



HAL
open science

Restitution du contenu en glace des nuages à partir de mesures à haute résolution spectrale dans l'infrarouge des instruments satellitaires IASI et IASI-NG

Lucie Leonarski

► **To cite this version:**

Lucie Leonarski. Restitution du contenu en glace des nuages à partir de mesures à haute résolution spectrale dans l'infrarouge des instruments satellitaires IASI et IASI-NG. Sciences de la Terre. Université de Lille, 2021. Français. NNT : 2021LILUR026 . tel-03483419v1

HAL Id: tel-03483419

<https://theses.hal.science/tel-03483419v1>

Submitted on 16 Dec 2021 (v1), last revised 17 Dec 2021 (v2)

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

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



THÈSE DE DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE LILLE

École doctorale :

Sciences de la Matière, du Rayonnement et de l'Environnement

Spécialité :

Terre, Enveloppes fluides

Soutenue publiquement le 15 septembre 2021 par :

Lucie Leonarski

pour obtenir le grade de :

Docteur de l'Université de Lille

Restitution du contenu en glace des nuages à partir de mesures à haute résolution spectrale dans l'infrarouge des instruments satellitaires IASI et IASI-NG

devant le jury composé de :

Mme Céline CORNET, Professeure des Universités, LOA, Université de Lille	Présidente
Mme Nadia FOURRIÉ, Directrice de Recherche, CNRM, CNRS - Météo-France	Rapporteuse
M. Julien DELANOË, Maître de Conférences, LATMOS, Université de Versailles Saint-Quentin	Rapporteur
Mme Hélène CHEPFER, Professeure des Universités, LMD/IPSL, Sorbonne Université, École Polytechnique	Examinatrice
M. Adrien DESCHAMPS, Ingénieur Docteur, CNES centre spatial de Toulouse	Examineur
M. Philippe DUBUISSON, Professeur des Universités, LOA, Université de Lille	Directeur de thèse
M. Laurent LABONNOTE, Maître de Conférences, LOA, Université de Lille	Co-encadrant de thèse
M. Thomas AUGUST, Directeur de Recherche, EUMETSAT	Invité
M. Quentin LIBOIS, Chargé de Recherche, CNRM, CNRS - Météo-France	Invité

Laboratoire d'Optique Atmosphérique
LOA UMR 8518 CNRS / Université Lille
Bâtiment P5 - Université Lille - Sciences et Technologies
59655 Villeneuve d'Ascq Cedex



Cette thèse a été cofinancée par la Région Hauts-de-France, le Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche, le European Fund for Regional Economic Development (CPER Climibio) ainsi que par l'Université de Lille.



Restitution du contenu en glace des nuages à partir de mesures à haute résolution spectrale dans l'infrarouge des instruments satellitaires IASI et IASI-NG

Il est maintenant bien établi qu'une des plus grandes incertitudes concernant le bilan radiatif de la Terre provient de la méconnaissance à la fois de la microphysique et de la distribution horizontale et verticale de l'eau condensée des nuages de glace. Si les mesures actives des instruments de l'A-train ont permis une avancée significative en apportant une information sur la dimension verticale de l'eau condensée, leur couverture spatiale s'avère encore trop faible, comparée aux mesures passives, pour être utilisée de manière systématique pour contraindre les modèles climatiques. Outre leur forte contribution à l'amélioration des prévisions météorologiques grâce à l'assimilation des profils atmosphériques tels que la température ou la vapeur d'eau, les sondeurs infrarouges embarqués sur des plateformes en orbite polaire jouent désormais un rôle important dans le suivi de l'évolution de la composition atmosphérique. Cependant, les observations par ciel clair ne représentent qu'une faible proportion des mesures assimilées, la partie restante n'étant que peu utilisée car contaminée par des aérosols et/ou des nuages et donc plus difficile à traiter.

L'objectif de ce travail est d'étudier la capacité des mesures à haute résolution spectrale dans l'infrarouge (effectuées par des instruments tels que IASI ou IASI-NG) pour (1) améliorer notre connaissance de la répartition verticale et horizontale de l'eau condensée dans les nuages de glace et (2) ouvrir une porte vers l'assimilation de ces mesures afin de mieux contraindre la représentation des nuages de glace dans les modèles de prévision du temps.

Une analyse du contenu en information, basée sur le formalisme de Shannon, a permis de déterminer le niveau et la répartition spectrale de l'information sur les propriétés des nuages de glace contenue dans les spectres IASI et IASI-NG. Sur la base de cette analyse, nous avons développé et testé un algorithme qui permet de restituer, à partir d'une approche d'estimation optimale, le contenu en eau glacée intégré ainsi que l'altitude de la couche nuageuse. Nous avons pris en compte le rapport Signal/Bruit de chaque instrument et les incertitudes liées aux paramètres atmosphériques et de surface non-inversés. Le modèle direct employé est le modèle de transfert radiatif rapide RTTOV qui a été développé à l'origine pour l'assimilation de données satellitaires dans les modèles de prévision numérique du temps. Nous avons choisi un modèle microphysique pour les cristaux de glace basé sur le modèle d'ensemble de Baran et Labonnote (2007) dans lequel les propriétés optiques de la glace sont paramétrisées en fonction du contenu en glace (exprimé en g/m^3) et de la température des nuages.

Les résultats de ce travail montrent que les mesures à haute résolution spectrale dans l'infrarouge permettent de restituer avec une bonne précision l'altitude du sommet et le contenu en eau condensée des nuages de glace aussi bien dans le cas mono-couches que multi-couches. Ces mesures apportent également une information partielle sur l'épaisseur géométrique des nuages.

Ice cloud properties retrieval from high spectral resolution infrared measurement from the spaceborne instruments IASI et IASI-NG

It is now well established that the highest errors concerning the Earth radiative balance come from the misknowledge of both the microphysics and the vertical and horizontal distribution of the condensed water in ice clouds. If the information about the vertical profile provided by the active instruments comprised in the A-train has allowed a significant advance, the spatial coverage, compared to passive measurements, is not sufficient to be systematically used to constraint the climate models. Besides their strong contribution to weather forecast improvement through data assimilation in clear-sky conditions, thermal infrared sounders on board polar orbiting platforms are now playing a key role in monitoring changes in atmospheric composition. However, it is known that clear sky observations are only a small part of the entire set of measurements, the remaining part is not being used as it is contaminated by aerosols and/or clouds which are more difficult to handle.

The objective of this work is to study the capability of hyperspectral measurements in the infrared (such as the ones of IASI and IASI-NG) to (1) improve our knowledge about the vertical and horizontal distribution of condensed water in ice clouds and (2) pave the way to the assimilation of such kind of measurements to constraint the ice cloud representation in weather forecast models.

An information content analysis based on Shannon's formalism has been used to determine the level and the spectral repartition of the information about the ice cloud properties in the IASI and IASI-NG spectra. Based on this analysis, we have developed and tested an algorithm which allows to retrieve from an optimal estimation approach the cloud integrated ice water content together with the cloud layer altitude. We have taken into account the Signal-to-Noise ratio of each specific instrument and the uncertainties due to the non-retrieved atmospheric and surface parameters. The forward model is the fast radiative transfer model RTTOV which has been developed for satellite data assimilation in Numerical Weather Prediction models. The ice cloud microphysical model is based on the ensemble model of Baran and Labonnote (2007), where the bulk ice optical properties have been parameterized as a function of the ice water content (expressed in g/m^3) and in-cloud temperature.

The results of this work showed that hyperspectral measurements in the infrared allow to retrieve the layer top altitude and integrated water content in ice clouds with good accuracy in both mono-layer and multi-layer cases. They also bring partial information about the geometrical thickness of the clouds.

Remerciements

Mes premières pensées vont à mes directeurs de thèse. Merci de m'avoir permis d'effectuer cette thèse dans un environnement si stimulant. Je suis très reconnaissante pour la manière dont vous m'avez accompagnée dans ce projet. Laurent, merci pour ton enthousiasme, l'éclairage nouveau que tu apportes sur chaque résultat, ta patience face à mes erreurs. Je suis fière d'avoir pu apprendre à tes côtés. Philippe, merci pour ta disponibilité, ta bonne humeur, ton aide. Merci d'avoir été l'animateur d'une super équipe dans laquelle j'ai pu m'épanouir pleinement. Merci à vous d'avoir rendu cette expérience de thèse agréable à tous les points de vue.

Merci à mes collaborateurs Mathieu, Jérôme, et Anthony pour vos conseils qui ont grandement aidé à améliorer mon travail et aux membres de mon comité de thèse pour votre suivi et vos conseils. Merci également aux membres du jury pour votre temps, votre bienveillance et votre conseils. Merci à l'École Doctorale de m'avoir aidée tout le long de cette thèse pour les démarches administratives et pour l'organisation de la soutenance.

Merci à tous ceux qui m'ont apporté une aide concrète et des discussions enrichissantes. Odran, je te remercie de m'avoir rappelé souvent de regarder en dehors de mon code, que la physique de l'atmosphère n'était pas aussi statique que mes colonnes à inverser. François, merci de m'avoir toujours raconté avec la même passion des choses auxquelles je ne comprenais vraiment pas grand chose, j'ai presque l'impression de parler un nouveau langage grâce à toi. Je n'aurais clairement pas fait autant sans ton aide, merci d'avoir rendu l'environnement numérique moins obscur. Fabrice, merci pour ta disponibilité, merci de m'avoir enseigné de solides bases et de ne jamais t'être moqué de moi quand je venais te solliciter pour des "mystères absolus" qui, sous ton regard, n'étaient que des erreurs si évidentes.

Merci également à mes collègues du LOA : Isabelle J., Isabelle F., Marie-Lyse, Anne, Romain, Jean-Jacques, Souichiro, Abhinna, Aurélien et de manière générale, tous les membres du laboratoire. Merci pour votre bonne humeur et votre accompagnement.

Enfin, à mes ami(e)s de Lille ; merci d'être si drôles. Le Nord n'est pas aussi gris qu'il n'y paraît grâce à vous. En particulier, Simonne, ma co-bureau, merci d'avoir partagé mon quotidien, mes émotions quelles qu'elles soient. Je te remercie aussi pour ton aide infailible et tes patientes relectures. Merci à toi et à Mili pour avoir fait de ma soutenance un jour de fête. À mes ami(e)s d'avant Lille ; merci pour votre patience, merci d'être toujours là pour passer du bon temps, même quand je suis pressée, et même quand j'annonce mon arrivée au dernier moment. À Romain ; merci pour tout ("et le reste aussi"). À ma mamie, mon frère, ma sœur ; merci pour votre soutien. À mes parents ; merci de m'avoir fait grandir dans l'amour et la liberté.



