B. Wood and T. L'Ecuyer were performed at the University of Wisconsin–Madison for the Jet Propulsion Laboratory, California Institute of Technology, sponsored by the National Aeronautics and Space Administration. *CloudSat* data were obtained from the CloudSat Data Processing Center (<http://www.cloudsat.cira.colostate.edu>). D. Bromwich's participation was funded by ONR Grant N00014-18-1-2361. This is Contribution 1585 of Byrd Polar and Climate Research Center. We thank the Climserv platform for the use of their server in order to conduct this study. The authors want to sincerely thank the three anonymous reviewers for the suggestions that greatly improved the manuscript.

REFERENCES

- Behrangi, A., and Coauthors, 2016: Status of high-latitude precipitation estimates from observations and reanalyses. *J. Geophys. Res. Atmos.*, **121**, 4468–4486, <https://doi.org/10.1002/2015JD024546>.
- Bintanja, R., and F. Selten, 2014: Future increases in Arctic precipitation linked to local evaporation and sea-ice retreat. *Nature*, **509**, 479–482, <https://doi.org/10.1038/nature13259>.
- Boisvert, L. N., M. A. Webster, A. A. Petty, T. Markus, D. H. Bromwich, and R. I. Cullather, 2018: Intercomparison of precipitation estimates over the Arctic Ocean and its peripheral seas from reanalyses. *J. Climate*, **31**, 8441–8462, <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-18-0125.1>.
- Bromwich, D. H., J. P. Nicolas, and A. J. Monaghan, 2011: An assessment of precipitation changes over Antarctica and the Southern Ocean since 1989 in contemporary global reanalyses. *J. Climate*, **24**, 4189–4209, <https://doi.org/10.1175/2011JCLI4074.1>.
- , L. Bai, K. Hines, S. Wang, Z. Liu, H.-C. Lin, Y. Kuo, and M. Barlage, 2012: Arctic System Reanalysis (ASR) project. Research Data Archive at the National Center for Atmospheric Research, Computational and Information Systems Laboratory, accessed 29 May 2017, <https://doi.org/10.5065/D6K072B5>.
- , A. B. Wilson, L.-S. Bai, G. W. Moore, and P. Bauer, 2016: A comparison of the regional Arctic System Reanalysis and the global ERA-Interim reanalysis for the Arctic. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, **142**, 644–658, <https://doi.org/10.1002/qj.2527>.
- , and Coauthors, 2018: The Arctic System Reanalysis, version 2. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **99**, 805–828, <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-16-0215.1>.
- Cao, Q., Y. Hong, S. Chen, J. J. Gourley, J. Zhang, and P. E. Kirstetter, 2014: Snowfall detectability of NASA's CloudSat: The first cross-investigation of its 2C-SNOW-PROFILE product and National Multi-Sensor Mosaic QPE (NMQ) snowfall data. *Prog. Electromagn. Res.*, **148**, 55–61, <https://doi.org/10.2528/PIER14030405>.
- Chen, S., and Coauthors, 2016: Comparison of snowfall estimates from the NASA CloudSat cloud profiling radar and NOAA/NSSL multi-radar multi-sensor system. *J. Hydrol.*, **541**, 862–872, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.07.047>.
- Dee, D. P., and Coauthors, 2011: The ERA-Interim Reanalysis: Configuration and performance of the data assimilation system. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, **137**, 553–597, <https://doi.org/10.1002/qj.828>.
- Dutra, E., S. Kotlarski, P. Viterbo, G. Balsamo, P. M. Miranda, C. Schär, P. Bissolli, and T. Jonas, 2011: Snow cover sensitivity to horizontal resolution, parameterizations, and atmospheric forcing in a land surface model. *J. Geophys. Res.*, **116**, D21109, <https://doi.org/10.1029/2011JD016061>.
- Francis, J. A., D. M. White, J. J. Cassano, W. J. Gutowski, L. D. Hinzman, M. M. Holland, M. A. Steele, and C. J. Vörösmarty, 2009: An Arctic hydrologic system in transition: Feedbacks and impacts on terrestrial, marine, and human life. *J. Geophys. Res.*, **114**, G04019, <https://doi.org/10.1029/2008JG000902>.
- Grazioli, J., J.-B. Madeleine, H. Gallée, R. M. Forbes, C. Genthon, G. Krinner, and A. Berne, 2017: Katabatic winds diminish precipitation contribution to the Antarctic ice mass balance. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, **114**, 10 858–10 863, <https://doi.org/10.1073/pnas.1707633114>.
- Haynes, J. M., T. S. L'Ecuyer, G. L. Stephens, S. D. Miller, C. Mitrescu, N. B. Wood, and S. Tanelli, 2009: Rainfall retrieval over the ocean with spaceborne W-band radar. *J. Geophys. Res.*, **114**, D00A22, <https://doi.org/10.1029/2008JD009973>.

- Kain, J. S., 2004: The Kain–Fritsch convective parameterization: An update. *J. Appl. Meteor.*, **43**, 170–181, [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(2004\)043<0170:TKCPAU>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(2004)043<0170:TKCPAU>2.0.CO;2).
- , and J. M. Fritsch, 1990: A one-dimensional entraining/detraining plume model and its application in convective parameterization. *J. Atmos. Sci.*, **47**, 2784–2802, [https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1990\)047<2784:AODEPM>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1990)047<2784:AODEPM>2.0.CO;2).
- Kulie, M. S., and L. Milani, 2018: Seasonal variability of shallow cumuliform snowfall: A CloudSat perspective. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, **144**, 329–343, <https://doi.org/10.1002/qj.3222>.
- , —, N. B. Wood, S. A. Tushaus, R. Bennartz, and T. S. L'Ecuyer, 2016: A shallow cumuliform snowfall census using spaceborne radar. *J. Hydrometeorol.*, **17**, 1261–1279, <https://doi.org/10.1175/JHM-D-15-0123.1>.
- Lemonnier, F., and Coauthors, 2019: Evaluation of CloudSat snowfall rate profiles by a comparison with in situ micro-rain radar observations in East Antarctica. *Cryosphere*, **13**, 943–954, <https://doi.org/10.5194/tc-13-943-2019>.
- Levizzani, V., S. Laviola, and E. Cattani, 2011: Detection and measurement of snowfall from space. *Remote Sens.*, **3**, 145–166, <https://doi.org/10.3390/rs3010145>.
- Liu, G., 2008: Deriving snow cloud characteristics from CloudSat observations. *J. Geophys. Res.*, **113**, D00A09, <https://doi.org/10.1029/2007JD009766>.
- Liu, Y., J. R. Key, Z. Liu, X. Wang, and S. J. Vavrus, 2012: A cloudier Arctic expected with diminishing sea ice. *Geophys. Res. Lett.*, **39**, L05705, <https://doi.org/10.1029/2012GL051251>.
- Maahn, M., C. Burgard, S. Crewell, I. V. Gorodetskaya, S. Kneifel, S. Lhermitte, K. Van Tricht, and N. P. van Lipzig, 2014: How does the spaceborne radar blind zone affect derived surface snowfall statistics in polar regions? *J. Geophys. Res. Atmos.*, **119**, 13 604–13 620, <https://doi.org/10.1002/2014JD022079>.
- Merkouriadi, I., B. Cheng, R. M. Graham, A. Rösel, and M. A. Granskog, 2017: Critical role of snow on sea ice growth in the Atlantic sector of the Arctic Ocean. *Geophys. Res. Lett.*, **44**, 10 479–10 485, <https://doi.org/10.1002/2017GL075494>.
- Milani, L., and Coauthors, 2018: CloudSat snowfall estimates over Antarctica and the Southern Ocean: An assessment of independent retrieval methodologies and multi-year snowfall analysis. *Atmos. Res.*, **213**, 121–135, <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2018.05.015>.
- Mitrescu, C., T. L'Ecuyer, J. Haynes, S. Miller, and J. Turk, 2010: CloudSat precipitation profiling algorithm—Model description. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, **49**, 991–1003, <https://doi.org/10.1175/2009JAMC2181.1>.
- NCAR, 2017: Arctic System Reanalysis version 2. Research Data Archive at the National Center for Atmospheric Research, Computational and Information Systems Laboratory, accessed 29 May 2017, <https://doi.org/10.5065/D6X9291B>.
- Nitu, R., and Coauthors, 2018: WMO Solid Precipitation Intercomparison Experiment (SPICE) (2012–2015). IOM Rep. 131, 1445 pp., https://library.wmo.int/index.php?lvl=notice_display&id=20742.
- Norin, L., A. Devasthale, T. L'Ecuyer, N. Wood, and M. Smalley, 2015: Intercomparison of snowfall estimates derived from the CloudSat Cloud Profiling Radar and the ground-based weather radar network over Sweden. *Atmos. Meas. Tech.*, **8**, 5009–5021, <https://doi.org/10.5194/amt-8-5009-2015>.
- Palermo, C., J. Kay, C. Genthon, T. L'Ecuyer, N. Wood, and C. Claud, 2014: How much snow falls on the Antarctic ice sheet? *Cryosphere*, **8**, 1577–1587, <https://doi.org/10.5194/tc-8-1577-2014>.
- , C. Claud, A. Dufour, C. Genthon, N. B. Wood, and T. L'Ecuyer, 2017: Evaluation of Antarctic snowfall in global meteorological reanalyses. *Atmos. Res.*, **190**, 104–112, <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2017.02.015>.
- , —, N. Wood, T. L'Ecuyer, and C. Genthon, 2019: How does ground clutter affect CloudSat snowfall retrievals over ice sheets? *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, **16**, 342–346, <https://doi.org/10.1109/LGRS.2018.2875007>.
- Rawlins, M. A., and Coauthors, 2010: Analysis of the Arctic system for freshwater cycle intensification: Observations and expectations. *J. Climate*, **23**, 5715–5737, <https://doi.org/10.1175/2010JCLI3421.1>.
- Sassen, K., and Z. Wang, 2008: Classifying clouds around the globe with the CloudSat radar: 1-year of results. *Geophys. Res. Lett.*, **35**, L04805, <https://doi.org/10.1029/2007GL032591>.
- Screen, J. A., and I. Simmonds, 2012: Declining summer snowfall in the Arctic: Causes, impacts and feedbacks. *Climate Dyn.*, **38**, 2243–2256, <https://doi.org/10.1007/s00382-011-1105-2>.
- Serreze, M. C., and R. G. Barry, 2011: Processes and impacts of arctic amplification: A research synthesis. *Global Planet. Change*, **77**, 85–96, <https://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2011.03.004>.
- Souverein, N., and Coauthors, 2018: Evaluation of the CloudSat surface snowfall product over Antarctica using ground-based precipitation radars. *Cryosphere*, **12**, 3775–3789, <https://doi.org/10.5194/tc-12-3775-2018>.
- Surussavadee, C., and D. H. Staelin, 2009: Satellite retrievals of Arctic and equatorial rain and snowfall rates using millimeter wavelengths. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **47**, 3697–3707, <https://doi.org/10.1109/TGRS.2009.2029093>.
- Tao, W.-K., 2003: Goddard Cumulus Ensemble (GCE) model: Application for understanding precipitation processes. *Cloud Systems, Hurricanes, and the Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM): A Tribute to Joanne Simpson*, W.-K. Tao and R. Adler, Eds., Springer, 107–138.
- , and J. Simpson, 1993: The Goddard Cumulus Ensemble model. Part I: Model description. *Terr. Atmos. Oceanic Sci.*, **4**, 35–72, [https://doi.org/10.3319/TAO.1993.4.1.35\(A\)](https://doi.org/10.3319/TAO.1993.4.1.35(A)).
- , and Coauthors, 2014: The Goddard Cumulus Ensemble model (GCE): Improvements and applications for studying precipitation processes. *Atmos. Res.*, **143**, 392–424, <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2014.03.005>.
- Thomas, M. A., A. Devasthale, T. L'Ecuyer, S. Wang, T. Koenigk, and K. Wyser, 2019: Snowfall distribution and its response to the Arctic Oscillation: An evaluation of HighResMIP models in the Arctic using CPR/CloudSat observations. *Geosci. Model Dev.*, **12**, 3759–3772, <https://doi.org/10.5194/gmd-12-3759-2019>.
- Tiedtke, M., 1993: Representation of clouds in large-scale models. *Mon. Wea. Rev.*, **121**, 3040–3061, [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1993\)121<3040:ROCILS>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1993)121<3040:ROCILS>2.0.CO;2).
- Wang, C., R. M. Graham, K. Wang, S. Gerland, and M. A. Granskog, 2019: Comparison of ERA5 and ERA-Interim near-surface air temperature, snowfall and precipitation over Arctic sea ice: Effects on sea ice thermodynamics and evolution. *Cryosphere*, **13**, 1661–1679, <https://doi.org/10.5194/tc-13-1661-2019>.
- Wood, N. B., and T. S. L'Ecuyer, 2018: Level 2c snow profile process description and interface control document, product version p1 r05. NASA JPL CloudSat project document revision 0, 26 pp., <http://www.cloudsat.cira.colostate.edu/data-products/level-2c/2c-snow-profile?term=90>.
- , —, A. J. Heymsfield, G. L. Stephens, D. R. Hudak, and P. Rodriguez, 2014: Estimating snow microphysical properties using collocated multisensor observations. *J. Geophys. Res. Atmos.*, **119**, 8941–8961, <https://doi.org/10.1002/2013JD021303>.

2.3 Études complémentaires

Cette section présente des résultats supplémentaires qui permettent d'offrir une caractérisation plus complète des précipitations. En plus d'analyses intra- et inter-annuelles, d'autres jeux de données sont considérés, comme GPCC MP et des données de stations. Les taux de chute de neige issus de ces stations sont cependant à interpréter avec prudence à cause des incertitudes concernant la mesure des précipitations solides (voir section 1.2.1).

2.3.1 Amélioration de la version R05 par rapport à la version R04

La nouvelle version R05 des produits CloudSat est sortie en juin 2018, remplaçant la version R04. Dans cette section, les différences majeures entre ces deux versions sont décrites.

Le changement principal est l'utilisation d'une grille d'altitude de terrain plus précise et avec une résolution plus fine. Afin d'examiner les différences d'altitude de la surface entre les modèles numériques de terrain (MNT) utilisés dans les versions de CloudSat, on les compare à un MNT de référence nommé ETOPO1 (Amante and Eakins, 2009) et produit par la NOAA.

Pour la version R04, les différences les plus importantes sont observées au-dessus du Groenland (Fig. 2.1). Deux endroits montrent des différences entre -500 et -1000 m au nord du Groenland (80°N). Cette différence d'altitude cause une troncature trop basse (insuffisante) des profils à ces endroits. La partie basse de ces profils reste contaminée par la réflexion à la surface, entraînant la détection de forts taux de chute de neige (Fig.2.2 gauche), mais aucun signe d'erreur potentielle (Palerme et al., 2019). Ces différences d'altitude ont été corrigées dans la version 5, qui montre des différences d'altitude inférieures à 50 mètres (Fig. 2.1 droite), ainsi que la disparition des zones erronées de forts taux de chute de neige par rapport à la version 4 (Fig. 2.2 milieu). L'augmentation significative des taux de chute de neige sur les côtes est et ouest du Groenland dans la version 5 (70°N) est probablement réaliste, bien que ces zones soient limitées aux régions cotières.

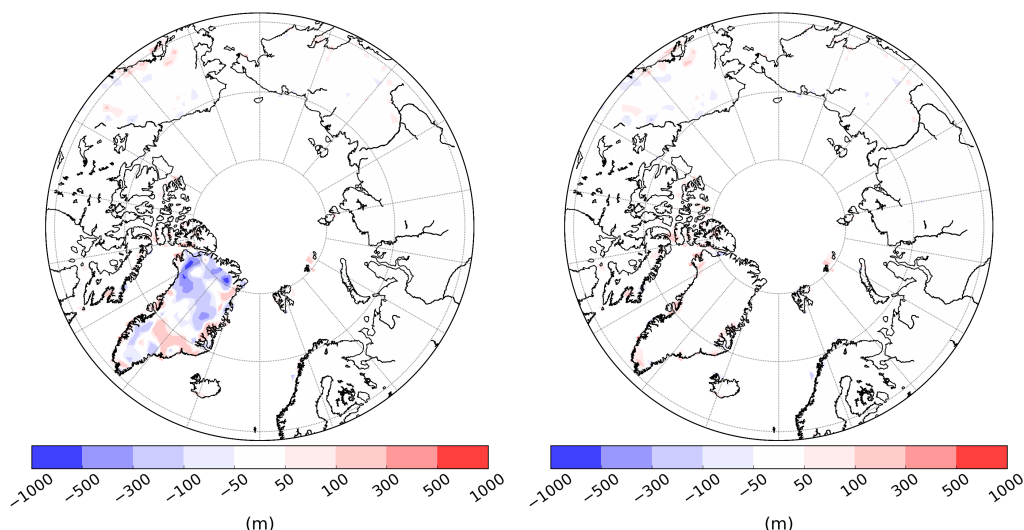


Figure 2.1: **(gauche)** Différences moyennes d'altitude de la surface (mètres) entre le modèle numérique de terrain utilisé dans CloudSat 2C-SP version 4 et le MNT ETOPO1 Global Relief Model. **(droite)** Idem avec 2C-SP version 5. Pour chaque profil CloudSat, le point le plus proche dans ETOPO1 a été sélectionné. Les orbites CloudSat de janvier 2007 sont considérées et les différences sont projetées sur une grille de 1° latitude x 2° longitude.

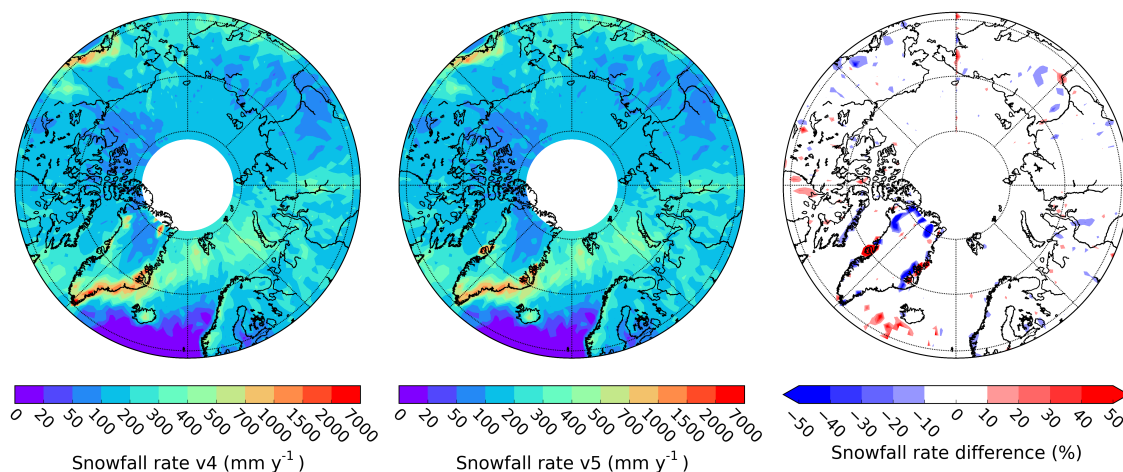


Figure 2.2: **(gauche)** Taux de chute de neige (mm y^{-1}) de surface moyennés entre 2007-2010 issus de 2C-SP R04. **(milieu)** Similaire pour R05. **(droite)** Différences en pourcentage entre les deux précédents.

2.3.2 Variabilité saisonnière de la phase des précipitations dans les produits CloudSat

Une analyse mensuelle est exclue à cause de l'échantillonnage temporel limité de CloudSat, surtout au sud de 70°N . Quatre saisons sont définies ainsi: décembre-janvier-février (DJF), mars-avril-mai (MAM), juin-juillet-août (JJA) et septembre-octobre-novembre (SON).

La variabilité saisonnière de la phase des précipitations, obtenue par CloudSat, est importante en Arctique (Fig. 2.3). L'étendue des précipitations solides avec une proportion supérieure à 90% est maximale en hiver, et recouvre l'Océan Arctique et

ses mers périphériques, l'Eurasie et l'Amérique au nord de 60°N ainsi que l'ensemble du Groenland. Durant la saison froide, seules les mers ouvertes au sud de 70°N montrent des précipitations mixtes ou liquides. En été, les fréquences maximales de précipitations solides sont centrées sur l'Océan Arctique, avec des valeurs d'environ 50%. Le printemps et l'automne présentent des étendues intermédiaires de proportions solides comparées à l'été et l'hiver. Les précipitations mixtes sont fréquentes (>60%) au-dessus de l'Océan Arctique en été, ainsi qu'au-dessus des mers libres (60%) en automne. Ces cycles saisonniers montrent une évolution progressive des précipitations solides entre une large étendue regroupant la quasi-totalité des zones au nord de 60°N en hiver à une étendue restreinte proche du pôle en été, si on omet le Groenland.

Le Groenland présente des proportions importantes (>90%) de précipitations solides en toute saison, hormis en été où elles se restreignent à l'intérieur de la calotte

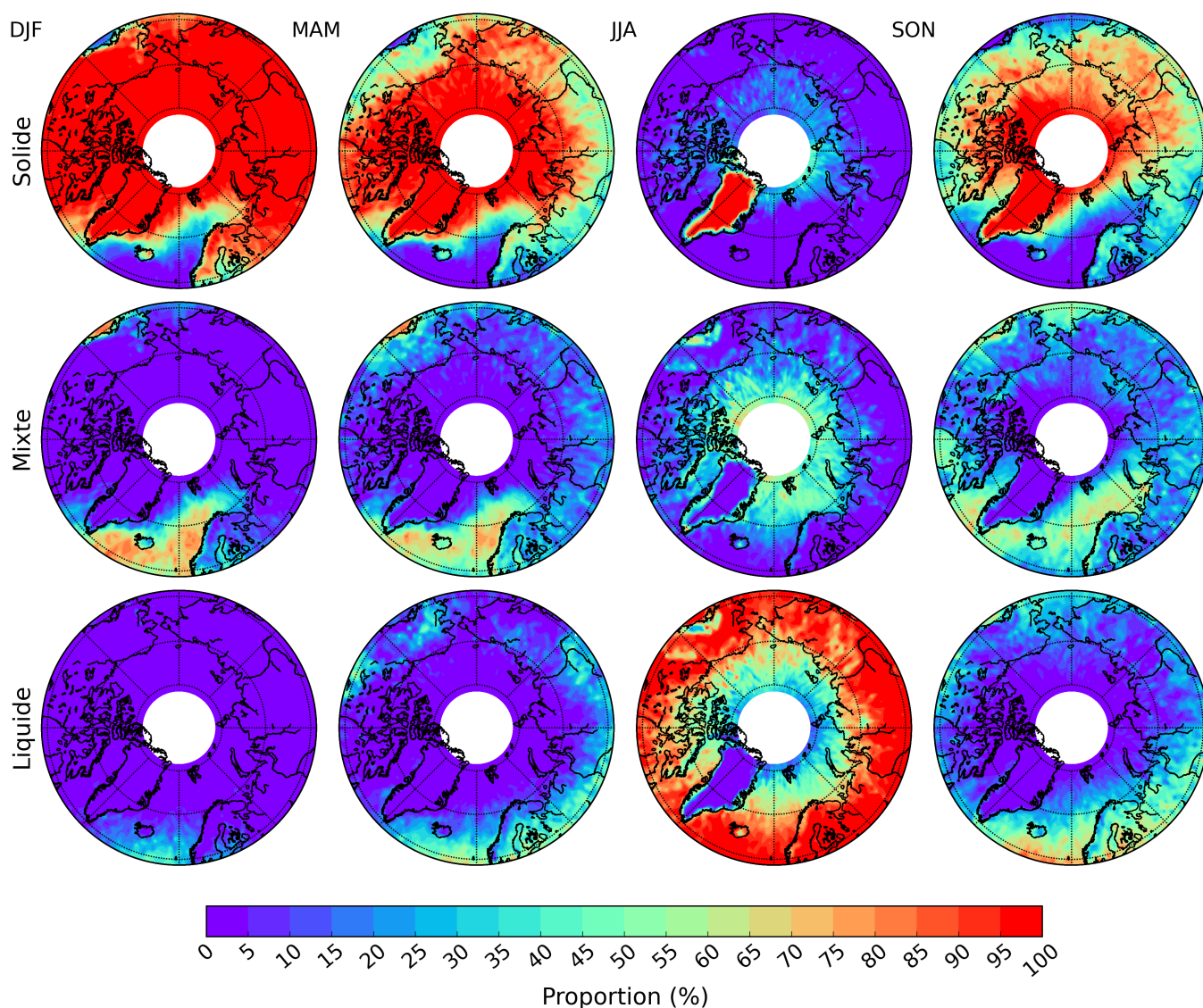


Figure 2.3: Proportion (%) des profils détectés comme précipitation solide (haut), mixte (milieu) et liquide (bas) par rapport aux profils détectés comme précipitants, moyennés pour chaque saison sur la période 2007-2010.

glaciaire, alors que les côtes montrent des proportions plus importantes de phase mixte ou liquide. L'altitude de calotte polaire groenlandaise est élevée, et l'atmosphère y est sèche et froide (similaire à l'Antarctique) et il est possible que la majorité des précipitations soit sous forme solide. Cependant, comme nous le verrons dans la partie 2.3.4, certaines climatologies comme GPCCC MP montrent des précipitations liquides sur le plateau groenlandais. Ces informations sont à interpréter avec précaution car aucune des stations utilisées par GPCCC MP ne se situe sur le plateau. Cette comparaison permet de prendre du recul quant aux estimations de CloudSat, qui sont plus incertaines au Groenland que dans le reste de l'Arctique.

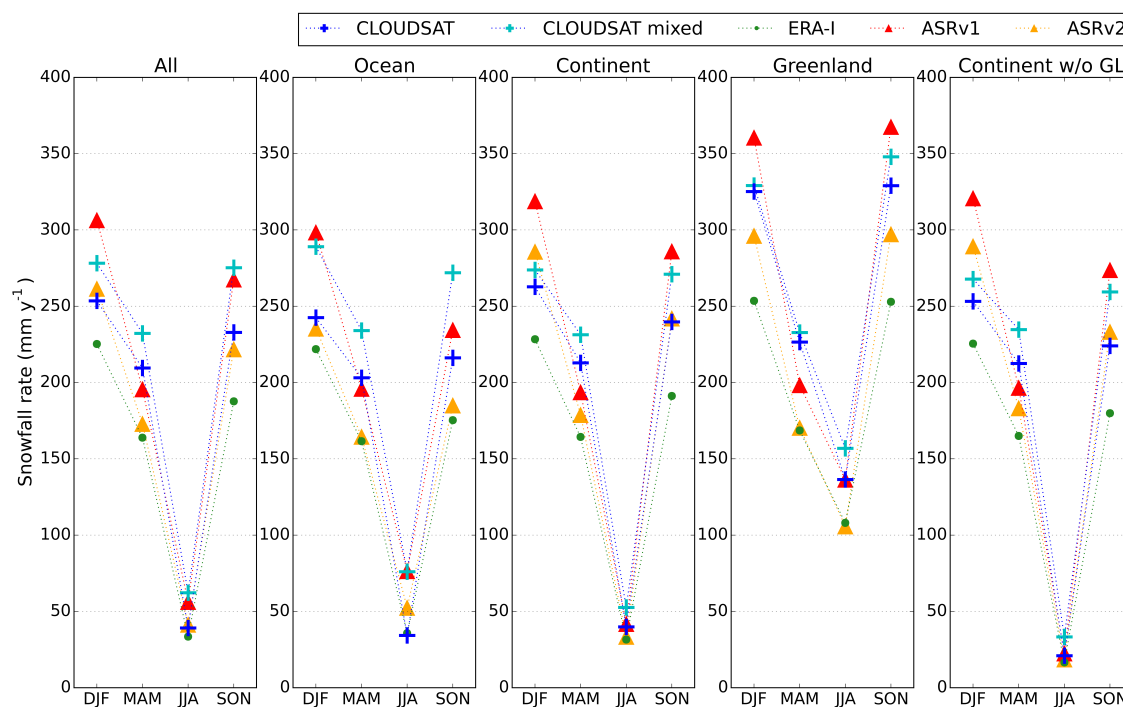


Figure 2.4: Taux de chute de neige saisonniers à la surface pour différents jeux de données. "CloudSat" correspond à la climatologie évaluée dans la publication, "CloudSat mixed" inclue les profils caractérisés comme *very low confidence*.

Dans la publication présentée précédemment, les profils détectés comme *very low confidence* ont été exclus de la climatologie. Cette caractéristique est attribuée, entre autres, aux profils avec une proportion massique fondue entre 0 et 0,15. La figure 2.4 compare les taux de chutes de neige moyens entre la climatologie comprenant uniquement les chutes de neige sèche, et une seconde incluant les précipitations neigeuses humides et d'autres profils caractérisés comme *very low confidence*. Les taux de précipitations de la seconde climatologie sont supérieurs à la première durant toute l'année, avec une augmentation relative maximale en été et à l'automne au-dessus des océans. Ces différences sont significatives au-dessus des océans, principalement des mers ouvertes (Fig. 5 de l'article), mais sont minimales au-dessus des continents. Le taux de chute de neige moyen sur tout l'Arctique est augmenté de 15% (183 à 211 mm an⁻¹) lorsque ces profils sont inclus. Par conséquent, ces résultats indiquent l'importance de la sélection des profils pour une telle climatologie, particulièrement lors d'une estimation globale ou de comparaisons avec d'autres produits. Il est à noter que ASRv1 est plus proche de CloudSat que ASRv2 lorsque les profils *very low confidence* sont pris en compte.

2.3.3 Variabilité interannuelle des taux de précipitations

Dans ce paragraphe, les liens entre les taux de chute de neige et la dynamique atmosphérique sont brièvement étudiés, en se concentrant sur l'humidité.

Les flux d'humidité méridien vers le nord 70°N entre 2007-2010, issus de Dufour et al. (2016), montrent un maximum en 2008 (Fig. 2.5 gauche), ce qui correspond à l'année avec les plus importants taux de chute de neige CloudSat moyens en Arctique (Fig. 2.5 droite). De plus, suite à l'étendue minimum de la glace de mer en septembre 2007 (Stroeve et al., 2008), une quantité d'énergie importante a été absorbée par l'océan, menant à une formation moins épaisse de glace de mer en 2007/2008 comparé à la période 2002/2008 (Giles et al., 2008). Des échanges entre l'océan et l'atmosphère plus intenses pourraient avoir eu lieu et augmenter ainsi la quantité d'humidité par évaporation locale.

Ainsi, il est raisonnable de penser que la combinaison des forts flux méridiens d'humidité provenant des moyennes latitudes, et d'une forte évaporation locale expliquent partiellement les intenses taux de chute de neige observés par CloudSat en 2008. Des études supplémentaires sont nécessaires afin de s'assurer des liens entre la glace de mer et les taux de chute de neige.

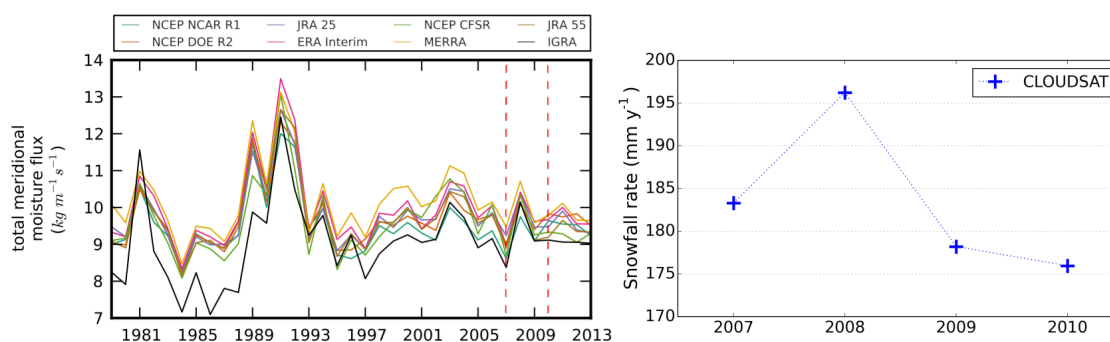


Figure 2.5: **(gauche)** Série temporelle du flux d'humidité méridionale convergente au nord de 70°N dans les réanalyses et radiosondes. Les barres rouges verticales indiquent les années 2007 et 2010. Modifiée de Dufour et al. (2016). **(droite)** Taux de chute de neige annuels (mm an⁻¹) estimés par CloudSat pour l'ensemble de l'Arctique.

2.3.4 Comparaisons entre GPCP MP et CloudSat

GPCP MP (voir section 1.2.2) est basé sur 7000-9000 stations météorologiques moyennées mensuellement sur une grille de résolution 1° que nous avons projetées sur la même grille CloudSat de 1° latitude × 2° longitude. Des contrôles de qualité et une méthode d'interpolation approfondie assurent la fiabilité du jeu de données. Cependant les auteurs recommandent de vérifier les erreurs estimées dues à la densité de stations et aux erreurs d'échantillonnage (Rudolf and Schneider, 2005), d'autant plus que les stations disponibles en Arctique entre 2007 et 2010 sont éloignées et présentent des données discontinues (Fig. 2.6).

Les proportions des précipitations solides obtenues à partir des données au sol de GPCP sont en très bon accord avec celles obtenues par CloudSat en hiver et au printemps (Fig. 2.7 haut). En automne, la proportion de précipitations solides détectées par CloudSat semble légèrement plus importante au voisinage de 70°N. En été, de faibles proportions sont obtenues pour les deux produits. GPCP MP montre

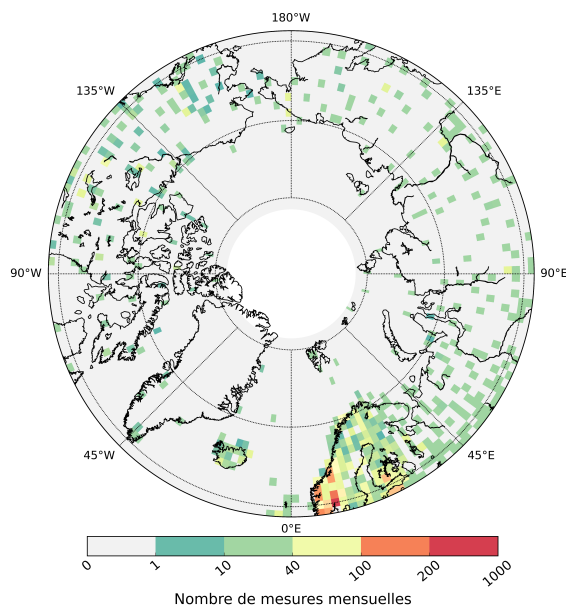


Figure 2.6: Nombre de mesures mensuelles par cellule de grille issues des stations utilisées dans GPCC MP pour la période 2007-2010. Un nombre de mesures égal à 48 signifie qu'une station a mesuré les précipitations continuellement durant les quatre années. Plusieurs stations peuvent être dans une même cellule de grille.

un gradient décroissant des précipitations solides du nord au sud du Groenland, pour toutes les saisons. Alors que ce gradient est faible en hiver, il est fort en été, avec seulement une faible proportion solide (40%) au nord du Groenland, qui est une différence majeure par rapport à CloudSat (>90%).

Les précipitations solides hivernales de GPCC MP (Fig. 2.8 haut) montrent les mêmes structures de grande échelle comparées à CloudSat. Un bon accord qualitatif avec CloudSat est observé au-dessus des continents, sauf à l'ouest du Groenland où les taux de chute de neige sont significativement plus faibles.

Quantitativement, les différences entre GPCC MP et CloudSat varient en fonction de la saison (Fig. 2.8 bas). Malgré la forte sur-estimation des taux de chute de neige de GPCC MP par rapport à CloudSat à l'Est du Groenland (300%), et la forte sous-estimation au-dessus de la chaîne de montagne en Alaska, les taux de chute de neige moyens de GPCC MP en hiver ($\sim 260 \text{ mm an}^{-1}$) sont proches des estimations de CloudSat ($\sim 261 \text{ mm an}^{-1}$). En automne et au printemps, les taux de chute de neige moyens sont plus faibles que ceux estimés par CloudSat. En été, les taux de chutes de neige au Groenland sont très faibles ($\sim 40 \text{ mm an}^{-1}$) comparé à CloudSat ($\sim 135 \text{ mm an}^{-1}$). Avec uniquement les données continentales de GPCC MP, il reste difficile d'évaluer les précipitations solides en été.

Un meilleur accord des taux de chute de neige de GPCC MP et CloudSat est atteint lorsque l'on considère les taux de chute de neige au-dessus des autres continents que le Groenland (Fig. 2.9).