Table des matières

Introduction	13
1 L'optique pour étudier les nuages	21
1.1 Pourquoi étudier les nuages ?	21
1.1.1 Généralités sur les nuages	21
1.1.2 Les nuages de glace	23
1.2 L'observation des nuages depuis l'espace	26
1.2.1 Exemples d'instruments actifs	27
1.2.2 Exemples d'instruments passifs	27
1.2.3 Illustration des différences entre les produits nuageux à partir d'instruments actifs et passifs	28
1.2.4 Les instruments passifs infrarouges à haute résolution spectrale	30
1.3 Les méthodes et les outils théoriques pour la télédétection spatiale des nuages	31
1.3.1 Le transfert radiatif	31
1.3.2 Modélisation des propriétés optiques des cristaux de glace	32
1.3.3 Paramétrisation des propriétés optiques en fonction des variables physiques accessibles dans les modèles de prévision	34
1.4 Conclusion	39
1.5 Références	40
2 Le spectre infrarouge : mesure, modélisation et sensibilité	47
2.1 Du spectre infrarouge aux variables géophysiques	48
2.1.1 ETR en ciel clair, notion de fonction poids	48
2.1.2 Les différentes bandes d'absorption	50
2.1.3 Et s'il y a un nuage ?	52
2.2 Modéliser le spectre infrarouge : le code de transfert radiatif RTTOV	54
2.3 Sensibilité du signal	55

2.4	Mesurer le spectre infrarouge : l'instrument IASI et la future génération IASI-NG	58
2.4.1	Caractéristiques spectrales de IASI	60
2.4.2	Échantillonnage spatial de IASI	63
2.4.3	IASI-NG	63
2.5	Conclusion	64
2.6	Références	65
3	Méthode d'inversion des propriétés des nuages de glace : potentiel et limites	67
3.1	Le modèle inverse	67
3.1.1	La méthode de l'estimation optimale	68
3.1.2	Méthodes de minimisation	70
3.2	Le vecteur d'état	71
3.3	La base de données de profils de l'ECMWF	72
3.4	Contenu en information	73
3.4.1	Théorie	74
3.4.2	Les matrices de variance-covariance	75
3.4.3	Erreur attendue sur la restitution des paramètres nuageux	77
3.4.4	Sélection de canaux	80
3.5	Algorithme d'inversion	85
3.5.1	Contrainte climatologique	86
3.5.2	Test de l'algorithme sur des mesures synthétiques	87
3.6	Conclusion	92
3.7	Références	93
4	Restitution du contenu en glace et de l'altitude des nuages à partir des mesures de l'instrument IASI	97
4.1	Spécifications de l'algorithme d'inversion en conditions réelles	97
4.1.1	Choix des profils atmosphériques et propriétés de surface	98
4.1.2	Sélection des scènes observées	98
4.1.3	Stabilité de la solution	101
4.1.4	Sélection de canaux	101
4.2	Étude de la journée du 1 ^{er} janvier 2008	102
4.2.1	Inversion en ciel complètement nuageux	102
4.2.2	Inversion en ciel clair	108
4.2.3	Étude de l'influence du modèle microphysique sur les restitutions	112

4.3	Évaluation des restitutions : statistiques sur l'année 2008	116
4.3.1	Climatologie du contenu en glace intégré	116
4.3.2	Climatologie de l'altitude et de l'épaisseur géométrique	118
4.4	Conclusion	120
4.5	Références	122
	Conclusion et perspectives	125
	Références	134
A	L'équation du transfert radiatif	137
A.1	Références	139



Introduction

Qu'ils soient composés d'eau sous forme liquide ou glacée, les nuages se retrouvent partout sur le globe et présentent des propriétés très variées. On peut aisément le constater en regardant le ciel : par exemple, un nuage de type cirrus, composé de cristaux de glace, est d'aspect très différent d'un nuage de type cumulonimbus duquel tombe souvent la pluie. L'aspect des nuages dépend ainsi de la phase, de la taille et de la répartition des particules d'eau condensée qui le composent mais également de la lumière qu'ils reçoivent. Un nuage peut alors nous apparaître blanc et transparent, comme le cirrus, ou gris et opaque, comme le cumulonimbus. Ceci laisse entrevoir la complexité et la diversité des interactions de la lumière avec les nuages et, parce que ce sont précisément ces interactions qui déterminent l'influence des nuages sur le climat, on devine que tous les nuages n'auront pas le même effet.

Les nuages forment ainsi un composant important du système climatique, comme souligné par les rapports du Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat (Stocker et al. (2013)). Aux courtes longueurs d'onde ils reflètent la lumière en provenance du soleil (effet d'albédo), et aux grandes longueurs d'onde ils absorbent le rayonnement émis par la Terre et par l'atmosphère situées en dessous et, généralement plus froid, ils réémettent un rayonnement plus faible (effet de serre). Ces deux effets sont respectivement estimés à -50 Wm^{-2} et $+30 \text{ Wm}^{-2}$ en moyenne annuelle ce qui implique un refroidissement global de -20 Wm^{-2} (Stocker et al. (2013)), cependant, l'incertitude liée à ces chiffres est importante. Bien que d'apparence simple, l'effet radiatif net des nuages, qui résulte de la somme de ces deux effets antagonistes (effet d'albédo et effet de serre), reste difficile à quantifier de manière précise. Ceci est lié au fait que l'importance relative entre les effets d'albédo et de serre dépend des propriétés macrophysiques des nuages comme leur altitude, leur température, leur épaisseur géométrique, ou leur contenu en eau condensée mais également des propriétés microphysiques des particules qui les composent comme leur forme, leur taille ou leur rugosité de surface. Cette difficulté à déterminer de manière précise la balance entre effet de serre et d'albédo est encore plus marquée dans le cas des nuages de glace dont la diversité micro et macrophysique rend la détermination de leur effet radiatif net encore plus incertaine (Zhang et al. (1999)).

Avec l'objectif de mieux connaître les nuages afin de mieux caractériser leur effet radiatif, de nombreuses méthodologies ont vu le jour pour tenter de déterminer leurs propriétés à partir de mesures de télédétection. Ces mesures peuvent aussi bien être effectuées depuis le sol, depuis des avions ou depuis l'espace. Parmi les instruments utilisés, on trouve la catégorie des instruments dits "actifs". Ces instruments, qui émettent eux-mêmes un rayonnement électromagnétique, apportent suffisamment d'information pour caractériser

finement les variations verticales de la composition des nuages (Delanoë and Hogan (2008, 2010); Deng et al. (2010, 2013)). Une autre catégorie est celle des instruments dits “passifs”, qui n’émettent pas de rayonnement mais mesurent celui émis par la Terre, l’atmosphère ou le Soleil. Il a été démontré que ces instruments sont aussi capables de restituer une information sur les nuages de glace mais, contrairement aux instruments actifs, cette information n’est généralement pas résolue sur la verticale. Par exemple, l’instrument infrarouge MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*) et l’instrument IIR (*Imaging Infrared Radiometer*) permettent de caractériser, entre autres, le contenu en glace intégré des nuages ou la position de leur sommet (Garnier et al. (2012); Platnick et al. (2016); Hong et al. (2007); Yang et al. (2007)). Bien qu’apportant moins d’informations, cette dernière catégorie d’instruments permet une meilleure couverture globale journalière par rapport aux instruments actifs liée au nombre important d’instruments en vol ainsi qu’à leur géométrie de mesure. Mieux caractériser la répartition de la glace dans les nuages grâce à des mesures passives serait donc un gain pour le suivi de l’évolution de leurs propriétés car ceci permettrait d’obtenir des climatologies de manière plus rapide. Pour atteindre cet objectif, parmi la diversité des instruments passifs, les radiomètres à haute résolution spectrale dans l’infrarouge semblent particulièrement prometteurs.

En effet, développés principalement pour améliorer la prévision numérique du temps (Kelly and Thépaut (2007); Collard and McNally (2009); Guidard et al. (2011)), on trouve actuellement en orbite de nombreux radiomètres infrarouges à haute résolution spectrale. Ces instruments sont particulièrement utiles dans ce contexte car ils permettent, via l’assimilation de leur mesure, d’ajuster différents profils atmosphériques tels que celui de la température ou de la vapeur d’eau avec une bonne précision et une bonne résolution verticale. En Europe, c’est l’instrument IASI (*Infrared Atmospheric Sounding Interferometer*), développé par le CNES (*Centre National d’Études Spatiales*) et opéré par l’EUMETSAT (*EUropean organisation for the exploitation of METeorological SATellites*), qui effectue cette mission (Siméoni et al. (1997); Clerboux et al. (2009); Hilton et al. (2012)). Il a été lancé pour la première fois en 2006 à bord d’un satellite en orbite polaire. Il a ensuite été suivi de deux autres instruments identiques (IASI B et C) et la continuité est assurée sur plusieurs décennies avec les futurs instruments IASI-NG (*IASI-Next Generation*) dont les lancements sont prévus en 2024, 2031 et 2038. Depuis quelques années maintenant, les mesures effectuées en conditions claires (i.e. en ciel clair ou qui piquent au-dessus des nuages) par les instruments IASI font partie de celles qui apportent le plus d’information pour les prévisions numériques du temps (Desroziers (2019)). Cependant, parce qu’ils couvrent en permanence une grande portion du globe, la majorité des mesures effectuées par IASI est impactées par des nuages. Or, lorsqu’un nuage opaque est présent, aucune information ne peut être retrouvée concernant les couches situées sous ce nuage. L’exploitation des mesures au-dessus de nuages pour obtenir de l’information sur la colonne atmosphérique est alors envisageable uniquement en cas de ciel couvert opaque partiel ou de nuages semi-transparents. Cependant, pour ces derniers, les interactions entre la lumière et la matière nuageuse sont plus complexes à modéliser et par conséquent beaucoup plus coûteuses en temps de calcul. Les mesures effectuées en ciel nuageux, bien que majoritaires, ne sont donc que très peu utilisées et n’apportent généralement pas une information sur les plus basses couches de l’atmosphère, qui sont pourtant les plus importantes pour la prévision du temps. Cependant, parce qu’ils interagissent avec la lumière, ces nuages laissent une signature de leur présence et cette empreinte devrait être utilisable afin de retrouver une information qui les caractérise. Plusieurs études ont été consacrées à l’utilisation de mesures de télédétection à haute résolution spectrale dans l’infrarouge afin de retrouver des

variables nuageuses ou atmosphériques en présence de nuages comme celles de Stubenrauch et al. (1999); Rädcl et al. (2003); Kahn et al. (2003); Huang et al. (2003, 2004); Wei et al. (2004); Wang et al. (2013) ou encore Wu et al. (2017). Ces études ont débouché sur des algorithmes de plus en plus rapides et sophistiqués, aussi bien dans la méthode d'inversion que dans la représentation des nuages de glace et qui permettent d'obtenir une information sur, par exemple, l'épaisseur optique des nuages ou l'altitude de leur sommet. Comparé aux instruments passifs qui mesurent dans de larges bandes comme MODIS, la haute résolution spectrale de ces instruments devrait permettre en plus, en choisissant les canaux de mesure appropriés, d'obtenir une information sur la répartition verticale de l'eau condensée dans les nuages. Bien qu'ayant montré son potentiel pour la prévision météorologique à court terme (Martinet et al. (2014)), l'assimilation des pixels nuageux reste tout de même limitée car, à ce jour, aucun algorithme n'est capable de restituer des profils nuageux utilisables dans les modèles de prévisions numériques du temps et dont les incertitudes sont suffisamment maîtrisées. Des efforts doivent alors encore être effectués, guidés par l'Organisation Mondiale de la Météorologie qui a défini les objectifs en termes d'erreur à atteindre sur les paramètres nuageux, pour améliorer les prévisions météorologiques.