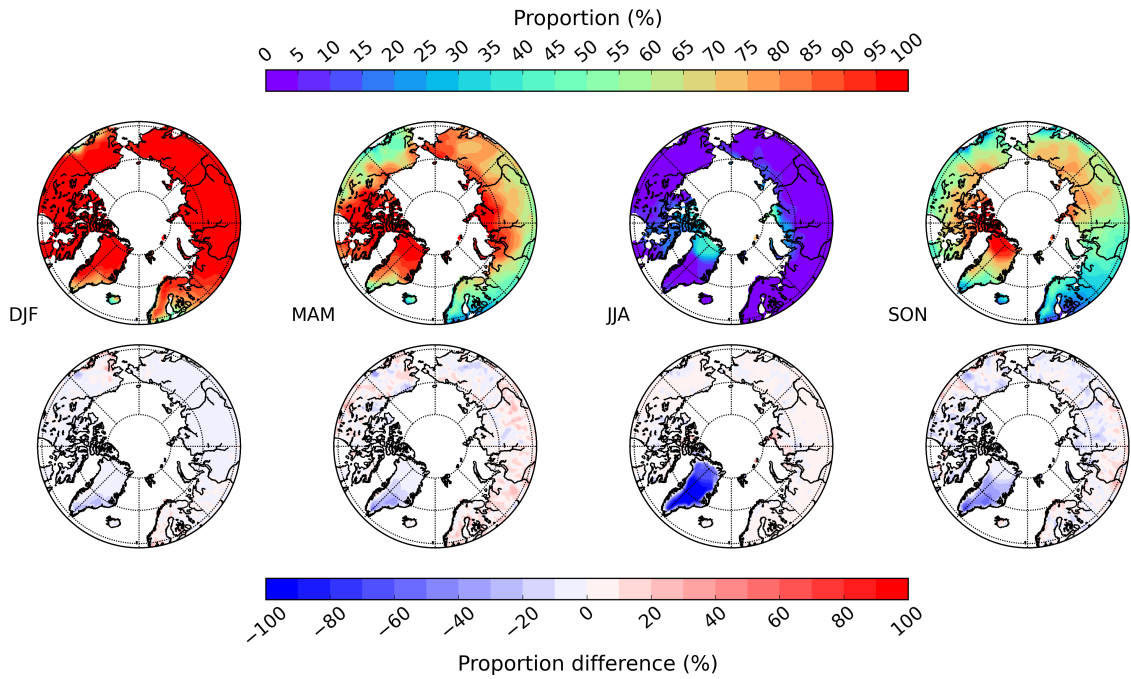


Figure 2.7: **(haut)** Proportion (%) des précipitations en phase solide moyennées par saison, issues de GPCP MP sur la période 2007-2010. **(bas)** Différences absolues de proportion de précipitations solides (%) entre GPCP MP et CloudSat pour la même période.

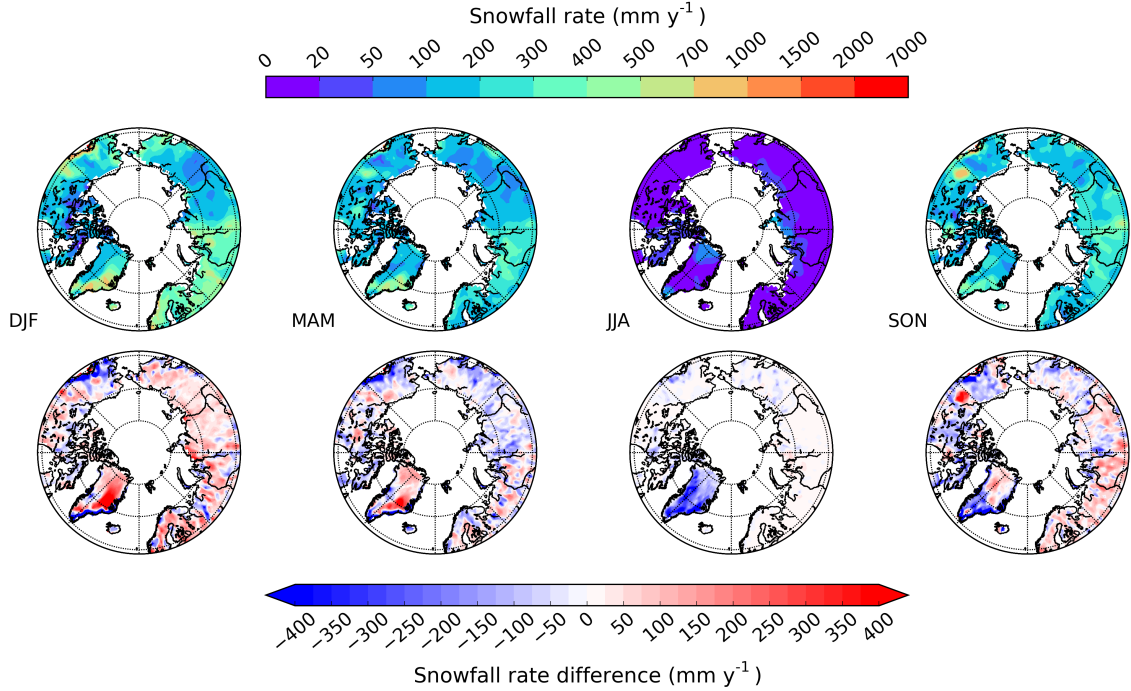


Figure 2.8: **(haut)** Taux des chutes de neige saisonniers (mm an^{-1}) à la surface obtenus par GPCP MP sur la période 2007-2010. **(bas)** Différences de taux de chute de neige (mm an^{-1}) entre GPCP MP et CloudSat pour la même période.

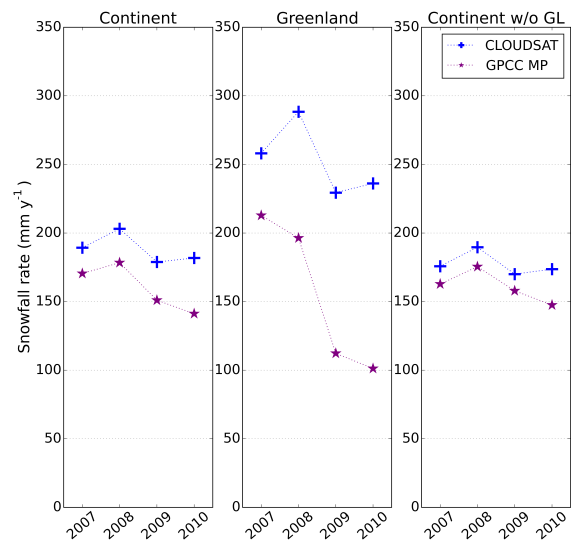


Figure 2.9: Taux des chutes de neige annuels (mm an^{-1}) à la surface obtenus par différents jeux de données entre 2007 et 2010.

2.3.5 Validation avec des données de stations météorologiques

Les jeux de données proviennent de différentes sources (présentées en section 1.2.1) afin d'avoir une couverture la plus large possible. Une différence majeure existe entre les deux types de données: certaines fournissent les précipitations solides (AHCCD), et les autres fournissent les précipitations totales et la température à la surface, pour lesquelles on suppose les précipitations solides lorsque la température est inférieure à 1,5°C. Une distinction sera faite entre ces deux catégories car les instruments mesurant une précipitation totale prennent en compte les corrections d'échantillonnage différemment (voir section 1.2.1).

Un assez bon accord des taux de chute de neige moyens entre CloudSat et les stations est observé (Fig. 2.10). La correspondance est la moins bonne le long de la côte sud est du Groenland.

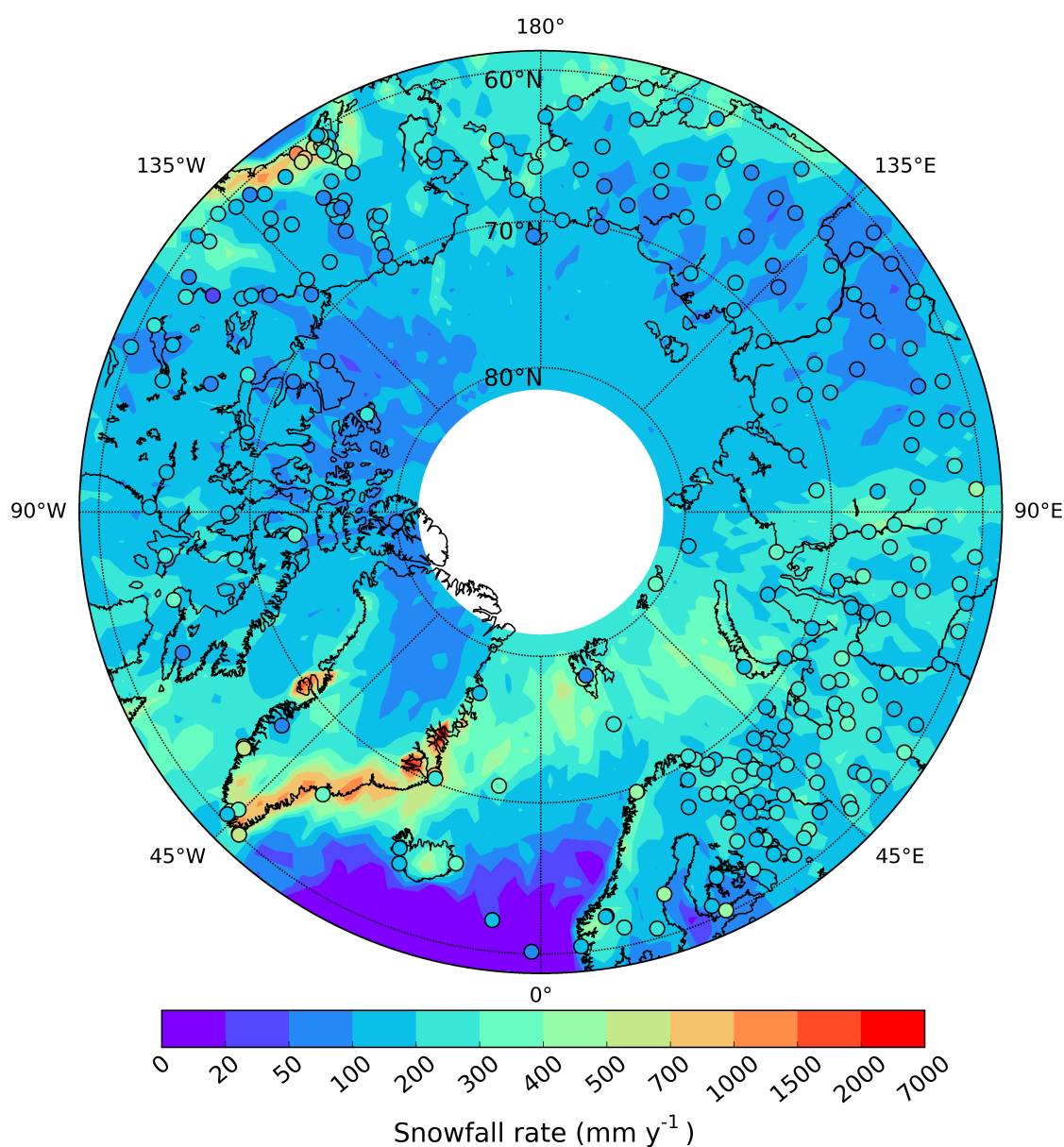


Figure 2.10: Taux des chutes de neige (mm an⁻¹) à la surface obtenus par CloudSat et obtenus par stations (ronds). Les taux sont moyennés entre 2007 et 2010.

Les taux de chute de neige saisonniers (Fig. 2.11) montrent aussi des bons accords, sauf au Groenland. Au printemps et à l'automne, les stations s'accordent avec CloudSat en indiquant des faibles taux chute de neige en Sibérie centrale ($< 200 \text{ mm an}^{-1}$) et des forts taux de chutes de neige en Sibérie occidentale, au sud du Groenland et en Alaska (Fig. 2.11). De plus, les stations montrent des taux de chute de neige supérieurs en automne par rapport au printemps, en conformité avec les estimations de CloudSat. En été, les stations rapportent des taux de chute de neige uniquement dans les zones les plus au nord, c-à-d la Baie de Baffin, le Groenland, les mers de Kara, de Laptev et de Sibérie orientale. En été, aucune des stations le long de la côte sud est du Groenland ne montre de précipitations solides, contrairement à CloudSat.

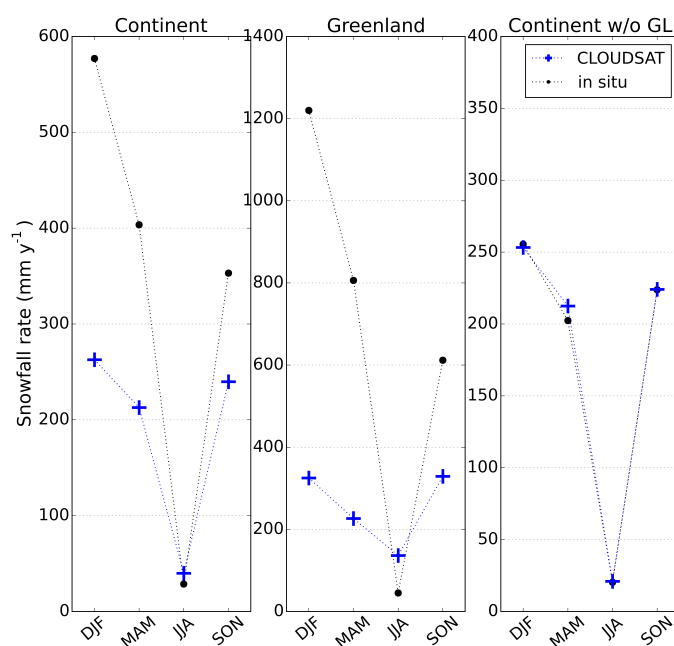


Figure 2.11: Taux des chutes de neige saisonniers (mm an^{-1}) à la surface obtenus par CloudSat et par stations.

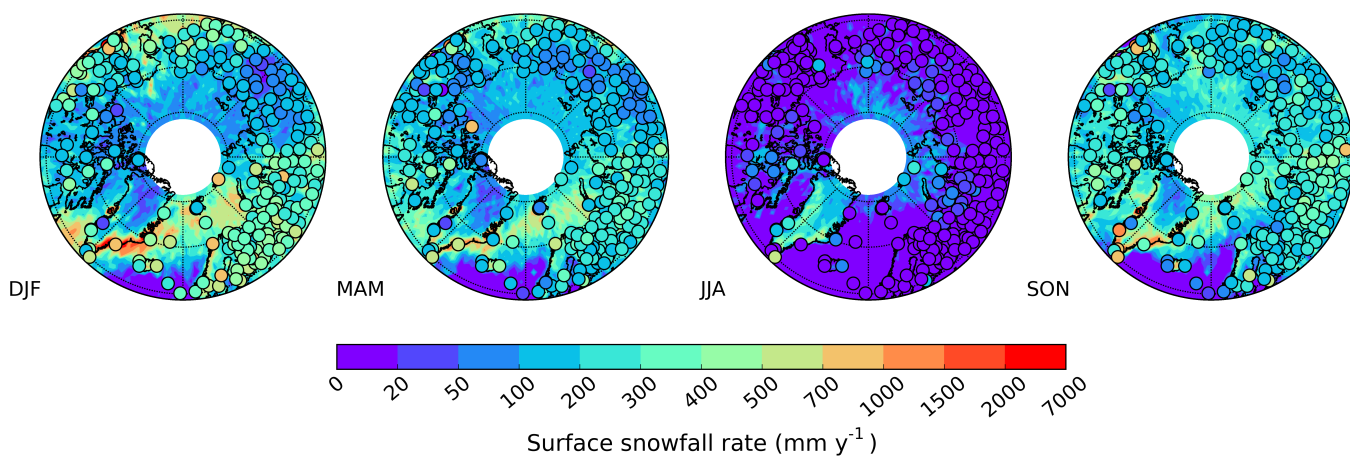


Figure 2.12: Taux des chutes de neige saisonniers (mm an^{-1}) à la surface obtenus par CloudSat et par stations (ronds). Les taux sont moyennés entre 2007 et 2010.

Une comparaison quantitative a été réalisée en sélectionnant les données CloudSat

de différentes manières par rapport à la station correspondante: la cellule de grille la plus proche *CS1*, les cinq cellules de grilles les plus proches *CS5*, une interpolation bi-linéaire entre les quatre cellules de grille les plus proches *CSL*.

Un bon accord est observé entre les jeux de données (Fig. 2.13 gauche). Le meilleur accord est obtenu en sélectionnant la cellule de grille CloudSat la plus proche, avec un coefficient de corrélation de 0,56 significatif à 99%. Le taux de chutes de neige moyen obtenu par les stations est égal à 213 mm an^{-1} et de $204,2 \text{ mm an}^{-1}$ pour CloudSat, avec des déviations standards respectives de $187,5$ et $134,6 \text{ mm an}^{-1}$.

Généralement, les distributions montrent un bon accord entre les stations et CloudSat *CS1* (Fig. 2.13 droite). CloudSat *CS1* a tendance à sous-estimer les faibles taux de chutes de neige ($< 80 \text{ mm an}^{-1}$) par rapport aux stations de mesures. Une sous-estimation des taux de chutes de neige entre 400 et 500 mm an^{-1} est observée suivie d'une sur-estimation des taux supérieurs à 500 mm an^{-1} . Les autres méthodes de sélection *CS5* et *CSL* montrent une légère sous-estimation pour la totalité des taux de chutes de neige, sauf au environ de 200 mm an^{-1} et au delà de 500 mm an^{-1} .

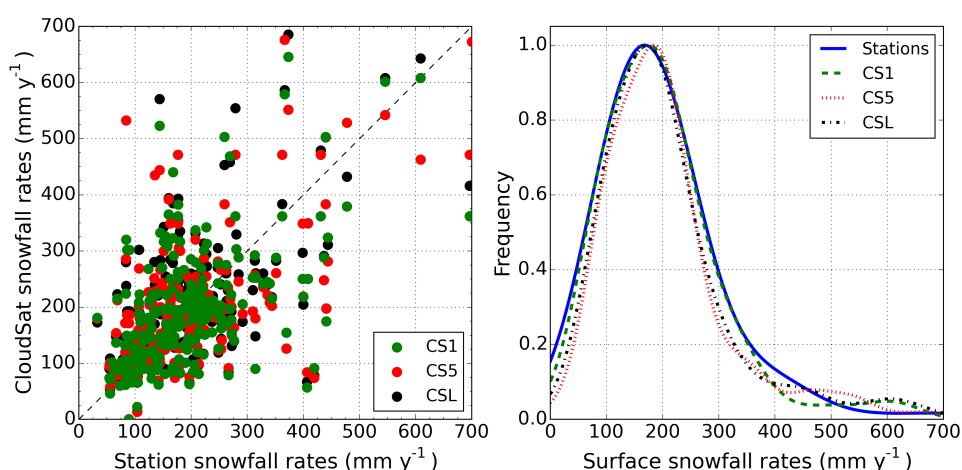


Figure 2.13: **(gauche)** Scatterplot des taux de chute de neige (mm an^{-1}) entre les observations de stations et CloudSat, moyennés entre 2007-2010. **(droite)** Distributions normalisées des taux de chute de neige. CloudSat a été colocalisé de différentes façons: la cellule de grille la plus proche de la station *CS1*, une moyenne des 5 cellules de grille les plus proches *CS5*, une interpolation linéaire entre les 4 points les plus proches *CSL*.

Plusieurs éléments peuvent expliquer les différences observées lors de cette évaluation. Premièrement, les résolutions horizontales entre les données au sol et les mesures spatiales sont significativement différentes avec une mesure ponctuelle représentative d'une zone locale, potentiellement impactée par l'orographie, et des traces au sol de $1,7 \times 1,4 \text{ km}$ quadrillées sur une grille de 1° latitude \times 2° longitude. Le grillage des données CloudSat est probablement incapable de capturer les effets topographiques de petite échelle. Deuxièmement, les stations mesurent directement les précipitations à la surface, tandis que CloudSat estime les précipitations à la surface à partir des profils tronqués à 1200 mètres. Cette extrapolation peut devenir complexe en cas de chute de neige proche de la surface et/ou des processus d'évaporation. Malgré ces limitations, des accords relativement bons entre CloudSat et les mesures au sol sont observés.

2.4 Résumé

Les caractéristiques de chute de neige en Arctique obtenues à partir des observations du CPR à bord de CloudSat sont présentées et comparées à d'autres climatologies. Dans un premier temps, la fréquence d'occurrence, la phase des précipitations et les taux de chutes de neige issues de CloudSat sont examinés entre 2007 et 2010. La fraction relative d'occurrence des précipitations solides est supérieure à 70% au-dessus de l'Océan Arctique et de 95% au-dessus du Groenland, tandis que les précipitations mixtes sont principalement localisées au Nord de l'Atlantique (50%), et les précipitations liquides au-dessus des surfaces continentales au Sud de 70°N (40%). Les chutes de neige moyennées les plus intenses sont localisées en mer du Groenland et de Barents ainsi que sur la chaîne de montagnes en Alaska ($>500 \text{ mm an}^{-1}$), avec un maximum au-dessus de la côte Sud Ouest du Groenland (jusqu'à 2000 an^{-1}).

Ensuite, ces taux de chute de neige sont comparés à ERA-I et ASR. Des structures à grande échelle similaires sont observées entre tous les jeux de données, comme les chutes de neige intenses associées au rail de dépressions au nord de l'océan Atlantique. Cependant, des différences significatives de taux de chutes de neige à la surface sont observés entre 58°N et 82°N, entre ERA-I (153 mm an^{-1}), ASR version 1 (206), ASR version 2 (174) and CloudSat (183). Les taux de chutes de neige et leurs différences sont maximaux au-dessus du Groenland. L'attribution de la phase est probablement une source d'erreur significative des taux de chutes de neige, notamment concernant la sous-estimation des taux de chutes de neige de ERA-I par rapport à CloudSat.

Les comparaisons avec les mesures à la surface révèlent de bons accords quantitatifs annuel et saisonnier, bien que le plateau groenlandais n'ait pas pu être évalué correctement. Les stations, couvrant la quasi totalité des surfaces continentales arctiques, mesurent un taux de chutes de neige moyen de 213 mm an^{-1} , et CloudSat obtient $204,2 \text{ mm an}^{-1}$ lorsque les cellules de grille les plus proches des stations sont sélectionnées.

Malgré certaines limitations techniques, CloudSat est une source d'information essentielle pour caractériser les chutes de neige en Arctique.



Potentiel des données micro-ondes passives pour la détection des chutes de neige en Arctique

Sommaire

3.1	Estimation des précipitations solides par télédétection passive micro-ondes: état de l'art	72
3.2	Introduction de l'article "Potential of passive microwave around 183 GHz for snowfall detection in the Arctic"	76
3.3	Article "Potential of passive microwave around 183 GHz for snowfall detection in the Arctic"	78
3.4	Études complémentaires	97
3.4.1	Présentation approfondie du jeu de données colocalisées	97
3.4.2	Performances de l'algorithme de détection	98
3.4.3	Validation de la climatologie d'occurrence MHS avec des données de CloudSat et in situ entre 2007 et 2010	100
3.4.4	Analyse de la climatologie d'occurrence des chutes de neige MHS entre 2009 et 2017	105
3.4.5	Impact de l'angle de visée de l'instrument passif sur la détection	108
3.5	Vers la quantification du contenu en neige intégré en Arctique	109
3.6	Résumé	111

La détection et la quantification des chutes de neige à partir des mesures micro-ondes passives sont complexes en raison du lien indirect entre les températures de brillance mesurées et le contenu en neige. Cette complexité est d'autant plus forte aux hautes latitudes en raison de l'atmosphère sèche et froide comparée aux moyennes latitudes, et des surfaces gelées et enneigées. Le premier paragraphe dresse l'état de l'art de la détection et l'estimation des précipitations solides par télédétection passive dans le domaine des fréquences micro-ondes à toutes les latitudes. Le second paragraphe examine le potentiel des données MHS pour la détection des chutes de neige en Arctique avec plusieurs cas d'études. Ensuite un algorithme, basé sur des *random forest* (RF, ou forêt d'arbres décisionnels), est développé à partir de 2 années de mesures colocalisées entre MHS à bord de NOAA-18 et le CPR de CloudSat, en prenant ce dernier comme référence. Puis, les capacités de prédiction de la détection des chutes de neige et l'importance de la sélection des variables sont examinées. Ces résultats sont publiés dans *Remote Sensing* (Edel et al., 2019). Dans une troisième partie, l'algorithme de détection est appliqué aux données MHS entre 2009 et 2017. Ces résultats supplémentaires permettent une analyse plus approfondie des performances de l'algorithme de détection, et les fréquences d'occurrence mensuelles de chutes de neige obtenues à partir des données MHS sont comparées à celles de stations de mesure au sol.

Alors que la restitution des précipitations liquides à partir des observations satellitaires a reçu beaucoup d'attention scientifique ces dernières décennies, les précipitations solides ont été moins étudiées. Les raisons en sont les suivantes: la plus forte occurrence de pluie aux moyennes et basses latitudes, et donc le plus fort impact sur la société, ainsi qu'une estimation relativement plus simple par rapport aux chutes de neige du fait d'une signature moins ambiguë des hydrométéores liquides dans le domaine micro-ondes.

Ce paragraphe introduit succinctement les principes physiques permettant d'estimer les précipitations liquides à la surface à partir de mesures micro-ondes passives. Durant son trajet dans l'atmosphère, le rayonnement micro-ondes émis par la surface peut rencontrer des hydrométéores et être perturbé de différentes manières. Deux signatures sont observées en fonction de la phase des hydrométéores et de la fréquence. La première est due à l'émission des hydrométéores liquides, qui entraîne une augmentation de la Température de Brillance (TB) principalement aux fréquences inférieures à 37 GHz (Fig. 3.1 gauche). La seconde est causée par la diffusion des hydrométéores solides, qui diminue la température de brillance principalement aux fréquences supérieures à 85 GHz (Fig. 3.1 droite). Cependant, les signaux mesurés au sommet de l'atmosphère sont également fortement impactés par l'émissivité de la surface. Au-dessus de l'océan libre de glace, cette dernière est faible ($\sim 0,4-0,5$) et varie peu, tandis que l'émissivité et sa variabilité sont fortes au-dessus des surfaces terrestres et de la glace de mer ($\sim 0,8$ et plus), augmentant la contribution de la surface aux basses fréquences micro-ondes (< 37 GHz). Ainsi, le signal d'émission des particules liquides est généralement observable au-dessus des océans, et non au-dessus des continents. Le signal de diffusion des particules solides peut être observé au-dessus de ces deux type de surfaces. La relation physique liant les températures de brillance à la quantité de précipitations liquides à la surface diffère entre ces deux signatures. Le processus d'émission, causé par les particules liquides, montre une relation presque directe, alors que le processus de diffusion, dû aux hydrométéores solides, présente une relation indirecte. Le processus de diffusion nécessite donc une

information supplémentaire afin de convertir le contenu atmosphérique en quantité de précipitation liquide à la surface. De plus, ce processus ne peut pas être utilisé pour restituer les précipitations liquides provenant de nuages sans particules gelées. Malgré ces limitations, la sensibilité des mesures micro-ondes passives aux hydrométéores a été utilisée avec succès pour la détection et la quantification des précipitations liquides comme expliqué plus en détail dans le prochain paragraphe.

Les algorithmes détectant les précipitations liquides exploitent l'émission, la diffusion ou des combinaisons (en utilisant différents canaux, p.e. Grody, 1991; Seto et al., 2005) avec des techniques empiriques (seuils définis en fonction d'observation de surface ou satellite, p.e. Ferraro et al., 2005; Funatsu et al., 2007; Laviola and Levizzani, 2011), statistiques (p.e. réseaux de neurones Staelin and Chen, 2000) ou physiques (modèle de transfert radiatif, p.e. Defer et al., 2008). Afin d'améliorer la précision des restitutions, certaines études rajoutent des hypothèses supplémentaires sur l'émissivité du sol et/ou les profils de distribution en taille des particules (Bennartz and Petty, 2001; Aonashi et al., 2009; You et al., 2015), tandis que d'autres privilégient les fréquences proches de 183 GHz non impactées par l'émission de surface (Funatsu et al., 2007).

Ces méthodes sont détaillées plus amplement dans de nombreuses publications (p.e. Prigent, 2010; Kidd and Levizzani, 2011).

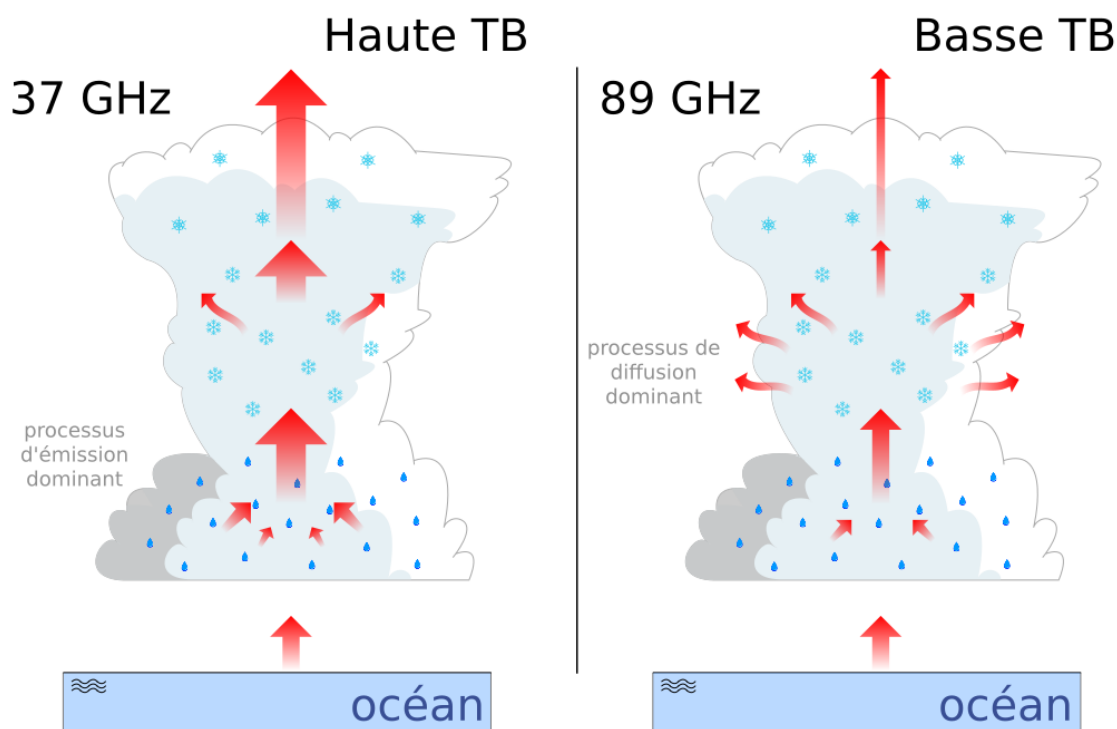


Figure 3.1: Schéma représentant les perturbations du rayonnement micro-ondes par les hydrométéores pour (**gauche**) les fréquences $<$ à 37 GHz et pour (**droite**) les fréquences $>$ à 89 GHz.

3.1 Estimation des précipitations solides par télédétection passive micro-ondes: état de l'art

Dans cette section, la sensibilité des fréquences micro-ondes aux chutes de neige est abordée, puis les algorithmes développés à partir de méthodes statistiques et physiques sont synthétisés. Ensuite, les travaux existants sur les précipitations en Arctique sont analysés en détail.

Sensibilité des fréquences micro-ondes aux chutes de neige

Le processus de diffusion par les hydrométéores solides (Fig. 3.1 droite), causant une diminution des TB, peut être utilisé pour détecter la neige aux fréquences > 85 GHz aux moyennes latitudes (Weng and Grody, 2000; Katsumata et al., 2000) et particulièrement aux fréquences > 100 GHz, moins sensibles à la contribution de la surface (Bennartz and Petty, 2001; Bennartz and Bauer, 2003). Cette diminution est plus facilement détectable au-dessus des océans, qui correspondent à une surface radiativement chaude. La diminution des TB à 89 et 150 GHz augmente avec les taux de chutes de neige (Noh and Liu, 2004), ce qui peut être utilisé pour leur quantification.

Cependant, la TB peut être impactée par la contribution de la surface. En effet, lorsque la surface est radiativement froide, la TB décroît et peut être similaire à la signature de diffusion des particules solides. Il a été montré que les fréquences supérieures à 166 GHz masquent partiellement la contribution de la surface au signal mesuré (p.e. Skofronick-Jackson and Johnson, 2011), à cause des fonctions de poids sondant à une distance éloignée du sol. L'intensité de ce masque varie en fonction du contenu intégré en hydrométéores solides ainsi que des profils d'humidité lors d'un évènement de neige. Malgré ce masque, les interactions complexes entre les différentes composantes atmosphériques contribuant à la TB rendent difficile l'isolation du signal dû aux chutes de neige. De plus, cette signature dépend de l'humidité de la neige, de la forme, de la taille et de la densité des particules de neige (Skofronick-Jackson et al., 2013), et est marginale pour les faibles taux de chutes de neige.

En outre, pour les fréquences supérieures à 80 GHz, l'eau liquide contenue dans les nuages de neige précipitants peut augmenter la TB, en lien avec l'émission, et ainsi masquer la décroissance des TB (Liu and Curry, 2003; Wang et al., 2013). La sévérité de l'effet de masque dépend de la position relative de la couche d'eau liquide et de la couche de neige, et des quantités d'eau liquide. Par exemple, l'effet de masque, simulé en Arctique à 183 ± 7 GHz, est moindre par rapport à la diffusion causée par les particules de neige pour des taux intenses (Wang et al., 2013).

Pour la quantification des chutes de neige aux moyennes latitudes, deux approches différentes sont adoptées: les méthodes physiques, et les méthodes statistiques. Les méthodes physiques utilisent les connaissances sur l'impact des différents paramètres atmosphériques et de la surface sur les TB pour restituer la neige. Les méthodes statistiques permettent quant à elles d'obtenir une relation statistique entre le taux de chutes de neige et les TB. Les méthodes statistiques sont plus couramment utilisées que les méthodes physiques, car ces dernières nécessitent une simulation poussée de multiples processus atmosphériques et sont donc plus complexes à mettre en oeuvre.

Approches physiques

Un des premiers algorithmes de détection de chutes de neige a été développé au-dessus des océans au Nord de l'Atlantique à partir des données SSM/T2 (Liu and Curry, 1997). Au-dessus de la mer ouverte, le processus de diffusion entraîne une décroissance de la TB assez bien corrélée à l'intensité des chutes de neige. Ainsi, la température de brillance à 150 GHz a été liée aux taux de chutes de neige par l'intermédiaire d'un coefficient β :

$$\beta = \frac{TB_{150}^0 - TB_{150}}{TB_{150}^0 - TB_A}$$

avec TB_{150}^0 la TB à 150 GHz sans glace, TB_{150} avec glace, et TB_A la contribution atmosphérique à la TB estimée à 150 K. Le coefficient β a été simulé pour différents cas de chute de neige avec les paramètres suivants: la taille des particules, le sommet du nuage et la densité de la glace. En supposant une seule distribution verticale en taille et un contenu en eau liquide constant, les températures de brillance ont été simulées pour les différents coefficients β . Une équation liant les coefficients β simulés et les taux de chutes de neige R_s modélisés a été définie: $R_s = 1,4 \times \beta^{0,42}$, et peut être appliquée aux observations satellites. Cette équation n'est valide que pour des cas de neige montrant des conditions environnementales (surface et atmosphère) similaires à ceux simulés.

Bien que les algorithmes récents basés sur une approche physique aient beaucoup évolué, leur principe est similaire (Fig. 3.2 gauche). Premièrement, les TB sont simulées avec un modèle de transfert radiatif pour différents paramètres atmosphériques et différentes intensités de chute de neige. Cela permet la création d'une base de données *a priori* liant les taux de chute de neige (modélisés) et les TB (simulées). Ensuite, un taux de chute de neige est attribué à une TB observée lorsqu'elle est proche de la TB simulée. La taille de la base de données *a priori* et les paramètres pris en compte, le modèle de transfert radiatif, et la procédure d'attribution des taux de chute de neige aux TB vont impacter les performances des ces algorithmes.

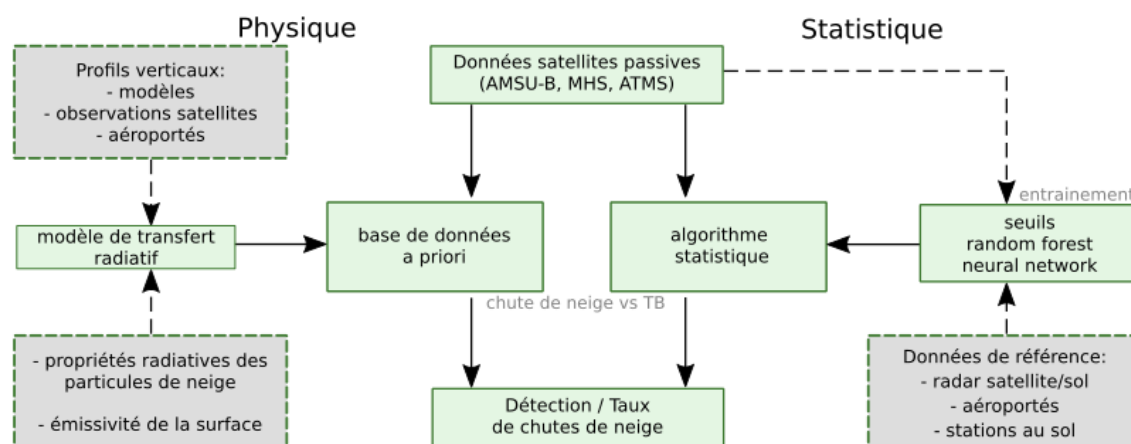


Figure 3.2: Schéma explicatif des algorithmes physiques et statistiques.

Des algorithmes ont aussi été développés au-dessus des surfaces continentales (Skofronick-Jackson et al., 2004). Les performances de restitution de la neige ont été améliorées grâce aux bases des données *a priori*, qui utilisent des modèles

atmosphériques avec une meilleure résolution, incorporent des données in situ et prennent en compte plus de paramètres, et aussi considèrent la diffusion pour des particules non-sphériques; ils ont été également améliorés grâce à des procédures d'attribution des taux de chute de neige basées sur des algorithmes bayésiens (Noh et al., 2006; Kim et al., 2008; Noh et al., 2009).

Approches statistiques

Les algorithmes de détection des chutes de neige récents sont de plus en plus basés sur une approche statistique, principalement grâce au développement des méthodes de *machine learning*.

Un des premiers algorithmes de détection de chutes de neige basé sur une approche statistique a été développé en utilisant des seuils empiriques sur les TB aux fréquences ≥ 150 GHz à partir des mesures AMSU-B (Kongoli et al., 2003). Ces seuils sont définis à partir de données obtenues durant l'hiver 2001/2002 au-dessus des États-Unis (stations météo au sol), et prennent en compte la présence de neige au sol:

$$\begin{aligned}TB_{176} &\leq 255K \\ &\& TB_{180} \leq 255K \\ &\& TB_{53,4} \geq 245K\end{aligned}$$

Les chutes de neige sont détectées si les TB observées correspondent aux seuils préalablement définis. Certains cas sont exclus en raison des températures atmosphériques trop froides, déterminées en utilisant la fréquence à 53,4 GHz. De façon similaire à l'approche physique, cet algorithme n'est applicable qu'aux cas de neige montrant des conditions environnementales semblables à celles utilisées pour obtenir les seuils.

Ce même principe, utilisé pour la quantification des chutes de neige, peut être expliqué ainsi (Fig. 3.2 droite). Premièrement, les données de référence sont utilisées pour identifier la présence de chute de neige des observations passives. Cette base de données expérimentale permet de définir une relation statistique entre les TB et l'occurrence de chute de neige. Ensuite, cette relation statistique permet de déterminer l'occurrence de chute de neige pour une TB observée. Les données de référence et la complexité de la relation statistique sont les principaux critères impactant les performances de tels algorithmes.

L'utilisation de données provenant de stations météorologiques (Kongoli et al., 2015), ou de données satellitaires (p.e. radar micro-ondes, Liu and Seo, 2013; You et al., 2017) sur plusieurs années est courante. Les récents algorithmes de détection et de quantification des chutes de neige ont utilisé les méthodes suivantes: la décomposition orthogonale (Liu and Seo, 2013), la régression logistique (Kongoli et al., 2015), les forêts d'arbres décisionnels, la régression multi-linéaire (Rysman et al., 2018), les réseaux de neurones (Tang et al., 2018), et les *gradient boosting* (Rysman et al., 2019). Les algorithmes statistiques les plus récents prennent aussi en compte les variables environnementales, telles que la température, l'humidité et le type de surface, afin d'améliorer leurs performances (Ebtehaj and Kummerow, 2017; Rysman et al., 2018; Tang et al., 2018).

Algorithmes existants aux hautes latitudes

Les difficultés existantes pour détecter et restituer la neige sont accentuées en Arctique en raison des conditions atmosphériques plus froides et plus sèches. Dans ces conditions, l'impact de la surface sur les mesures de canaux hautes fréquences peut devenir particulièrement important même à 183 GHz. Par conséquent, la signature due aux chutes de neige est moins distincte de son environnement. Une difficulté supplémentaire vient du fait que les chutes de neige sont souvent plus faibles qu'aux moyennes latitudes en raison de la faible humidité, ce qui rend d'autant plus difficile toute détection.

Certaines publications, parmi celles décrites précédemment, considèrent des chutes de neige pour des latitudes proches de 60°N et au-delà (Liu and Seo, 2013; You et al., 2017). À ces latitudes, une partie des événements ont lieu dans des conditions similaires à celles en Arctique, particulièrement au nord de l'Amérique. Cependant, ces algorithmes, développés à partir de données locales, ne peuvent pas être appliqués à la totalité de l'Arctique. En excluant ces études, l'article de Surussavadee and Staelin (2009) est le seul à porter sur les précipitations en Arctique.

Ainsi, Surussavadee and Staelin (2009) ont développé un algorithme global de quantification des précipitations basé sur les données ASMU-B et Advanced Microwave Sounder Unit A (AMSU-A), un autre module sondant à 15 fréquences comprises entre 23 et 89 GHz. Ils utilisent un modèle de prévision météorologique Mesoscale Model (MM5) du National Center for Atmospheric Research/Penn State, un modèle de transfert radiatif atmosphérique (TBSCAT), un modèle de dipôle discret (DDSCAT) et des réseaux de neurones. MM5 fournit les paramètres atmosphériques, TBSCAT (Rosenkranz, 2003) calcule la transmittance atmosphérique en conditions de ciel clair, DDSCAT (Draine and Flatau, 2013) calcule la réflectivité et l'absorption des différents hydrométéores (p.e. plaques hexagonales et rosettes à 6 pointes) et les réseaux de neurones différencient les relations entre les températures de brillance et les taux de précipitation totale en fonction du type de surface et de l'angle. La distinction de phase est réalisée à partir des températures de l'air troposphérique: les $T_{B_{53.6}} \geq 248$ K sont définies statistiquement comme pluie, ce qui peut être difficile à appliquer dans des conditions arctiques à cause de la contribution potentielle de la surface au signal mesuré.

Bien que cet algorithme soit global, des exclusions sont nécessaires afin d'éviter un nombre excessif de fausses alertes dues à la contamination du signal par la surface. Par conséquent, leur algorithme ne s'applique pas aux régions en altitude qui présentent souvent des sols gelés, ni aux atmosphères avec des températures troposphériques trop froides. Ainsi, les précipitations sont restituables pendant cinq mois chauds par an en Arctique, durant lesquels la proportion des phases mixte et liquide sont importantes. Des validations des précipitations totales sont effectuées avec des données au sol et aucune conclusion ne porte spécifiquement sur l'occurrence de chutes de neige ou leur quantification. De plus, on notera que cet algorithme nécessite de nombreuses informations auxiliaires, telles que les modèles de prévision météorologique et de transfert radiatif.

3.2 Introduction de l'article "Potential of passive microwave around 183 GHz for snowfall detection in the Arctic"

Contexte

CloudSat a une couverture quasi globale (82°N/S), mais n'a été entièrement opérationnel que durant 4 ans. Les radiomètres passifs micro-ondes présentent une couverture spatio-temporelle plus élevée, et des données sont disponibles sur une vingtaine d'années. Des travaux récents ont permis des avancées notables sur la détection et quantification des précipitations solides aux moyennes latitudes (p.e. Rysman et al., 2018). Cependant, la détection et la restitution des précipitations solides aux hautes latitudes sont rarement étudiées en raison des difficultés supplémentaires attendues, principalement à cause de la neige au sol qui peut être à l'origine d'une signature similaire aux chutes de neige. En amont de cette publication, une méthode de seuil a été testée afin d'évaluer la capacité de détection des canaux micro-ondes proches de 183 GHz, mais n'a montré qu'une détection médiocre des chutes de neige. Nous avons décidé d'examiner le potentiel des micro-ondes passives proche de 183 GHz à la lueur des observations CloudSat à l'aide de forêt d'arbres décisionnels.

Données et méthodes

Deux années (2007-2008) de données du CPR de CloudSat et de MHS sur NOAA-18 ont été colocalisées pour les angles de visée MHS inférieurs à 15°, lorsque l'écart temporel entre les observations est inférieur à 15 minutes. D'autres produits ont été colocalisés pour obtenir des informations sur les conditions environnementales, comme le type de surface (Surface Type (ST)) et la concentration de glace de mer (Sea Ice Concentration (SIC)), les hydrométéores nuageux et les conditions atmosphériques. À partir de cette base de données, un algorithme de détection des chutes de neige basé sur une méthode de forêt d'arbres décisionnels est développé, puis évalué en utilisant respectivement 80% et 20% des profils colocalisés. Suite à l'évaluation, l'algorithme peut être appliqué aux orbites MHS. Le schéma 3.3 explicite la méthode décrite ci-dessus.

Les arbres décisionnels sont des outils de classification permettant une bonne interprétation des résultats. L'arbre vise à séparer le jeu de données en sous-groupes composés uniquement d'une seule classe. Pour cela, l'arbre sélectionne une variable et un seuil qui diminueront au maximum l'impureté du groupe de données. Cette étape est répétée jusqu'à ce que chaque sous-groupe présente une unique classe, ou jusqu'à ce que le développement maximal de l'arbre soit atteint. Cet algorithme nécessite une phase d'apprentissage avec des données de référence, suivie d'une phase d'évaluation afin de quantifier ces performances. L'ensemble des données est divisé entre ces deux phases afin de ne pas fausser l'évaluation.

Les forêts aléatoires d'arbres décisionnels combinent plusieurs arbres décisionnels. Pour chaque arbre, seule une fraction aléatoire des données totales est sélectionnée, et les séparations sont opérées avec des variables choisies aléatoirement. Pour restituer la classe, chaque arbre renvoie une prédiction en fonction des variables d'entrées, et une probabilité en est déduite. Lorsque cette probabilité est supérieure à 0,5, la classe (neige dans notre cas) est attribuée à l'observation. Ce processus aléatoire et le grand

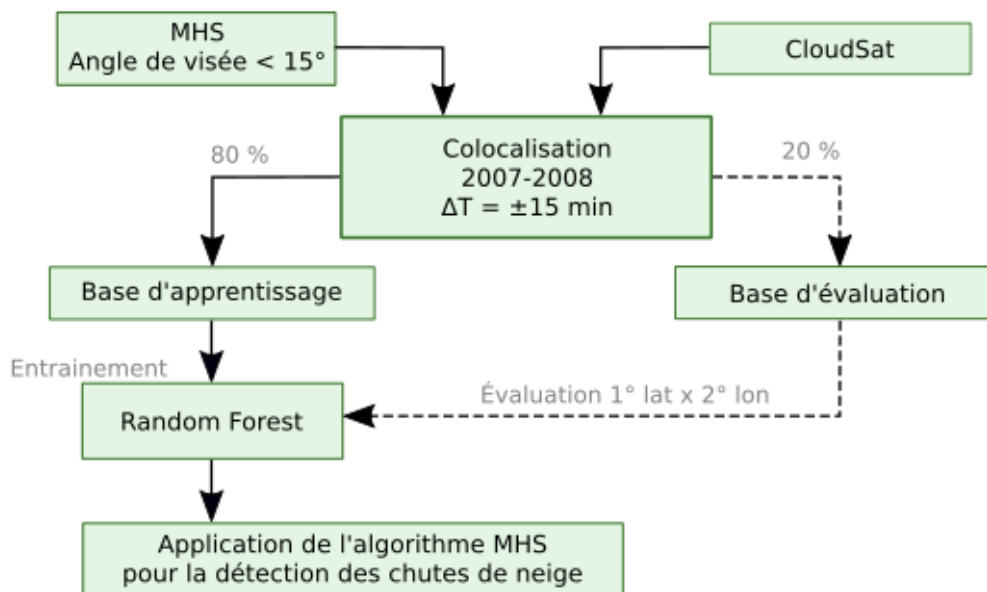


Figure 3.3: Schéma explicatif de l'algorithme MHS développé dans cette thèse.

nombre d'arbres utilisable permettent des prédictions robustes basées sur le jeu de données utilisé en phase d'apprentissage.

La matrice de confusion (Tab. 3.1) permet de comparer la classification avec la réalité. Les données peuvent être classifiées de plusieurs manières: les classifications correctes (sur la diagonale) comprenant les cas positifs (d) et négatifs (a) (neige et non-neige dans notre cas), et les classifications incorrectes, comprenant les cas de fausses alarmes (c) et les cas de non-détection (b).

Prédiction	Référence	
	0 – Non-neige	1 – Neige
0 – Non-neige	a (correct négatif)	b (non-détection)
1 – Neige	c (fausse alarme)	d (correct positif)

Table 3.1: Matrice de confusion pour les algorithmes de classification binaire.

Plusieurs indices peuvent être déduits afin d'évaluer la classification prédite, comme le Heidke Skill Score et la probabilité de détection qui sont détaillés ci-dessous.

Le Heidke Skill Score (HSS), aussi appelé coefficient de Kappa (Cohen, 1960), compare la classification obtenue par rapport à une classification aléatoire. Il varie entre -1 et 1, et est défini ainsi:

$$HSS = \frac{2(ad - bc)}{(a + b)(b + d) + (a + c)(c + d)}$$

Un HSS de 0 signifie que l'algorithme est aussi performant qu'une classification aléatoire, alors qu'une valeur proche de 1 montre une forte concordance entre les classes prédites et celles de référence, et donc une capacité de prédiction robuste.

La probabilité de détection (POD) représente la capacité à classifier les cas positifs. Elle est définie comme suit:

$$POD = \frac{d}{(b + d)}$$

Résultats et discussion

Un algorithme de détection des chutes de neige a été développé en utilisant les observations MHS et les variables environnementales. Les variables les plus importantes sont la température de brillance à 190 (canal 5) et $183,3 \pm 3$ GHz (canal 4) ainsi que la température proche de la surface et l'humidité (Integrated Water Vapor (IWV)). La probabilité de détection moyenne de 0,62 atteste des capacités de détection. La probabilité augmente avec l'intensité des chutes de neige, et atteint $\sim 0,9$ pour des contenus en neige intégrés (Snow Water Path (SWP)) supérieurs à 200 g m^{-2} . Ces événements représentent 10% des profils de chutes de neige, et environ 50% du contenu en neige cumulé sur tous les profils. La capacité de détection varie spatialement, montrant des régions plus propices aux fausses alarmes ou aux erreurs de non-détection.

L'algorithme de détection est limité par plusieurs facteurs, en lien avec les incertitudes des produits CloudSat et de ERA-Interim qui sont utilisés comme références. La meilleure couverture spatio-temporelle des instruments micro-ondes passifs est un avantage clair par rapport à la fauchée nadir et la courte période temporelle couverte par CloudSat.

3.3 Article "Potential of passive microwave around 183 GHz for snowfall detection in the Arctic"

Article

Potential of Passive Microwave around 183 GHz for Snowfall Detection in the Arctic

Léo Edel ^{1,*} , Jean-François Rysman ¹, Chantal Claud ¹, Cyril Palerme ² and Christophe Genthon ³

¹ Laboratoire de Météorologie Dynamique, 91128 Palaiseau, France; jfrysm@lmd.polytechnique.fr (J.-F.R.); Chantal.Claud@lmd.polytechnique.fr (C.C.)

² Development Centre for Weather Forecasting, Norwegian Meteorological Institute, 0313 Oslo, Norway; cyrilp@met.no

³ Laboratoire de Météorologie Dynamique, 75252 Paris, France; christophe.genthon@cnr.fr

* Correspondence: leo.edel@lmd.polytechnique.fr; Tel.: +33-1-69-33-51-09

Received: 28 August 2019; Accepted: 16 September 2019; Published: 20 September 2019

Abstract: This study evaluates the potential use of the Microwave Humidity Sounder (MHS) for snowfall detection in the Arctic. Using two years of colocated MHS and CloudSat observations, we develop an algorithm that is able to detect up to 90% of the most intense snowfall events (snow water path $\geq 400 \text{ g m}^{-2}$) and 50% of the weak snowfall rate events (snow water path $\leq 50 \text{ g m}^{-2}$). The brightness temperatures at 190.3 GHz and $183.3 \pm 3 \text{ GHz}$, the integrated water vapor, and the temperature at 2 m are identified as the most important variables for snowfall detection. The algorithm tends to underestimate the snowfall occurrence over Greenland and mountainous areas (by as much as -30%), likely due to the dryness of these areas, and to overestimate the snowfall occurrence over the northern part of the Atlantic (by up to 30%), likely due to the occurrence of mixed phase precipitation. An interpretation of the selection of the variables and their importance provides a better understanding of the snowfall detection algorithm. This work lays the foundation for the development of a snowfall rate quantification algorithm.

Keywords: snowfall; Arctic; passive microwaves; CloudSat; machine learning

1. Introduction

Snowfall is a major component in the Earth's climate system, especially at high latitudes. Snow on the surface insulates the land or ocean from the atmosphere and represents an important source of freshwater that is available during the melting season. Climate change is expected to cause modifications to the Arctic hydrological cycle. Modifications such as a decrease in the snow cover extent and duration could lead to changes in precipitation patterns. An increase in the total precipitation over land has been observed in the Arctic during the last few decades [1], and an increase in the cold-season precipitation of 30–50% is projected by climate models over the Arctic Ocean by the end of the century [2]. In addition, the snowfall to rainfall fraction is expected to decrease, leading to a rainier Arctic [3], primarily due to the increase in the mean temperature. Unfortunately, the sparse network of in situ observations in the Arctic limits our ability to study this change because the current network is insufficient to provide an accurate characterization of the precipitation distribution, especially snowfall, which is particularly challenging to measure [4,5].

Satellite remote sensing is already able to provide insightful and global meteorological information, such as humidity and temperature, with high accuracy [6]; however, more work is needed regarding the characterization of the hydrological cycle, especially with respect to precipitation retrieval. Microwave frequencies, ranging between 0.3 GHz and 300 GHz, have been extensively used to observe precipitation due to their interactions with hydrometeors, their independence of daylight conditions, and their capacity to probe through non-precipitating clouds. In particular,

the Cloud Profiling Radar (CPR), launched in 2006 on board CloudSat, has proven to be the best sensor to date for detecting and quantifying snowfall at high latitudes [7–9]. However, the orbital frequency of CloudSat and the narrow swath of CPR are limitations for snowfall monitoring. Moreover, CloudSat has suffered from a battery issue since 2011, restricting its measurements to daylight only. A complementary approach could be to use passive microwave (PMW) instruments such as the Microwave Humidity Sounder (MHS). Indeed, such instruments are sensitive to snowfall and have been included on board numerous satellites since 1999, encompassing a swath of 2000 km. While PMW has been extensively used to retrieve rainfall [10–13], less effort has been devoted to snowfall detection and quantification, which, as such, currently remain some of the most complicated challenges in weather observation [14,15].

In studies addressing how to detect and retrieve snowfall from microwave sounders, it has been shown that high-frequency channels (>89 GHz) are sensitive to frozen hydrometeors because scattering by snowflakes induces a brightness temperature (BT) decrease (e.g., [16–19]). The impacts of environmental conditions on snowfall detection have been analyzed (e.g., [20]), and it has been shown that snowfall detection is easier when conditions are sufficiently moist and warm. However, several difficulties may arise and complicate snowfall retrieval. Snow on the ground is associated with a low BT similar to that of the snowfall signature, resulting in a complex distinction between snow on the ground and precipitating snowflakes [21,22]. Moreover, snow microphysics is complex due to the variety of snowflake shapes, sizes, and density, which can alter the radiative properties of the frozen hydrometeors and, therefore, substantially influence the interpretation of the measured signal [23]. At high microwave frequencies, emission from liquid water in clouds can mask the BT decrease due to snowflakes [20,22,24,25]. This impact depends on the relative altitude of both the snow and liquid water layers, as well as the liquid and solid water amounts [26].

Based on these findings, snowfall retrieval algorithms using PMW have been developed primarily for latitudes lower than 65°N. For example, the amount of information useful for snowfall detection in each of the Global Precipitation Measurement (GPM) Microwave Imager (GMI) channels was investigated by You et al. [27]. They focused on snowfall over land using GMI and radar observations in the Ka band (35 GHz) from March 2014–December 2015. They concluded that 166 GHz is indispensable for snowfall detection because it captures the scattering signature well. Liu and Seo [22] developed a statistical approach to detect snowfall in North America over land. Using four years of CPR and MHS data, they created look-up tables to develop their snowfall detection algorithm. Even though their method showed a positive response for the examined cases, its performance decreases with temperature, possibly due to a significant increase in the amount of ground contamination under cold conditions. Based on two years of CPR data, the GMI polarization signal at 166 GHz and the environmental conditions, Rysman et al. [28] developed an algorithm for snowfall detection (with a probability of detection of 0.83) and quantification (with a relative bias of –18%), as well as for supercooled water detection. Excluding the surface condition variables, they identified the temperature and the integrated humidity as the optimal environmental variables. Cases of supercooled droplet occurrence and low snowfall intensity remain difficult to retrieve, even though 45% of the lightest events are detected. These studies (as well as others, e.g., [15,29]) demonstrate that snowfall detection and quantification using PMW is possible at latitudes below 65°N and that it is important to consider the environmental variables.

In a polar environment, additional difficulties arise from elevated, as well as dry and cold areas. Weighting functions of PMW sounders in polar environments have larger values closer to the ground than at mid-latitudes due to the lower humidity and temperature. This may increase the previously-mentioned difficulties and, in particular, lead to increased surface contamination, which could entirely mask any signal from snowfall events. Surface contamination may occur more frequently in high-altitude areas because the width of the atmosphere is decreased. In addition, light snowfall rates represent an important part of the snowfall rate distribution [7,30], particularly over the Arctic Ocean and Greenland, and are associated with weak BT decreases [31,32].

To the best of our knowledge, only one study [33] has focused on snowfall retrieval at very high latitudes. Surussavadee and Staelin [33] developed a quantification algorithm for rainfall and snowfall based on the Advanced Microwave Sounding Unit (AMSU) (-A and -B), which includes the Arctic. They used an inversion method based on the MM5 mesoscale model, the TBSCA radiative transfer model, and a radiative model for snowflakes, as well as neural networks. Despite the good agreement of the method with precipitation amounts from rain gauges, their algorithm cannot be applied to elevated areas (e.g., Greenland) or cold tropospheric temperatures. As such, precipitation in the Arctic can only be observed five months a year. In a case-by-case evaluation using CPR, they pointed out that AMSU has a low sensitivity to hydrometeors above 2 km, and that many false snowfall detections are observed.

This study explores the snowfall detection capability of MHS at high latitudes between 2007 and 2008 using CloudSat observations as a reference. The objective is to investigate the potential of PMW measurements to detect snowfall at very high latitudes. First, we analyze Arctic snowfall cases to understand the conditions under which BTs are sensitive to snowfall. Second, we develop a snowfall detection algorithm based on the random forest algorithm and evaluate its performance and prediction capabilities. Then, we identify and interpret the conditions for which the algorithm can detect snowfall using a single decision tree.

This paper is organized as follows. Section 2 presents the MHS and CloudSat observations, the co-located database, and the decision tree and random forest methods. Section 3 presents the Arctic snowfall cases, the development of the snowfall detection algorithm, its prediction capabilities, and its interpretation. Section 4 discusses the advantages and limitations of our approach, and Section 5 concludes with the findings of our study.

2. Data and Methods

2.1. The Microwave Humidity Sounder

MHS is a cross-track scanning radiometer operating at five microwave frequencies between 89 GHz and 190 GHz (Table 1), which are hereafter referred to by their respective channel numbers. MHS has a scanning angle of approximately $\pm 52^\circ$, resulting in a swath width of ~ 2180 km. At nadir, its footprint measures approximately $16 \text{ km} \times 16 \text{ km}$. MHS is flying on board several platforms; however, we only considered the NOAA-18 observations here because they are coincident in time with those of CloudSat.

Table 1. Microwave Humidity Sounder (MHS) channels' characteristics.

Channel	Central Frequency (GHz)
1	89.0
2	157.0
3	183.311 ± 1.0
4	183.311 ± 3.0
5	190.311

Channels 1 and 2 are window channels that observe the Earth's surface and detect water vapor in the lowest layers of the atmosphere (e.g., [34]). These two channels have been used to retrieve rainfall rates based on their sensitivity to solid hydrometeors inside vertically-extended clouds [10,35]. Channels 3, 4, and 5 are close to the water vapor absorption line at 183.31 GHz and provide measurements of the specific humidity and other humidity-related variables (e.g., integrated water vapor) at several levels of the atmosphere. They are designed to measure the atmospheric water vapor profile from the Channel 3 sounding altitude down to the Channel 5 sounding altitude. At these frequencies, the wavelength is close to the size of the hydrometeors, resulting in a high sensitivity to precipitation.

The level of sounding of each channel primarily varies as a function of the temperature, pressure, and water vapor concentration. The impact of the ground surface is negligible at low and mid-latitudes, e.g., [17], but can be important at high latitudes, as shown in Figure 1. Consequently, clear-sky weighting functions for the MHS channels for a polar atmosphere (over Svalbard) were computed for January and July 2007. Monthly mean vertical profiles of the temperature, specific humidity, and pressure from the 0.75° grid ERA-Interim were used in addition to the surface parameters (such as the surface type and emissivity). The weighting functions were calculated using Radiative Transfer for TOVS (RTTOV) Version 12 [36] for the nadir view and were smoothed with a polynomial function. January presents cold and dry environmental conditions, whereas July is warmer and wetter. The peak altitudes of the weighting functions are lower under cold and dry conditions than under warmer and wetter conditions. Indeed, for a dry and cold environment, Channel 5 is clearly influenced by surface emissions, while Channel 4 only partially observes emissions from the surface. Note that, conversely, for a warmer and wetter atmosphere, Channel 5 is the only frequency near 183 GHz that is even slightly affected by ground emissions (with a peak altitude near 2 km). Therefore, in the Arctic, the surface may impact the lowest channels near 183 GHz under clear-sky and dry conditions, which may result in severe limitations for the instrument (see Section 3.2.2).

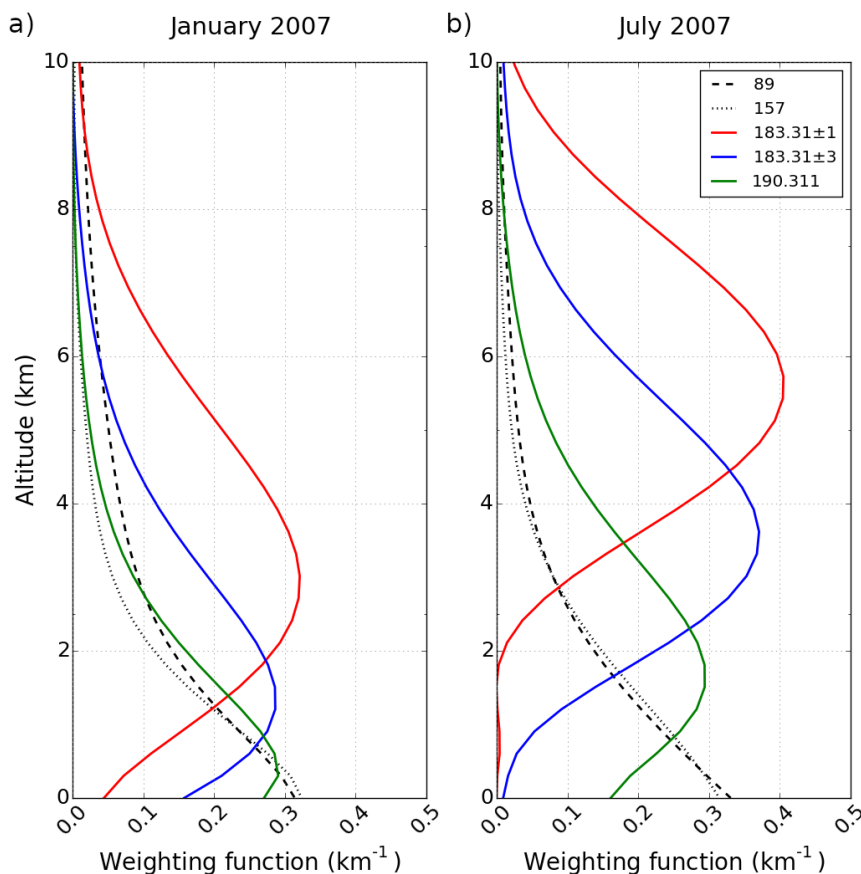


Figure 1. Clear-sky weighting functions for the MHS channels for a polar atmosphere (over Svalbard) in (a) January and (b) July 2007. The weighting functions were calculated using RTTOV Version 12 for the nadir view and then smoothed with a polynomial function.

2.2. The Cloud Profiling Radar Onboard CloudSat

CloudSat is a polar-orbiting satellite sounding up to 82°N that was launched in April 2006. CPR is an on-board nadir-looking radar at 94 GHz. It measures 125,240vm-thick vertical bins, with a 1.7 km × 1.4 km footprint. CPR probes the atmosphere with a low detection threshold (−28 dBz),

which is effective to observe the shallow clouds and light precipitation rates typical of the Arctic. Its along-track reflectivity profiles are used to create higher level products. In this study, we used the 2C-PRECIP-COLUMN R05 (2C-PC) [8] and 2C-SNOW-PROFILE R05 (2C-SP) [9] products. The 2C-PC product includes surface and precipitation characteristics such as the surface type, precipitation occurrence, and phase, with the phase determined using the temperature given by the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) operational analysis. The 2C-SP product contains data related to snowfall quantification such as the vertical distribution of the snowfall rate. 2C-PC allows solid phase precipitation to be detected, whereas 2C-SP provides the snowfall rate at the surface and the vertical profile of the snow water content. Profiles detected as “snow certain”, “snow possible”, or “no precipitation” by 2C-PC were taken into account in this study.

The lower parts of the CPR reflectivity profiles are contaminated due to ground scattering and must be truncated. Therefore, 2C-SP removes the information in the two lowest bins over the open ocean (up to approximately 500 m) and the four lowest bins over continental and frozen surfaces including sea ice (up to approximately 1000 m), partially missing the shallowest snowfall events. The CloudSat 2C-SP product includes quality control flags concerning the reliability of the retrievals, including the variable “snow_retrieval_status”. In this study, CloudSat observations with a snow_retrieval_status greater than 3 were excluded from the dataset because they are associated with large uncertainties [9,37,38].

2.3. The Co-Located CPR-MHS Dataset

CPR and MHS were co-located for the period of 2007–2008, considering the CloudSat products as references. Co-locating these two years of CPR and MHS observations resulted in ~1 million measurements. Profiles were co-located when the time difference between the two satellites was less than 15 min and the scanning angle of the MHS pixels was between 0° and $\pm 15^\circ$. For these angles, the footprint remains roughly similar to that at nadir ($16 \text{ km} \times 16 \text{ km}$). Due to their different horizontal resolutions, multiple CPR profiles were averaged over a single MHS measurement. If, for one MHS pixel, CPR detected both snowfall and non-snowfall profiles, these profiles were removed from the database.

For each co-located profile, several environmental variables were included, as described in Table 2. A combined product of Cloud-Aerosol Lidar with Orthogonal Polarization (CALIOP) and CPR, called DARDAR [39], was used to indicate the presence of icy hydrometeors that may not have been detected by 2C-SP. Environmental variables, such as the humidity and temperature profiles, were taken from the ECMWF-AUX products [40], which are auxiliary products of CloudSat. These files contain operational ECMWF data interpolated to the location of each CloudSat profile. The sea ice concentration (SIC) was obtained for each profile from the National Snow and Ice Data Center (NSIDC) algorithm (AE_SI12 Version 15) using the Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS (AMSR-E) [41].

Table 2. Summary of the products used in this study. AUX, auxiliary; AMSR-E, Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS.

Name	Main Variables	Reference
MHS	Brightness temperature (BT)	[42]
2C-PRECIP-COLUMN	Occurrence, phase, and likelihood of precipitation	[8]
2C-SNOW-PROFILE	Snowfall rates and snow water content	[9]
ECMWF-AUX	Temperature, pressure, and specific humidity	[40]
DARDARMASK	Cloud type and ice water content	[39]
AMSR-E L3	Sea ice concentration	[41]

The latitudinal distribution of the profiles as a function of the type of precipitating event is presented in Figure 2. Three distinct types of events were identified: snowfall-only, solid hydrometeors

(mostly ice) without snowfall at the ground/, and clear-sky conditions. Snowfall at the ground was determined using CloudSat 2C-SP, while the presence of solid hydrometeors was deduced from the DARDAR MASK product. Profiles characterized by DARDAR MASK as “others” (such as aerosol and dust) and “unknown” were removed from the dataset. The number of profiles increases with latitude due to the quasi-polar orbit of CloudSat. The detected snowfall profiles represent approximately 13% of all profiles, while clear-sky profiles and non-precipitating ice profiles represent nearly 10% and approximately 77% of all profiles, respectively.

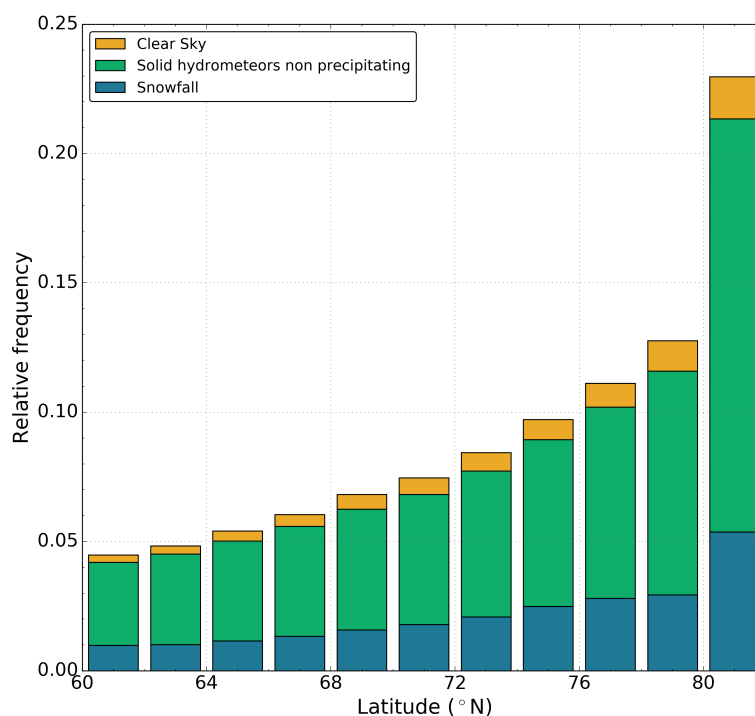


Figure 2. Frequency as a function of latitude for different types of events detected for all profiles of the 2007–2008 Cloud Profiling Radar (CPR)-MHS dataset.

2.4. Decision Tree and Random Forest

A decision tree classifier [43] aims to cluster a full dataset into different subsets, each including only one class, using binary splits on the input variables. At each step, the decision tree selects the best variable and threshold that allow the dataset to be split between two classes (here, snowfall and non-snowfall). This process is reproduced for each subsequent subset until either all cases in a node fall into the same class or the maximum tree development is reached. In this study, the decision tree was used as a tool to interpret the selection of the random forest variables and to understand under which conditions snowfall can statistically be detected.

The random forest (RF) algorithm [44] combines numerous decision trees, each one operating on a random sample of the full dataset split by randomly-chosen variables. Then, the RF averages the outputs of all the trees for a final result. For a classification problem, each tree casts a vote for the predicted class depending on the input variables, and then, the RF returns a statistical probability of snowfall occurrence based on all the votes. If the probability of snowfall for a given pixel is above 0.5, the algorithm classifies the pixel as depicting snowfall. Due to its random process and the large number of trees that can be used, RF algorithms have a low probability of overfitting [45]. Consequently, the depth of each tree and the maximum number of nodes are generally maximized in RF algorithms.

3. Results

First, we tried to detect a systematic BT signature associated with snowfall events using a threshold approach. The BT distribution as a function of the type of event was computed for Channel 3 (Figure 3). BT overlaps exist between all types of events, indicating that it is impossible to distinguish snowfall cases from non-snowfall cases using a simple threshold method. The same behavior was observed at the other MHS frequencies. The snowfall signal is unclear because BT combines the impacts of both the surface and the atmosphere. The snowfall cases presented in the next section help reveal the different contributions from these impacts and the snowfall to the BT.

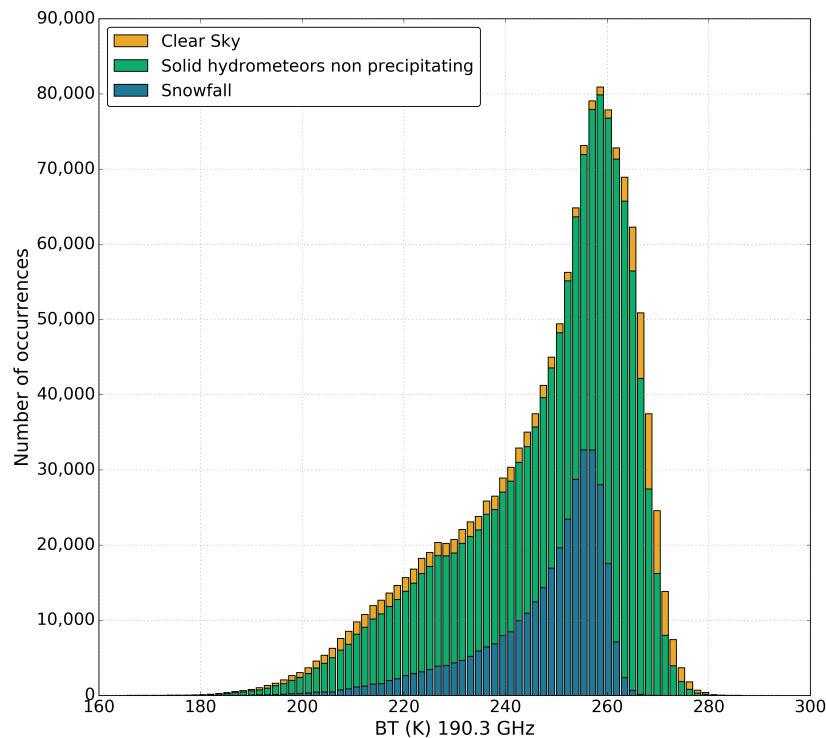


Figure 3. Number of occurrences as a function of the BT (K) at 190.3 GHz for the different types of detected events.

3.1. Arctic Case Studies

3.1.1. 30 November 2007 over Siberia

The first case took place on 30 November 2007 over sea ice in northern Siberia. CloudSat cross-section and co-located MHS measurements are plotted in Figure 4. The upper panel presents vertical profiles of the snowfall rates retrieved by 2C-SP, and the lower panel presents the co-located MHS BT measured at high frequencies. The red line in the upper panel represents the integrated water vapor (IWV). The maximum snowfall rate reached 2.5 mm h^{-1} at approximately 4 km, and the snowfall was very weak up to 10 km. During this event, IWV ranged from 12 kg m^{-2} – 14 kg m^{-2} . A strong BT decrease of approximately 15 K was observed at 190.3 GHz, as well as a smaller decrease of approximately 5 K at $183.3 \pm 3 \text{ GHz}$. This signal is due to scattering by solid hydrometeors. In Figure 5, the full-swath BT measurements are shown at the MHS frequencies near 183.3 GHz with the snow water path (SWP) indicated along the CloudSat track in the left panel. Along the CloudSat track, the BT is at a local minimum when SWP is at a local maximum. Interestingly, no signal was noted at $183.3 \pm 1 \text{ GHz}$, which may sound too high into the atmosphere, i.e., above the altitude of high snowfall rates.