L'utilisation combinée d'instruments actifs et passifs présents à bord des satellites CALIPSO (*Cloud-Aerosol Lidar and Infrared Pathfinder Satellite Observation*) et CloudSat fournit les données les plus précises sur la structure verticale des nuages (Delanoë and Hogan (2008, 2010); Sourdeval et al. (2018); Hong and Liu (2015)). En utilisant cette combinaison d'instruments, Hong and Liu (2015) ont pu établir une climatologie des nuages de glace qui a mis en lumière l'importance de la proportion de nuages de glace fins. La prépondérance des nuages fins par rapport aux nuages épais implique que, de manière globale, l'effet de serre des nuages de glace est plus important que leur effet d'albédo (Hong et al. (2016)). Cependant, ce type d'études dépend très fortement du modèle microphysique choisi pour déterminer les propriétés radiatives des cristaux de glace. Ces modèles microphysiques doivent donc être testés. Ceci doit notamment être fait en confrontant les simulations effectuées à partir de ces modèles à de vraies mesures. L'utilisation d'un instrument à haute résolution spectrale permettrait, en plus d'obtenir une information macrophysique sur les nuages, de vérifier la cohérence spectrale de ces modèles.

Nous nous proposons dans ce travail d'étudier la capacité des mesures à haute résolution spectrale dans l'infrarouge telles que celles fournies par les instruments IASI et sa future génération IASI-NG à (1) améliorer notre connaissance de la répartition verticale et horizontale de l'eau condensée dans les nuages de glace et (2) ouvrir une porte vers l'assimilation de ces mesures afin de mieux contraindre la représentation des nuages de glace dans les modèles de prévision du temps. Nous nous sommes intéressés notamment au contenu en glace intégré des nuages sur la verticale, à leur altitude et à leur épaisseur géométrique. Nous souhaitons comprendre et quantifier les capacités et les limites de ces instruments à caractériser les nuages de glace et ainsi contribuer à l'amélioration de leur représentation dans les modèles.

Pour répondre à ces objectifs, il convient de mener dans un premier temps une étude de contenu en information afin de déterminer le niveau et la répartition spectrale de l'information contenue dans les mesures en s'appuyant sur le formalisme de Shannon (1948). Cette étude, incontournable pour quantifier le type et la quantité d'information apportée par le système d'observation, se marie très bien avec le formalisme de la méthode de l'estimation optimale choisie comme modèle inverse (Rodgers (2000)). Cette

méthode a l'avantage de fournir un estimateur de l'erreur *a posteriori* qui tient compte de notre connaissance *a priori* des propriétés que l'on souhaite retrouver mais également de la qualité des mesures et du modèle direct. Afin de caractériser à la fois cette information et la qualité de l'algorithme d'inversion développé au cours de cette thèse, il est possible d'utiliser des jeux de profils réalistes et représentatifs de la diversité rencontrée sur le globe tels que ceux issus des prévisions du centre Européen de météorologie ECMWF (*European Centre for Medium-Range Weather Forecasts*, Eresmaa and McNally (2014)). La taille et la diversité de ce jeu de profils atmosphérique doit permettre d'estimer de manière robuste l'information qu'apporteraient les mesures de type IASI et IASI-NG pour caractériser les nuages de glace. Ce jeu de profils doit également permettre de tester la qualité de l'algorithme d'inversion et d'en dessiner les limites. L'objectif final est alors de tester l'algorithme sur de vraies mesures effectuées par l'instrument IASI et d'évaluer ses restitutions en les confrontant à des climatologies obtenues à partir d'instruments actifs.

Le document est structuré de la manière suivante :

Le Chapitre 1 est dédié à la présentation du contexte dans lequel s'inscrit ce travail. Il permet de présenter quelques généralités sur les nuages, et plus particulièrement sur les nuages de glace. Nous y décrivons quelques instruments permettant la télédétection par satellite des nuages de glace et comparons leurs avantages et inconvénients respectifs. Nous décrivons également les méthodes employées pour la télédétection des nuages avec, en particulier, différents modèles microphysiques qui permettent de représenter les cristaux de glace et leurs propriétés radiatives. L'implication que peut avoir l'utilisation de ces modèles est discutée.

Le Chapitre 2 est quant à lui consacré à la description du spectre infrarouge, à sa mesure et à sa modélisation. L'objectif est d'illustrer la sensibilité de ce type de mesures à différents paramètres atmosphériques, avec et sans la présence de nuages, et de comprendre comment cette sensibilité permet d'obtenir une information sur la composition de l'atmosphère. Nous présentons le logiciel de transfert radiatif RTTOV (*Radiative Transfer for TIROS (Television InfraRed Observing System) Operational Vertical Sounder*) que nous avons utilisé dans cette étude. Enfin, nous présentons les instruments satellitaires qui mesurent le spectre infrarouge avec une haute résolution spectrale et nous intéressons plus particulièrement aux caractéristiques des instruments IASI et IASI-NG.

Le Chapitre 3 décrit l'étude de contenu en information que nous avons menée pour caractériser les capacités et les limites du système d'observation. Ce chapitre présente la méthode de l'estimation optimale qui permet de résoudre le problème inverse, et le jeu de profils atmosphériques que nous avons utilisé. Les résultats de l'étude du contenu en information en fonction du type de scène (mono-couche, multi-couches et selon que l'eau liquide est mélangée ou non avec l'eau glacée) et du type de nuage de glace (opacité) y sont illustrés. Ce chapitre nous permet finalement de tester l'algorithme de restitution que nous avons développé.

Le Chapitre 4 est dédié à l'application de l'algorithme d'inversion sur de vraies mesures de l'instrument IASI. Nous indiquons les ajustements que nous avons appliqués à l'algorithme en conditions réelles. Nous illustrons ses performances en étudiant le cas de la journée du 1^{er} janvier 2008. Les résultats sur des mesures de l'année 2008 sont finalement présentés de manière statistique en construisant des climatologies et évalués en les

confrontant au même type de climatologies obtenues à partir de mesures actives.

Enfin, le document se termine par la présentation des conclusions et des principales perspectives que l'on peut envisager à la suite de notre travail.

Références

- Clerbaux, C., Boynard, A., Clarisse, L., George, M., Hadji-Lazaro, J., Herbin, H., Hurtmans, D., Pommier, M., Razavi, A., Turquety, S., et al. (2009). Monitoring of atmospheric composition using the thermal infrared IASI/Metop sounder. *Atmos. Chem. Phys.*, 9(16) :6041–6054.
- Collard, A. D. and McNally, A. P. (2009). The assimilation of infrared atmospheric sounding interferometer radiances at ECMWF. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 135(641) :1044–1058.
- Delanoë, J. and Hogan, R. J. (2008). A variational scheme for retrieving ice cloud properties from combined radar, lidar, and infrared radiometer. *J. Geophys. Res. Atmos.*, 113(D7).
- Delanoë, J. and Hogan, R. J. (2010). Combined CloudSat-CALIPSO-MODIS retrievals of the properties of ice clouds. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 115(D4).
- Deng, M., Mace, G. G., Wang, Z., and Lawson, R. P. (2013). Evaluation of several A-Train ice cloud retrieval products with in situ measurements collected during the SPARTICUS campaign. *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, 52(4) :1014–1030.
- Deng, M., Mace, G. G., Wang, Z., and Okamoto, H. (2010). Tropical Composition, Cloud and Climate Coupling Experiment validation for cirrus cloud profiling retrieval using CloudSat radar and CALIPSO lidar. *J. Geophys. Res. Atmos.*, 115(D10).
- Desroziers, G. (2019). Assimilation of meteorological data.
- Eresmaa, R. and McNally, A. P. (2014). Diverse profile datasets from the ECMWF 137-level short-range forecasts. In *Document No. NWPSAF-EC-TR-017, Version 1.0*. EUMETSAT Satellite Application Facility (NWP SAF).
- Garnier, A., Pelon, J., Dubuisson, P., Faivre, M., Chomette, O., Pascal, N., and Kratz, D. P. (2012). Retrieval of cloud properties using CALIPSO Imaging Infrared Radiometer. Part I : Effective emissivity and optical depth. *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, 51(7) :1407–1425.
- Guidard, V., Fourrié, N., Brousseau, P., and Rabier, F. (2011). Impact of IASI assimilation at global and convective scales and challenges for the assimilation of cloudy scenes. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 137(661) :1975–1987.
- Hilton, F., Armante, R., August, T., Barnet, C., Bouchard, A., Camy-Peyret, C., Capelle, V., Clarisse, L., Clerbaux, C., Coheur, P.-F., et al. (2012). Hyperspectral Earth observation from IASI : Five years of accomplishments. *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, 93(3) :347–370.
- Hong, G., Yang, P., Gao, B.-C., Baum, B. A., Hu, Y. X., King, M. D., and Platnick, S. (2007). High cloud properties from three years of MODIS Terra and Aqua collection-4 data over the tropics. *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, 46(11) :1840–1856.