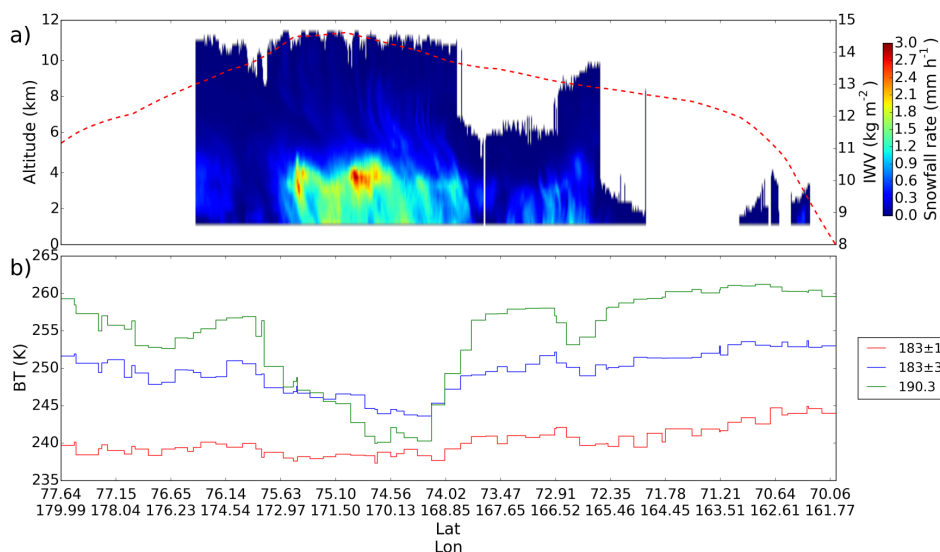


Figure 4. Co-located observations of CloudSat and MHS (on NOAA-18) along the CloudSat track over a snowfall event located north of Siberia on 30 November 2007. (a) Snowfall rate profiles (mm h^{-1} , left axis) from CloudSat 2C-SP. The red line corresponds to integrated water vapor (IWV) (kg m^{-2} , right axis) from ECMWF-AUX. (b) Co-located BT (K) measurements from MHS for 183.3 ± 1 GHz, 183.3 ± 3 GHz, and 190.3 GHz.

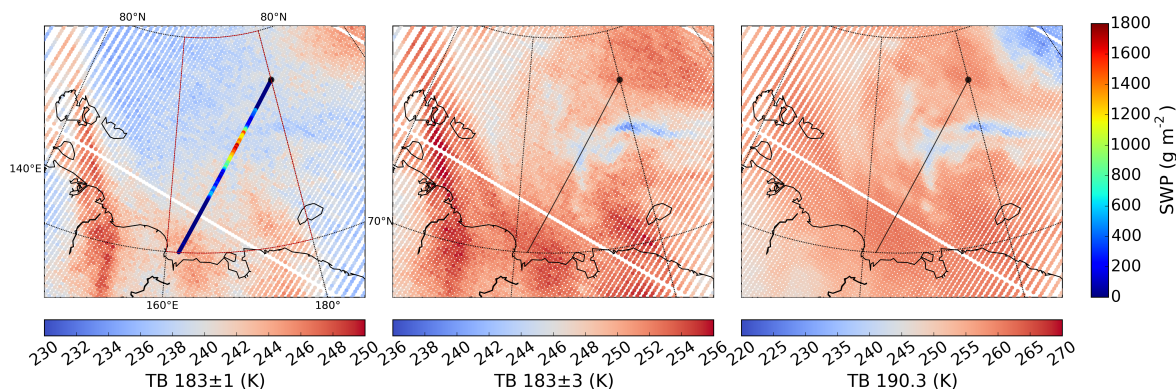


Figure 5. BT (K) measured by MHS for 183.3 ± 1 GHz, 183.3 ± 3 GHz, and 190.3 GHz (from left to right). The black line indicates the CloudSat overpass seen in Figure 4, while the black dot shows the beginning of the track. In the left panel, the CloudSat track shows snow water path (SWP) (g m^{-2}).

3.1.2. 29 March 2007 over the Barents Sea

The second snowfall event occurred on 29 March 2007 over the Barents Sea and is plotted in Figure 6. The cloud top height reached approximately 8 km, and the maximum snowfall rates were located between 2 km and 4 km with values of up to 2 mm h^{-1} .

As shown in the upper panel of Figure 6, IWV increased from 2 kg m^{-2} – 7 kg m^{-2} between 80°N 47°E and 77°N 30°E and stayed constant southward. Between 80°N and 78°N , the BT at 190.3 GHz increased from 230 K–250 K, following the atmospheric water vapor gradient. Note that SIC decreased between 79°N and 78°N , leaving an ice-free ocean to the south (not shown). From 78°N – 76.4°N , the BT remained constant for all frequencies. Only slight variations in BT were observed at 190.3 GHz, close to the most intense snowfall rates. Southward of 76.4°N , the BT at all frequencies suddenly increased by ~ 10 – 15 K. The spatial distribution of this increase can be distinctly observed southward of 76°N and westward of 30°E in Figure 7. This increase in BT was observed for all three frequencies around 183 GHz, which indicates that this wetter air mass was vertically expanded and experienced an abrupt change in SWP, as highlighted by the CloudSat 2C-SP track.

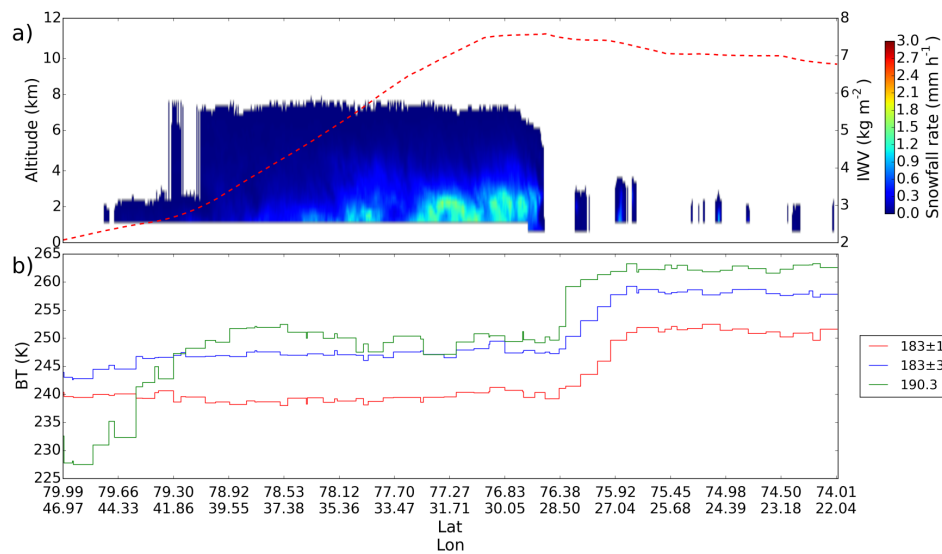


Figure 6. Same as Figure 4, but for the snowfall event located over the Barents Sea on 29 March 2007.

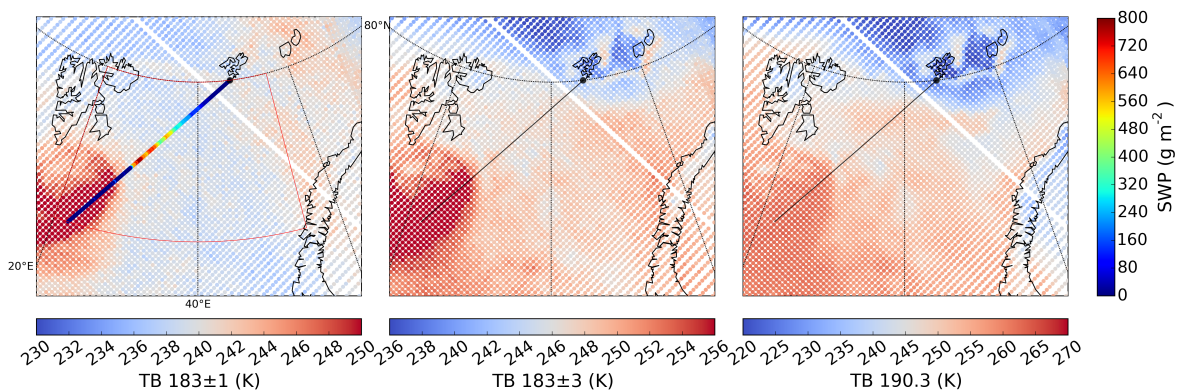


Figure 7. Same as Figure 5, but for the second snowfall case presented in Figure 6. The SWP color bar scale is different from that in Figure 5.

Unlike the first snowfall event, no significant BT decrease was observed in the presence of snowfall. Note the stable BT between 78°N and 76.4°N and the sudden increase in BT at lower latitudes. A likely explanation for this is that the PMW measurements were masked due to the surface temperature from the open ocean between 78°N and 76.4°N , which is warmer than that of sea ice. The distinct BT increase took place where the snowfall stops while above open water. In the northern part of this event (north of 79.3°N , left of the figure), the lower BT at 190 GHz than at 183.3 ± 3 GHz and 183.3 ± 1 GHz was likely due to a partial contamination from the frozen ground related to the low humidity.

These two examples illustrate two typical snowfall situations in the Arctic. Analyzing the environmental conditions, we recorded a decrease in the BT due to scattering by snowflakes and no BT modification due to the masking effect of emissions from a warmer surface. This highlights the strong need to take into account environmental conditions in association with the BT to detect snowfall in the Arctic. In the next section, using these results, we develop a snowfall detection algorithm using the important environmental variables.

3.2. Snowfall Detection Algorithm

An RF method [44] was used to create a snowfall detection algorithm. In our case, RF returns a statistical probability of snowfall depending on the input variables. The following nine variables were provided to the RF: BT for all frequencies, I WV (kg m^{-2}), the temperature at 2 m above the ground

(T2m, K), the surface type (ST), and SIC. All integrated variables were considered between 12,000 m and the CPR near-surface bin height, that is ~ 500 or 1000 m above oceans or continents, respectively.

First, we evaluate the RF performance for predicting snowfall events. Then, we present a single decision tree to analyze the variable selection used in RF. The environmental variables and associated thresholds that most effectively split the dataset between snowfall and non-snowfall profiles are then interpreted to understand the processes operating inside the snowfall detection algorithm.

3.2.1. Snowfall Prediction Performances

In this section, RF is used to predict the class of each pixel. To do so, our dataset was randomly split into training and test datasets, containing 80% and 20%, respectively, of all the profiles. The training dataset was used to train the RF, and then, the trained algorithm was applied to the test dataset to evaluate its performance. The RF algorithm was run with the number of trees ranging from 1–300. We chose to use 100 trees because this number of trees yields the best performance, and no significant improvements appeared when adding more trees. Results from this evaluation are presented below.

In Table 3, the confusion matrix for the test profiles from RF shows a similar proportion of false negatives (10.2% of all profiles, 14% of non-snowfall profiles) and false positives (8.7% of all profiles, 34% of snowfall profiles). The probability of detection (POD) was approximately 0.62; the false alarm rate was 0.34; and the Heidke skill score (HSS) was 0.51. An HSS of 0.51 can be interpreted as 51% of the correct classification not being due to chance, and the POD of 0.62 testifies to the good snowfall detection capability of our algorithm.

Table 3. Confusion matrix for the RF algorithm: total number of cases with the percentage values in parentheses.

Predicted	Reference	
	No Snowfall	Snowfall
No snowfall	136,016 (64.5%)	21,503 (10.2%)
Snowfall	18,316 (8.7%)	35,056 (16.6%)

Here, the SWP value used to identify snowfall events in the CPR-MHS dataset was employed to evaluate the detection skill of the algorithm. As can be seen in Figure 8, POD increased with SWP; it exceeded 0.8 from approximately 200 g m^{-2} and reached 0.9 above 400 g m^{-2} . However, note that SWP in the coincident database had a range of 0–1000 g m^{-2} with 90% of all profiles below 220 g m^{-2} . This result demonstrates that the RF algorithm had a greater ability to detect intense snowfall than weak snowfall events.

The snowfall occurrence from the MHS algorithm obtained for the test profiles is shown over a 1° latitude \times 2° longitude grid in Figure 9a. The percentage of snowfall occurrence is defined as the number of algorithm-detected snowfall profiles divided by the total number of profiles. The highest snowfall occurrences were located in the Greenland and the Barents Seas (up to 80%), as well as in the Labrador Sea (southwest of Greenland, $\sim 60\%$) and central Siberia ($\sim 50\%$). The snowfall occurrence differences between the test profiles from CloudSat and those from the MHS algorithm are plotted in Figure 9b and ranged between -25% and 30% , with the 25 and 75 percentiles at approximately -3% and 7% , respectively. The mean snowfall occurrence difference of 4% indicates a slightly higher snowfall occurrence observed by CloudSat than that retrieved by the MHS algorithm. Such a small difference is expected because RF was trained with the CloudSat dataset. While the snowfall occurrence differences were small over sea ice and the Arctic Ocean, these differences show high variability over continental areas. Further, the MHS algorithm tended to underestimate the snowfall occurrence compared to CloudSat over the Greenland ice sheet and the Alaska Range (by as much as -30%), likely due to the extreme dryness of these areas. Meanwhile, the algorithm overestimated the snowfall

occurrence over the North Atlantic (by up to 30%), likely due to the occurrence of mixed phase precipitation. As a consequence, the mean snowfall occurrences need to be interpreted with caution in these regions.

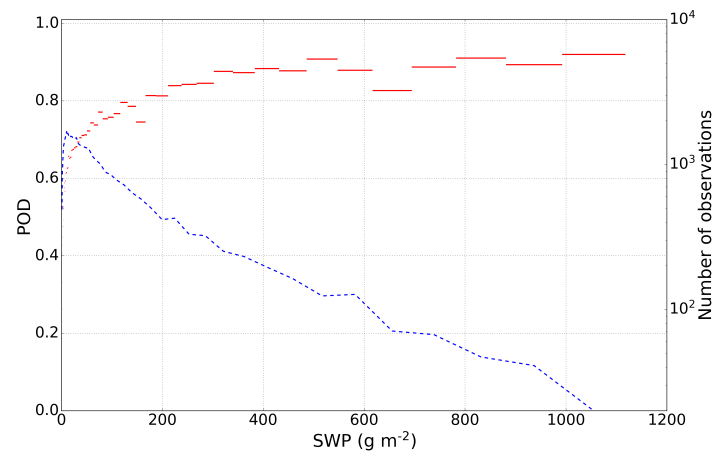


Figure 8. Probability of detection (POD) as a function of SWP with logarithmically-scaled bins in red. The blue line corresponds to the number of observations in each bin plotted on a logarithmic axis.

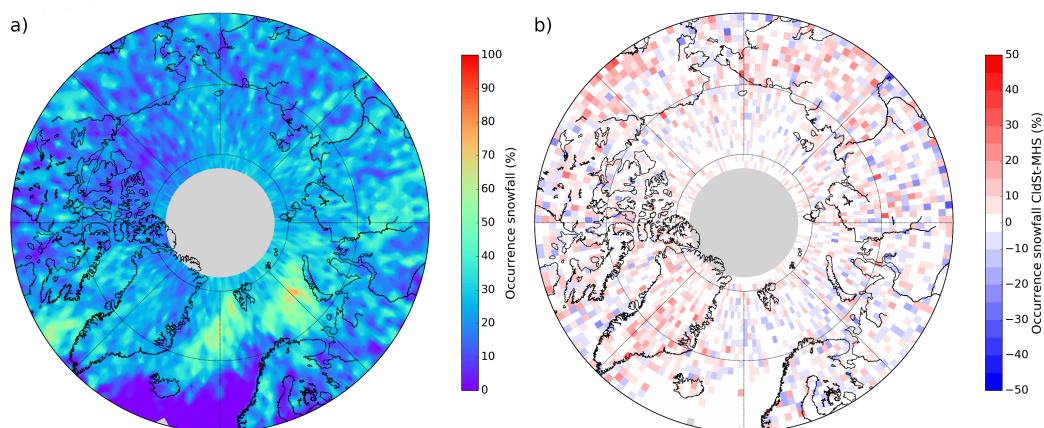


Figure 9. (a) The snowfall occurrence obtained using the MHS algorithm. The snowfall occurrence is defined as the number of algorithm-detected snowfall profiles divided by the total number of profiles (%) over a 1° latitude \times 2° longitude grid. Grey cells are plotted where no data are available. (b) Differences between the snowfall occurrence (%) of CloudSat and that retrieved (%) by the RF algorithm using MHS. Profiles from the testing dataset were used and represent 20% of the entire CPR-MHS dataset. Of the 210,891 profiles used, 56,668 were classified as snowfall profiles by CloudSat and 52,871 were classified as snowfall profiles by MHS.

3.2.2. Importance of the Variables

The snowfall detection capability of the RF algorithm was evaluated in the previous section. In this section, we analyze the importance of the variables as provided by the RF algorithm, and then, this information is interpreted using a decision tree with the same input variables.

The importance of each variable is shown in Table 4. The most important variable for snowfall detection was BT for Channel 5 (ch5), T2m, IWV, and Channel 4 (ch4) with a relative importance between 0.20 and 0.13. All variables made a significant contribution, except SIC and ST (≤ 0.04).

Table 4. Importance of each input variable given by the RF algorithm. Here, Channels 1–5 are denoted by “ch” plus the channel number.

Variables	ch5	T2m	IWV	ch4	ch2	ch3	ch1	SIC	ST
Importance	0.20	0.19	0.16	0.13	0.10	0.09	0.08	0.04	0.02

A decision tree was provided with the same input variables as the snowfall detection algorithm based on the RF algorithm to better understand how RF uses the input variables to classify snowfall and non-snowfall events. This tree appears similar to those generated by the RF algorithm. The structure of the tree (Figure 10a) illustrates the hierarchical selection operated by the tree, highlighting the variables and thresholds that most effectively split the dataset. The final subsets are defined by the conditions indicated for each input variable selected by the tree (for each split). Note that the tree expansion was statistically limited to keep only the most relevant split; if a node did not lead to a minimum improvement in the classification, then the split was not made, and the profiles in the node were considered to be a final subset. As a consequence, the variables selected were also limited and may not accurately reflect the importance reported by the snowfall detection algorithm. This point is further discussed later in this section.

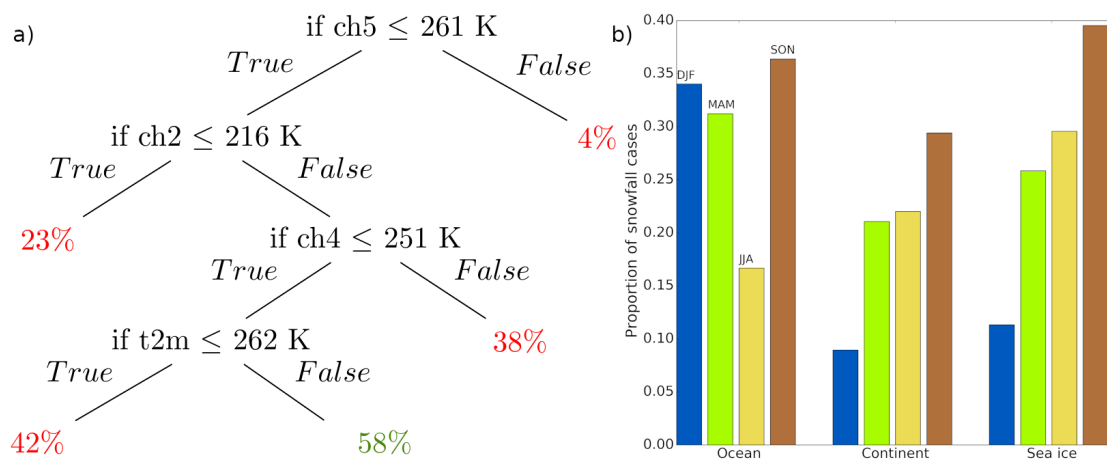


Figure 10. (a) Decision tree classifier with the environmental variables and BT as inputs. The percentage of the number of snowfall cases with respect to the total number of profiles is shown for each leaf node. Proportions greater than 50% are shown in green; otherwise, they are shown in red. (b) Proportion of snowfall events in the “snowfall group” with respect to the total number of snowfall events as a function of the season and the surface type.

The nodes and their physical meanings are explained below. The first node ($ch5 \leq 261 K$) showed that a low BT most effectively split the initial dataset between snowfall and no-snowfall cases. A low BT may occur when hydrometeors scatter the signal or if the frequency measures emissions from the frozen ground. The second node (Channel 2 ($ch2 \geq 216 K$)) was associated with the environmental conditions and can be explained as follows. As stated in Section 2, the channel at 157 GHz is primarily used to quantify water vapor and probes close to the ground (Figure 1). Both the atmosphere and the surface contribute to these measurements. Therefore, low values of $ch2$ likely correspond to contamination of the BT by emission from the frozen ground, which is linked to the low temperature at the ground and the humidity, while high values likely correspond to a warmer and wetter atmosphere with a reduced contribution from the surface emission. Most of the profiles with $ch2$ values below the selected threshold occurred in a sufficiently cold and dry atmosphere to also contaminate the signal at frequencies near 183 GHz and, therefore, were excluded. However, the decision tree may remove some of the intense snowfall rate cases that induce a strong BT decrease in $ch5$ compared to that in $ch4$. The third node ($ch4 \leq 251 K$) expressed the same type of condition as the first node but

for Channel 4. The last node ($T2m \geq 262$ K) is a necessary condition to ensure that the temperature (related to the maximum water vapor capacity of the air) is high enough to avoid ground contamination. Even though this was partially achieved by the second node (ch2), T2m was still an effective variable to split the dataset between snowfall and non-snowfall profiles with similar environmental conditions and BTs. Note that the thresholds yielded by the tree were indicative, meaning that most, but not all of the snowfall profiles occurred under the expressed conditions (i.e., some profiles with $T2m \geq 262$ K might still be affected by ground emissions). When the following conditions are met: $ch5 \leq 261$ K, $ch2 \geq 216$ K, $ch4 \leq 251$ K, and $T2m \geq 262$ K, this decision tree classifies a pixel as having snowfall because there was statistically more snowfall than non-snowfall profiles (58%) in this subset (hereafter called the “snowfall subset”). Two major differences can be noted with respect to the importance of RF. First, the IWV importance was relatively high (0.16) in the RF algorithm; however, IWV was not selected by the single decision tree due to the limited tree expansion. Indeed, IWV and T2m are closely related in the atmosphere, meaning that using both variables may lead to redundant information. Therefore, to avoid increasing the complexity without improving the classification, IWV was not used in this tree configuration. Second, ch2 BT was considered to be more important in the single decision tree than in RF. The low values of ch2 correspond to the contamination of the BT by emission from the frozen ground, which is linked to the low temperature at the ground and the humidity. However, ch2 BT may be impacted by other variables (e.g., droplets or cloud ice), while T2m and IWV characterize the atmospheric state more precisely. Therefore, they were more indicative in the RF algorithm, which is more precise than the single decision tree due to its multiple fully-grown decision trees.

Note that the profiles inside the snowfall subset are not restricted to a specific area or season, but are well distributed both spatially and temporally. In Figure 10b, the proportion of snowfall cases over sea ice, oceans, and continents for each season with respect to the total number of snowfall cases is presented. The highest proportions of snowfall cases were observed in autumn above sea ice, continents, and the open ocean with values of 0.39, 0.36, and 0.29, respectively. In spring and summer, similar proportions were observed over sea ice (~ 0.27) and continents (~ 0.22). In winter, proportions of 0.11 and 0.09 were observed above sea ice and continents, respectively. Over the open ocean, proportions of approximately 0.33 were observed in winter and spring, while in summer, this proportion was approximately 0.17. This spatial and temporal distribution can be attributed to the fact that these environmental conditions for snowfall detection were more likely to occur in autumn and spring than in other seasons. Indeed, the humidity can be high; the temperature was not yet (or no longer) too low; and intense snowfall events can occur. The 58% of snowfall profiles in the snowfall subset corresponded to $\sim 27\%$ of all the snowfall profiles and represented $\sim 51\%$ of the total SWP.

This expansion-limited tree was employed as a tool to identify the conditions for which snowfall can statistically be detected. The interpretation of these conditions and their physical meanings, accordingly, allow a better understanding of the hierarchical variable selection that takes place in RF. The next section discusses the advantages and limitations of the snowfall detection algorithm.

4. Discussion

The advantages of the present detection algorithm are discussed below. The large 2180-km swath of microwave sounders enabled better spatial and temporal coverage compared to active microwave measurements. Moreover, the MHS design and measurements were similar to those of AMSU-B with only minor frequency changes. Both MHS and AMSU-B are included on board several satellites from the National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) and the European Organisation for the Exploitation of Meteorological Satellites (EUMETSAT) associated with the European Space Agency (ESA). Therefore, MHS-type measurements began in 1999 on NOAA-15 and are still on going aboard Metop-C. This study encourages their use in geo-observing and future space missions, such as EarthCARE, to ensure the continuity of such measurements. The 20-year-long time series

and the increased amount of data compared to CloudSat represent clear advantages for precipitation characterization because fewer events are likely to be missed, and measurements are available up to 90°N.

Our approach does present some limitations. One limitation concerns the CloudSat products. Even though these products have been evaluated against various observations and datasets and have shown good agreement (e.g., [46,47]), uncertainties remain, especially due to ground clutter and the CloudSat blind zone. Further, instrument characteristics and algorithm assumptions may lead to significant differences with respect to other satellite-based snowfall products [48]. The consequent snowfall detection errors from CloudSat would impact the performance of the MHS algorithm. Moreover, due to the finer horizontal resolution of CPR, several CPR profiles were averaged over each MHS measurement. Over one MHS pixel, multiple CloudSat profiles can indicate different precipitation flags detected by 2C-PC, and several methods can be considered to address this issue. We removed the ambiguous profiles to minimize the initial uncertainties in our dataset. Regression trees and RF are sensitive to the training dataset, which necessitates caution when interpreting the results, particularly the threshold values. Moreover, by definition, RF cannot extrapolate outside its training data. Using two years of co-located observations, we were able to sample a large range of snowfall events. However, extreme events outside our spectrum of observation remain possible. In addition, the snowfall detection algorithm depends on IWV and T2m, which are obtained from ERA-Interim. T2m tends to have a warm bias when compared to Arctic buoy observations, which is more pronounced in the winter months [49]. ERA-Interim is also known to be drier than most reanalyses [50,51], especially regarding snowfall, which may be related to its high rainfall to precipitation ratio. Even though most favorable cases for snowfall detection are likely to be in a mild and wet environment, the snowfall detection might be affected by a low temperature bias. Therefore, sensitivity tests to errors in T2m and IWV need to be conducted.

Other reanalyses could also be used, such as ERA5 or the Arctic System Reanalysis, which exhibit T2m and IWV values closer to those of polar station measurements than the ERA-Interim values [52]. In this study, we focused on passive instrument angles of less than 15°. As we approach the edge of the swath, the MHS pixel size increases up to 26 km × 50 km, whereas the CloudSat footprint (1.7 km × 1.4 km) remains unchanged. Using remote sensing observations with high horizontal resolution differences may be inappropriate. Moreover, the BT varies as a function of the angle due to the polarization and the path into the atmosphere. Skofronick-Jackson and Johnson [19] reported that, depending on the snowfall event, the hydrometeor contribution to the BT can increase significantly at an angle of 53° compared to at nadir. Further studies are needed to investigate whether large angles can also be considered. Finally, the impact of supercooled water on the BT needs to be investigated because it may mask the snowfall signal due to emission from liquid water [20,24,25]. This is a rather common phenomenon in the Arctic and requires additional research.

5. Conclusions

The aim of our study was to assess the potential use of PMW observations for detecting snowfall at Arctic latitudes. Innovative methods (the random forest (RF) classifier and decision trees) were used to obtain the following main results.

1. We developed an algorithm using MHS observations and environmental variables to detect snowfall in the Arctic. This algorithm attests to the importance of the near surface temperature and the brightness temperature (BT) at 190.3 GHz and 183.3 ± 3 GHz and highlights the importance of IWV for snowfall detection. Unlike lower latitude studies, measurements at 190.3 GHz and 183.3 ± 3 GHz were found to capture most of the scattering signatures under Arctic conditions, while commonly-used frequencies (e.g., 157 GHz) contained nearly no information concerning snowfall detection.
2. The overall probability of detection (POD) was close to 0.62 and was between 0.8 and 0.9 for profiles above 200 g m^{-2} , which indicates that the algorithm performs better for intense snowfall events than for weak snowfall events. However, POD did not reach one, meaning that the

- snowfall detection was not statistically certain, even for the most intense events, which could imply further difficulties for snowfall quantification. For the ~200,000 test profiles, the algorithm yielded 10.2% false negatives and 8.7% false positives.
3. Snowfall occurrence differences between CloudSat and the RF algorithm using MHS observations were computed. On average, the snowfall occurrence of CloudSat was 4% higher than that of MHS. These differences were up to 30% over Greenland and the Alaska Range likely due to the dryness of these areas and were as much as –30% over the North Atlantic likely due to the occurrence of mixed phase precipitation.
 4. The hierarchical variable selection in the snowfall detection algorithm, based on RF, was interpreted using a single decision tree as an analyzing tool. This expansion-limited tree identified the most important conditions for which snowfall could be statistically detected as being the scattering by snowflakes and a humid and mild troposphere. The interpretation of these conditions allowed the selection made by the RF algorithm to be better understood.
 5. Future studies should investigate the sensitivity of the BT to snowfall rates in order to develop a snowfall quantification algorithm in the Arctic.

Author Contributions: L.E. created the database, analyzed the cases, developed the random forest algorithm, and wrote this paper. J.-F.R. and C.C. supervised the study and closely followed the writing of the final draft. All co-authors contributed to the discussion of the results and to the improvement of the final draft.

Funding: This study was supported by the National French Research Agency (ANR) program AC-AHC2 (Circulation Atmospheric and Hydrological Cycle Changes in the Arctic), Number ANR-15-CE01-0015. This work was partially supported by the National Centre of Spatial Studies (CNES) program EECLAT (Expecting Earth-Care, Learning from A-Train). C.C., C.G., and C.P. acknowledge support from the ANR program APRES3, Number ANR-15-CE01-0003.

Acknowledgments: CloudSat data were obtained from the CloudSat Data Processing Center (<http://www.cloudsat.cira.colostate.edu>). We thank N. B. Wood and T. L'Ecuyer at the University of Wisconsin-Madison for valuable discussions regarding the CloudSat products. To process the MHS and CloudSat data, this study benefited from the IPSL (Institute Pierre Simon Laplace) Mesocentre ESPRI facility, which is supported by CNRS, UPMC (University Pierre and Marie Curie), Labex L-IPSL, CNES, and Ecole Polytechnique. We also thank AERIS (French Data Infrastructure for the Atmosphere) for access to the MHS data, ICARE for access to the DARDAR data, and the National Snow and Ice Data Center for access to the AMSR-E data (https://nsidc.org/data/au_si12/versions/1). We would also like to thank the three anonymous reviewers for their comments, which greatly improved the manuscript.

Conflicts of Interest: The funders had no role in the design of the study; in the collection, analyzes, or interpretation of data; in the writing of the manuscript; nor in the decision to publish the results.

References

1. Hartmann, D.L.; Tank, A.M.K.; Rusticucci, M.; Alexander, L.V.; Brönnimann, S.; Charabi, Y.A.R.; Dentener, F.J.; Dlugokencky, E.J.; Easterling, D.R.; Kaplan, A.; et al. Observations: Atmosphere and surface. In *Climate Change 2013 the Physical Science Basis: Working Group I Contribution to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*; Cambridge University Press: Cambridge, UK, 2013.
2. Vihma, T.; Screen, J.; Tjernström, M.; Newton, B.; Zhang, X.; Popova, V.; Deser, C.; Holland, M.; Prowse, T. The atmospheric role in the Arctic water cycle: A review on processes, past and future changes, and their impacts. *J. Geophys. Res. Biogeosci.* **2016**, *121*, 586–620. [[CrossRef](#)]
3. Liu, Y.; Key, J.R.; Liu, Z.; Wang, X.; Vavrus, S.J. A cloudier Arctic expected with diminishing sea ice. *Geophys. Res. Lett.* **2012**, *39*. [[CrossRef](#)]
4. Goodison, B.E.; Louie, P.Y.; Yang, D. *WMO Solid Precipitation Measurement Intercomparison*; World Meteorological Organization: Geneva, Switzerland, 1998.
5. Nitu, R.; Roulet, Y.A.; Wolff, M.; Earle, M.; Reverdin, A.; Smith, C.; Kochendorfer, J.; Morin, S.; Rasmussen, R.; Wong, K.; et al. *WMO Solid Precipitation Intercomparison Experiment (SPICE) (2012–2015)*; IOM No.131; World Meteorological Organization: Geneva, Switzerland, 2018.
6. Candlish, L.M.; Raddatz, R.L.; Asplin, M.G.; Barber, D.G. Atmospheric temperature and absolute humidity profiles over the Beaufort Sea and Amundsen Gulf from a microwave radiometer. *J. Atmos. Ocean. Technol.* **2012**, *29*, 1182–1201. [[CrossRef](#)]

7. Liu, G. Deriving snow cloud characteristics from CloudSat observations. *J. Geophys. Res. Atmos.* **2008**, *113*. [[CrossRef](#)]
8. Haynes, J.M.; L'Ecuyer, T.S.; Stephens, G.L.; Miller, S.D.; Mitrescu, C.; Wood, N.B.; Tanelli, S. Rainfall retrieval over the ocean with spaceborne W-band radar. *J. Geophys. Res. Atmos.* **2009**, *114*. [[CrossRef](#)]
9. Wood, N.B.; L'Ecuyer, T.S.; Heymsfield, A.J.; Stephens, G.L.; Hudak, D.R.; Rodriguez, P. Estimating snow microphysical properties using collocated multisensor observations. *J. Geophys. Res. Atmos.* **2014**, *119*, 8941–8961. [[CrossRef](#)]
10. Seto, S.; Takahashi, N.; Iguchi, T. Rain/no-rain classification methods for microwave radiometer observations over land using statistical information for brightness temperatures under no-rain conditions. *J. Appl. Meteorol.* **2005**, *44*, 1243–1259. [[CrossRef](#)]
11. Prigent, C. Precipitation retrieval from space: An overview. *C. R. Geosci.* **2010**, *342*, 380–389. [[CrossRef](#)]
12. Kidd, C.; Levizzani, V. Status of satellite precipitation retrievals. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* **2011**, *15*, 1109–1116. [[CrossRef](#)]
13. Maggioni, V.; Meyers, P.C.; Robinson, M.D. A review of merged high-resolution satellite precipitation product accuracy during the Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) era. *J. Hydrometeorol.* **2016**, *17*, 1101–1117. [[CrossRef](#)]
14. Levizzani, V.; Laviola, S.; Cattani, E. Detection and measurement of snowfall from space. *Remote Sens.* **2011**, *3*, 145–166. [[CrossRef](#)]
15. Kongoli, C.; Meng, H.; Dong, J.; Ferraro, R. A hybrid snowfall detection method from satellite passive microwave measurements and global forecast weather models. *Q. J. R. Meteorol. Soc.* **2018**, *144*, 120–132. [[CrossRef](#)]
16. Katsumata, M.; Uyeda, H.; Iwanami, K.; Liu, G. The response of 36-and 89-GHz microwave channels to convective snow clouds over ocean: Observation and modeling. *J. Appl. Meteorol.* **2000**, *39*, 2322–2335. [[CrossRef](#)]
17. Bennartz, R.; Bauer, P. Sensitivity of microwave radiances at 85–183 GHz to precipitating ice particles. *Radio Sci.* **2003**, *38*. [[CrossRef](#)]
18. Noh, Y.J.; Liu, G. Satellite and aircraft observations of snowfall signature at microwave frequencies. *Riv. Ital. Telerilevamento* **2004**, *30*, 101–118.
19. Skofronick-Jackson, G.; Johnson, B.T. Surface and atmospheric contributions to passive microwave brightness temperatures for falling snow events. *J. Geophys. Res. Atmos.* **2011**, *116*. [[CrossRef](#)]
20. Panegrossi, G.; Rysman, J.F.; Casella, D.; Marra, A.; Sanò, P.; Kulie, M. CloudSat-based assessment of GPM Microwave Imager snowfall observation capabilities. *Remote Sens.* **2017**, *9*, 1263. [[CrossRef](#)]
21. Noh, Y.J.; Liu, G.; Jones, A.S.; Vonder Haar, T.H. Toward snowfall retrieval over land by combining satellite and in situ measurements. *J. Geophys. Res. Atmos.* **2009**, *114*. [[CrossRef](#)]
22. Liu, G.; Seo, E.K. Detecting snowfall over land by satellite high-frequency microwave observations: The lack of scattering signature and a statistical approach. *J. Geophys. Res. Atmos.* **2013**, *118*, 1376–1387. [[CrossRef](#)]
23. Liu, G. A database of microwave single-scattering properties for nonspherical ice particles. *Bull. Am. Meteorol. Soc.* **2008**, *89*, 1563–1570. [[CrossRef](#)]
24. Kneifel, S.; Löhnert, U.; Battaglia, A.; Crewell, S.; Siebler, D. Snow scattering signals in ground-based passive microwave radiometer measurements. *J. Geophys. Res. Atmos.* **2010**, *115*. [[CrossRef](#)]
25. Xie, X.; Löhnert, U.; Kneifel, S.; Crewell, S. Snow particle orientation observed by ground-based microwave radiometry. *J. Geophys. Res. Atmos.* **2012**, *117*. [[CrossRef](#)]
26. Wang, Y.; Liu, G.; Seo, E.K.; Fu, Y. Liquid water in snowing clouds: Implications for satellite remote sensing of snowfall. *Atmos. Res.* **2013**, *131*, 60–72. [[CrossRef](#)]
27. You, Y.; Wang, N.Y.; Ferraro, R.; Rudlosky, S. Quantifying the snowfall detection performance of the GPM microwave imager channels over land. *J. Hydrometeorol.* **2017**, *18*, 729–751. [[CrossRef](#)]
28. Rysman, J.F.; Panegrossi, G.; Sanò, P.; Marra, A.; Dietrich, S.; Milani, L.; Kulie, M. SLALOM: An all-surface snow water path retrieval algorithm for the GPM Microwave Imager. *Remote Sens.* **2018**, *10*, 1278. [[CrossRef](#)]
29. You, Y.; Wang, N.Y.; Ferraro, R. A prototype precipitation retrieval algorithm over land using passive microwave observations stratified by surface condition and precipitation vertical structure. *J. Geophys. Res. Atmos.* **2015**, *120*, 5295–5315. [[CrossRef](#)]
30. Kulie, M.S.; Milani, L.; Wood, N.B.; Tushaus, S.A.; Bennartz, R.; L'Ecuyer, T.S. A shallow cumuliform snowfall census using spaceborne radar. *J. Hydrometeorol.* **2016**, *17*, 1261–1279. [[CrossRef](#)]