-
- Hong, Y. and Liu, G. (2015). The characteristics of ice cloud properties derived from Cloudsat and CALIPSO measurements. *J. Clim.*, 28(9) :3880–3901.
- Hong, Y., Liu, G., and Li, J.-L. (2016). Assessing the radiative effects of global ice clouds based on Cloudsat and CALIPSO measurements. *J. Clim.*, 29(21) :7651–7674.
- Huang, H.-L., Yang, P., Wei, H., Baum, B. A., Hu, Y., Antonelli, P., and Ackerman, S. A. (2004). Inference of ice cloud properties from high spectral resolution infrared observations. *IEEE Trans. Geosci. Remote. Sens.*, 42(4) :842–853.
- Huang, X. L., Yung, Y. L., and Margolis, J. S. (2003). Use of high-resolution measurements for the retrieval of temperature and gas-concentration profiles from outgoing infrared spectra in the presence of cirrus clouds. *Appl. Opt.*, 42(12) :2155–2165.
- Kahn, B. H., Eldering, A., Clough, S. A., Fetzer, E. J., Fishbein, E., Gunson, M. R., Lee, S.-Y., Lester, P. F., and Realmuto, V. J. (2003). Near micron-sized cirrus cloud particles in high-resolution infrared spectra : An orographic case study. *Geophys. Res. Lett.*, 30(8).
- Kelly, G. and Thépaut, J.-N. (2007). Evaluation of the impact of the space component of the Global Observing System through Observing System Experiments. *ECMWF Newsletter*, 113 :16–28.
- Martinet, P., Fourrié, N., Bouteloup, Y., Bazile, E., and Rabier, F. (2014). Toward the improvement of short-range forecasts by the analysis of cloud variables from IASI radiances. *Atmos. Sci. Lett.*, 15(4) :342–347.
- Platnick, S., Meyer, K. G., King, M. D., Wind, G., Amarasinghe, N., Marchant, B., Arnold, G. T., Zhang, Z., Hubanks, P. A., Holz, R. E., et al. (2016). The MODIS cloud optical and microphysical products : Collection 6 updates and examples from Terra and Aqua. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 55(1) :502–525.
- Rädel, G., Stubenrauch, C. J., Holz, R., and Mitchell, D. L. (2003). Retrieval of effective ice crystal size in the infrared : Sensitivity study and global measurements from TIROS-N Operational Vertical Sounder. *J. Geophys. Res. Atmos.*, 108(D9).
- Rodgers, C. D. (2000). *Inverse methods for atmospheric sounding : theory and practice*. 10. World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 2 edition.
- Shannon, C. E. (1948). A mathematical theory of communication. *The Bell system technical journal*, 27(3) :379–423.
- Siméoni, D., Singer, C., and Chalon, G. (1997). Infrared atmospheric sounding interferometer. *Acta Astronaut.*, 40(2-8) :113–118.
- Sourdeval, O., Gryspeerdt, E., Krämer, M., Goren, T., Delanoë, J., Afchine, A., Hemmer, F., and Quaas, J. (2018). Ice crystal number concentration estimates from lidar-radar satellite remote sensing—Part 1 : Method and evaluation. *Atmos. Chem. Phys.*, 18(19) :14327–14350.
- Stocker, T. F., Qin, D., Plattner, G.-K., Tignor, M., Allen, S. K., Boschung, J., Nauels, A., Xia, Y., Bex, V., Midgley, P. M., et al. (2013). Climate change 2013 : The physical science basis. *Contribution of working group I to the fifth assessment report of the intergovernmental panel on climate change*, 1535.

-
- Stubenrauch, C. J., Holz, R., Chédin, A., Mitchell, D. L., and Baran, A. J. (1999). Retrieval of cirrus ice crystal sizes from 8.3 and 11.1 μm emissivities determined by the improved initialization inversion of TIROS-N Operational Vertical Sounder observations. *J. Geophys. Res. Atmos.*, 104(D24) :31793–31808.
- Wang, C., Yang, P., Platnick, S., Heidinger, A. K., Baum, B. A., Greenwald, T., Zhang, Z., and Holz, R. E. (2013). Retrieval of ice cloud properties from AIRS and MODIS observations based on a fast high-spectral-resolution radiative transfer model. *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, 52(3) :710–726.
- Wei, H., Yang, P., Li, J., Baum, B. A., Huang, H.-L., Platnick, S., Hu, Y., and Strow, L. (2004). Retrieval of semitransparent ice cloud optical thickness from Atmospheric Infrared Sounder (AIRS) measurements. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 42(10) :2254–2267.
- Wu, W., Liu, X., Zhou, D. K., Larar, A. M., Yang, Q., Kizer, S. H., and Liu, Q. (2017). The application of PCRTM physical retrieval methodology for IASI cloudy scene analysis. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 55(9) :5042–5056.
- Yang, P., Zhang, L., Hong, G., Nasiri, S. L., Baum, B. A., Huang, H.-L., King, M. D., and Platnick, S. (2007). Differences between collection 4 and 5 MODIS ice cloud optical/microphysical products and their impact on radiative forcing simulations. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 45(9) :2886–2899.
- Zhang, Y., Macke, A., and Albers, F. (1999). Effect of crystal size spectrum and crystal shape on stratiform cirrus radiative forcing. *Atmos. Res.*, 52(1-2) :59–75.

L'optique pour étudier les nuages

D'aspect, de taille, de forme et d'altitude très différentes, les nuages, qui font partie de notre quotidien et rythment la nature grâce à leur indispensable rôle dans le cycle de l'eau, ont toujours représenté une difficulté pour les scientifiques qui les ont étudiés. De leur processus de formation à leur impact sur le climat, il subsiste toujours des inconnues à découvrir à leur sujet. Dans ce chapitre, après avoir présenté quelques généralités sur les nuages, nous introduisons l'importance de leur étude pour les prévisions climatiques. Difficilement accessibles, nous verrons également qu'il est possible de les caractériser à distance grâce à leur interaction avec le rayonnement électromagnétique par le biais de mesures satellites. Nous présenterons quelques instruments satellitaires capables d'apporter de l'information sur les propriétés des nuages avant de justifier l'intérêt croissant de l'utilisation des instruments à haute résolution spectrale dans l'infrarouge pour leur étude.

1.1 Pourquoi étudier les nuages ?

1.1.1 Généralités sur les nuages

Les nuages couvrent en permanence environ deux tiers de la surface du globe ce qui fait d'eux un maillon important du système climatique de la Terre (Stocker et al. (2013)). Qu'ils soient composés d'eau sous forme liquide ou solide, les nuages sont présents dans le ciel de toutes les régions, avec des régimes qui leur sont propres comme illustré dans la Figure 1.1.

Les nuages sont classés en dix genres selon leur forme, leur extension verticale, et l'altitude de leur base. Les nuages en couches sont dits "stratiformes" et les nuages en boules "cumuliformes". Un préfixe est ajouté en fonction de l'altitude du nuage : "cirro" pour les nuages hauts, "alto" pour les nuages de moyenne altitude. La Figure 1.2 **a** montre que la plupart des nuages de haute altitude se trouvent dans les régions tropicales mais également qu'ils sont présents dans une moindre mesure aux moyennes latitudes. Les nuages de moyenne altitude sont quant à eux prépondérants aux moyennes latitudes et ceux de basse altitude sont présents au-dessus de tous les océans principalement dans les régions tempérées et froides (moyennes et hautes latitudes). Comme illustré sur la Figure 1.1 **b**, l'altitude des nuages est généralement comprise entre le niveau de la mer et le sommet de la troposphère qui dépend fortement de la latitude. La répartition de l'eau

1.1. POURQUOI ÉTUDIER LES NUAGES ?

liquide et de l'eau glacée dépend également de la latitude (Figure 1.1 c).

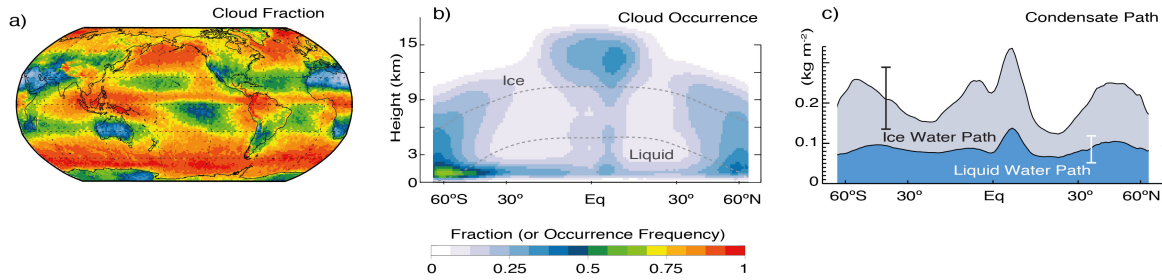


FIGURE 1.1: a) : Fraction nuageuse annuelle moyenne (données conjointes Cloud-Sat/CALIPSO (*Cloud-Aerosol Lidar and Infrared Pathfinder Satellite Observation*) (Mace et al. (2009)) entre 2006 et 2011). b) : Occurrence zonale (moyenne annuelle) des nuages en fonction de l'altitude. Les lignes en pointillés indiquent les isothermes moyennes annuelles à 0°C et à -38°C. c) : Moyenne annuelle de la distribution zonale du contenu en eau intégré sur la colonne atmosphérique (en bleu : liquide (d'après les données obtenues avec un radiomètre micro-onde entre 1988 et 2005 (O'Dell et al. (2008))), en gris : glace (données CloudSat 2C-ICE entre 2006 et 2011 au-dessus des océans (Deng et al. (2010a))). Figure de Stocker et al. (2013).

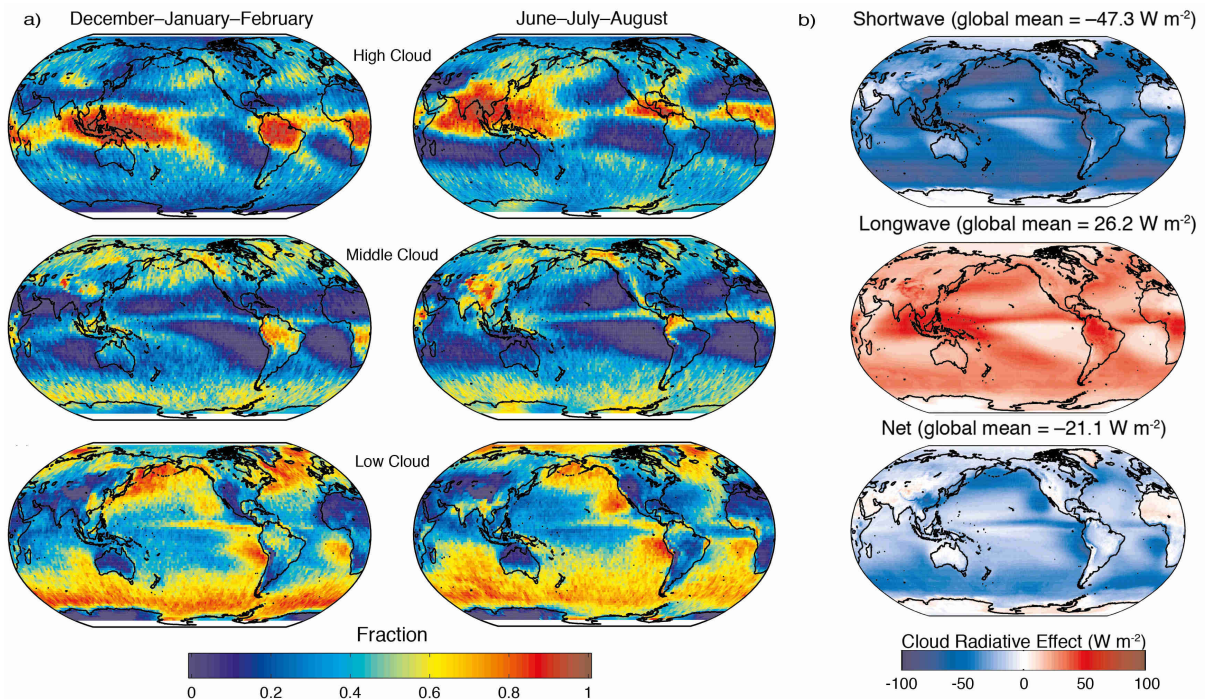


FIGURE 1.2: a) : Couverture nuageuse moyenne en Décembre-Janvier-Février et Juin-Juillet-Août des nuages de haute, moyenne et basse altitude à partir de données Cloud-Sat/CALIPSO entre 2006 et 2011 (Mace et al. (2009)). Les nuages considérés comme “hauts” sont situés au-dessus du niveau de pression 440 hPa, les nuages “bas” sont en dessous de 680 hPa et les “moyens” sont entre ces deux niveaux. b) : Distribution de la moyenne annuelle du forçage radiatif net au sommet de l'atmosphère (en bas) et sa décomposition sur le domaine des courtes longueurs d'onde (en haut) et des grandes longueurs d'onde (au milieu) entre 2001 et 2011 à partir des données CERES (*Clouds and the Earth's Radiant Energy System*) (Loeb et al. (2009)). Figure de Stocker et al. (2013).