31. Skofronick-Jackson, G.M.; Johnson, B.T.; Munchak, S.J. Detection thresholds of falling snow from satellite-borne active and passive sensors. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2013**, *51*, 4177–4189. [[CrossRef](#)]
32. Kongoli, C.; Meng, H.; Dong, J.; Ferraro, R. A snowfall detection algorithm over land utilizing high-frequency passive microwave measurements—Application to ATMS. *J. Geophys. Res. Atmos.* **2015**, *120*, 1918–1932. [[CrossRef](#)]
33. Surussavadee, C.; Staelin, D.H. Satellite retrievals of arctic and equatorial rain and snowfall rates using millimeter wavelengths. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2009**, *47*, 3697–3707. [[CrossRef](#)]
34. Melsheimer, C.; Heygster, G. Improved retrieval of total water vapor over polar regions from AMSU-B microwave radiometer data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2008**, *46*, 2307–2322. [[CrossRef](#)]
35. Grody, N.; Weng, F.; Ferraro, R. Application of AMSU for obtaining hydrological parameters. In *Microwave Radiometry and Remote Sensing of the Earth's Surface and Atmosphere*; VSP: Zeist, The Netherlands, 2000; pp. 339–352.
36. Saunders, R.; Hocking, J.; Turner, E.; Rayer, P.; Rundle, D.; Brunel, P.; Vidot, J.; Roquet, P.; Matricardi, M.; Geer, A.; et al. An update on the RTTOV fast radiative transfer model (currently at version 12). *Geosci. Model Dev.* **2018**, *11*, 2717–2737. [[CrossRef](#)]
37. Milani, L.; Kulie, M.S.; Casella, D.; Dietrich, S.; L'Ecuyer, T.S.; Panegrossi, G.; Porcù, F.; Sanò, P.; Wood, N.B. CloudSat snowfall estimates over Antarctica and the Southern Ocean: An assessment of independent retrieval methodologies and multi-year snowfall analysis. *Atmos. Res.* **2018**, *213*, 121–135. [[CrossRef](#)]
38. Palerme, C.; Claud, C.; Wood, N.; L'Ecuyer, T.; Genthon, C. How does ground clutter affect CloudSat snowfall retrievals over ice sheets? *IEEE Geosci. Remote. Sens. Lett.* **2019**, *16*, 342–346. [[CrossRef](#)]
39. Delanoë, J.; Hogan, R.J. Combined CloudSat-CALIPSO-MODIS retrievals of the properties of ice clouds. *J. Geophys. Res. Atmos.* **2010**, *115*. [[CrossRef](#)]
40. Cronk, H.; Partain, P. CloudSat ECMWF-AUX Auxillary Data Product Process Description and Interface Control Document, Product Version P R05. NASA JPL CloudSat project document revision 0. 2017, p. 15. Available online: <http://www.cloudsat.cira.colostate.edu/data-products/level-aux/ecmwf-aux?term=85> (accessed on 19 September 2019).
41. Cavalieri, D.J.; Markus, T.; Comiso, J.C. *AMSR-E/Aqua Daily L3 12.5 km Brightness Temperature, Sea Ice Concentration, & Snow Depth Polar Grids, Version 3*; NASA National Snow and Ice Data Center Distributed Active Archive Center: Boulder, CO, USA, 2014. [[CrossRef](#)]
42. EUMETSAT. ATOVS Level 1b Product Guide. EUMETSAT, Document Revision 3, 2010, p. 202. Available online: http://www.eumetsat.int/website/wcm/idc/idcplg?IdcService=GET_FILE&dDocName=pdf_v2a_atovs_level_1b&RevisionSelectionMethod=LatestReleased&Rendition=Web (accessed on 19 September 2019).
43. Breiman, L.; Friedman, J.; Olshen, R.; Stone, C. Classification and regression trees. *Wadsworth Int. Group* **1984**, *37*, 237–251.
44. Breiman, L. Random forests. *Mach. Learn.* **2001**, *45*, 5–32. [[CrossRef](#)]
45. Hastie, T.; Tibshirani, R.; Friedman, J.; Franklin, J. The elements of statistical learning: Data mining, inference and prediction. *Math. Intell.* **2005**, *27*, 83–85.
46. Norin, L.; Devasthale, A.; L'Ecuyer, T.; Wood, N.; Smalley, M. Intercomparison of snowfall estimates derived from the CloudSat Cloud Profiling Radar and the ground-based weather radar network over Sweden. *Atmos. Meas. Tech.* **2015**, *8*, 5009–5021. [[CrossRef](#)]
47. Chen, S.; Hong, Y.; Kulie, M.; Behrangi, A.; Stepanian, P.M.; Cao, Q.; You, Y.; Zhang, J.; Hu, J.; Zhang, X. Comparison of snowfall estimates from the NASA CloudSat cloud profiling radar and NOAA/NSSL multi-radar multi-sensor system. *J. Hydrol.* **2016**, *541*, 862–872. [[CrossRef](#)]
48. Skofronick-Jackson, G.; Kulie, M.; Milani, L.; Munchak, S.J.; Wood, N.B.; Levizzani, V. Satellite estimation of falling snow: A global precipitation measurement (GPM) core observatory perspective. *J. Appl. Meteorol. Climatol.* **2019**, *58*, 1429–1448. [[CrossRef](#)]
49. Wang, C.; Graham, R.M.; Wang, K.; Gerland, S.; Granskog, M.A. Comparison of ERA5 and ERA-Interim near surface air temperature and precipitation over Arctic sea ice: Effects on sea ice thermodynamics and evolution. *Cryosphere* **2018**, *13*, 1661–1679. [[CrossRef](#)]
50. Boisvert, L.N.; Webster, M.A.; Petty, A.A.; Markus, T.; Bromwich, D.H.; Cullather, R.I. Intercomparison of precipitation estimates over the Arctic Ocean and its peripheral seas from reanalyzes. *J. Clim.* **2018**, *31*, 8441–8462. [[CrossRef](#)]

51. Palerme, C.; Claud, C.; Dufour, A.; Genthon, C.; Wood, N.B.; L'Ecuyer, T. Evaluation of Antarctic snowfall in global meteorological reanalyzes. *Atmos. Res.* **2017**, *190*, 104–112. [[CrossRef](#)]
52. Bromwich, D.H.; Wilson, A.B.; Bai, L.S.; Moore, G.W.; Bauer, P. A comparison of the regional Arctic System Reanalysis and the global ERA-Interim Reanalysis for the Arctic. *Q. J. R. Meteorol. Soc.* **2016**, *142*, 644–658. [[CrossRef](#)]



© 2019 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

3.4 Études complémentaires

Cette section présente des résultats supplémentaires concernant la base de données CPR–MHS, les performances de l’algorithme de détection, ainsi que l’analyse de la climatologie d’occurrence des chutes de neige issue de l’application de l’algorithme MHS à la période 2009-2017 sur NOAA-18. Cette climatologie est ensuite évaluée par rapport à des données de stations, et sa possible extension aux grands angles de visée de MHS est explorée.

3.4.1 Présentation approfondie du jeu de données colocalisées

Le jeu de données CPR–MHS contient ~1 million de points répartis à travers l’Arctique, avec un nombre de colocalisations plus importants aux plus hautes latitudes. Les profils CloudSat détectés comme précipitations liquides ou mixtes (avec une fraction massique fondue $> 0,15$) ne sont pas considérés comme précipitants et sont exclus du jeu de données. Dans cette étude, la fréquence de chute de neige (F_{neige}) est définie comme le rapport entre le nombre de profils colocalisés détectés comme chute de neige par CloudSat et le nombre total de profils colocalisés. Elle diffère de la proportion de profils détectés comme précipitation solide (P_{solide}) issue de CloudSat, pour laquelle les profils non-précipitants ne sont pas inclus (Fig. 2 de l’article du chapitre 2).

$$F_{neige} = \frac{\text{Nombre cas neige}}{\text{Nombre total de cas}}$$

$$P_{solide} = \frac{\text{Nombre cas neige}}{\text{Nombre cas précipitants}}$$

Pour les profils colocalisés, la fréquence de chutes de neige est supérieure à 60% en mer du Groenland, en mer de Barents et dans le détroit de Baffin (Fig. 3.4, gauche). La fréquence de chute de neige oscille entre 20 et 50 % au Groenland, ainsi qu’au-dessus de l’Océan Arctique. Les continents montrent une plus forte variabilité spatiale et des occurrences moins fréquentes (5-40%), spécifiquement au-dessus du Canada (90°W) et de la Sibérie (70°E et 130°E). La majorité des profils présente des faibles contenus en neige, avec 90% des profils montrant des SWP inférieurs à 220 g m⁻² (Fig. 3.4, droite). En général, les chutes de neige sont plus faibles lorsqu’elles sont associées à des gouttelettes d’eau surfondue (Fig. 3.4, droite).

Les chutes de neige colocalisées montrent un large spectre d’intensité et sont représentatives de l’ensemble de l’Arctique, ce qui permet d’appliquer l’algorithme à toutes les latitudes au nord de 60°N.

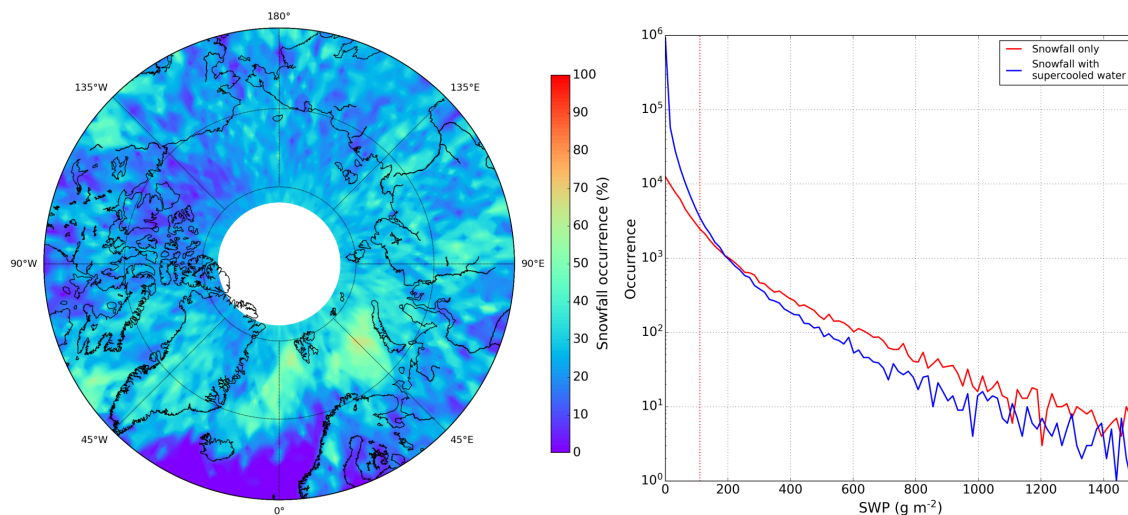


Figure 3.4: **(gauche)** Fréquence de chutes de neige (%) issue de CloudSat pour une grille de résolution 1° latitude \times 2° longitude, pour le jeu de données CPR–MHS. **(droite)** Distribution du contenu en neige intégré des profils du jeu de données CPR–MHS. Les 10% des profils les plus intenses sont supérieurs à 220 g m^{-2} (à droite de la ligne verticale rouge).

3.4.2 Performances de l’algorithme de détection

Les probabilités statistiques obtenues pour les profils d’évaluation par l’algorithme MHS ont été examinées en fonction de la classe détectée par CloudSat (Fig. 3.5). Pour rappel, l’algorithme de détection détecte un pixel MHS comme une chute de neige lorsque la probabilité statistique (calculée à partir des 100 arbres) dépasse 0,5.

Les profils non-précipitants montrent une fréquence maximale pour une probabilité = 0 et des faibles fréquences pour les autres probabilités. Les profils de neige montrent une fréquence maximale proche de 0,9, avec des fortes fréquences pour les autres probabilités, même celles inférieures à 0,5. Cela signifie que la majorité des profils non-précipitants a une faible probabilité d’être détectée comme des chutes de neige, alors que la classification correcte des chutes de neige est moins certaine. L’algorithme MHS est capable de classifier correctement les événements non-précipitants, alors que la classification des événements neigeux est plus complexe.

Lorsque l’on considère les profils avec les plus forts contenus en neige intégrés (Fig. 3.5 droite), la fréquence maximale se situe vers 0,8 avec une fréquence faible pour les probabilités faibles. Ainsi, l’algorithme classe plus aisément les chutes de neige intenses, bien que l’algorithme reste statistiquement incertain pour certains profils, comme le montre la faible fréquence de probabilité au-dessus de 0,8.

Les fausses alarmes et non-détections se compensent (histogramme des différences centré sur 0) (Fig. 3.6 haut droite). Cependant, cette compensation n’est pas parfaite, et certaines régions sont plus propices aux fausses détections ou aux non-détections, comme le détroit de Fram et la mer de Barents, ou le Groenland respectivement. Comme discuté dans l’article, la plus forte occurrence de fausses alarmes pourrait être liée à la présence de précipitations de phase mixte, et la plus forte occurrence de non-détections au faible degré d’humidité atmosphérique de ces régions.

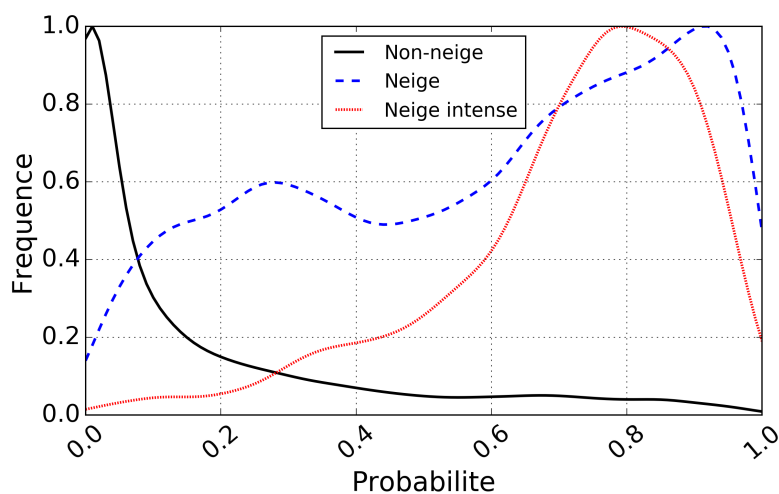


Figure 3.5: Probabilité pour les profils d'évaluation détectés comme non-neige, neige, et neige intense par CloudSat d'être classifiés comme chute de neige par l'algorithme de détection MHS. Les cas de neige intense correspondent à 10% des profils avec les plus importants contenus en neige intégré.

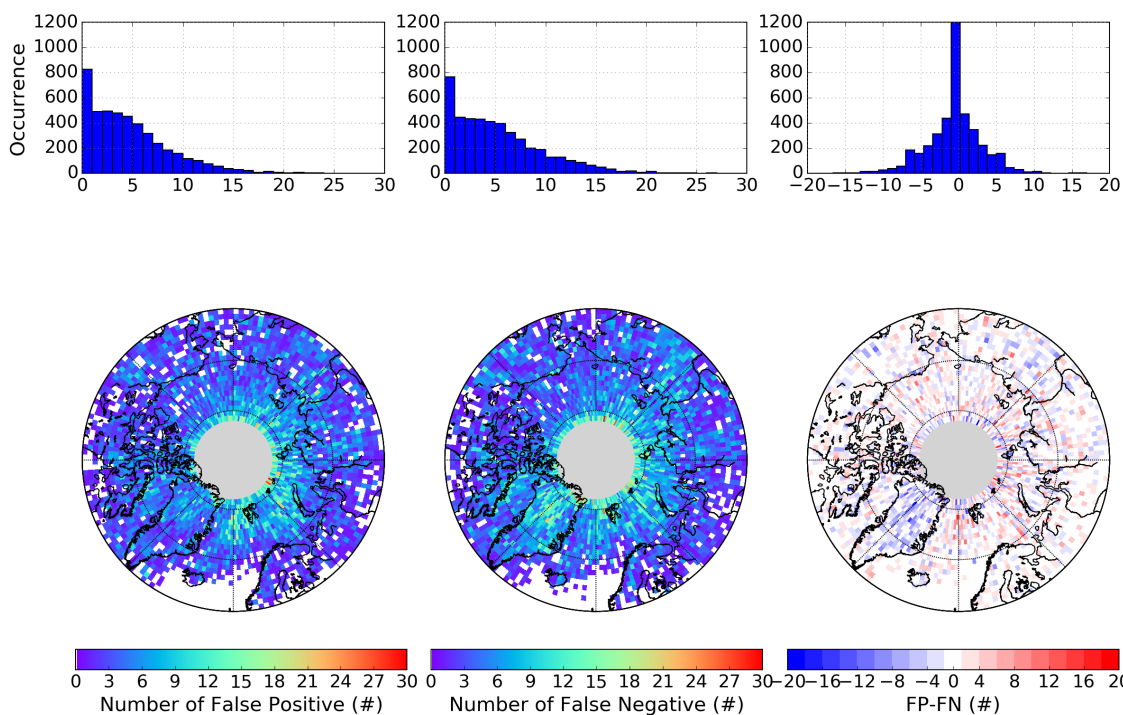


Figure 3.6: **(haut)** Histogrammes et **(bas)** distribution spatiale du nombre d'erreur par cellule de grille pour les pixels d'évaluation de l'algorithme MHS. Les erreurs de fausse alarme, non-détection et la différence entre les deux sont montrées de gauche à droite.

3.4.3 Validation de la climatologie d'occurrence MHS avec des données de CloudSat et in situ entre 2007 et 2010

L'algorithme présenté dans la section précédente a été appliqué à toutes les orbites MHS entre 2007 et 2010. Chaque pixel MHS est classifié neige ou non-neige en fonction des 5 canaux MHS, de la vapeur d'eau intégrée et de la température à 2 mètres (Fig. 3.7). Le type de surface et la concentration en glace de mer n'ont pas été considérés car leurs importances sur la performance de l'algorithme sont faibles (Tab. 4 dans la publication *Remote Sensing*).

Ensuite, les traces sont moyennées afin d'obtenir des grilles mensuelles. Dans un premier temps, ces résultats seront comparés à ceux obtenus par CloudSat, puis par des données provenant de stations au sol sur la période 2007-2010.

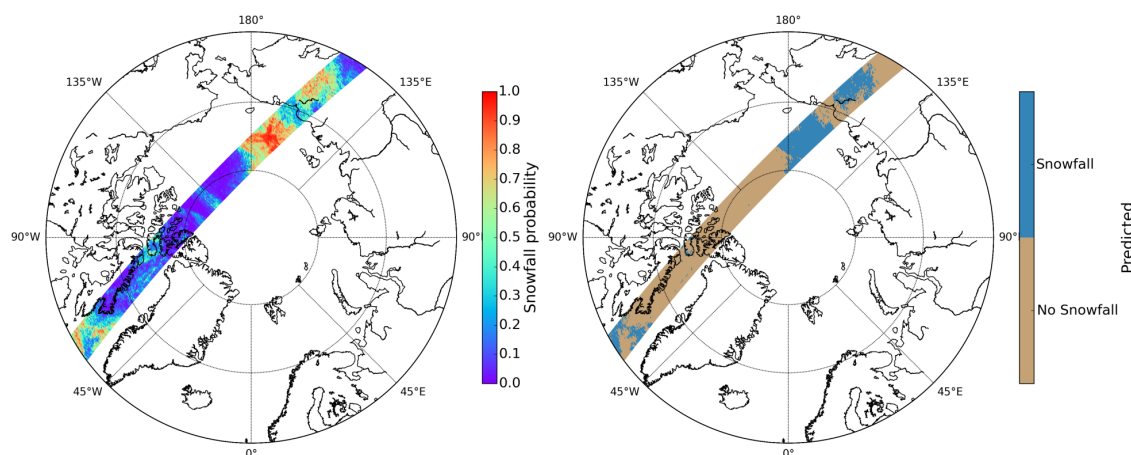


Figure 3.7: **(gauche)** Probabilité d'être détecté comme une chute de neige. **(droite)** Pixels classifiés en neige ou non-neige par l'algorithme de détection présenté dans l'article, pour une orbite de MHS à bord de NOAA-18 le 30 Novembre 2007. Les précipitations détectées au nord de la Russie de l'Est correspondent aux profils présentés dans la Fig. 1.10.

Validation avec des données de CloudSat

Bien que les profils colocalisés entre CPR et MHS ont été utilisés pour entraîner l'algorithme, ils représentent un faible pourcentage du nombre d'observations durant ces quatre années. Afin d'optimiser la comparaison avec les données issues de CloudSat, la climatologie issue de MHS a été projetée sur une grille de résolution 1° latitude × 2° longitude.

Les fréquences de chute de neige obtenues à partir des données MHS montrent une distribution spatiale similaire à celles de CloudSat, malgré une sous-estimation importante (17,6% de différence absolue en moyenne) sur la période 2007-2010 en considérant la totalité de l'Arctique (Fig. 3.8). De même, les fréquences de chutes de neige MHS montrent une variabilité saisonnière semblable à celle de CloudSat, bien que les fréquences MHS soient sous-estimées durant toutes les saisons (Fig. 3.9).

En outre, sur la totalité de l'Arctique, CloudSat montre une occurrence moyenne de chute de neige plus élevée en hiver qu'aux autres saisons (Fig. 3.10). L'algorithme MHS montre une sous-estimation maximale de 15% durant les mois les plus froids (décembre, janvier, février).

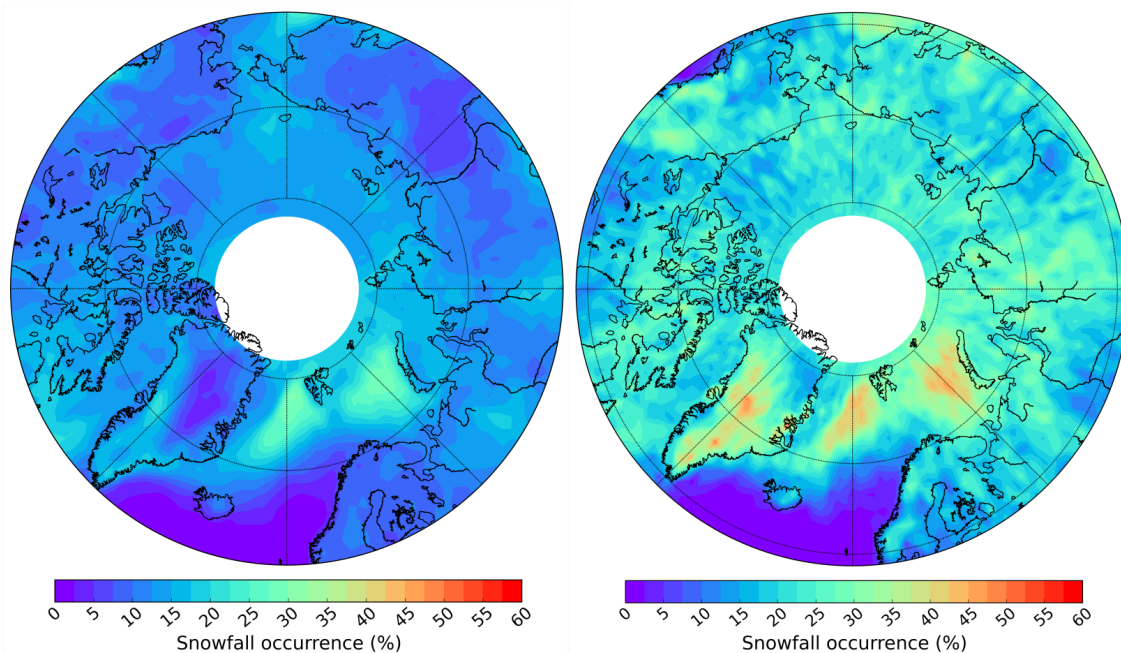


Figure 3.8: **(gauche)** Fréquence des chutes de neige (%) MHS entre 2007 et 2010. Seuls les angles de visée MHS entre 0° et 15° sont considérés. **(droite)** Idem pour CloudSat.

Plusieurs raisons peuvent être avancées pour expliquer ces différences: (1) l'algorithme de détection MHS ne détecte pas une partie des faibles chutes de neige que CloudSat observe; en effet, l'algorithme a montré une probabilité de détection moyenne de $\sim 0,5$ pour les événements avec un contenu en neige intégré $< 220 \text{ g m}^{-2}$, qui représentent 90% des profils observés entre 2007 et 2008, (2) des conditions environnementales trop froides ou sèches ne permettant pas une détection correcte des chutes de neige, en raison de la contamination du signal par la surface (voir section 3.1), (3) la présence d'eau surfondue peut masquer la signature des cristaux de neige. Des études supplémentaires sont nécessaires afin d'attribuer la sous-estimation de l'algorithme MHS aux conditions environnementales trop froides ou à l'intensité des chutes de neige trop faibles.

Malgré ces limitations, la détection des chutes est correcte et la distribution spatiale est en bon accord avec CloudSat. De plus, cet algorithme permet l'obtention d'une climatologie d'occurrence des chutes de neige présentant les avantages suivants: des longues séries temporelles, une meilleure couverture spatio-temporelle grâce à la large fauchée de MHS, et peu de données auxiliaires sont nécessaires (profils d'humidité et température proche de la surface). Cette climatologie peut être considérée pour la détection des événements les plus intenses.

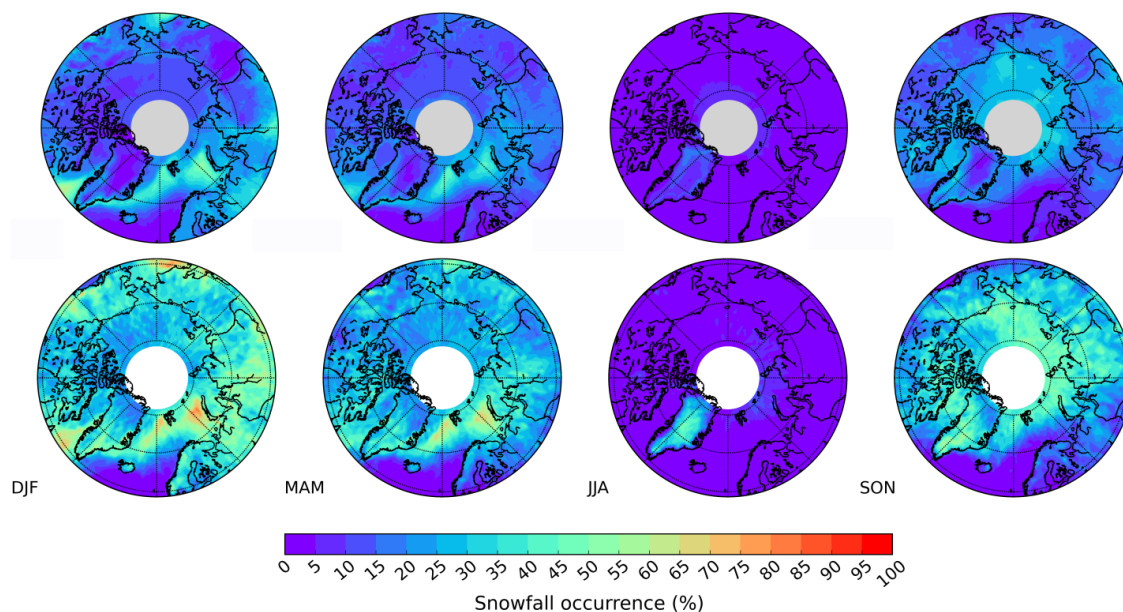


Figure 3.9: Fréquence de chutes de neige (%) saisonnière estimée par MHS (**haut**) et par CloudSat (**bas**) en Arctique entre 2007 et 2010.

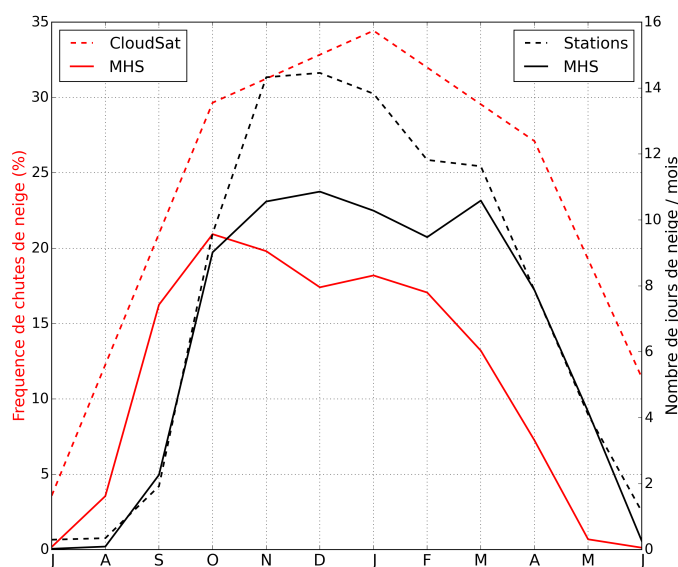


Figure 3.10: Fréquence de chutes de neige mensuelle (%) issue de MHS et de 2C-PC CloudSat (axe de gauche), et le nombre de jours avec des chutes de neige par mois issu de MHS et des stations au sol (axe de droite). Les estimations de CloudSat sont saisonnières tandis que les autres sont mensuelles. Les données sont moyennées sur la totalité de l'Arctique, et le cycle saisonnier est présenté de juillet à juin.

Validation avec des données in situ

La fréquence d'occurrence des chutes de neige n'est pas disponible à partir des mesures journalières des taux de chutes de neige. Ainsi, l'évaluation a été réalisée en comparant le nombre de jours mensuels durant lesquels des chutes de neige ont été détectées par MHS et par les stations météorologiques GHCND (Fig. 3.11). Il est important de noter que l'évaluation se limite aux surfaces continentales. En moyenne, 3,9 jours avec des chutes de neige par mois sont observés par MHS, alors que les données de stations en mesurent 7,6. Une sous-estimation générale est observée, hormis pour les rares stations sur les îles au nord des mers de Barents et de Kara. En considérant des moyennes mensuelles (Fig. 3.10), cette sous-estimation varie entre 2 et 4 jours entre novembre et février, tandis que les autres mois montrent un accord relativement bon.

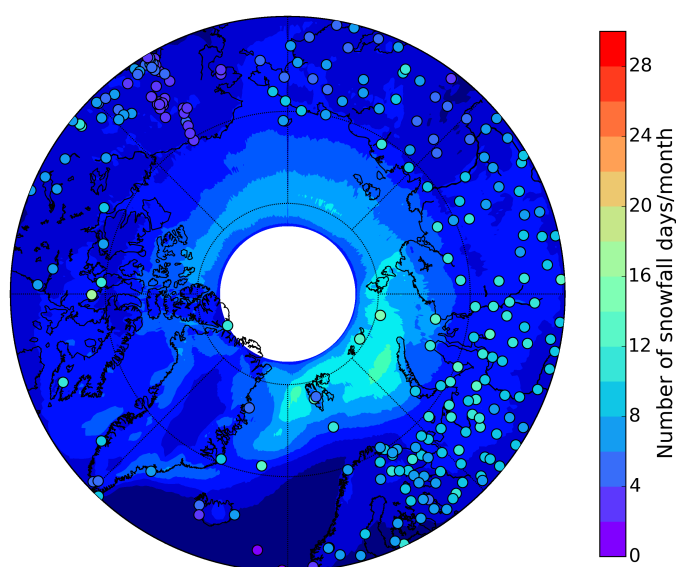


Figure 3.11: Nombre de jours avec des chutes de neige par mois, moyenné entre 2007-2011 pour les stations obtenues à partir de GHCN-D (cercle) et pour la climatologie MHS.

En analysant les nombres de jours de neige mensuels (Fig. 3.12), les mois d'été ne montrent pas un signe d'erreur systématique, alors que les mois d'automne et d'hiver montrent une sous-estimation de MHS par rapport aux données de stations. Cette sous-estimation est plus forte au-dessus de 10 jours de neige/mois.

Ces comparaisons avec des données au sol confirment les limitations exprimées lors de la comparaison avec les estimations de CloudSat.

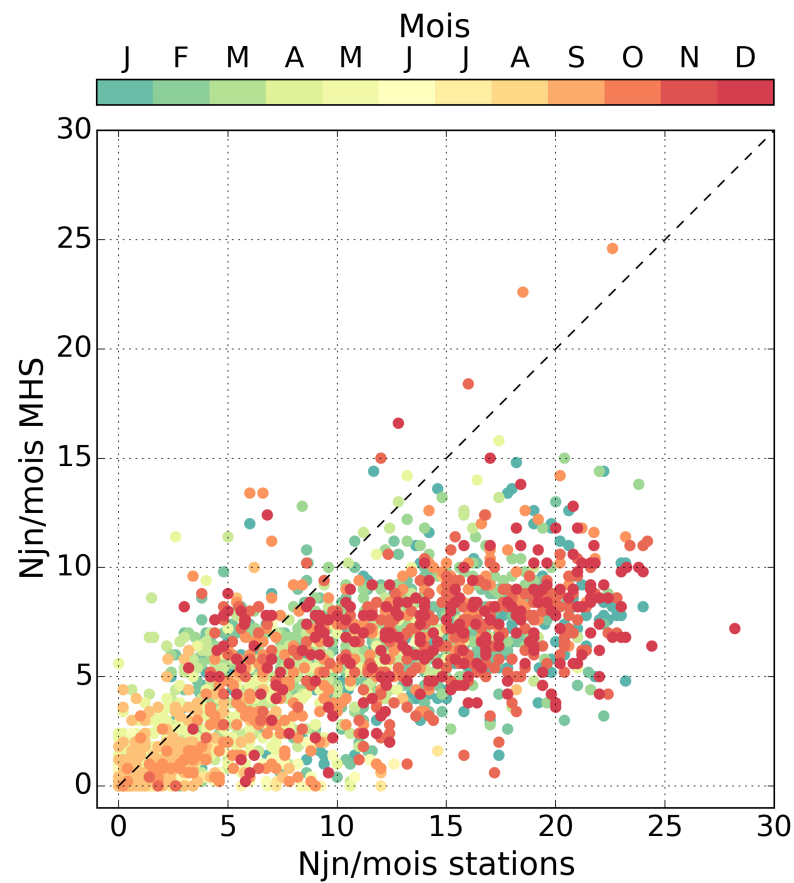


Figure 3.12: (gauche) Scatterplot des nombres de jours de neige (n_{jn}) par mois pour les stations et pour MHS. Les données ont été moyennées mensuellement entre 2007-2010. La palette de couleurs indiquent les mois.

3.4.4 Analyse de la climatologie d'occurrence des chutes de neige MHS entre 2009 et 2017

Maintenant que les limitations de l'algorithme ont été identifiées, une climatologie d'occurrence des chutes de neige a été développée sur la période 2009-2017.

La fréquence moyenne des chutes de neige entre 2009 et 2017 (Fig. 3.13) a été obtenue à partir des moyennes mensuelles MHS pour une grille $0,5^\circ$ latitude \times $0,5^\circ$ longitude. Les fréquences de chutes de neige les plus élevées ($\sim 30\%$) sont localisées sur la côte sud est du Groenland, en mer du Groenland, en mer de Barents et au sud de la baie de Baffin (sud ouest du Groenland). On note que les chutes de neige sont relativement fréquentes dans l'Océan Arctique (20%) et bien moins présentes dans les archipels canadiens et la Sibérie centrale ($\sim 2,5-10\%$). Une fréquence importante (25%) est détectée sur la côte ouest du Groenland, alors que le centre du plateau groenlandais présente des chutes de neige très peu fréquentes ($0-7,5\%$). Bien que ces estimations soient amplement sous-estimées par rapport à CloudSat ($\sim 50\%$), la distribution spatiale des événements de chute de neige détectés par MHS apporte des informations pertinentes sur la distribution spatiale des chutes de neige les plus intenses.

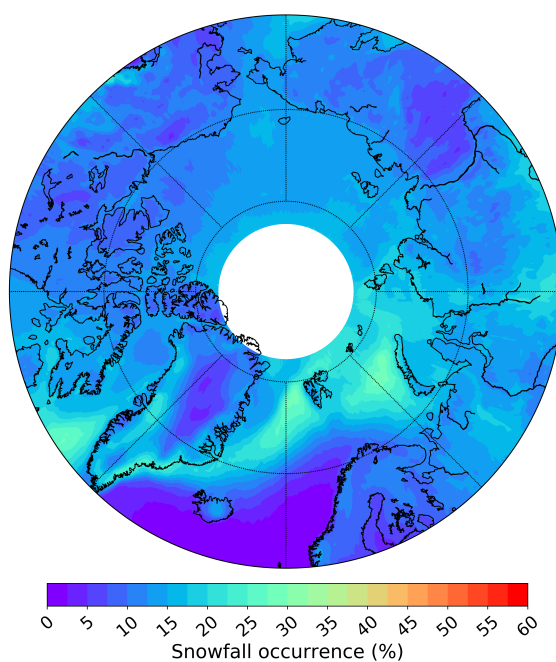


Figure 3.13: Fréquence d'occurrence des chutes de neige (%) entre 2009 et 2017. Seuls les angles de visée MHS entre 0° et 15° sont considérés.

Les fréquences mensuelles MHS de chute de neige moyennées en Arctique (Fig. 3.14 haut) varient entre $\sim 1\%$ et 25% . Généralement, la fréquence est maximale ($20-25\%$) en automne, légèrement plus faible (15%) et relativement constante en hiver, puis décroît au printemps pour arriver à son minimum durant l'été (1%). La fréquence d'occurrence de chutes de neige relativement constante en hiver est parfois suivie d'une hausse des chutes de neige au printemps (en 2009, 2010, 2014, 2017) qui pourrait être due aux conditions environnementales plus tempérées. Sur la totalité de l'Arctique, la fréquence d'occurrence de chutes de neige obtenue avec MHS sur la totalité de l'Arctique ne montre aucune tendance évidente entre 2009 et 2017.

Cependant, lorsque chaque cellule de grille est considérée, une tendance significative à 90 % est observable dans certaines régions (Fig. 3.14 bas). Particulièrement la Sibérie centrale et le plateau central du Groenland montrent des tendances positives proches de +10% sur cette période de 9 ans. On ne peut pas déterminer si la raison à cette tendance est une véritable augmentation des précipitations, ou est due aux changements environnementaux (plus chaud), ou une combinaison des deux. De plus, une série temporelle plus longue (30 ans) est nécessaire pour certifier que les tendances soient robustes.

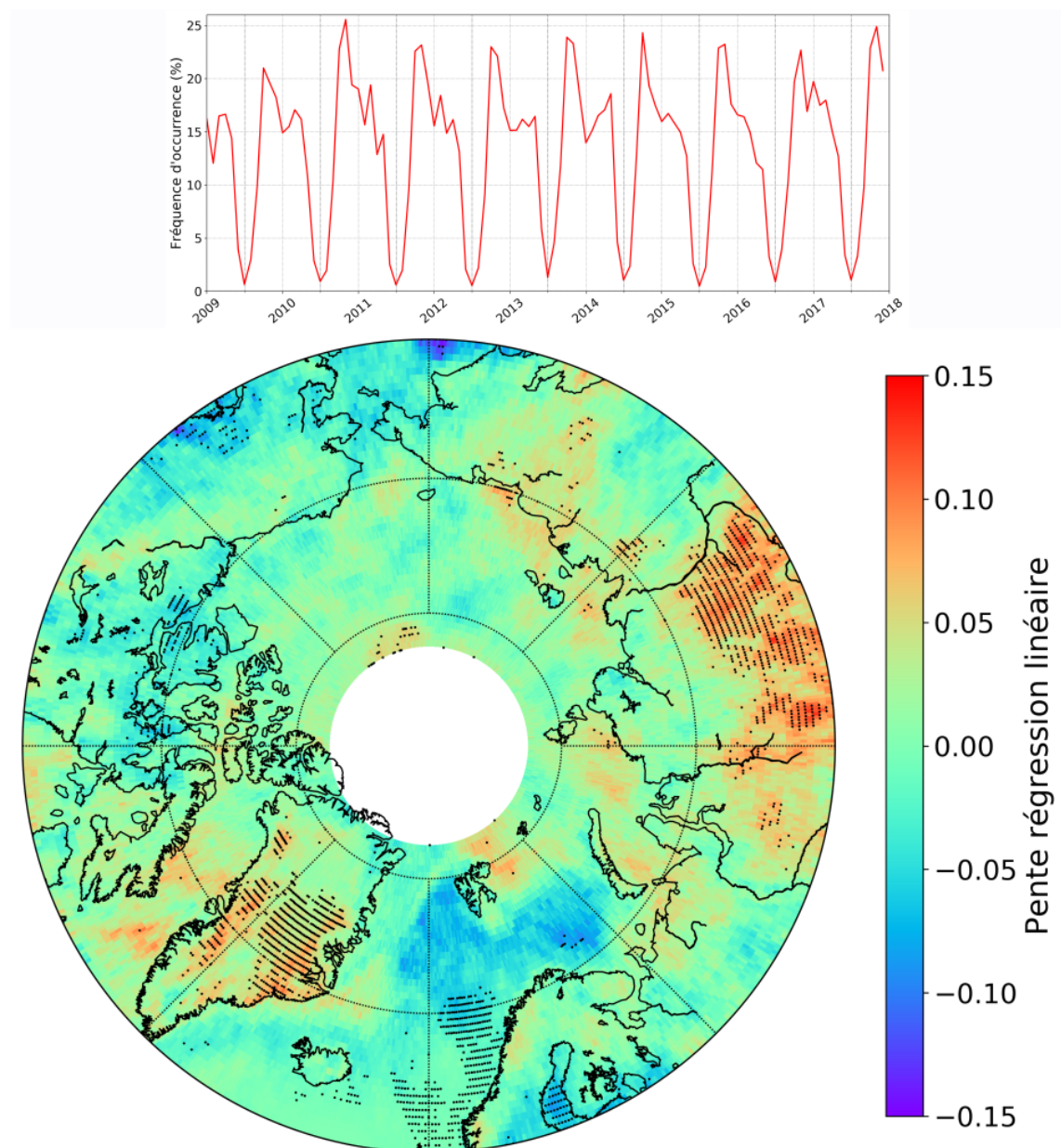


Figure 3.14: **(haut)** Fréquence d'occurrence mensuelle MHS (%) des chutes de neige moyennée en Arctique entre 2009 et 2017. **(bas)** Pente de régression linéaire (% pour 9 ans) sur les fréquences mensuelles d'occurrence de chutes de neige entre 2009 et 2017 par cellule de grille. Les points indiquent les tendances significatives à 90%.

Les fréquences de chutes de neige obtenues par MHS moyennées entre 2009 et 2017 (Fig. 3.15) peuvent être observées mensuellement grâce à la large fauchée de

MHS et la plus importante quantité de données par rapport à CloudSat. La fréquence d'occurrence plus faible des chutes de neige au-dessus de l'Océan Arctique est observée les mois d'hiver par rapport aux mois d'automne. Ainsi, les fréquences de chutes de neige sont plus importantes au nord de 70°N en automne, et entre 60°N et 70°N ainsi qu'en mers de Barents et de Kara en hiver. Cependant, les fréquences obtenues avec MHS montrent des occurrences relativement fortes en novembre (~50 %) dans la baie d'Hudson au Canada, la mer de Bering et dans la partie sud de la Sibérie centrale, alors que CloudSat détecte des occurrences de chutes de neige plus faibles en automne (30 %). Ces zones de fortes fréquences de chutes de neige MHS correspondent probablement aux régions les plus propices aux chutes de neige intenses. Par exemple, le mois d'octobre présente des températures froides, et suit le mois de septembre durant lequel l'apport d'humidité des basses latitudes en Arctique est maximal.

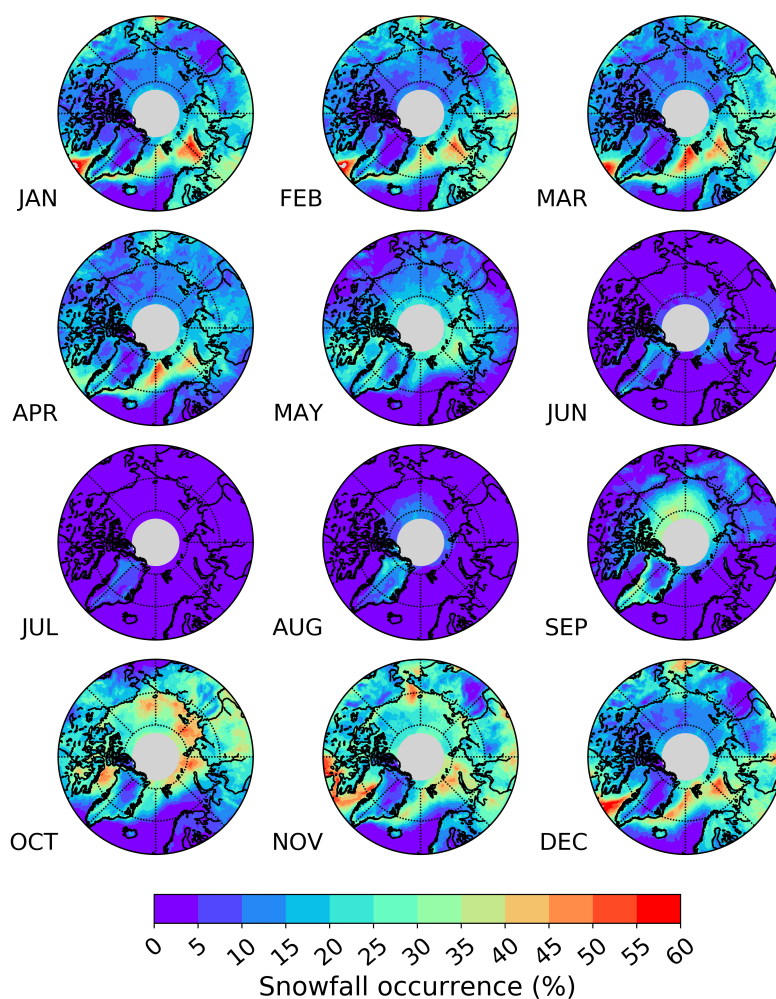


Figure 3.15: Distribution spatiale de la fréquence d'occurrence mensuelle MHS (%) des chutes de neige moyennée en Arctique entre 2009 et 2017.

3.4.5 Impact de l'angle de visée de l'instrument passif sur la détection

Dans la publication *Remote Sensing*, seuls les profils avec des angles entre 0° et 15° sont pris en compte par l'algorithme de détection afin d'être le plus cohérent possible avec le radar CPR à visée nadir. La quantité de données en est significativement réduite. Afin de savoir si on peut appliquer l'algorithme sur la totalité de la fauchée, il est nécessaire de conduire la même étude sur les angles plus larges. Ce paragraphe présente les résultats d'un algorithme de détection similaire à celui présenté précédemment, mais reconduit avec les profils dont les angles varient entre 0° et 30° . Des intervalles de 5° sont utilisés afin d'assurer un nombre de profils suffisant. La colocalisation entre MHS à bord de N18 et CPR à bord de CloudSat ne permet pas d'obtenir des angles plus grands, car leurs orbites sont bien superposées. Pour obtenir des angles supérieurs à 30° , il serait nécessaire d'utiliser les observations MHS d'une autre plateforme.

Pour chaque tranche angulaire de 5° , le HSS et l'importance de chaque variable ont été définis en moyennant les résultats de 10 itérations de l'algorithme de détection (Fig. 3.16). Le HSS augmente de $\sim 0,51$ pour les angles entre $0-5^\circ$ à $\sim 0,68$ aux angles entre $25-30^\circ$. Bien que le nombre de profil diminue fortement au-dessus de 20° , la proportion d'évènements de chute de neige est approximativement similaire (entre 17 et 25%) quel que soit l'angle. L'importance de chaque variable (Fig. 3.16, droite) permet de vérifier leur contribution à la forêt d'arbres de décision en fonction de l'angle. Globalement, l'importance des canaux les plus déterminants (ch5, T2m) augmente, tandis que l'importance des canaux les moins déterminants (IWV, ch4, ch3, ch1, SIC, ST) diminue, à l'exception de la température de brillance du canal 2 (ch2). Malgré le fait que les angles de cette étude soient limités à 30° , on observe une meilleure détection aux angles élevés qu'aux angles faibles, ce qui pourrait être dû à une plus forte contribution des hydrométéores au signal mesuré. Skofronick-Jackson and Johnson (2011) ont en effet montré que la contribution des hydrométéores augmente aux grands angles (53°) comparée à celle au nadir aux fréquences proches de 183,31 GHz, tout en variant en fonction des types d'évènements. Nos résultats vont dans le même sens que ceux de cette étude.

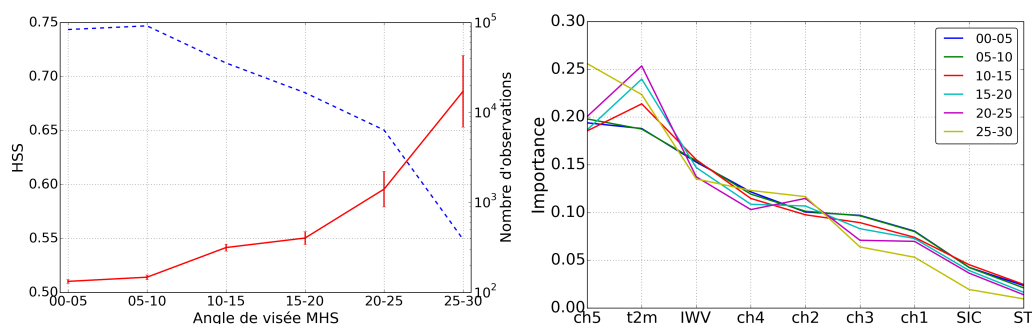


Figure 3.16: **(gauche)** HSS (en rouge) obtenus par l'algorithme de détection et nombres d'observations (en bleu) en fonction de l'angle de visée de MHS. **(droite)** Importance des variables d'entrée de l'algorithme de détection en fonction de l'angle de visée MHS. Ces valeurs sont moyennées sur dix itérations de l'algorithme de détection.

3.5 Vers la quantification du contenu en neige intégré en Arctique

Dans un premier temps, on a cherché à identifier une relation simple permettant de lier le contenu en neige intégré (SWP) et les TB. Ensuite, il sera nécessaire d'établir une relation supplémentaire liant le contenu en neige intégré au taux de chute de neige à la surface.

Une relation entre SWP et TB est examinée à l'aide de corrélation. Les coefficients de corrélation ont été calculés pour chaque sous-groupe obtenu par l'arbre de décision (Fig. 8 dans la publication *Remote Sensing*). Un coefficient de corrélation de -0,16 est obtenu entre SWP et la TB à 190 GHz pour les profils détectés comme neige dans l'article (Fig. 3.17, haut gauche). La corrélation augmente lorsque les profils les plus humides sont considérés (Fig. 3.17, haut droite). En sélectionnant le seuil de $IWV \geq 8 \text{ kg m}^{-2}$, un coefficient de corrélation de -0,6 est obtenu entre SWP et la TB à 190 GHz, malgré les 50% des profils sélectionnés correspondant à des cas de non-neige (SWP=0). Les cinq fréquences MHS ont été examinées, et 190 GHz a montré les coefficients les plus élevés pour des $IWV \geq 8 \text{ kg m}^{-2}$.

Malgré les profils non-précipitants à des TB proches de 259 K, d'autres profils sans chute de neige atteignent des TB jusqu'à 230 K (Fig. 3.17 bas), ce qui peut être dû à la diffusion par des hydrométéores gelés non-précipitants, ou par des conditions de ciel clair et une mesure partielle du sol. Ces profils réduisent significativement les coefficients de corrélation.

À cause de ces profils non-précipitants qui montrent des basses TB, le développement d'un algorithme de quantification nécessite des recherches supplémentaires, ainsi que des outils statistiques plus élaborés tels que des régressions multi-linéaires (e.g. Rysman et al., 2018), des réseaux de neurones (e.g. Surussavadee and Staelin, 2009; Tang et al., 2018), ou le *gradient boosting* (Rysman et al., 2019). Une attention particulière devra être portée sur l'impact de ces profils non-précipitants, qui pourraient induire un biais négatif à l'estimation des chutes de neige.

La quantification des chutes de neige est possible dans des conditions environnementales spécifiques: la température proche du sol doit être peu froide et la vapeur d'eau intégrée élevée. Bien que ces conditions ne soient pas prépondérantes en Arctique, une partie significative des précipitations solides intenses se déroulent dans ces conditions, et représentent une proportion importante (~30-50%) du contenu en neige intégré cumulés sur tous les évènements colocalisés.

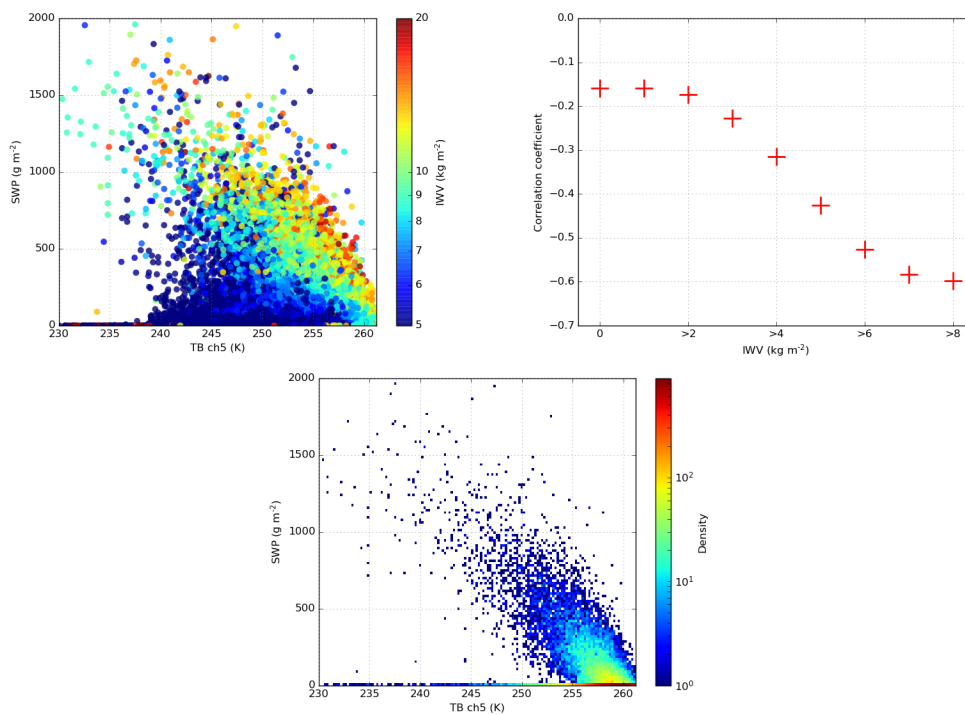


Figure 3.17: **(haut gauche)** SWP en fonction de la TB à 190 GHz pour tous les profils du sous-groupe statistiquement favorable à la détection des chutes de neige (Fig. 8 dans la publication *Remote Sensing*) obtenu par l'arbre de décision. La palette de couleurs montre le contenu en vapeur d'eau intégrée. **(haut droite)** Coefficient de corrélation entre TB 190 GHz et SWP en fonction I WV. Seuls les profils au-dessus du seuil de I WV sont sélectionnés. **(bas)** Histogramme 2D de SWP en fonction de TB à 190 GHz pour les profils du même sous-groupe avec $I WV \geq 8 \text{ kg m}^{-2}$. La palette de couleurs indique la densité d'observations pour des bins de 0,2 K.

3.6 Résumé

Dans ce chapitre, le potentiel des hautes fréquences micro-ondes pour la détection des chutes de neige a été évalué à partir de deux années de données colocalisées entre le CPR de CloudSat et MHS sur NOAA-18. L'algorithme développé a montré une bonne capacité de détection pour les évènements avec des forts contenus en neige intégrés ($\geq 400 \text{ g m}^{-2}$), et des difficultés lorsque ces contenus sont faibles ($\leq 50 \text{ g m}^{-2}$). Les températures de brillance à 190 et $183,3 \pm 3 \text{ GHz}$ (canaux 5 et 4), ainsi que l'humidité intégrée et la température proche du sol ont été identifiées comme les variables les plus importantes pour la détection.

Cependant, cet algorithme présente des limitations liées aux chutes de neige de faible intensité et aux conditions trop froides. De plus, cet algorithme ne prend pas en compte la présence de goutellettes d'eau surfondue, qui peuvent masquer le signal des chutes de neige. Bien que ce phénomène soit fréquent en Arctique, il est généralement associé à des faibles taux de chutes de neige, qui montrent une faible contribution aux températures de brillance. Une prise en compte de la présence d'eau surfondue pourrait améliorer la détection pour les chutes de neige modérées.

Ensuite, cet algorithme a été appliqué à 9 années d'observations MHS. Des comparaisons ont été réalisées avec les observations CloudSat et des données issues de stations de mesures au sol. Une sous-estimation de la fréquence moyenne des chutes de neige est constatée entre MHS (5,4%) et CloudSat (23%), avec des différences maximales en hiver ($\sim 50\%$), pour la période 2007-2010. Les comparaisons avec les données de stations (7,6 jours avec des chutes de neige/mois en moyenne) montrent une sous-estimation moyenne similaire de la climatologie MHS (3,9 jours) pour la même période. Les fréquences mensuelles de chutes de neige ont montré de meilleurs accords entre la climatologie MHS et les stations au sol avec une sous-estimation moyenne de MHS de 2 jours entre novembre et février. Des bons accords sont observés en octobre, probablement en raison des conditions propices aux forts évènements de chutes de neige.

En outre, la fréquence des chutes de neige MHS a montré une augmentation significative proche de +10% sur la période 2009-2017 au-dessus du Groenland, et en Sibérie centrale. Ces résultats, à interpréter avec prudence, illustrent bien l'apport d'information des sondeurs micro-ondes passifs. Par ailleurs, une analyse comprenant des angles de visée MHS jusqu'à 30° a montré que l'extension de l'algorithme aux grands angles semble possible, améliorant ainsi la couverture spatiale du sondeur. Malgré ces limitations, cette climatologie fournit donc des renseignements sur les évènements les plus intenses sur une longue série temporelle.



Conclusion générale et perspectives

Conclusion générale

Les précipitations arctiques sont peu connues relativement à celles des basses et moyennes latitudes, et ce principalement à cause des difficultés de mesure des précipitations solides in situ (Nitu et al., 2018). Le vent, la fonte/évaporation des précipitations et la neige soufflée sont autant d'éléments venant compliquer cette mesure. Pour ces raisons, les climatologies existantes présentent des fortes différences de taux de précipitations en Arctique, particulièrement au-dessus de l'Océan Arctique, du Groenland, des archipels canadiens ainsi que de la Sibérie orientale. Dans ces zones aux conditions extrêmes, les faibles précipitations sont difficiles à mesurer. Malgré la relative méconnaissance des précipitations arctiques, leur caractérisation s'avère essentielle car elles représentent la seule contribution positive aux différents processus de glace et de neige pérenne ou saisonnière (glacier, manteau neigeux, pergélisols).

Dans le contexte du changement climatique, les précipitations totales arctiques devraient augmenter suite à l'augmentation des températures moyennes, permettant à l'atmosphère d'augmenter sa capacité à contenir de la vapeur d'eau (Bintanja and Selten, 2014). Dans les territoires les plus au sud de l'Arctique, les quantités de précipitations liquides ont augmenté au détriment des précipitations solides (Vincent et al., 2015). Dans le nord, cette tendance n'est projetée qu'à partir de la fin du XXI^{ème} siècle (Bintanja and Andry, 2017). L'objectif de cette thèse a été de contribuer à une caractérisation plus précise des précipitations en Arctique en utilisant des observations satellites micro-ondes.

Le Cloud Radar Profiler (CPR) à bord de CloudSat est le premier instrument micro-ondes permettant d'estimer les précipitations solides dans les régions polaires. Les données issues du CPR ont permis d'obtenir une climatologie des précipitations entre 2007-2010 à l'échelle de l'Arctique, pour des latitudes inférieures à 82°N. Malgré l'impossibilité d'obtenir les quantités de précipitations liquides, l'occurrence de phase et les taux de chutes de neige ont contribué à une meilleure caractérisation des précipitations. Cette climatologie souligne la forte occurrence de précipitations mixtes (>50% au-dessus de l'Océan Arctique en été) ainsi que l'occurrence fréquente des faibles précipitations (~50% au-dessus de l'Océan Arctique en hiver). Le taux moyen de chutes de neige observé est de 183 mm an⁻¹, avec des taux intenses (>500 mm

an^{-1}) au-dessus des mers de Barents et du Groenland, de la chaîne de montagne en Alaska, et maxima au-dessus de la côte sud-est du Groenland (2000 mm an^{-1}).

Deux réanalyses, ERA-Interim et Arctic System Reanalysis (ASR), ont été comparées aux estimations de CloudSat. Les cycles saisonnier et inter-annuel, ainsi que les structures de grande échelle sont similaires entre ces jeux de données et CloudSat, témoignant d'un bon accord qualitatif. Quantitativement, les différences les plus importantes sont localisées au Groenland, la Sibérie orientale et les archipels canadiens. Les différences absolues sont plus importantes en hiver, alors que les différences relatives sont plus importantes l'été, durant lequel les taux de chutes de neige moyens sont faibles. Généralement, ERA-I sous-estime fortement les taux de chutes de neige (153 mm an^{-1}) par rapport à CloudSat, alors que la première version de ASR (ASRv1) les sur-estime (206 mm an^{-1}), et la seconde version de ASR (ASRv2) les sous-estime légèrement (174 mm an^{-1}). La sous-estimation de ERA-I est probablement due à la faible proportion de chutes de neige par rapport aux précipitations liquides (Dutra et al., 2011; Boisvert et al., 2018; Wang et al., 2019), liée au schéma de précipitation Tiedtke utilisé dans cette réanalyse (Tiedtke, 1993).

Les données issues de CloudSat ont aussi été comparées avec des données in situ, comme GPCP MP et des données provenant de stations météorologiques. Ces comparaisons montrent à nouveau un bon accord qualitatif. Le produit griddé GPCP MP présente une sous-estimation importante du taux de chutes de neige moyen ($158,1 \text{ mm an}^{-1}$) par rapport à CloudSat, qui pourrait être due aux difficultés de mesures au Groenland ou à l'interpolation des données sur les larges régions sans mesure. Un meilleur accord est observé entre CloudSat ($204,2 \text{ mm an}^{-1}$) et les stations météorologiques (213 mm an^{-1}). Cependant, le jeu de données utilisé ne contient aucune station sur le plateau groenlandais, rendant impossible l'évaluation des taux de chutes de neige dans cette zone qui a montré d'importants désaccords entre CloudSat et les autres climatologies. CloudSat a tendance à montrer une occurrence moins importante des taux de chutes de neige faibles ($<100 \text{ mm an}^{-1}$) comparée aux stations. Il est toutefois important de garder à l'esprit la différence de résolution horizontale et temporelle, et le fait que CloudSat observe le taux de chutes de neige à 1200 mètres au-dessus des surfaces continentales. Bien que les données CloudSat contribuent à caractériser plus précisément les précipitations arctiques, son échantillonnage spatio-temporel est trop faible pour produire des moyennes mensuelles fiables, particulièrement aux basses latitudes, et le problème de batterie survenu après 2011 ne permet pas d'obtenir de longues séries temporelles.

La capacité des radiomètres passifs sondant aux voisinage de 183 GHz a aussi été explorée pour la détection des chutes de neige arctiques. Les mesures de MHS sur NOAA-18 ont été colocalisées entre 2007-2008 avec les mesures du CPR de CloudSat, qui est utilisé comme référence. Dans un premier temps, des études de cas ont montré l'importance des variables environnementales. Une technique de détection par seuil empirique a souligné l'incapacité d'une telle méthode pour notre problématique, et la nécessité de s'appuyer sur des méthodes statistiques plus avancées. Ainsi, en utilisant un algorithme de random forest (RF) entraîné avec deux années de données CPR-MHS, un algorithme de détection des chutes de neige a été développé en Arctique. Cet algorithme a montré des probabilités de détection de 50% pour les chutes de neige avec des faibles contenus intégrés en neige atmosphérique ($\leq 50 \text{ g m}^{-2}$) allant jusqu'à 90% pour les événements plus intenses ($\geq 400 \text{ g m}^{-2}$).

Les températures de brillance à 190 GHz et $183,3 \pm 3$ GHz, l'humidité intégrée et la température proche du sol ont été identifiées comme les variables les plus importantes pour la qualité de la détection. En effet, en cas d'atmosphère trop froide, la contribution du sol à la température de brillance ne permet pas de détecter l'occurrence de chutes de neige.

Ensuite, cet algorithme a été appliqué entre 2009 et 2017 pour les angles de visée MHS compris entre 0° et 15° . Une comparaison avec l'occurrence des chutes de neige obtenues par CloudSat sur 2 années montre une sous-estimation proche de 50% durant l'hiver et le printemps. Cette différence est possiblement due aux conditions froides et aux faibles chutes de neige, plus facilement manquées par l'algorithme MHS que par le CPR de CloudSat. Des comparaisons avec les données au sol ont montré une sous-estimation similaire de MHS. En raison de ces limitations, cette climatologie ne peut probablement pas être utilisée pour valider des modèles. Cependant elle a permis d'obtenir des occurrences de chutes de neige mensuelles, à une résolution de $0,5^\circ \times 0,5^\circ$ et apporte des informations pertinentes sur la distribution spatiale des chutes de neige les plus intenses. De plus, cette climatologie présente des avantages: l'échantillonnage spatio-temporal de MHS est plus important grâce à sa large fauchée et à sa longue série temporelle, et elle nécessite peu de données auxiliaires.

Perspectives

Malgré le problème de batterie du CPR de CloudSat ne permettant que les mesures à la lumière du jour, la climatologie CloudSat pourrait être étendue jusqu'au présent en prenant en compte l'échantillonnage réduit lors de la nuit boréale. En dépit de l'intérêt majeur de la période hivernale pour l'étude des précipitations solides, une extension de la climatologie proche d'une dizaine d'années peut amener des informations essentielles à la compréhension des précipitations solides et leurs liens avec la dynamique atmosphérique. Une perspective supplémentaire serait d'analyser la distribution verticale des précipitations solides issues de CloudSat. Cette approche tri-dimensionnelle permettra de comprendre d'une nouvelle façon la distribution spatiale des précipitations, par exemple en fonction du type de surface (continent, océan, glace de mer). On pourrait aussi évaluer la capacité des modèles climatiques à bien reproduire les précipitations neigeuses et analyser les différents scénarios sur cette base. En outre, le satellite EarthCare (Lefebvre et al., 2018) sera lancé en 2021 avec un CPR à son bord, permettant des observations des précipitations arctiques similaires à celles obtenues par le CPR de CloudSat.

De plus, des études additionnelles pourraient étendre la comparaison à d'autres réanalyses. Entre autres, ERA5 utilise un schéma de précipitations plus avancé que ERA-Interim, et montre des taux de chutes de neige plus importants (Fig. 3.18).

Une focalisation sur le Groenland serait nécessaire car cette zone a montré les différences les plus importantes entre les jeux de données, et un désaccord qualitatif de la phase des précipitations. De même, une comparaison plus affinée entre les données au sol et CloudSat permettrait d'identifier les environnements propices à une mauvaise restitution des taux de chutes de neige. Il serait intéressant de prendre en compte l'altitude des stations, et les reliefs ou côtes environnants. L'utilisation de radar au sol permettrait d'obtenir des estimations supplémentaires, malgré le faible nombre de ces instruments dû à leurs coûts élevés de déploiement et d'opération

(Kneifel et al., 2011). Entre autres, les Micro Rain Radar ont montré un bon accord des taux de chutes de neige avec d'autres instruments en Antarctique (Grazioli et al., 2017), dont CloudSat (Lemonnier et al., 2019).

L'algorithme développé dans cette thèse considère MHS sur NOAA-18 car les colocalisations avec le CPR de CloudSat étaient nombreuses, du fait que les satellites suivaient régulièrement la même orbite. Peu de profils du CPR ont été colocalisés à des pixels MHS avec des angles de visée supérieurs à 30° . En conséquence, la sensibilité des températures de brillances aux chutes de neige n'a pas pu être analysée pour les grands angles. Pour faire cela, il serait nécessaire de colocaliser CloudSat avec une autre plateforme effectuant des mesures micro-ondes passives (voir Fig. 1.11). Par ailleurs, l'algorithme est impacté par les variables atmosphériques, qui sont issues de la réanalyse ERA-I. Il serait intéressant de quantifier cet impact en utilisant une autre réanalyse lors de l'application de l'algorithme aux observations MHS. La réanalyse locale ASR (ou ERA5) serait idéale grâce à sa meilleure résolution spatiale et temporelle.

Plusieurs instruments sondent l'atmosphère à des fréquences proches de MHS, tels que AMSU-B et ATMS, et leur utilisation permettrait une meilleure couverture spatio-temporelle. Les changements mineurs de fréquence du deuxième et cinquième canaux ne provoquent probablement pas de différence substantielle d'interprétation des mesures. Cependant des différences potentielles de sensibilité ou des différences liées à l'étalonnage des instruments pourraient être significatives. Par conséquent, l'algorithme développé n'est peut-être pas directement applicable aux autres instruments. Des études de sensibilité devront être réalisées pour quantifier ces différences, soit en simulant les différents canaux, soit en colocalisant les mesures entre les instruments passifs. De plus, ATMS possède 2 canaux supplémentaires par rapport à MHS aux fréquences $183,31 \pm 1,8$ et $183,31 \pm 4,5$ GHz. Ces derniers permettront sûrement d'amener des informations supplémentaires sur le contenu en neige arctique sur des couches atmosphériques d'altitudes intermédiaires. Cela pourrait permettre une détection moins sensible à la surface ainsi qu'une quantification plus précise des chutes de neige en Arctique.

L'utilisation de polarisations différentes aux fréquences proches de 183 GHz pourrait amener des informations supplémentaires pour la détection et la quantification des chutes de neige. En effet, la différence de polarisation à 166 GHz

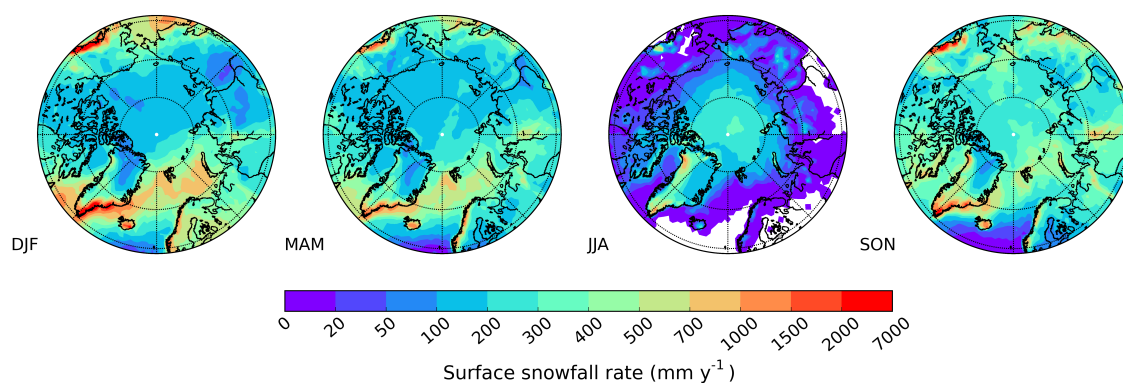


Figure 3.18: Taux des chutes de neige saisonniers (mm y^{-1}) à la surface issus de ERA5 entre 2007 et 2010.

a été utilisée avec succès pour quantifier les chutes de neige avec GMI (Panegrossi et al., 2017; Rysman et al., 2018). Une approche possible consiste à colocaliser les mesures de MHS et de AMSU-B, dont les canaux 3 et 4 sont polarisés horizontalement pour le premier, et verticalement pour le second. Bien que ces instruments à bord des plateformes NOAA-17 et NOAA-18 permettent la colocalisation de mesures dans les zones polaires, il est nécessaire que ces mesures colocalisées aient les mêmes angles de visée, ce qui pourrait réduire considérablement le nombre d'observations disponibles.

Des études additionnelles portant sur la détection des chutes de neige en Antarctique pourraient permettre d'évaluer la sensibilité des fréquences MHS dans des conditions plus sèches et froides, notamment sur le plateau. Les résultats pourraient s'apparenter à ceux obtenus sur le plateau groenlandais, qui montrent un nombre important de non-détection. En théorie, l'atmosphère plus sèche devrait diminuer l'altitude de sondage des fonctions de poids, ce qui pourrait mener à une contribution plus importante de l'émission du sol au signal mesuré, particulièrement à 190 GHz. D'autre part, cet aplatissement des fonctions de poids pourrait augmenter la sensibilité de la fréquence $183,31 \pm 3$ GHz aux hydrométéores de la basse atmosphère. En revanche, la fréquence moins importante d'eau surfondue peut constituer un avantage. L'objectif d'une climatologie étendue sur l'Antarctique, comme pour l'Arctique, est une perspective intéressante en soi, avec la limitation que l'on n'échantillonne pas tous les évènements en raison des conditions environnementales.