Les nuages jouent un rôle important dans le bilan radiatif terrestre à travers deux effets antagonistes : aux courtes longueurs d'onde, ils refroidissent la surface en réfléchissant la lumière solaire incidente (SWCRE pour *ShortWave Cloud Radiation Effect*), aux grandes longueurs d'onde, ils participent à l'effet de serre en absorbant le rayonnement infrarouge émis par la surface terrestre et l'atmosphère en dessous et en réémettant à leur température (généralement plus faible) vers la surface et le sommet de l'atmosphère (LWCRE pour *LongWave Cloud Radiation Effect*). Ces deux effets sont respectivement estimés à -50 Wm^{-2} et $+30 \text{ Wm}^{-2}$ en moyenne annuelle ce qui implique un refroidissement global de -20 Wm^{-2} (Stocker et al. (2013)). Ce bilan radiatif comporte des variations régionales, illustrées sur la Figure 1.2 **b** que l'on peut mettre en corrélation avec la distribution de la couverture nuageuse en fonction de l'altitude des nuages de la Figure 1.2 **a**. De manière schématique, l'effet de serre dépend principalement de la température du sommet des nuages (plus celle-ci est faible, plus l'effet de serre est important), tandis que l'effet d'albédo dépend de l'opacité des nuages et de l'intensité du rayonnement solaire incident. Ce dernier est donc sensible aux cycles diurnes et saisonniers de la couverture nuageuse. Comme le montre la Figure 1.2 **b**, le forçage radiatif net est négatif sur la grande majorité du globe et dévoile des minima au-dessus de zones où l'on trouve des stratus et stratocumulus opaques de basse altitude et très étendus qui réfléchissent fortement la lumière incidente.

Les nuages influent également sur la dynamique de l'atmosphère et sur le cycle de l'eau. Ils sont à l'origine des précipitations indispensables à la vie sur les continents et réchauffent l'atmosphère par la libération de la chaleur latente lorsque la vapeur d'eau condense. Certains nuages, étendus verticalement, renferment également de puissants courants ascendants capables d'entraîner des masses d'air, mais aussi des aérosols, de l'humidité ainsi que des gaz traces, du sol jusqu'en haut de la troposphère ou même parfois jusqu'en basse stratosphère.

Une autre caractéristique importante des nuages est leur rétroaction climatique. La rétroaction climatique d'un composant donné est définie comme l'effet radiatif engendré par le changement de ce composant en réponse à une augmentation de la température du système. Ces rétroactions peuvent être positives (amplifier l'augmentation de température) ou négatives (la diminuer) et leur connaissance est primordiale pour les projections climatiques. La rétroaction des nuages représente la plus grande source d'incertitudes (Stocker et al. (2013)) pour les projections climatiques et plusieurs mécanismes sont avancés par les modèles de prévision du climat. L'altitude des nuages hauts devrait augmenter et donc occasionner un effet de serre plus important se traduisant par une rétroaction positive. La couverture des nuages de moyenne et basse altitude devrait diminuer, mais la rétroaction associée à cet effet est encore mal quantifiée. Les observations et la plupart des modèles suggèrent également que les trajectoires des tempêtes se déplaceraient vers les pôles dans un climat plus chaud, asséchant les zones subtropicales et humidifiant les hautes latitudes, ce qui provoquerait une rétroaction positive due au déplacement de la couverture nuageuse vers des latitudes moins ensoleillées. Le rôle des nuages de glace fins de haute altitude est quant à lui toujours mal connu et est une potentielle source de biais dans les projections climatiques.

1.1.2 Les nuages de glace

Nous venons de mettre en évidence l'importance de l'étude des nuages pour le climat. Les nuages affichent une grande diversité, et les nuages de glace y participent grandement. Particulièrement mal connus, ils jouent un rôle important dans le système climatique et sont de ce fait l'objet de nombreuses études. En effet, l'opacité des nuages de glace peut varier très fortement (Baran (2009)). Lorsqu'ils sont fins, ces nuages transmettent le rayonnement solaire incident vers la surface et absorbent le rayonnement émis dans l'infrarouge par l'atmosphère et la surface terrestre en dessous. Généralement plus froid que la surface, ils réémettent alors un rayonnement infrarouge de faible énergie et participent ainsi au réchauffement de la surface. Au contraire, si ces nuages sont optiquement épais, ils réfléchissent plus de rayonnement solaire incident et participent ainsi à refroidir la surface (effet d'albédo important). Le signe et l'amplitude du forçage radiatif net global des nuages de glace dépend donc fortement de l'épaisseur optique qui conditionne l'amplitude de l'effet d'albédo. Dès lors, pour quantifier de manière précise l'impact des nuages de glace sur le climat, il est important de déterminer la relation qui lie leur forçage radiatif net (réchauffement ou refroidissement) à leur opacité et à leur température (Hong and Liu (2015)).

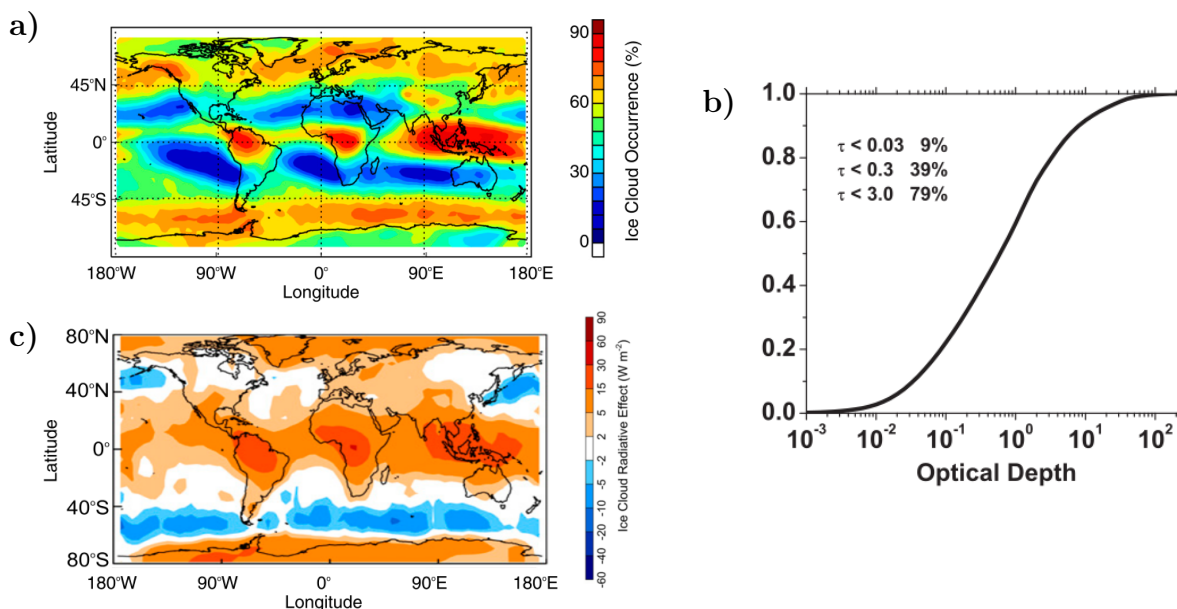


FIGURE 1.3: **a)** : Fréquence (%) des nuages de glace. **b)** : Fréquence cumulée des nuages de glace en fonction de leur épaisseur optique dans le visible. **c)** : Forçage radiatif net au sommet de l'atmosphère engendré par les nuages de glace. Figures de Hong and Liu (2015) (**a,b**) et Hong et al. (2016) (**c**).

Les nuages de glace existent principalement à haute altitude, à des températures inférieures à -40°C . Ces nuages, composés de cristaux de glace, ont généralement l'apparence de filaments blancs et ne causent pas de précipitations. Au-dessus de -40°C , les nuages peuvent contenir de l'eau liquide surfondue (Korolev et al. (2017)). Sassen and Cho (1992) ont classé les nuages de glace en trois catégories en fonction de leur épaisseur optique¹ dans le visible : les nuages subvisibles (épaisseur optique inférieure à 0.03), les nuages fins

1. L'épaisseur optique est une mesure de l'opacité d'une couche atmosphérique. Sa définition mathématique est donnée en Section 1.3.1.

1.1. POURQUOI ÉTUDIER LES NUAGES ?

(entre 0.03 et 0.3) et les nuages opaques (entre 0.3 et 3.0).

Une analyse statistique de l'occurrence, de l'épaisseur optique et géométrique et de l'altitude des nuages de glace obtenues depuis l'espace a été effectuée par Hong and Liu (2015) afin d'établir leur climatologie (Figure 1.3 **a,b**). Ils ont établi que la fréquence globale des nuages de glace dans le champ de vue des instruments choisis pour leur étude pendant quatre années de mesures est supérieure à 50% avec une grande partie de nuages subvisibles ou fins (39% des nuages de glace étudiés ont une épaisseur optique inférieure à 0.3). Sachant que ces nuages ont un forçage radiatif net plutôt positif, cette statistique a conduit Hong et al. (2016) à conclure que cette catégorie de nuages, compte tenu de leur répartition globale importante, contrecarre l'effet d'albédo des nuages de glace plus épais se traduisant par un forçage radiatif de l'ensemble des nuages de glace positif (Figure 1.3 **c**). Cependant, ce type d'étude est basé sur des simulations qui dépendent fortement des hypothèses utilisées pour caractériser les nuages (modèle microphysique, distribution en taille et en forme) et la surface (émissivité) qui engendrent des incertitudes importantes.