La restitution du contenu en neige intégré est une perspective des plus intéressantes. Suite à l'étude de sensibilité conduite en paragraphe 3.5, un algorithme de restitution pourrait être développé afin d'estimer les contenus en neige intégré pour les évènements présentant des conditions atmosphériques assez humides et peu froides. Une autre perspective ambitieuse serait le développement d'un algorithme basé sur une approche physique en Arctique pour quantifier les contributions des différents composants environnementaux sur les TB. Afin de quantifier la sensibilité des fréquences MHS aux profils de taux de chutes de neige issus de CloudSat, le jeu de donnée CPR-MHS pourrait être couplé à des simulations de transfert radiatif. Les profils CloudSat serviraient de variables d'entrées au modèle de transfert radiatif, et les données MHS colocalisées pourraient être utilisées comme référence afin d'obtenir une base de données *a priori* liant les TB au contenu en neige intégré.

Enfin, bien que ce travail de thèse ait montré la capacité des sondeurs micro-ondes passifs à détecter les chutes de neige, un développement plus poussé serait nécessaire afin de caractériser de manière plus approfondie l'évolution des précipitations solides dans le cadre du changement climatique actuel.

ANNEXES

Physique du rayonnement

Les instruments satellitaires mesurent une luminance L_λ , correspondant à une quantité d'énergie par unité de temps, de surface, de longueur d'onde et d'angle solide ($\text{W m}^{-2} \text{nm}^{-1} \text{sr}^{-1}$). Le tableau A.1 définit les grandeurs radiométriques principales utilisées en télédétection.

Grandeur radiométrique	Symbole	Définition	Unité
Flux radiatif	Φ	Énergie rayonnée ou reçue par unité de temps	$\text{W (watt)} = \text{J s}^{-1}$
Exitance	M	Flux énergétique rayonné par une source, par unité de surface et dans un hémisphère	W m^{-2}
Luminance	L	Flux énergétique émis par unité de surface de la source, par unité d'angle solide, dans une direction donnée	$\text{W m}^{-2} \text{sr}^{-1}$
Luminance spectrale	L_λ	Luminance à une longueur d'onde donnée	$\text{W m}^{-2} \text{sr}^{-1} \text{nm}^{-1}$
Éclairement	E	Flux énergétique reçu par unité de surface	W m^{-2}
Réflectance	R	Rapport de l'exitance à l'éclairement	Sans unité

Table A.1: Grandeurs radiométriques principales. Chaque grandeur peut être considérée pour une longueur d'onde particulière, il s'agira alors de *luminance spectrale*, etc.

Théorie du corps noir

Un corps noir est une surface idéale qui absorbe intégralement le rayonnement reçu dans toutes les longueurs d'ondes. Cette surface émet le maximum d'énergie possible, sans transmettre, ni réfléchir d'énergie.

Tout corps ayant une température supérieure à 0 K émet un rayonnement électromagnétique, dû à l'agitation thermique des molécules. Ces émissions se font sur une large bande spectrale, et la **loi de Planck** permet de lier la luminance spectrale L_{λ}^0 ($W m^{-2} sr^{-1} nm^{-1}$), la température physique T (K) et la fréquence λ (nm) pour un corps noir:

$$L_{\lambda}^0(T) = \frac{2hc^2}{\lambda^5(e^{\frac{hc}{k\lambda T}} - 1)} \quad (A.1)$$

avec $c \approx 3,00 \times 10^8 \text{ ms}^{-1}$ la vitesse de la lumière dans le vide, $h \approx 6,63 \times 10^{-34} \text{ Js}$ la constante de Planck et $k \approx 1,38 \times 10^{-23} \text{ JK}^{-1}$ la constante de Boltzmann. Cette loi montre que le spectre d'émission est fonction de la température (fix: ajouter figure).

Loi de Wien

L'équation A.1 dérivée et évaluée en 0 lie la température physique (K) à la longueur d'onde (μm) maximale d'émission d'un corps noir. Nommée loi de Wien, elle s'écrit comme suit:

$$\lambda_{max} T = 2897 \quad (A.2)$$

Cette loi place le maximum d'émission du rayonnement solaire dans le domaine visible ($\lambda_{max} \approx 0,49 \mu m$) et le maximum d'émission du rayonnement tellurique dans l'infrarouge thermique ($\lambda_{max} \approx 9,6 \mu m$) (fix:ajouter figure, si possible, même que équation que Planck).

Loi de Stefan-Boltzmann

L'exitance du corps noir M ($W m^{-2}$) à la température T peut être obtenue en intégrant la loi de Planck sur toutes les longueurs d'onde:

$$M = \sigma T^4 \quad (A.3)$$

avec $\sigma \approx 5,67 \times W m^{-2} K^{-4}$ la constante de Stefan-Boltzmann. Cette loi permet de déterminer les luminances spectrales pour le soleil et la terre, qui diffèrent de façon importante (fix:figure).

Dans le domaine micro-ondes, la loi de Planck (Eq. A.1) peut être simplifiée en utilisant l'approximation Rayleigh-Jeans:

$$\frac{hc}{k\lambda T} \ll 1 \Rightarrow e^{\frac{hc}{k\lambda T}} - 1 \approx \frac{hc}{k\lambda T} \quad (A.4)$$

Donc,

$$L_{\lambda}^0(T) = \frac{2ckT}{\lambda^4} \Rightarrow L_{\lambda}^0(T) \propto T \quad (A.5)$$

La luminance spectrale $L_{\lambda}^0(T)$ d'un corps noir est proportionnelle à la température

physique T .

Corps réel

Dans la nature, un corps réel n'absorbera pas toute l'énergie qu'il reçoit, il transmettra et réfléchira une partie. Les fractions de rayonnement absorbé, transmis et réfléchi sont définies spectralement par les coefficients d'absorption a_λ , de transmission t_λ et de réflexion r_λ .

Pour un corps réel:

$$a_\lambda = \frac{\Phi_\lambda(\text{absorbé})}{\Phi_\lambda(\text{incident})} \quad (\text{A.6})$$

$$t_\lambda = \frac{\Phi_\lambda(\text{transmis})}{\Phi_\lambda(\text{incident})} \quad (\text{A.7})$$

$$r_\lambda = \frac{\Phi_\lambda(\text{réfléchi})}{\Phi_\lambda(\text{incident})} \quad (\text{A.8})$$

avec Φ_λ (W) le flux radiatif spectral. Pour chaque longueur d'onde, ces trois coefficients vérifient:

$$a_\lambda + t_\lambda + r_\lambda = 1 \quad (\text{A.9})$$

Définir une variable de référence par rapport au corps noir peut s'avérer utile afin d'évaluer une surface naturelle. L'émissivité correspond au rapport entre la luminance produite par une surface réelle et celle produite par un corps noir, pour une même fréquence et une même température physique:

$$\epsilon_\lambda = \frac{L_\lambda(T)}{L_\lambda^0(T)} \quad (\text{A.10})$$

L'émissivité varie entre 0 et 1 en fonction de la longueur d'onde, de la polarisation, ainsi que du milieu et de ses propriétés physiques (structure, température...).

La notion de corps noir permet d'introduire la température de brillance T_B d'un corps réel, définie comme la température virtuelle qu'aurait un corps noir émettant la même quantité d'énergie L_λ^0 que celle émise par un corps réel L_λ à une température T .

$$L_\lambda^0(T_B) = L_\lambda(T) \quad (\text{A.11})$$

avec l'émissivité de l'Eq. A.10:

$$L_\lambda^0(T_B) = \epsilon_\lambda L_\lambda^0(T) \quad (\text{A.12})$$

avec l'approximation de Rayleigh-Jeans (Eq. A.5):

$$T_B = \epsilon_\lambda T \quad (\text{A.13})$$

Ainsi, les observations satellites micro-ondes peuvent être exprimées en Kelvin (K). De nombreuses applications utilisant l'émissivité existent en télédétection (p.e. température de surface, présence de glace de mer, salinité des océans).

Liste des acronymes

- AHCCD** Adjusted and Homogenized Canadian Climate Data
- AMAP** Arctic Monitoring and Assessment Programme
- AMSU-A** Advanced Microwave Sounder Unit A
- AMSU-B** Advanced Microwave Sounder Unit B
- ASC** Agence Spatiale Canadienne
- ASR** Arctic System Reanalysis
- ATMS** Advanced Technology Microwave Sounder
- CliC** Climate and Cryosphere
- CMIP5** Coupled Model Intercomparison Project 5
- CPR** Cloud Profiling Radar
- DPR** Dual-Frequency Precipitation Radar
- ECMWF** European Centre for Medium-Range Weather Forecasts
- ERA-I** ERA-Interim
- ESA** European Spatial Agency
- EUMETSAT** European Organisation for the Exploitation of Meteorological Satellites
- GHCN-D** Global Historical Climatology Network Daily
- GIEC** Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat
- GISS** Goddard Institute for Space Studies
- GPM** Global Precipitation Measurement

IASOA International Arctic System for Observing the Atmosphere

INTERACT International Network for Terrestrial Research and Monitoring in the Arctic

IWV Integrated Water Vapor

MHS Microwave Humidity Sounder

NASA National Aeronautics and Space Administration

NOAA National Oceanic and Atmospheric Administration

PIA Path Integrated Attenuation

SIC Sea Ice Concentration

SPICE Solid Precipitation Intercomparison Experiment

SROCC Special Report on the Ocean and Cryosphere in a Changing Climate

ST Surface Type

Suomi NPP Suomi National Polar-orbiting Partnership

SWIPA Snow, Water, Ice and Permafrost in the Arctic

SWP Snow Water Path

TB Température de Brilliance

WMO World Mondial Organization

WRCP World Research Climate Programme

WRF Weather Research and Forecasting

YOPP Year Of Polar Prediction

Liste des figures

1	Carte de l'Arctique. L'isotherme moyenne des 10°C en juillet est représentée en rouge.	2
2	Schéma du cycle hydrologique Arctique indiquant les liens principaux entre atmosphère, océan, continent et cryosphère. Modifié de Vörösmarty et al. (2001).	3
3	(gauche) Distribution spatiale des tendances de température de surface (K) entre 1951-2018, (droite) moyenne zonale. Les données sont issues du GISS Surface Temperature Analysis version 4.	4
4	Contributions des boucles de rétroaction au réchauffement des températures atmosphérique en Arctique, dans les modèles CMIP5. Modifié de (Pithan and Mauritsen, 2014).	5
5	Taux (mm an ⁻¹) de précipitations totales moyens entre 1979-2016 pour GPCG, GPCP et CMAP	7
1.1	(gauche) Capacité de vapeur d'eau atmosphérique en fonction de la température. Un climat présent et un climat futur théoriques sont indiqués. (droite) Schéma théorique illustrant l'évolution de la distribution des précipitations entre un climat présent et un climat futur, en supposant une distribution normale. Les précipitations tombant sous forme liquide sont hachurées.	13
1.2	Changements des taux de précipitations totales (%) projetés par rapport à la période 1986-2005, pour Octobre-Mars pour le scénario RCP8.5 pour les années 2050 (haut gauche) et 2080 (haut droite) , issus des simulations CMIP5. Précipitations totales (mm) mensuelles (bas gauche) et taux de chutes de neige mensuels (bas droite) moyennés pour la période 2006-2015 et 2085-2095 entre 70-90°N. Modifié de AMAP (2017) et Lique et al. (2016).	15

1.3	Proportion des précipitations solides par rapport aux précipitations totales (haut gauche) entre 2006-2015, (haut droite) entre 2091-2100, (bas gauche) et la différence absolue entre les deux. Les régions hachurées ne sont pas significatives. (bas droite) Taux de précipitations liquides et solides actuelles entre 70 et 90 °N et pour un scénario RCP8.5, ainsi que pour un climat futur avec une proportion de chute de neige constante (constant snowfall fraction, CSF). Ces résultats sont issus des simulations CMIP5, et les figures sont modifiées de Bintanja and Andry (2017).	16
1.4	Stations obtenues à partir des jeux de données AHCCD (rouge), GHCND (bleu) entre 2007-2010. Les années 2007-2010 correspondent à la période durant laquelle les données satellites CloudSat sont disponibles.	20
1.5	Pondération relative attribuée aux données provenant de pluviomètre, satellite et réanalyse pour l'estimation des précipitations totales pour la période 2000-2017 dans MSWEP. Une échelle de couleur barycentrique est utilisée. Modifiée de Beck et al. (2019).	22
1.6	Spectre électromagnétique.	23
1.7	Spectre de transmittance de l'atmosphère dans le domaine des micro-ondes pour des fréquences entre 1 et 300 GHz. Les bandes d'absorption de la vapeur d'eau (H ₂ O) à 22,235 et 183,31 GHz et de le dioxygène (O ₂) à 57,29 et 118,75 GHz sont notées.	25
1.8	Relation entre taille des particules, longueurs d'onde et régime de diffusion pour les particules atmosphériques. Modifié de Petty (2006).	26
1.9	Principe de mesure satellite active (gauche), et passive (droite).	27
1.10	(haut) Profils de réflectivité mesurés par le CPR au nord de la Russie le 24 Mars 2007, issus de 2B-GEOPROF. (bas) Taux de chutes de neige estimés (profil et à la surface) par 2C-SP, les types de précipitations estimés à la surface par 2C-PC sont représentés par les cercles colorés.	29
1.11	Frise temporelle des plateformes avec un radiomètre passif micro-ondes (hautes fréquences) à bord. La période entièrement fonctionnelle du CPR de CloudSat est représentée en hachuré noir.	32
1.12	Orbites pour la journée du 08 décembre 2010 de CloudSat en noir, superposées sur celles de MHS avec la palette de couleur. La température de brillance (K) de MHS est montrée à 183,3 ± 3 GHz (canal 4).	33
1.13	Fonctions de poids en ciel clair des canaux MHS pour une atmosphère tropicale (gauche) et arctique (droite) moyenne en juillet 2007, calculées avec RTTOV version 12 pour une visée nadir. Les fonctions de poids des canaux montrant une mesure partielle du sol ont été lissées avec une fonction polynomiale.	34
1.14	Représentation des schémas des nuages et précipitations, a) schéma de Tiedtke utilisé de 1995 à 2010, b) nouveau schéma prognostique utilisé après 2010 (cycle Cy36r4 et au-delà). Modifié de Forbes and Tompkins (2011).	36

2.1	(gauche) Différences moyennes d'altitude de la surface (mètres) entre le modèle numérique de terrain utilisé dans CloudSat 2C-SP version 4 et le MNT ETOPO1 Global Relief Model. (droite) Idem avec 2C-SP version 5. Pour chaque profil CloudSat, le point le plus proche dans ETOPO1 a été sélectionné. Les orbites CloudSat de janvier 2007 sont considérées et les différences sont projetées sur une grille de 1° latitude x 2° longitude.	58
2.2	(gauche) Taux de chute de neige (mm y^{-1}) de surface moyennés entre 2007-2010 issus de 2C-SP R04. (milieu) Similaire pour R05. (droite) Différences en pourcentage entre les deux précédents.	58
2.3	Proportion (%) des profils détectés comme précipitation solide (haut), mixte (milieu) et liquide (bas) par rapport aux profils détectés comme précipitants, moyennés pour chaque saison sur la période 2007-2010.	59
2.4	Taux de chute de neige saisonniers à la surface pour différents jeux de données. "CloudSat" correspond à la climatologie évaluée dans la publication, "CloudSat mixed" inclue les profils caractérisés comme <i>very low confidence</i>	60
2.5	(gauche) Série temporelle du flux d'humidité méridionale convergente au nord de 70°N dans les réanalyses et radiosondes. Les barres rouges verticales indiquent les années 2007 et 2010. Modifiée de Dufour et al. (2016). (droite) Taux de chute de neige annuels (mm an^{-1}) estimés par CloudSat pour l'ensemble de l'Arctique.	61
2.6	Nombre de mesures mensuelles par cellule de grille issues des stations utilisées dans GPCC MP pour la période 2007-2010. Un nombre de mesures égal à 48 signifie qu'une station a mesuré les précipitations continuellement durant les quatre années. Plusieurs stations peuvent être dans une même cellule de grille.	62
2.7	(haut) Proportion (%) des précipitations en phase solide moyennés par saison, issues de GPCC MP sur la période 2007-2010. (bas) Différences absolues de proportion de précipitations solides (%) entre GPCC MP et CloudSat pour la même période.	63
2.8	(haut) Taux des chutes de neige saisonniers (mm an^{-1}) à la surface obtenus par GPCC MP sur la période 2007-2010. (bas) Différences de taux de chute de neige (mm an^{-1}) entre GPCC MP et CloudSat pour la même période.	63
2.9	Taux des chutes de neige annuels (mm an^{-1}) à la surface obtenus par différents jeux de données entre 2007 et 2010.	64
2.10	Taux des chutes de neige (mm an^{-1}) à la surface obtenus par CloudSat et obtenus par stations (ronds). Les taux sont moyennés entre 2007 et 2010.	65
2.11	Taux des chutes de neige saisonniers (mm an^{-1}) à la surface obtenus par CloudSat et par stations.	66
2.12	Taux des chutes de neige saisonniers (mm an^{-1}) à la surface obtenus par CloudSat et par stations (ronds). Les taux sont moyennés entre 2007 et 2010.	66

2.13	(gauche) Scatterplot des taux de chute de neige (mm an^{-1}) entre les observations de stations et CloudSat, moyennés entre 2007-2010. (droite) Distributions normalisées des taux de chute de neige. CloudSat a été colocalisé de différentes façons: la cellule de grille la plus proche de la station CS1, une moyenne des 5 cellules de grille les plus proches CS5, une interpolation linéaire entre les 4 points les plus proches CSL. . . .	67
3.1	Schéma représentant les perturbations du rayonnement micro-ondes par les hydrométéores pour (gauche) les fréquences $<$ à 37 GHz et pour (droite) les fréquences $>$ à 89 GHz.	71
3.2	Schéma explicatif des algorithmes physiques et statistiques.	73
3.3	Schéma explicatif de l'algorithme MHS développé dans cette thèse. . .	77
3.4	(gauche) Fréquence de chutes de neige (%) issue de CloudSat pour une grille de résolution 1° latitude \times 2° longitude, pour le jeu de données CPR-MHS. (droite) Distribution du contenu en neige intégré des profils du jeu de données CPR-MHS. Les 10% des profils les plus intenses sont supérieurs à 220 g m^{-2} (à droite de la ligne verticale rouge).	98
3.5	Probabilité pour les profils d'évaluation détectés comme non-neige, neige, et neige intense par CloudSat d'être classifiés comme chute de neige par l'algorithme de détection MHS. Les cas de neige intense correspondent à 10% des profils avec les plus importants contenus en neige intégré. .	99
3.6	(haut) Histogrammes et (bas) distribution spatiale du nombre d'erreur par cellule de grille pour les pixels d'évaluation de l'algorithme MHS. Les erreurs de fausse alarme, non-détection et la différence entre les deux sont montrées de gauche à droite.	99
3.7	(gauche) Probabilité d'être détecté comme une chute de neige. (droite) Pixels classifiés en neige ou non-neige par l'algorithme de détection présenté dans l'article, pour une orbite de MHS à bord de NOAA-18 le 30 Novembre 2007. Les précipitations détectées au nord de la Russie de l'Est correspondent aux profils présentés dans la Fig. 1.10.	100
3.8	(gauche) Fréquence des chutes de neige (%) MHS entre 2007 et 2010. Seuls les angles de visée MHS entre 0° et 15° sont considérés. (droite) Idem pour CloudSat.	101
3.9	Fréquence de chutes de neige (%) saisonnière estimée par MHS (haut) et par CloudSat (bas) en Arctique entre 2007 et 2010.	102
3.10	Fréquence de chutes de neige mensuelle (%) issue de MHS et de 2C-PC CloudSat (axe de gauche), et le nombre de jours avec des chutes de neige par mois issu de MHS et des stations au sol (axe de droite). Les estimations de CloudSat sont saisonnières tandis que les autres sont mensuelles. Les données sont moyennées sur la totalité de l'Arctique, et le cycle saisonnier est présenté de juillet à juin.	102
3.11	Nombre de jours avec des chutes de neige par mois, moyenné entre 2007-2011 pour les stations obtenues à partir de GHCN-D (cercle) et pour la climatologie MHS.	103
3.12	(gauche) Scatterplot des nombres de jours de neige (njn) par mois pour les stations et pour MHS. Les données ont été moyennées mensuellement entre 2007-2010. La palette de couleurs indiquent les mois.	104

3.13	Fréquence d'occurrence des chutes de neige (%) entre 2009 et 2017. Seuls les angles de visée MHS entre 0° et 15° sont considérés.	105
3.14	(haut) Fréquence d'occurrence mensuelle MHS (%) des chutes de neige moyennée en Arctique entre 2009 et 2017. (bas) Pente de régression linéaire (% pour 9 ans) sur les fréquences mensuelles d'occurrence de chutes de neige entre 2009 et 2017 par cellule de grille. Les points indiquent les tendances significatives à 90%.	106
3.15	Distribution spatiale de la fréquence d'occurrence mensuelle MHS (%) des chutes de neige moyennée en Arctique entre 2009 et 2017.	107
3.16	(gauche) HSS (en rouge) obtenus par l'algorithme de détection et nombres d'observations (en bleu) en fonction de l'angle de visée de MHS. (droite) Importance des variables d'entrée de l'algorithme de détection en fonction de l'angle de visée MHS. Ces valeurs sont moyennées sur dix itérations de l'algorithme de détection.	108
3.17	(haut gauche) SWP en fonction de la TB à 190 GHz pour tous les profils du sous-groupe statistiquement favorable à la détection des chutes de neige (Fig. 8 dans la publication <i>Remote Sensing</i>) obtenu par l'arbre de décision. La palette de couleurs montre le contenu en vapeur d'eau intégrée. (haut droite) Coefficient de corrélation entre TB 190 GHz et SWP en fonction IWV. Seuls les profils au-dessus du seuil de IWV sont sélectionnés. (bas) Histogramme 2D de SWP en fonction de TB à 190 GHz pour les profils du même sous-groupe avec $IWV \geq 8 \text{ kg m}^{-2}$. La palette de couleurs indique la densité d'observations pour des bins de 0,2 K.	110
3.18	Taux des chutes de neige saisonniers (mm y^{-1}) à la surface issus de ERA5 entre 2007 et 2010.	116

Liste des tableaux

1.1	Liste des bases de données de précipitations combinant différentes sources. P indique Pluviomètre; S, Satellite; et R, Réanalyse. GPCC (MP) signifie Global Precipitation Climatology Centre (Monitoring Product); GPCP, Global Precipitation Climatology Project; CMAP, Climate Prediction Center (CPC) Merged Analysis of Precipitation; MWSEP, Multi-Source Weighted-Ensemble Precipitation.	21
1.2	Liste des produits CloudSat élaborés portant sur les précipitations et variables connexes.	28
1.3	Caractéristiques des canaux hautes fréquences micro-ondes pour MHS, AMSU-B et ATMS.	32
3.1	Matrice de confusion pour les algorithmes de classification binaire. . .	77
A.1	Grandeurs radiométriques principales. Chaque grandeur peut être considérée pour une longueur d'onde particulière, il s'agira alors de <i>luminance spectrale</i> , etc.	121

Bibliographie

- Adler, R. F., Huffman, G. J., Chang, A., Ferraro, R., Xie, P.-P., Janowiak, J., Rudolf, B., Schneider, U., Curtis, S., Bolvin, D., et al. The version-2 global precipitation climatology project (GPCP) monthly precipitation analysis (1979–present). *Journal of hydrometeorology*, 4(6):1147–1167, 2003.
- Aliabadi, A. A., Thomas, J. L., Herber, A. B., Staebler, R. M., Leaitch, W. R., Schulz, H., Law, K. S., Marelle, L., Burkart, J., Willis, M. D., et al. Ship emissions measurement in the Arctic by plume intercepts of the Canadian Coast Guard icebreaker Amundsen from the Polar 6 aircraft platform. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 16(12): 7899–7916, 2016.
- Allaix, É. La gestion du spectre radioélectrique: organisations, enjeux et risques pour la météorologie et les sciences du climat. *La Météorologie*, 2019.
- Amante, C. and Eakins, B. ETOPO1 1 Arc-Minute Global Relief Model: Procedures, Data Sources and Analysis. NOAA Technical Memorandum NESDIS NGDC-24. National Geophysical Data Center, NOAA. doi:10.7289/V5C8276M. Accessed 03/08/2018. 2009.
- AMAP. Snow, Water, Ice and Permafrost in the Arctic (SWIPA) Arctic Monitoring and Assessment Programme (AMAP), Oslo, Norway. (269), 2017.
- Aoki, T., Hachikubo, A., and Hori, M. Effects of snow physical parameters on shortwave broadband albedos. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 108(D19), 2003.
- Aonashi, K., Awaka, J., Hirose, M., Kozu, T., Kubota, T., Liu, G., Shige, S., Kida, S., Seto, S., Takahashi, N., et al. GSMaP passive microwave precipitation retrieval algorithm: Algorithm description and validation. *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II*, 87:119–136, 2009.
- Barrere, M., Domine, F., Decharme, B., Morin, S., Vionnet, V., and Lafaysse, M. Evaluating the performance of coupled snow–soil models in SURFEXv8 to simulate the permafrost thermal regime at a high Arctic site. *Geoscientific Model Development*, 10(9), 2017.

- Beck, H. E., Van Dijk, A. I., Levizzani, V., Schellekens, J., Gonzalez Miralles, D., Martens, B., and De Roo, A. MSWEP: 3-hourly 0.25 global gridded precipitation (1979-2015) by merging gauge, satellite, and reanalysis data. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21(1):589–615, 2017a.
- Beck, H. E., Vergopolan, N., Pan, M., Levizzani, V., Van Dijk, A. I., Weedon, G. P., Brocca, L., Pappenberger, F., Huffman, G. J., and Wood, E. F. Global-scale evaluation of 22 precipitation datasets using gauge observations and hydrological modeling. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21(12):6201–6217, 2017b.
- Beck, H. E., Wood, E. F., Pan, M., Fisher, C. K., Miralles, D. G., Van Dijk, A. I., McVicar, T. R., and Adler, R. F. MSWEP V2 global 3-hourly 0.1° precipitation: methodology and quantitative assessment. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 100(3):473–500, 2019.
- Bengtsson, L., Hagemann, S., and Hodges, K. I. Can climate trends be calculated from reanalysis data? *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 109(D11), 2004.
- Bengtsson, L., Hodges, K. I., Koumoutsaris, S., Zahn, M., and Keenlyside, N. The changing atmospheric water cycle in Polar Regions in a warmer climate. *Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography*, 63(5):907–920, 2011.
- Bennartz, R. and Bauer, P. Sensitivity of microwave radiances at 85–183 GHz to precipitating ice particles. *Radio Science*, 38(4), 2003.
- Bennartz, R. and Petty, G. W. The sensitivity of microwave remote sensing observations of precipitation to ice particle size distributions. *Journal of Applied Meteorology*, 40(3):345–364, 2001.
- Bennartz, R., Fell, F., Pettersen, C., Shupe, M. D., and Schuettmeyer, D. Spatial and temporal variability of snowfall over Greenland from CloudSat observations. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 19(12):8101–8121, 2019.
- Bhatt, U. S., Walker, D. A., Reynolds, M. K., Bieniek, P. A., Epstein, H. E., Comiso, J. C., Pinzon, J. E., Tucker, C. J., Steele, M., Ermold, W., et al. Changing seasonality of panarctic tundra vegetation in relationship to climatic variables. *Environmental Research Letters*, 12(5):055003, 2017.
- Bintanja, R. and Andry, O. Towards a rain-dominated Arctic. *Nature Climate Change*, 7(4):263, 2017.
- Bintanja, R. and Selten, F. Future increases in Arctic precipitation linked to local evaporation and sea-ice retreat. *Nature*, 509(7501):479, 2014.
- Blazey, B., Holland, M., and Hunke, E. Arctic Ocean sea ice snow depth evaluation and bias sensitivity in CCSM. *The Cryosphere*, 7(6):1887–1900, 2013.
- Boisvert, L. N., Webster, M. A., Petty, A. A., Markus, T., Bromwich, D. H., and Cullather, R. I. Intercomparison of precipitation estimates over the Arctic Ocean and its peripheral seas from reanalyses. *Journal of Climate*, 31(20):8441–8462, 2018.

-
- Bokhorst, S., Pedersen, S. H., Brucker, L., Anisimov, O., Bjerke, J. W., Brown, R. D., Ehrlich, D., Essery, R. L., Heilig, A., Ingvander, S., et al. Changing Arctic snow cover: A review of recent developments and assessment of future needs for observations, modelling, and impacts. *Ambio*, 45(5):516–537, 2016.
- Box, J. E., Cressie, N., Bromwich, D. H., Jung, J.-H., Van Den Broeke, M., Van Angelen, J., Forster, R. R., Miège, C., Mosley-Thompson, E., Vinther, B., et al. Greenland ice sheet mass balance reconstruction. Part I: Net snow accumulation (1600–2009). *Journal of Climate*, 26(11):3919–3934, 2013.
- Box, J. E., Colgan, W. T., Christensen, T. R., Schmidt, N. M., Lund, M., Parmentier, F.-J. W., Brown, R., Bhatt, U. S., Euskirchen, E. S., Romanovsky, V. E., et al. Key indicators of Arctic climate change: 1971–2017. *Environmental Research Letters*, 14(4):045010, 2019.
- Bromwich, D., Wilson, A., Bai, L., Liu, Z., Barlage, M., Shih, C.-F., Maldonado, S., Hines, K., Wang, S.-H., Woollen, J., et al. The Arctic System Reanalysis, version 2. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 99(4):805–828, 2018.
- Bromwich, D. H., Wilson, A. B., Bai, L.-S., Moore, G. W., and Bauer, P. A comparison of the regional Arctic System Reanalysis and the global ERA-Interim Reanalysis for the Arctic. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 142(695):644–658, 2016.
- Brown, R., Schuler, D. V., Bulygina, O., Derksen, C., Luoju, K., Mudryk, L., Wang, L., and Yang, D. *Arctic terrestrial snow cover. In: Snow, Water, Ice and Permafrost in the Arctic (SWIPA) 2017*, pages 65–102. 11 2017. ISBN ISBN 978-82-7971-101-8.
- Brugnach, M., Craps, M., and Dewulf, A. Including indigenous peoples in climate change mitigation: addressing issues of scale, knowledge and power. *Climatic change*, 140(1):19–32, 2017.
- Callaghan, T. V., Johansson, M., Brown, R. D., Groisman, P. Y., Labba, N., and Radionov, V. Changing snow cover and its impacts. 2011a.
- Callaghan, T. V., Johansson, M., Brown, R. D., Groisman, P. Y., Labba, N., Radionov, V., Barry, R. G., Bulygina, O. N., Essery, R. L., Frolov, D., et al. The changing face of Arctic snow cover: A synthesis of observed and projected changes. *Ambio*, 40(1): 17–31, 2011b.
- Carmack, E. C., Yamamoto-Kawai, M., Haine, T. W., Bacon, S., Bluhm, B. A., Lique, C., Melling, H., Polyakov, I. V., Straneo, F., Timmermans, M.-L., et al. Freshwater and its role in the Arctic Marine System: Sources, disposition, storage, export, and physical and biogeochemical consequences in the Arctic and global oceans. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 121(3):675–717, 2016.
- Christiansen, H. H., Eitzelmüller, B., Isaksen, K., Juliussen, H., Farbro, H., Humlum, O., Johansson, M., Ingeman-Nielsen, T., Kristensen, L., Hjort, J., et al. The thermal state of permafrost in the Nordic area during the International Polar Year 2007–2009. *Permafrost and Periglacial Processes*, 21(2):156–181, 2010.

- Cochran, P., Huntington, O. H., Pungowiyi, C., Tom, S., Chapin, F. S., Huntington, H. P., Maynard, N. G., and Trainor, S. F. Indigenous frameworks for observing and responding to climate change in Alaska. In *Climate Change and Indigenous Peoples in the United States*, pages 49–59. Springer, 2013.
- Cohen, J. A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and psychological measurement*, 20(1):37–46, 1960.
- Cohen, J., Screen, J., Furtado, J., Barlow, M., Whittleston, D., Coumou, D., Francis, J., Dethloff, K., Entekhabi, D., Overland, J., and Jones, J. Recent Arctic amplification and extreme mid-latitude weather. *Nature Geoscience*, 7:627–637, 08 2014. doi: 10.1038/ngeo2234.
- Colbeck, S. An overview of seasonal snow metamorphism. *Reviews of Geophysics*, 20(1):45–61, 1982.
- Cullather, R., Hamill, T., Bromwich, D., Wu, X., and Taylor, P. Systematic Improvements of Reanalyses in the Arctic (SIRTA) White Paper, 2016.
- Dai, A., Luo, D., Song, M., and Liu, J. Arctic amplification is caused by sea-ice loss under increasing CO₂. *Nature communications*, 10(1):121, 2019.
- Dee, D. P., Uppala, S. M., Simmons, A., Berrisford, P., Poli, P., Kobayashi, S., Andrae, U., Balmaseda, M., Balsamo, G., Bauer, d. P., et al. The ERA-Interim reanalysis: Configuration and performance of the data assimilation system. *Quarterly Journal of the royal meteorological society*, 137(656):553–597, 2011.
- Defer, E., Prigent, C., Aires, F., Pardo, J., Walden, C., Zanifé, O.-Z., Chaboureaud, J.-P., and Pinty, J.-P. Development of precipitation retrievals at millimeter and sub-millimeter wavelengths for geostationary satellites. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 113(D8), 2008.
- Derksen, C., Brown, R., Mudryk, L., and Luojus, K. Terrestrial Snow. In: Arctic Report Card 2016. 2016. URL https://arctic.noaa.gov/Portals/7/ArcticReportCard/Documents/ArcticReportCard_full_report2016.pdf?ver=2019-06-14-143312-900.
- Déry, S. J. and Brown, R. D. Recent Northern Hemisphere snow cover extent trends and implications for the snow-albedo feedback. *Geophysical Research Letters*, 34(22), 2007.
- Dou, T., Xiao, C., Liu, J., Han, W., Du, Z., Mahoney, A. R., Jones, J., and Eicken, H. A key factor initiating surface ablation of Arctic sea ice: earlier and increasing liquid precipitation. *The Cryosphere*, 13(4):1233–1246, 2019.
- Doyle, S. H., Hubbard, A., Van De Wal, R. S., Box, J. E., Van As, D., Scharrer, K., Meierbachtol, T. W., Smeets, P. C., Harper, J. T., Johansson, E., et al. Amplified melt and flow of the Greenland ice sheet driven by late-summer cyclonic rainfall. *Nature Geoscience*, 8(8):647, 2015.
- Draine, B. T. and Flatau, P. J. Discrete-dipole approximation for scattering calculations. *JOSA A*, 11(4):1491–1499, 1994.

-
- Draine, B. T. and Flatau, P. J. User guide for the discrete dipole approximation code DDSCAT 7.3. *arXiv preprint arXiv:1305.6497*, 2013.
- Dufour, A., Zolina, O., and Gulev, S. K. Atmospheric moisture transport to the Arctic: Assessment of reanalyses and analysis of transport components. *Journal of Climate*, 29(14):5061–5081, 2016.
- Dutra, E., Kotlarski, S., Viterbo, P., Balsamo, G., Miranda, P. M., Schär, C., Bissolli, P., and Jonas, T. Snow cover sensitivity to horizontal resolution, parameterizations, and atmospheric forcing in a land surface model. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 116(D21), 2011.
- Ebtehaj, A. and Kummerow, C. Microwave retrievals of terrestrial precipitation over snow-covered surfaces: A lesson from the GPM satellite. *Geophysical Research Letters*, 44(12):6154–6162, 2017.
- Edel, L., Rysman, J.-F., Claud, C., Palerme, C., and Genthon, C. Potential of Passive Microwave around 183 GHz for Snowfall Detection in the Arctic. *Remote Sensing*, 11(19):2200, 2019.
- Edel, L., Claud, C., Genthon, C., Palerme, C., Wood, N., L'Ecuyer, T., and Bromwich, D. Arctic snowfall from CloudSat observations and reanalyses. *Journal of Climate*, 2020.
- Engvall, A.-C., Krejci, R., Ström, J., Minikin, A., Treffeisen, R., Stohl, A., and Herber, A. In-situ airborne observations of the microphysical properties of the Arctic tropospheric aerosol during late spring and summer. *Tellus B: Chemical and Physical Meteorology*, 60(3):392–404, 2008.
- EUMETSAT. ATOVS Level 1b Product Guide. 2010. URL http://www.eumetsat.int/website/wcm/idc/idcplg?IdcService=GET_FILE&dDocName=pdf_v2a_atovs_level_1b&RevisionSelectionMethod=LatestReleased&Rendition=Web.
- Ferraro, R. R., Weng, F., Grody, N. C., Zhao, L., Meng, H., Kongoli, C., Pellegrino, P., Qiu, S., and Dean, C. NOAA operational hydrological products derived from the advanced microwave sounding unit. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(5):1036–1049, 2005.
- Forbes, R. and Tompkins, A. An improved representation of cloud and precipitation. pages 13–18, 2011. doi: 10.21957/nfgulzhe. URL <https://www.ecmwf.int/node/17431>.
- Francis, J. A., White, D. M., Cassano, J. J., Gutowski, W. J., Hinzman, L. D., Holland, M. M., Steele, M. A., and Vörösmarty, C. J. An arctic hydrologic system in transition: Feedbacks and impacts on terrestrial, marine, and human life. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 114(G4), 2009.
- Fridlind, A. M. and Ackerman, A. S. Simulations of Arctic Mixed-Phase Boundary Layer Clouds: Advances in Understanding and Outstanding Questions. In *Mixed-Phase Clouds*, pages 153–183. Elsevier, 2018.