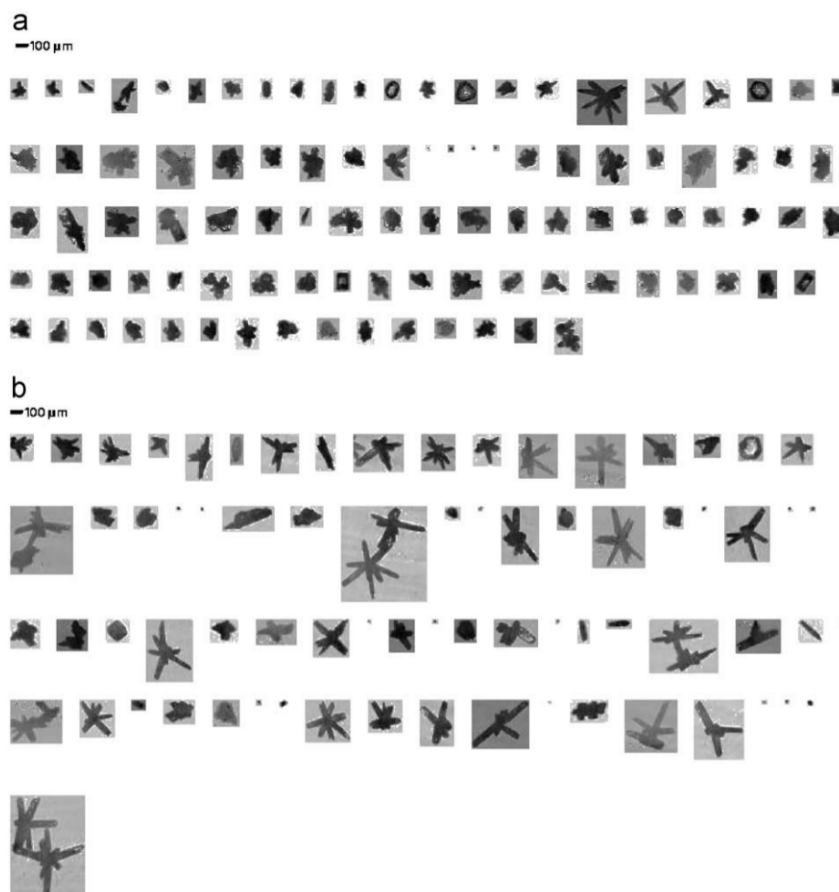


FIGURE 1.4: Exemple d'images d'après les mesures SPEC CPI (*Cloud Particle Imaging*) de cristaux de glace provenant de cirrus de moyenne latitude. **a)** Cristaux proches du sommet du nuage. **b)** Cristaux proches de la base du nuage. Figure de Baran (2009).

Parmi celles-ci, la principale cause de l'incertitude sur le rôle climatique des nuages de glace provient de la complexité de leur microphysique. Des campagnes de mesures ont pu mettre en évidence la grande diversité de tailles et de formes des cristaux que l'on peut rencontrer dans ces nuages. Un exemple est donné en Figure 1.4 pour des nuages de glace de moyenne latitude. L'échelle donnée dans la figure permet de se rendre compte de

la large gamme de tailles des cristaux qui peut varier d'une dizaine à plusieurs milliers de micromètres. Il faut noter cependant que la mesure des plus petites particules (inférieures à $100\ \mu\text{m}$) n'est pas représentative de leur population car elle est amplifiée par la fragmentation des plus gros cristaux sur les appareils de mesures. La forme des cristaux varie également en fonction du type de nuage, de la température et de l'humidité (Baran (2009)). Cette variation est illustrée par la Figure 1.5 qui présente un profil de forme et taille des cristaux de glace d'un nuage mesuré par ballon sonde. En général, la taille et la complexité des cristaux est plus importante au niveau de la base du nuage qu'à son sommet en raison de l'agrégation des cristaux.

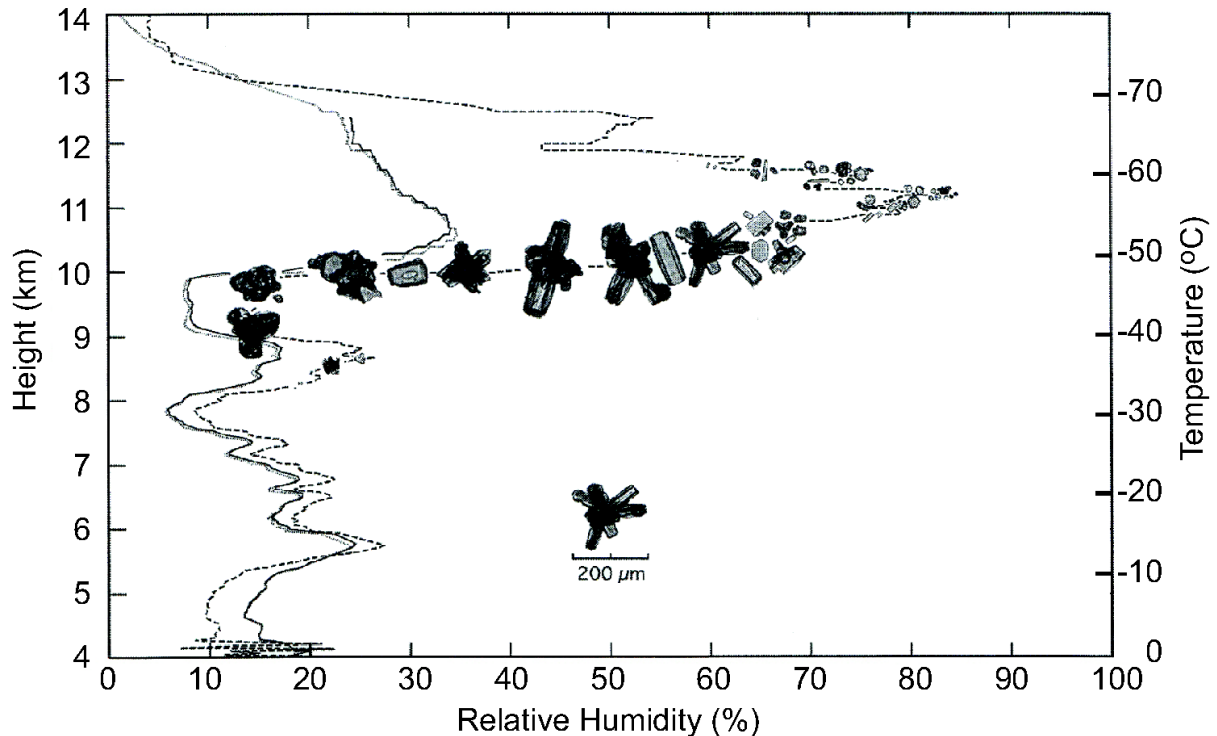


FIGURE 1.5: Forme et taille des cristaux de glace en fonction de l'altitude et de l'humidité relative mesurée par ballon sonde au Colorado. Figure de Liou (2002).

1.2 L'observation des nuages depuis l'espace

Il y a différentes façons d'observer et d'analyser les nuages de glace. Les observations peuvent se faire à partir du sol, par avion, par ballon sonde ou encore par satellite. Le besoin grandissant de la communauté scientifique d'obtenir rapidement des images globales de l'atmosphère et de la surface a mené au lancement d'une grande quantité de satellites d'observation de la Terre. En effet, par exemple, le temps qu'il fait à un instant et en un lieu donné est conditionné par des mouvements atmosphériques dans toutes les directions et en provenance de toutes les régions du globe. Les satellites ont ainsi grandement contribué à l'amélioration des prévisions météorologiques en fournissant entre autres des mesures à l'échelle du globe de l'humidité, de la température et des mouvements atmosphériques. Par rapport aux autres moyens de mesure, les satellites sont donc particulièrement intéressants car ils permettent d'obtenir des observations couvrant une grande partie de la surface de la Terre avec une grande répétitivité. Parmi ces instruments, ceux qui sont dits "actifs", c'est-à-dire qui génèrent eux-mêmes un rayonnement

électromagnétique et mesurent ensuite la part de ce même rayonnement qui est réfléchi vers l'instrument lors de son interaction avec l'atmosphère, sont ceux qui apportent le plus d'information pour caractériser les nuages. Ce type d'instruments permet de déterminer finement la structure verticale des nuages de glace (Delanoë and Hogan (2008, 2010); Deng et al. (2010b, 2013)). La deuxième catégorie d'instruments est celle des instruments dits "passifs". Ces derniers n'émettent aucun signal et mesurent le rayonnement directement émis ou réfléchi par la Terre et l'atmosphère. Les propriétés des nuages déduites des mesures satellites dépendent fortement du type d'instruments utilisé, de leur sensibilité et des méthodes d'inversion employées (Eliasson et al. (2011)). Nous allons l'illustrer par quelques exemples.

1.2.1 Exemples d'instruments actifs

Parmi les instruments actifs, le lidar CALIOP (*Cloud-Aerosol Lidar with Orthogonal Polarization*) à bord du satellite CALIPSO (*Cloud-Aerosol Lidar and Infrared Pathfinder Satellite Observation*) est très utilisé. C'est un lidar à rétrodiffusion à deux longueurs d'onde, à 532 (visible) et 1064 nm (proche infrarouge), et qui mesure la dépolarisation à 532 nm (Winker et al. (2009)). Il fournit des profils verticaux à haute résolution des couches nuageuses et d'aérosols mais son signal peut rapidement être éteint lorsqu'il effectue des mesures au-dessus de nuages trop épais optiquement. Le radar CPR (*Cloud Profiling Radar*) à bord du satellite CloudSat est également capable de produire des profils de nuages à partir de la mesure de leur rétrodiffusion. Cet instrument mesure quant à lui un rayonnement micro-onde à la fréquence 94 GHz (Im et al. (2005)). Cette grande longueur d'onde le rend plus sensible aux grosses particules alors qu'en présence de particules assez petites, l'atmosphère devient pour lui transparente. Le radar CPR apporte en conséquence une information privilégiée sur la base des nuages de glace mais peut cependant ne pas détecter les nuages les plus fins ou composés de petites particules. Or, les deux satellites que nous venons de présenter volent ensemble dans la constellation appelée "A-train" (*Afternoon Constellation*). Ces deux instruments mesurent la même scène à seulement quelques secondes d'écart ce qui rend possible leur utilisation en synergie afin de profiter de leurs capacités complémentaires (Delanoë and Hogan (2008, 2010)). Le lidar permet alors de caractériser les nuages fins ainsi que le sommet des nuages plus épais et le radar permet de caractériser les couches nuageuses plus opaques non sondées par le lidar.

1.2.2 Exemples d'instruments passifs

Il existe un grand nombre d'instruments passifs. Par exemple, le radiomètre infrarouge MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*) à bord du satellite Aqua est aussi présent dans le A-train. Il effectue des mesures dans 36 bandes comprises entre 0.4 et 14.4 μm (visible, infrarouge) et peut apporter de l'information sur les propriétés des nuages de glace (Platnick et al. (2016); Hong et al. (2007a); Yang et al. (2007); Sourdeval et al. (2015, 2016)). Dans l'infrarouge, MODIS est sensible aux nuages lorsque le contraste en température entre celui-ci et la surface est suffisamment grand de manière à distinguer leur contribution respective dans le rayonnement reçu (Wei et al. (2004); Baran (2005); Hong et al. (2007b); Dubuisson et al. (2008)). Il permet de restituer l'épaisseur optique et le rayon effectif intégré des cristaux d'un nuage de glace (King et al. (1992)) mais n'est pas capable de résoudre le profil vertical de son contenu en glace. Un autre exemple est

celui du radiomètre IIR (*Imaging Infrared Radiometer*), développé par le CNES, qui se situe à bord du satellite CALIPSO (Winker et al. (2009)). Il effectue des mesures dans trois canaux infrarouges (à 8.65, 10.6 et 12.05 μm dont les largeurs sont respectivement de 0.9, 0.6 et 1 μm) et a pour mission principale de caractériser les scènes pour les restitutions du lidar CALIOP présent sur la même plateforme. Il est donc principalement utilisé en synergie avec CALIOP pour retrouver une information par exemple sur l'épaisseur optique et sur le rayon effectif des cristaux des nuages (e.g. Garnier et al. (2012); Mitchell et al. (2018); Garnier et al. (2020)). L'instrument POLDER (*Polarization and directionality of the Earth's reflectances*) a également fait partie de l'A-train sur la plateforme PARASOL (*Polarization and Anisotropy of Reflectances for Atmospheric Sciences coupled with Observations from a Lidar*) et est, lui aussi, un instrument passif (Parol et al. (2004)). Il mesure le rayonnement solaire visible et proche infrarouge réfléchi par la surface et l'atmosphère. La particularité de cet instrument réside dans le fait qu'il est capable d'effectuer des mesures d'une même scène depuis plusieurs angles de vue et de résoudre la polarisation du rayonnement. Ces caractéristiques permettent entre autres de déterminer la phase thermodynamique de l'eau des nuages ainsi que la pression à leur sommet et leur épaisseur optique (Parol et al. (1999)).

1.2.3 Illustration des différences entre les produits nuageux à partir d'instruments actifs et passifs

Alors que les mesures passives permettent d'accéder à des quantités intégrées telles que l'épaisseur optique, les mesures actives permettent quant à elles d'accéder à une information plus importante grâce à la résolution verticale. Généralement insondables à partir des instruments passifs, la position des couches, leur extension verticale ainsi qu'une information sur la phase de l'eau peut être déterminée grâce aux instruments actifs tels que le lidar ou la combinaison du lidar et du radar. En conséquence, une même propriété des nuages que l'on va déduire à partir de ces différents instruments peut également s'avérer différente. Pour l'illustrer, nous avons comparé les restitutions de l'épaisseur optique des nuages de glace obtenues à partir des mesures de l'instrument actif CALIOP et de l'instrument passif MODIS.

La Figure 1.6 présente une comparaison de l'épaisseur optique des nuages retrouvée à partir des mesures CALIOP et MODIS colocalisées (produit CALTRACK disponible à ICARE, MODIS collection 6). Nous nous sommes limités ici aux latitudes moyennes au-dessus des océans. Seuls les profils identifiés comme comprenant une seule couche de nuage de glace par CALIOP entre 2006 et 2010 ont été conservés. Comme on peut le voir sur la Figure 1.6 **a,b**, CALIOP est capable de détecter beaucoup plus de nuages fins que MODIS qui va, quant à lui, détecter plus de nuages épais. On observe sur la Figure 1.6 **c** un bon accord entre les épaisseurs optiques MODIS et CALIOP pour des épaisseurs optiques comprises entre environ 0.3 et 1 avec une forte densité de cas présentant un très bon accord malgré un léger biais. En revanche, les cas correspondant à une faible épaisseur optique détectée par CALIOP sont surestimés par MODIS de plusieurs ordres de grandeur. Une étude plus approfondie serait intéressante pour comprendre la raison de cet écart, qui peut par exemple être lié à un faible contraste en température entre le nuage et la surface. Le comportement est similaire concernant les autres bandes de latitudes et avec une plus faible représentation des nuages les plus fins dans le cas de mesures au-dessus des terres.

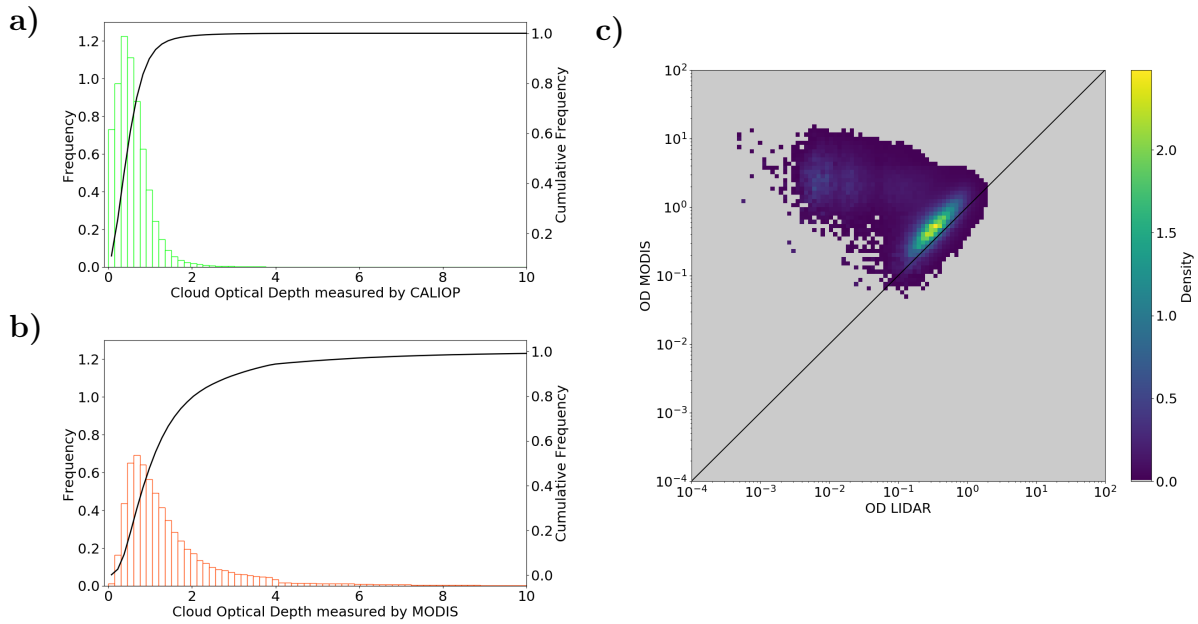


FIGURE 1.6: a,b) : Fréquence (histogrammes) et fréquence cumulée (ligne noire) des épaisseurs optiques inversées à partir des mesures du lidar CALIOP et du radiomètre MODIS respectivement. c) : Fréquence de l'épaisseur optique MODIS en fonction de celle de CALIOP. Données entre 2006 et 2010 au-dessus des océans de moyenne latitude.

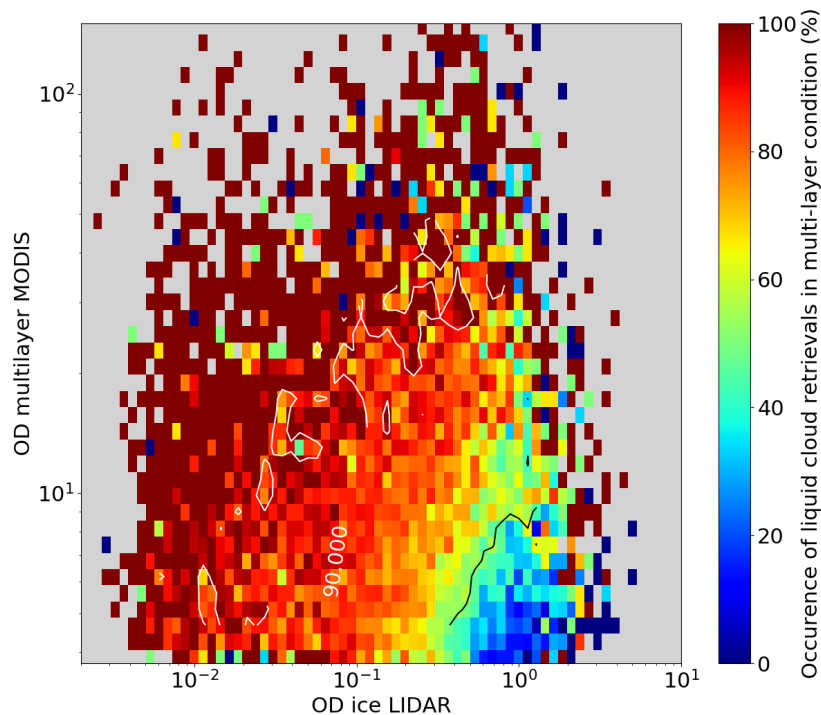


FIGURE 1.7: Fréquence de l'épaisseur optique totale MODIS en fonction de l'épaisseur optique de la couche de glace CALIOP dans le cas multi-couches. Le code couleur correspond au pourcentage de cas où l'algorithme d'inversion MODIS a donné une phase liquide pour la colonne atmosphérique. Les lignes montrent les démarcations au-delà desquelles la phase liquide est donnée pour 90% des cas (en blanc) et 50% (en noir).

Une autre différence entre les restitutions à partir des instruments passifs et actifs concerne la microphysique. En effet, depuis des décennies, beaucoup d'algorithmes de télédétection passive font l'hypothèse d'une couche nuageuse unique pour caractériser l'eau condensée sur toute la colonne atmosphérique. L'algorithme permettant d'obtenir les propriétés nuageuses à partir des mesures MODIS fonctionne sur ce principe et va, dans un premier temps, déterminer la phase du nuage observé afin de fixer le type de modèle microphysique (sphérique ou non-sphérique) avant de restituer les propriétés du nuage telles que l'épaisseur optique, le rayon effectif, l'altitude du sommet de la couche. Il s'avère donc que le modèle microphysique choisi peut être le mauvais, notamment si l'opacité de la couche nuageuse n'est pas assez grande. Nous souhaitons ici étudier à partir de quelle épaisseur optique de glace l'algorithme de MODIS utilise un modèle microphysique de particules glacées pour représenter l'eau condensée (Platnick et al. (2016)). La Figure 1.7 représente les épaisseurs optiques totales déterminées par MODIS dans le cas où la colonne atmosphérique présente deux couches nuageuses distinctes (une couche d'eau liquide en dessous d'une couche en phase glace, la phase étant déterminée par CALIOP) en fonction de l'épaisseur optique de la couche de glace donnée par CALIOP. Il est donc normal que les épaisseurs optiques MODIS soient supérieures à celles de CALIOP puisque contrairement à ce dernier, elles tiennent compte de la couche de nuage liquide. Cette figure illustre le pourcentage de cas (par pixel) pour lesquels l'algorithme de MODIS a donné une phase liquide. Nous montrons ici les résultats pour tous les cas sans distinction de latitude ou de type de surface. Cette figure montre qu'il faut atteindre des épaisseurs optiques de glace assez importantes, c'est-à-dire supérieures à 1, pour que l'algorithme de détection de la phase de MODIS soit capable de détecter le nuage de glace. Pour ces épaisseurs optiques, la phase glace est détectée dans 50% des cas. MODIS donne donc majoritairement une phase liquide lors de ses restitutions. Cette étude permet de montrer les limites des radiomètres à bandes larges utilisés pour l'étude des nuages, notamment en présence de colonnes multi-couches ou lorsque la couche nuageuse de glace est optiquement fine.