- Fuchs, T., Rapp, J., Rubel, F., and Rudolf, B. Correction of synoptic precipitation observations due to systematic measuring errors with special regard to precipitation phases. *Physics and Chemistry of the Earth, Part B: Hydrology, Oceans and Atmosphere*, 26(9):689–693, 2001.
- Funatsu, B. M., Claud, C., and Chaboureau, J.-P. Potential of Advanced Microwave Sounding Unit to identify precipitating systems and associated upper-level features in the Mediterranean region: Case studies. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 112(D17), 2007.
- Gardner, A. S., Moholdt, G., Cogley, J. G., Wouters, B., Arendt, A. A., Wahr, J., Berthier, E., Hock, R., Pfeffer, W. T., Kaser, G., et al. A reconciled estimate of glacier contributions to sea level rise: 2003 to 2009. *science*, 340(6134):852–857, 2013.
- Gelaro, R., McCarty, W., Suárez, M. J., Todling, R., Molod, A., Takacs, L., Randles, C. A., Darmenov, A., Bosilovich, M. G., Reichle, R., et al. The modern-era retrospective analysis for research and applications, version 2 (MERRA-2). *Journal of Climate*, 30(14):5419–5454, 2017.
- Giles, K. A., Laxon, S. W., and Ridout, A. L. Circumpolar thinning of Arctic sea ice following the 2007 record ice extent minimum. *Geophysical Research Letters*, 35(22), 2008.
- Goosse, H., Kay, J. E., Armour, K. C., Bodas-Salcedo, A., Chepfer, H., Docquier, D., Jonko, A., Kushner, P. J., Lecomte, O., Massonnet, F., et al. Quantifying climate feedbacks in polar regions. *Nature communications*, 9(1):1919, 2018.
- Graham, R. M., Cohen, L., Ritzhaupt, N., Segger, B., Graverson, R. G., Rinke, A., Walden, V. P., Granskog, M. A., and Hudson, S. R. Evaluation of six atmospheric reanalyses over Arctic sea ice from winter to early summer. *Journal of Climate*, (2019), 2019.
- Granskog, M. A., Assmy, P., Gerland, S., Spreen, G., Steen, H., and Smedsrud, L. H. Arctic research on thin ice: Consequences of Arctic sea ice loss. *Eos Trans. AGU*, 97(5):22–26, 2016.
- Graverson, R. G. and Wang, M. Polar amplification in a coupled climate model with locked albedo. *Climate Dynamics*, 33(5):629–643, 2009.
- Graverson, R. G., Langen, P. L., and Mauritsen, T. Polar amplification in CCSM4: Contributions from the lapse rate and surface albedo feedbacks. *Journal of Climate*, 27(12):4433–4450, 2014.
- Grazioli, J., Genthon, C., Boudevillain, B., Duran-Alarcon, C., Del Guasta, M., Madeleine, J.-B., and Berne, A. Measurements of precipitation in Dumont d’Urville, Adélie Land, East Antarctica. 2017.
- Grody, N. C. Classification of snow cover and precipitation using the Special Sensor Microwave Imager. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 96(D4):7423–7435, 1991.

-
- Hanssen-Bauer, I., Drange, H., Førland, E., Roald, L., Børsheim, K., Hisdal, H., Lawrence, D., Nesje, A., Sandven, S., Sorteberg, A., et al. Climate in Norway 2100. *Background information to NOU Climate adaptation (In Norwegian: Klima i Norge 2100. Bakgrunnsmateriale til NOU Klimatilpassing)*, Oslo: Norsk klimasenter, 2009.
- Harpold, A. A., Kaplan, M. L., Klos, Z. P., Link, T., McNamara, J. P., Rajagopal, S., Schumer, R., and Steele, C. M. Rain or snow: hydrologic processes, observations, prediction, and research needs. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2017.
- Hartmann, D. L., Tank, A. M. K., Rusticucci, M., Alexander, L. V., Brönnimann, S., Charabi, Y. A. R., Dentener, F. J., Dlugokencky, E. J., Easterling, D. R., Kaplan, A., et al. Observations: atmosphere and surface. In *Climate change 2013 the physical science basis: Working group I contribution to the fifth assessment report of the intergovernmental panel on climate change*, pages 159–254. Cambridge University Press, 2013.
- Haynes, J. M., L'Ecuyer, T. S., Stephens, G. L., Miller, S. D., Mitrescu, C., Wood, N. B., and Tanelli, S. Rainfall retrieval over the ocean with spaceborne W-band radar. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 114(D8), 2009.
- Hinzman, L. D., Deal, C. J., McGuire, A. D., Mernild, S. H., Polyakov, I. V., and Walsh, J. E. Trajectory of the Arctic as an integrated system. *Ecological Applications*, 23(8): 1837–1868, 2013.
- Holmes, R. M., Shiklomanov, A. I., Tank, S. E., McClelland, J. W., and Tretiakov, M. River Discharge. In: Arctic Report Card 2018. 2018. URL <https://www.arctic.noaa.gov/Report-Card/Report-Card-2018/ArtMID/7878/ArticleID/786/River-Discharge>.
- Hong, S.-Y. and Lim, J.-O. J. The WRF single-moment 6-class microphysics scheme (WSM6). *Asia-Pacific Journal of Atmospheric Sciences*, 42(2):129–151, 2006.
- Hudak, D., Barker, H., Rodriguez, P., and Donovan, D. The canadian CloudSat validation project. *Proceeding of the Fourth European Conference on Radar in Hydrology and Meteorology, Barcelona, Spain*, 609–612, 2006. URL <http://www.crahi.upc.edu/ERAD2006/proceedingsMask/00165.pdf>.
- Hudson, S. R. Estimating the global radiative impact of the sea ice–albedo feedback in the Arctic. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 116(D16), 2011.
- Huntington, H. P. *Arctic flora and fauna: status and conservation*. Conservation of Arctic Flora and Fauna (CAFF), 2001.
- Intrieri, J. M. and Shupe, M. D. Characteristics and radiative effects of diamond dust over the western Arctic Ocean region. *Journal of Climate*, 17(15):2953–2960, 2004.
- Irannezhad, M., Ronkanen, A.-K., and Kløve, B. Wintertime climate factors controlling snow resource decline in Finland. *International Journal of Climatology*, 36(1): 110–131, 2016.
- Jakobson, E., Vihma, T., Palo, T., Jakobson, L., Keernik, H., and Jaagus, J. Validation of atmospheric reanalyses over the central Arctic Ocean. *Geophysical research letters*, 39(10), 2012.

- Kanamitsu, M., Ebisuzaki, W., Woollen, J., Yang, S.-K., Hnilo, J., Fiorino, M., and Potter, G. Ncep–doe amip-ii reanalysis (r-2). *Bulletin of the American Meteorological Society*, 83(11):1631–1644, 2002.
- Kaplan, J. O. and New, M. Arctic climate change with a 2 C global warming: Timing, climate patterns and vegetation change. *Climatic change*, 79(3-4):213–241, 2006.
- Katsumata, M., Uyeda, H., Iwanami, K., and Liu, G. The response of 36-and 89-GHz microwave channels to convective snow clouds over ocean: Observation and modeling. *Journal of Applied Meteorology*, 39(12):2322–2335, 2000.
- Kay, J. E., L'Ecuyer, T., Chepfer, H., Loeb, N., Morrison, A., and Cesana, G. Recent advances in Arctic cloud and climate research. *Current Climate Change Reports*, 2 (4):159–169, 2016.
- Kidd, C. and Levizzani, V. Status of satellite precipitation retrievals. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15(4):1109–1116, 2011.
- Kim, M.-J., Weinman, J., Olson, W., Chang, D.-E., Skofronick-Jackson, G., and Wang, J. A physical model to estimate snowfall over land using AMSU-B observations. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 113(D9), 2008.
- Kneifel, S., Maahn, M., Peters, G., and Simmer, C. Observation of snowfall with a low-power FM-CW K-band radar (Micro Rain Radar). *Meteorology and Atmospheric Physics*, 113(1-2):75–87, 2011.
- Kobayashi, S., Ota, Y., Harada, Y., Ebata, A., Moriya, M., Onoda, H., Onogi, K., Kamahori, H., Kobayashi, C., Endo, H., et al. The JRA-55 reanalysis: General specifications and basic characteristics. *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II*, 93(1):5–48, 2015.
- Koenig, L. S., Ivanoff, A., Alexander, P. M., MacGregor, J. A., Fettweis, X., Panzer, B., Forster, R. R., Das, I., McConnell, J. R., Tedesco, M., et al. Annual Greenland accumulation rates (2009–2012) from airborne snow radar. *The Cryosphere*, 10(4), 2016.
- Kojima, M., Miura, T., Furukawa, K., Hyakusoku, Y., Ishikiri, T., Kai, H., Iguchi, T., Hanado, H., and Nakagawa, K. Dual-frequency precipitation radar (DPR) development on the global precipitation measurement (GPM) core observatory. *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*, 8528, 11 2012. doi: 10.1117/12.976823.
- Kongoli, C., Pellegrino, P., Ferraro, R. R., Grody, N. C., and Meng, H. A new snowfall detection algorithm over land using measurements from the Advanced Microwave Sounding Unit (AMSU). *Geophysical Research Letters*, 30(14), 2003.
- Kongoli, C., Meng, H., Dong, J., and Ferraro, R. A snowfall detection algorithm over land utilizing high-frequency passive microwave measurements—Application to ATMS. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 120(5):1918–1932, 2015.
- Kristjánsson, J., Barstad, I., Aspelien, T., Føre, I., Godøy, Ø., Hov, Ø., Irvine, E., Iversen, T., Kolstad, E., Nordeng, T., et al. The Norwegian IPY–THORPEX: Polar

-
- lows and Arctic fronts during the 2008 Andøya campaign. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 92(11):1443–1466, 2011.
- Ksenofontov, S., Backhaus, N., and Schaepman-Strub, G. ‘There are new species’: indigenous knowledge of biodiversity change in Arctic Yakutia. *Polar Geography*, 42(1):34–57, 2019.
- Kulie, M. S., Milani, L., Wood, N. B., Tushaus, S. A., Bennartz, R., and L’Ecuyer, T. S. A shallow cumuliform snowfall census using spaceborne radar. *Journal of Hydrometeorology*, 17(4):1261–1279, 2016.
- Laîné, A., Nakamura, H., Nishii, K., and Miyasaka, T. A diagnostic study of future evaporation changes projected in CMIP5 climate models. *Climate dynamics*, 42(9-10):2745–2761, 2014.
- Lampert, A., Ehrlich, A., Dörnbrack, A., Jourdan, O., Gayet, J.-F., Mioche, G., Shcherbakov, V., Ritter, C., and Wendisch, M. Microphysical and radiative characterization of a subvisible midlevel Arctic ice cloud by airborne observations—a case study. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 9(8):2647–2661, 2009.
- Laviola, S. and Levizzani, V. The 183-WSL fast rain rate retrieval algorithm: Part I: Retrieval design. *Atmospheric Research*, 99(3-4):443–461, 2011.
- Lefebvre, A., Hélière, A., Wallace, K., Carmo, J. P. do, Nakatsuka, H., and Tomita, E. The ESA Earthcare Mission: Approaching Launch. In *IGARSS 2018-2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pages 1841–1844. IEEE, 2018.
- Lemonnier, F., Madeleine, J.-B., Claud, C., Genthon, C., Duran-Alarcon, C., Palerme, C., Berne, A., Souverijns, N., Van Lipzig, N., Gorodetskaya, I., et al. Evaluation of CloudSat snowfall rate profiles by a comparison with in situ micro-rain radar observations in East Antarctica. *The Cryosphere*, 13(3):943–954, 2019.
- Libbrecht, K. G. *Ken Libbrecht’s field guide to snowflakes*. Voyageur Press, 2016.
- Lindsay, R., Wensnahan, M., Schweiger, A., and Zhang, J. Evaluation of seven different atmospheric reanalysis products in the Arctic. *Journal of Climate*, 27(7):2588–2606, 2014.
- Lique, C., Holland, M. M., Dibike, Y. B., Lawrence, D. M., and Screen, J. A. Modeling the Arctic freshwater system and its integration in the global system: Lessons learned and future challenges. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 121(3):540–566, 2016.
- Liston, G. and Sturm, M. The role of winter sublimation in the Arctic moisture budget. *Hydrology Research*, 35(4-5):325–334, 2004.
- Liston, G. E. and Sturm, M. Winter precipitation patterns in arctic Alaska determined from a blowing-snow model and snow-depth observations. *Journal of hydrometeorology*, 3(6):646–659, 2002.
- Liu, G. A database of microwave single-scattering properties for nonspherical ice particles. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 89(10):1563–1570, 2008a.

- Liu, G. Deriving snow cloud characteristics from CloudSat observations. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 113(D8), 2008b.
- Liu, G. and Curry, J. A. Precipitation characteristics in Greenland-Iceland-Norwegian Seas determined by using satellite microwave data. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 102(D12):13987–13997, 1997.
- Liu, G. and Curry, J. A. Observation and interpretation of microwave cloud signatures over the Arctic Ocean during winter. *Journal of Applied Meteorology*, 42(1):51–64, 2003.
- Liu, G. and Seo, E.-K. Detecting snowfall over land by satellite high-frequency microwave observations: The lack of scattering signature and a statistical approach. *Journal of geophysical research: atmospheres*, 118(3):1376–1387, 2013.
- Locatelli, J. D. and Hobbs, P. V. Fall speeds and masses of solid precipitation particles. *Journal of Geophysical Research*, 79(15):2185–2197, 1974.
- Maggioni, V., Meyers, P. C., and Robinson, M. D. A review of merged high-resolution satellite precipitation product accuracy during the Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) era. *Journal of Hydrometeorology*, 17(4):1101–1117, 2016.
- Marshall, J. S. and Palmer, W. M. K. The distribution of raindrops with size. *Journal of meteorology*, 5(4):165–166, 1948.
- McGuire, A. D., Anderson, L. G., Christensen, T. R., Dallimore, S., Guo, L., Hayes, D. J., Heimann, M., Lorenson, T. D., Macdonald, R. W., and Roulet, N. Sensitivity of the carbon cycle in the Arctic to climate change. *Ecological Monographs*, 79(4): 523–555, 2009.
- Mekis, É. and Vincent, L. A. An overview of the second generation adjusted daily precipitation dataset for trend analysis in Canada. *Atmosphere-Ocean*, 49(2): 163–177, 2011.
- Menne, M. J., Durre, I., Vose, R. S., Gleason, B. E., and Houston, T. G. An overview of the global historical climatology network-daily database. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 29(7):897–910, 2012.
- Merkouriadi, I., Cheng, B., Graham, R. M., Rösel, A., and Granskog, M. A. Critical role of snow on sea ice growth in the Atlantic sector of the Arctic Ocean. *Geophysical Research Letters*, 44(20):10–479, 2017.
- Mernild, S. H., Hanna, E., McConnell, J. R., Sigl, M., Beckerman, A. P., Yde, J. C., Cappelen, J., Malmros, J. K., and Steffen, K. Greenland precipitation trends in a long-term instrumental climate context (1890–2012): Evaluation of coastal and ice core records. *International Journal of Climatology*, 35(2):303–320, 2015.
- Miller, G. H., Brigham-Grette, J., Alley, R. B., Anderson, L., Bauch, H. A., Douglas, M., Edwards, M., Elias, S., Finney, B., Fitzpatrick, J., et al. Temperature and precipitation history of the Arctic. *Quaternary Science Reviews*, 29(15-16): 1679–1715, 2010.

-
- Mioche, G. and Jourdan, O. Spaceborne Remote Sensing and Airborne In Situ Observations of Arctic Mixed-Phase Clouds. In *Mixed-Phase Clouds*, pages 121–150. Elsevier, 2018.
- Mishchenko, M. I., Videen, G., Babenko, V. A., Khlebtsov, N. G., and Wriedt, T. Comprehensive T-matrix reference database: a 2004–06 update. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 106(1-3):304–324, 2007.
- Mitchell, D. L. Use of mass-and area-dimensional power laws for determining precipitation particle terminal velocities. *Journal of the atmospheric sciences*, 53(12):1710–1723, 1996.
- Mitchell, D. L. and Heymsfield, A. J. Refinements in the treatment of ice particle terminal velocities, highlighting aggregates. *Journal of the atmospheric sciences*, 62(5):1637–1644, 2005.
- Morin, S., Lejeune, Y., Lesaffre, B., Panel, J.-M., Poncet, D., David, P., and Sudul, M. An 18-yr long (1993–2011) snow and meteorological dataset from a mid-altitude mountain site (Col de Porte, France, 1325 m alt.) for driving and evaluating snowpack models. *Earth System Science Data*, 4(1):13–21, 2012.
- Nakaya, U. and Marshall, J. Snow crystals. *American Journal of Physics*, 22:573–573, 1954.
- Nitu, R., Roulet, Y.-A., Wolff, M., Earle, M., Reverdin, A., Smith, C., Kochendorfer, J., Morin, S., Rasmussen, R., Wong, K., Alastrué, J., Arnold, L., Baker, B., Buisán, S., Collado, J., Colli, M., Collins, B., Gaydos, A., Hannula, H.-R., Hoover, J., Joe, P., Kontu, A., Laine, T., Lanza, L., Lanzinger, E., Lee, G., Lejeune, Y., Leppänen, L., Mekis, E., Panel, J.-M., Poikonen, A., Ryu, S., Sabatini, F., Theriault, J., Yang, D., Genthon, C., Heuvel, F., van den, Hirasawa, N., Konishi, H., Motoyoshi, H., Nakai, S., Nishimura, K., Senese, A., , and Yamashita, K. WMO Solid Precipitation Intercomparison Experiment (SPICE) (2012 - 2015). *IOM No.131*, 2018.
- Noh, Y.-J. and Liu, G. Satellite and aircraft observations of snowfall signature at microwave frequencies. *Riv. Ital. Telerilevamento*, 30:101–118, 2004.
- Noh, Y.-J., Liu, G., Seo, E.-K., Wang, J. R., and Aonashi, K. Development of a snowfall retrieval algorithm at high microwave frequencies. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 111(D22), 2006.
- Noh, Y.-J., Liu, G., Jones, A. S., and Vonder Haar, T. H. Toward snowfall retrieval over land by combining satellite and in situ measurements. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 114(D24), 2009.
- Oki, T. and Kanae, S. Global hydrological cycles and world water resources. *science*, 313(5790):1068–1072, 2006.
- Overland, J., Dunlea, E., Box, J. E., Corell, R., Forsius, M., Kattsov, V., Olsen, M. S., Pawlak, J., Reiersen, L.-O., and Wang, M. The urgency of Arctic change. *Polar Science*, 2018.

- Overland, J. E., Dethloff, K., Francis, J. A., Hall, R. J., Hanna, E., Kim, S.-J., Screen, J. A., Shepherd, T. G., and Vihma, T. Nonlinear response of mid-latitude weather to the changing Arctic. *Nature Climate Change*, 6(11):992, 2016.
- Palerme, C., Kay, J., Genthon, C., L'Ecuyer, T., Wood, N., and Claud, C. How much snow falls on the Antarctic ice sheet? *The Cryosphere*, 8(4):1577–1587, 2014.
- Palerme, C., Claud, C., Dufour, A., Genthon, C., Wood, N. B., and L'Ecuyer, T. Evaluation of Antarctic snowfall in global meteorological reanalyses. *Atmospheric research*, 190:104–112, 2017a.
- Palerme, C., Genthon, C., Claud, C., Kay, J. E., Wood, N. B., and L'Ecuyer, T. Evaluation of current and projected Antarctic precipitation in CMIP5 models. *Climate dynamics*, 48(1-2):225–239, 2017b.
- Palerme, C., Claud, C., Wood, N., L'Ecuyer, T., and Genthon, C. How does ground clutter affect CloudSat snowfall retrievals over ice sheets? *IEEE Geoscience And Remote Sensing Letters*, 2019. doi: 10.1109/LGRS.2018.2875007.
- Panegrossi, G., Rysman, J.-F., Casella, D., Marra, A., Sanò, P., and Kulie, M. CloudSat-based assessment of GPM Microwave Imager snowfall observation capabilities. *Remote Sensing*, 9(12):1263, 2017.
- Perovich, D. K., Andreas, E. L., Curry, J. A., Eiken, H., Fairall, C., Grenfell, T., Guest, P., Intrieri, J., Kadko, D., Lindsay, R., et al. Year on ice gives climate insights. *Eos, Transactions American Geophysical Union*, 80(41):481–486, 1999.
- Petty, G. W. *A first course in atmospheric radiation*. Sundog Pub, 2006.
- Pithan, F. and Mauritsen, T. Arctic amplification dominated by temperature feedbacks in contemporary climate models. *Nature Geoscience*, 7(3):181, 2014.
- Pörtner, H.-O., Roberts, D., Masson-Delmotte, V., Zhai, P., Tignor, M., Poloczanska, E., Mintenbeck, K., Nicolai, M., Okem, A., Petzold, J., Rama, B., and Weyer, N. IPCC Special Report on the Ocean and Cryosphere in a Changing Climate. In press. 2019.
- Prigent, C. Precipitation retrieval from space: An overview. *Comptes Rendus Geoscience*, 342(4-5):380–389, 2010.
- Rapaić, M., Brown, R., Markovic, M., and Chaumont, D. An evaluation of temperature and precipitation surface-based and reanalysis datasets for the Canadian Arctic, 1950–2010. *Atmosphere-Ocean*, 53(3):283–303, 2015.
- Rawlins, M. A., Steele, M., Holland, M. M., Adam, J. C., Cherry, J. E., Francis, J. A., Groisman, P. Y., Hinzman, L. D., Huntington, T. G., Kane, D. L., et al. Analysis of the Arctic system for freshwater cycle intensification: Observations and expectations. *Journal of Climate*, 23(21):5715–5737, 2010.
- Roiger, A., Thomas, J.-L., Schlager, H., Law, K. S., Kim, J., Schäfler, A., Weinzierl, B., Dahlkötter, F., Krisch, I., Marelle, L., et al. Quantifying emerging local anthropogenic emissions in the Arctic region: The ACCESS aircraft campaign experiment. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 96(3):441–460, 2015.

-
- Romanovsky, V., Isaksen, K., D, D., Anisimov, O., A, I., Leibman, M., AD, M., Shiklomanov, N., S, S., and D, W. *Changing permafrost and its impacts*. In: *Snow, Water, Ice and Permafrost in the Arctic (SWIPA) 2017*, pages 65–102. 11 2017. ISBN ISBN 978-82-7971-101-8.
- Rosenkranz, P. W. Rapid radiative transfer model for AMSU/HSB channels. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 41(2):362–368, 2003.
- Rudolf, B. and Schneider, U. Calculation of gridded precipitation data for the global land-surface using in-situ gauge observations. In *Proc. Second Workshop of the Int. Precipitation Working Group*, pages 231–247, 2005.
- Rysman, J.-F., Panegrossi, G., Sanò, P., Marra, A., Dietrich, S., Milani, L., and Kulie, M. SLALOM: An all-surface snow water path retrieval algorithm for the GPM Microwave Imager. *Remote Sensing*, 10(8):1278, 2018.
- Rysman, J.-F., Panegrossi, G., Sanò, P., Marra, A., Dietrich, S., Milani, L., Kulie, M., Casella, D., Camplani, A., Claud, C., and Edel, L. Retrieving surface snowfall with the GPM Microwave Imager: A new module for the SLALOM algorithm. *Geophysical Research Letters*, 2019.
- Schneider, U., Fuchs, T., Meyer-Christoffer, A., and Rudolf, B. Global precipitation analysis products of the GPCP. *Global Precipitation Climatology Centre (GPCP), DWD, Internet Publikation*, 112, 2008.
- Schneider, U., Becker, A., Finger, P., Meyer-Christoffer, A., and Ziese, M. GPCP Monitoring Product: Near Real-Time Monthly Land-Surface Precipitation from Rain-Gauges based on SYNOP and CLIMAT data. 2018. doi: 10.5676/DWD_GPCP/MP_M_V6_100. URL http://dx.doi.org/10.5676/DWD_GPCP/MP_M_V6_100.
- Screen, J. A. and Simmonds, I. Declining summer snowfall in the Arctic: Causes, impacts and feedbacks. *Climate dynamics*, 38(11-12):2243–2256, 2012.
- Serreze, M. C. and Barry, R. G. Processes and impacts of Arctic amplification: A research synthesis. *Global and planetary change*, 77(1-2):85–96, 2011.
- Serreze, M. C. and Barry, R. G. *The Arctic climate system*. Cambridge University Press, 2014.
- Serreze, M. C. and Francis, J. A. The Arctic amplification debate. *Climatic change*, 76 (3-4):241–264, 2006.
- Serreze, M. C., Barrett, A. P., and Lo, F. Northern high-latitude precipitation as depicted by atmospheric reanalyses and satellite retrievals. *Monthly Weather Review*, 133 (12):3407–3430, 2005.
- Serreze, M. C., Barrett, A. P., Slater, A. G., Woodgate, R. A., Aagaard, K., Lammers, R. B., Steele, M., Moritz, R., Meredith, M., and Lee, C. M. The large-scale freshwater cycle of the Arctic. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 111(C11), 2006.
- Serreze, M. C., Holland, M. M., and Stroeve, J. Perspectives on the Arctic’s shrinking sea-ice cover. *science*, 315(5818):1533–1536, 2007.

- Serreze, M. C., Barrett, A. P., and Stroeve, J. Recent changes in tropospheric water vapor over the Arctic as assessed from radiosondes and atmospheric reanalyses. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 117(D10), 2012.
- Seto, S., Takahashi, N., and Iguchi, T. Rain/no-rain classification methods for microwave radiometer observations over land using statistical information for brightness temperatures under no-rain conditions. *Journal of applied meteorology*, 44(8):1243–1259, 2005.
- Shepherd, A., Ivins, E. R., Geruo, A., Barletta, V. R., Bentley, M. J., Bettadpur, S., Briggs, K. H., Bromwich, D. H., Forsberg, R., Galin, N., et al. A reconciled estimate of ice-sheet mass balance. *Science*, 338(6111):1183–1189, 2012.
- Skofronick-Jackson, G. and Johnson, B. T. Surface and atmospheric contributions to passive microwave brightness temperatures for falling snow events. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 116(D2), 2011.
- Skofronick-Jackson, G., Kulie, M., Milani, L., Munchak, S. J., Wood, N. B., and Levizzani, V. Satellite estimation of falling snow: A global precipitation measurement (GPM) core observatory perspective. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 58(7):1429–1448, 2019.
- Skofronick-Jackson, G. M., Kim, M.-J., Weinman, J. A., and Chang, D.-E. A physical model to determine snowfall over land by microwave radiometry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(5):1047–1058, 2004.
- Skofronick-Jackson, G. M., Johnson, B. T., and Munchak, S. J. Detection thresholds of falling snow from satellite-borne active and passive sensors. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(7):4177–4189, 2013.
- Sotiropoulou, G., Sedlar, J., Forbes, R., and Tjernström, M. Summer Arctic clouds in the ECMWF forecast model: An evaluation of cloud parametrization schemes. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 142(694):387–400, 2016.
- Staelin, D. H. and Chen, F. W. Precipitation observations near 54 and 183 GHz using the NOAA-15 satellite. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(5): 2322–2332, 2000.
- Stroeve, J. and Notz, D. Changing state of Arctic sea ice across all seasons. *Environmental Research Letters*, 13(10):103001, 2018.
- Stroeve, J., Serreze, M., Drobot, S., Gearheard, S., Holland, M., Maslanik, J., Meier, W., and Scambos, T. Arctic sea ice extent plummets in 2007. *Eos, Transactions American Geophysical Union*, 89(2):13–14, 2008.
- Sun, Q., Miao, C., Duan, Q., Ashouri, H., Sorooshian, S., and Hsu, K.-L. A review of global precipitation data sets: Data sources, estimation, and intercomparisons. *Reviews of Geophysics*, 56(1):79–107, 2018.
- Surussavadee, C. and Staelin, D. H. Satellite retrievals of arctic and equatorial rain and snowfall rates using millimeter wavelengths. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(11):3697–3707, 2009.

-
- Tang, G., Long, D., Behrangi, A., Wang, C., and Hong, Y. Exploring deep neural networks to retrieve rain and snow in high latitudes using multisensor and reanalysis data. *Water Resources Research*, 54(10):8253–8278, 2018.
- Tao, W.-K. Goddard Cumulus Ensemble (GCE) model: Application for understanding precipitation processes. In *Cloud Systems, Hurricanes, and the Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM)*, pages 107–138. Springer, 2003.
- Tao, W.-K. and Simpson, J. The Goddard cumulus ensemble model. Part I: Model description. *Terr. Atmos. Oceanic Sci*, 4(1):35–72, 1993.
- Tao, W.-K., Lang, S., Zeng, X., Li, X., Matsui, T., Mohr, K., Posselt, D., Chern, J., Peters-Lidard, C., Norris, P. M., et al. The Goddard Cumulus Ensemble model (GCE): Improvements and applications for studying precipitation processes. *Atmospheric research*, 143:392–424, 2014.
- Tedesco, M., Fettweis, X., Broeke, M., Van den, Wal, R., Van de, Smeets, C., Berg, W. J., van de, Serreze, M., and Box, J. The role of albedo and accumulation in the 2010 melting record in Greenland. *Environmental Research Letters*, 6(1):014005, 2011.
- Tiedtke, M. Representation of clouds in large-scale models. *Monthly Weather Review*, 121(11):3040–3061, 1993.
- Tjernström, M. and Graverson, R. G. The vertical structure of the lower Arctic troposphere analysed from observations and the ERA-40 reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society: A journal of the atmospheric sciences, applied meteorology and physical oceanography*, 135(639):431–443, 2009.
- Trenberth, K. E., Fasullo, J. T., and Kiehl, J. Earth’s global energy budget. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 90(3):311–324, 2009.
- Trenberth, K. E., Fasullo, J. T., and Mackaro, J. Atmospheric moisture transports from ocean to land and global energy flows in reanalyses. *Journal of Climate*, 24(18): 4907–4924, 2011.
- UNESCO. Climate Change and Arctic Sustainable Development: scientific, social, cultural and educational challenges. UNESCO: Paris, 376 pp. 2009.
- Vihma, T., Screen, J., Tjernström, M., Newton, B., Zhang, X., Popova, V., Deser, C., Holland, M., and Prowse, T. The atmospheric role in the Arctic water cycle: A review on processes, past and future changes, and their impacts. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 121(3):586–620, 2016.
- Vincent, L., Zhang, X., Brown, R., Feng, Y., Mekis, E., Milewska, E., Wan, H., and Wang, X. Observed trends in Canada’s climate and influence of low-frequency variability modes. *Journal of Climate*, 28(11):4545–4560, 2015.
- Vörösmarty, C., Hinzman, L., Peterson, B., Bromwich, D., Hamilton, L., Morison, J., Romanovsky, V., Sturm, M., and Webb, R. *The Hydrologic Cycle and its Role in Arctic and Global Environmental Change*. Citeseer, 2001.
- Walsh, J. E., Chapman, W. L., and Portis, D. H. Arctic cloud fraction and radiative fluxes in atmospheric reanalyses. *Journal of Climate*, 22(9):2316–2334, 2009.

- Wang, C., Graham, R. M., Wang, K., Gerland, S., and Granskog, M. A. Comparison of ERA5 and ERA-Interim near-surface air temperature, snowfall and precipitation over Arctic sea ice: effects on sea ice thermodynamics and evolution. *The Cryosphere*, 13:1661–1679, 2019. doi: <https://doi.org/10.5194/tc-13-1661-2019>.
- Wang, D., Prigent, C., Aires, F., and Jimenez, C. A statistical retrieval of cloud parameters for the millimeter wave Ice Cloud Imager on board MetOp-SG. *IEEE Access*, 5:4057–4076, 2016.
- Wang, Y., Liu, G., Seo, E.-K., and Fu, Y. Liquid water in snowing clouds: Implications for satellite remote sensing of snowfall. *Atmospheric research*, 131:60–72, 2013.
- Webster, M. A., Rigor, I. G., Nghiem, S. V., Kurtz, N. T., Farrell, S. L., Perovich, D. K., and Sturm, M. Interdecadal changes in snow depth on Arctic sea ice. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 119(8):5395–5406, 2014.
- Weng, F. and Grody, N. C. Retrieval of ice cloud parameters using a microwave imaging radiometer. *Journal of the atmospheric sciences*, 57(8):1069–1081, 2000.
- Wesslén, C., Tjernström, M., Bromwich, D., De Boer, G., Ekman, A. M., Bai, L.-S., and Wang, S.-H. The Arctic summer atmosphere: an evaluation of reanalyses using ASCOS data. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 14(5):2605–2624, 2014.
- Westermann, S., Boike, J., Langer, M., Schuler, T., and Etzelmüller, B. Modeling the impact of wintertime rain events on the thermal regime of permafrost. *The Cryosphere*, 5:1697–1736, 2011.
- Wood, N. B. *Estimation of snow microphysical properties with application to millimeter-wavelength radar retrievals for snowfall rate*. PhD thesis, Colorado State University. Libraries, 2011.
- Wood, N. B. and L'Ecuyer, T. S. Level 2C Snow Profile Process Description and Interface Control Document, Product Version P1 R05. NASA JPL CloudSat project document revision 0., 26 pp. Available from <http://www.cloudsat.cira.colostate.edu/data-products/level-2c/2c-snow-profile?term=90>. 2018.
- Wood, N. B., L'Ecuyer, T. S., Heymsfield, A. J., Stephens, G. L., Hudak, D. R., and Rodriguez, P. Estimating snow microphysical properties using collocated multisensor observations. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 119(14): 8941–8961, 2014.
- Xie, P. and Arkin, P. A. Global precipitation: A 17-year monthly analysis based on gauge observations, satellite estimates, and numerical model outputs. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 78(11):2539–2558, 1997.
- You, Y., Wang, N.-Y., and Ferraro, R. A prototype precipitation retrieval algorithm over land using passive microwave observations stratified by surface condition and precipitation vertical structure. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 120(11):5295–5315, 2015.

-
- You, Y., Wang, N.-Y., Ferraro, R., and Rudlosky, S. Quantifying the snowfall detection performance of the GPM microwave imager channels over land. *Journal of Hydrometeorology*, 18(3):729–751, 2017.
- Young, A. M., Higuera, P. E., Duffy, P. A., and Hu, F. S. Climatic thresholds shape northern high-latitude fire regimes and imply vulnerability to future climate change. *Ecography*, 40(5):606–617, 2017.
- Zhang, X., He, J., Zhang, J., Polyakov, I., Gerdes, R., Inoue, J., and Wu, P. Enhanced poleward moisture transport and amplified northern high-latitude wetting trend. *Nature Climate Change*, 3(1):47, 2013.

Titre: Vers une meilleure connaissance des précipitations en Arctique:
utilisation de la télédétection spatiale micro-ondes

Mots clés: Arctique, Chutes de neige, Radar spatial, Sondeur passif, Micro-ondes

Résumé: Parce que l'incertitude des mesures des précipitations solides est importante en Arctique, les taux de chutes de neige montrent des différences marquées entre les jeux de données disponibles. Afin de caractériser plus précisément les précipitations arctiques, la télédétection spatiale micro-ondes s'avère être un outil idéal. Les observations collectées par le radar à bord du satellite CloudSat ont permis d'obtenir les taux de chutes de neige à la surface pour quatre années complètes. Ces estimations ont été validées avec des données de stations météorologiques, et comparées à diverses climatologies. Malgré un bon accord qualitatif, d'importantes différences sont observées, particulièrement au Groenland. La réanalyse régionale ASR montre un meilleur accord avec les restitutions de CloudSat que la réanalyse globale ERA-Interim, notamment concernant la distribution saisonnière des taux de chutes de neige. Les observations CloudSat ont ensuite été utilisées comme référence afin d'évaluer la capacité des sondeurs passifs micro-ondes proches de 183 GHz à détecter les chutes de neige arctiques. Nous avons montré que la détection est possible et repose principalement sur les températures de brillance à 190 et 183 ± 3 GHz ainsi que la température proche de la surface et la vapeur d'eau intégrée. La détection est limitée dans le cas de conditions environnementales trop froides et pour des chutes de neige faibles. En dépit de ces limitations, l'algorithme développé permet un apport en information concernant les chutes de neige intenses, avec un bon échantillonnage grâce à sa large fauchée et sa longue série temporelle. Ainsi les résultats de ces travaux illustrent notamment l'apport des observations passives micro-ondes, disponibles pour les 20 dernières années, pour la caractérisation de l'occurrence des chutes de neige.

Title: Toward a better understanding of snowfall in Arctic using microwave remote sensing

Keywords: Arctic, Snowfall, Space radar, Passive sounder, Microwave

Abstract: Because solid precipitation measurements at the surface are complex in Arctic, snowfall rates present significant differences between recent datasets. To further characterize arctic precipitation, microwave remote sensing is an appropriate tool. The radar observations onboard CloudSat provides rates of snowfall at the surface for a 4-years period. These retrievals are validated with in situ data, and compared to various datasets. Despite a good qualitative agreement, significant differences are observed, especially over Greenland. The regional reanalysis shows a better agreement with CloudSat retrievals than the global reanalysis, especially regarding the seasonal distribution of snowfall rates. Then, CloudSat observations are used as a reference to evaluate the ability of passive microwave sounders to detect arctic snowfall for frequencies around 183 GHz. Detection is possible and relies mainly on brightness temperatures at 190 and 183 ± 3 GHz as well as the temperature near the surface and the integrated water vapor. A poor detection capability is observed in cold conditions and for light snowfall. Despite these limitations, the algorithm provides significant information for intense snowfalls, with good sampling due to its wide swath and long time series. Available for the last 20 years, passive microwave observations show a notable ability for a better characterization of arctic snowfall.