1.2.4 Les instruments passifs infrarouges à haute résolution spectrale

Développés à l'origine pour les prévisions météorologiques, un grand nombre de satellites transportant des instruments infrarouges à haute résolution spectrale ont été lancés dans l'espace. Certains d'entre eux sont présentés dans le Chapitre 2. Ils ont permis une amélioration des prévisions météorologiques par l'assimilation, en l'absence de couche diffusante, de ces mesures à haute résolution spectrale très sensibles au profil d'humidité et de température (Kelly and Thépaut (2007); Collard and McNally (2009); Guidard et al. (2011)). Cependant, compte tenu de la taille souvent importante des pixels observés par ce type d'instruments (environ 10 km au nadir), les pixels étiquetés "ciel clair" ne représentent qu'une petite fraction de l'ensemble des observations (environ 20 %), impliquant le rejet ou la non-utilisation d'un grand nombre d'entre elles. De nombreuses études ont alors vu le jour afin d'utiliser ces observations contaminées (McNally (2002); Pavelin et al. (2008); McNally (2009); Guidard et al. (2011); Martinet et al. (2013)) et ont montré un bon potentiel pour l'amélioration des prévisions météorologiques à court terme (Martinet et al. (2014)).

Le développement de différentes méthodologies destinées à extraire l'information sur les nuages de glace à partir de mesures à haute résolution spectrale dans l'infrarouge a

1.3. LES MÉTHODES ET LES OUTILS THÉORIQUES POUR LA TÉLÉDÉTECTION SPATIALE DES NUAGES

commencé au début des années 2000 et a donné lieu à de nombreuses études (e.g. Stubenrauch et al. (1999); Rädcl et al. (2003); Kahn et al. (2003); August et al. (2012)). Ces études ont débouché sur des algorithmes de plus en plus rapides et sophistiqués, aussi bien dans la méthode d'inversion que dans la représentation des nuages de glace (e.g. Huang et al. (2003, 2004); Wei et al. (2004); Wang et al. (2013)). Plus récemment, Wu et al. (2017) ont utilisé un algorithme basé sur la méthode de l'estimation optimale avec un logiciel de transfert radiatif qui utilise une représentation en composante principale du spectre en luminance pour inverser les propriétés des nuages de glace ainsi que les profils thermodynamiques de l'atmosphère. Cette représentation permet de réduire les temps de calcul tout en gardant le maximum d'information. Wu et al. (2017) ont démontré la capacité de cette méthode à extraire de l'information sur les nuages de glace en comparant les restitutions avec des produits d'instruments actifs CALIOP/CALIPSO et CPR/CloudSat. Nous pouvons également citer l'algorithme CIRS (*Clouds from Infrared Sounders*) de Stubenrauch et al. (2017) qui utilise les mesures des instruments AIRS (*Atmospheric Infrared Sounder*) et IASI (*Infrared Atmospheric Sounding Interferometer*) pour déterminer l'altitude et la phase de l'eau au sommet des nuages. Cependant, à ce jour, les mesures effectuées en présence de nuages sont toujours très peu utilisées même si elles représentent une majorité des mesures effectuées (Lavanant et al. (2011)). Ceci est dû au fait qu'aucun algorithme n'est capable de fournir les propriétés des nuages de glace avec une précision et des incertitudes suffisamment maîtrisées pour contraindre les modèles de prévision du temps et du climat.

Or, le grand nombre de canaux de ces instruments devrait permettre, en choisissant les canaux appropriés se trouvant dans des régions du spectre plus ou moins absorbantes, d'apporter de l'information sur la distribution verticale des nuages, selon les conditions thermodynamiques de l'atmosphère et des caractéristiques de nuages. De plus, la fauchée de ces instruments est généralement importante (de l'ordre de 2000 km), leur permettant une meilleure couverture globale journalière comparée aux instruments de télédétection actifs tels que le lidar CALIOP/CALIPSO et le radar CPR/CloudSat. Les instruments infrarouges à haute résolution spectrale présentent donc un potentiel important pour l'étude des nuages et il apparaît intéressant de quantifier leur apport par rapport à la mesure en bandes larges. Les spécificités de ce type d'instruments et le potentiel de leurs mesures pour améliorer notre connaissance de l'atmosphère sont développés dans les chapitres suivants.

1.3 Les méthodes et les outils théoriques pour la télédétection spatiale des nuages

Il est important de noter que les instruments embarqués à bord des satellites ne mesurent pas l'humidité, la température ou le mouvement des masses d'air directement : ils mesurent uniquement un rayonnement électromagnétique. Comme nous l'avons mentionné précédemment, dans la plupart des cas, ces instruments mesurent simplement un rayonnement provenant d'une source extérieure, soit émis dans l'infrarouge ou réfléchi si la mesure s'effectue dans le spectre solaire (instruments passifs). Une plus petite partie des ces instruments émettent leur propre rayonnement en direction de la surface de la Terre et mesurent la différence entre le signal émis et le signal reçu lorsqu'il revient vers le satellite (instruments actifs).

Si l'on veut pouvoir utiliser les mesures de ces instruments afin d'obtenir des informations utiles à propos de l'atmosphère et plus particulièrement à propos des nuages, il est primordial de pouvoir simuler cette mesure, c'est-à-dire de modéliser correctement l'interaction du rayonnement électromagnétique avec les différents composants atmosphériques. Ce rayonnement peut par exemple être absorbé ou diffusé par une particule nuageuse, une goutte de pluie, un aérosol ou une molécule atmosphérique. Ces différentes interactions entre le rayonnement électromagnétique et les composants de la colonne atmosphérique sont décrites dans le cadre du transfert radiatif que nous présentons dans les sections suivantes.

1.3.1 Le transfert radiatif

Les instruments satellitaires passifs mesurent un rayonnement, appelé luminance $L(s, \lambda)$, qui atteint le sommet de l'atmosphère dans la direction s et à la longueur d'onde λ . Afin d'exprimer la luminance $L_\lambda + dL_\lambda$ sortant d'un élément de volume homogène d'atmosphère de longueur dr à partir d'une source de luminance L_λ , il faut prendre en compte toutes les interactions rayonnement-matière possibles :

- l'absorption : $dL_{\lambda,abs} = -\alpha_{abs}(r, \lambda)L_\lambda dr$;
- la diffusion : $dL_{\lambda,sca} = \frac{\alpha_{sca}(r, \lambda)}{4\pi} \int_{\Omega} L_\lambda(r, s')P(\hat{s}\hat{s}', \lambda)d\Omega dr$;
- l'émission thermique : $dL_{\lambda,therm} = \alpha_{therm}(r, \lambda)B_\lambda(T(r))dr$.

α_{abs} , α_{sca} et α_{therm} sont les coefficients d'absorption, de diffusion et d'émission thermique respectivement, $P(\hat{s}\hat{s}', \lambda)$ est la fonction de phase de diffusion qui représente la probabilité de diffusion dans la direction s d'un rayonnement de longueur d'onde λ en provenance de la direction s' d'angle solide $d\Omega$, et $B_\lambda(T(r))$ représente la fonction de Planck à la température $T(r)$.

Si l'on connaît parfaitement la composition de l'atmosphère et la physique mise en jeu dans la diffusion, l'absorption et l'émission, nous sommes alors capables de connaître de manière exacte la luminance mesurée par un instrument à bord d'un satellite. L'équation du transfert radiatif (ETR), qui synthétise ces contributions le long du trajet de la lumière sur toute la colonne atmosphérique, est utilisée pour passer de l'espace des états (i.e. propriétés de l'atmosphère) à l'espace des luminances (i.e. mesures de l'instrument). Cette équation est appelée "modèle direct" et est décrite en détail en Annexe A. Si, au contraire, nous ne connaissons que la mesure effectuée par cet instrument, nous pouvons nous poser la question suivante : étant donné le résultat de la mesure, quelle information sur la composition de l'atmosphère pouvons-nous en extraire ? L'objectif est alors d'inverser l'équation du transfert radiatif et ainsi déterminer la composition de la colonne atmosphérique. Nous sommes alors face au "problème inverse" qui permet d'obtenir de l'information sur les nuages grâce à la télédétection par satellite. Les méthodes qui permettent de résoudre le problème inverse sont développées dans les Chapitres 2 et 3.

Pour modéliser le transfert radiatif dans l'atmosphère et dans ses couches de nuages de glace, il faut être capable de déterminer les propriétés optiques suivantes :

- le coefficient d'extinction du milieu, α_{ext} , qui permet de calculer l'épaisseur optique à l'altitude z définie comme $\tau(z) = \int_z^\infty \alpha_{ext}(z')dz'$;

- l'albédo de diffusion simple des particules qui composent le milieu, $\omega_0 = \alpha_{sca}/\alpha_{ext}$, qui donne la part de la diffusion à l'extinction totale (absorption plus diffusion) ;
- la fonction de phase $P(\hat{s}\hat{s}')$ qui définit la manière dont les particules, de glace par exemple, diffusent le rayonnement. La fonction de phase peut être paramétrisée à partir du paramètre d'asymétrie g (Baran et al. (2001)). Ce paramètre est un scalaire compris entre -1 et 1 défini comme la moyenne du cosinus de l'angle de diffusion. Il traduit la direction privilégiée de la diffusion. Par exemple, si $g = 1$, tout le rayonnement est diffusé vers l'avant. Si $g=-1$, tout le rayonnement est diffusé vers l'arrière. Enfin si $g=0$, le rayonnement diffusé par la particule se fait de manière isotrope.

1.3.2 Modélisation des propriétés optiques des cristaux de glace

Alors que la fonction de Planck qui caractérise la répartition spectrale du rayonnement émis par un corps à une certaine température est bien connue, l'interaction entre ce rayonnement et les particules présentes dans l'atmosphère (par absorption ou diffusion) l'est beaucoup moins. Pour caractériser cette interaction, il faut connaître la composition, la taille et la forme des particules qui composent le milieu. Nous avons donc besoin d'un modèle microphysique capable de représenter la diversité des cristaux de glace discutée en Section 1.1.2 ainsi qu'une méthode qui permette de caractériser l'interaction entre l'onde électromagnétique et la particule.

Il existe plusieurs approches qui permettent de modéliser l'absorption et la diffusion de la lumière par des particules. La pertinence du choix d'une méthode dépend de la longueur d'onde λ du rayonnement par rapport au rayon r de la particule et de sa forme. Ce rapport est généralement exprimé par le paramètre de taille $X = \frac{2\pi r}{\lambda}$. La diffusion de la lumière par des particules sphériques, cas le plus simple, est décrite par la théorie de Lorenz-Mie qui permet de résoudre de façon exacte l'interaction du rayonnement avec la particule à partir des équations de Maxwell. Cependant, avec cette méthode, le coût de calcul devient exorbitant lorsque la taille de la particule est grande devant la longueur d'onde et des méthodes d'optique géométrique sont préférées. Au contraire lorsque la taille de la particule est petite par rapport à la longueur d'onde, l'interaction entre la particule et le rayonnement est faible et peut parfois être négligée. Cependant, ces méthodes doivent être adaptées dans le cas de cristaux de glace dont la forme est loin d'être sphérique.

Propriétés d'absorption et diffusion par les cristaux de glace. Comme nous l'avons vu en Section 1.1.2, la taille des cristaux de glace présents dans les nuages peut varier de 10 à plusieurs milliers de micromètres. Si nous nous intéressons par exemple à un faisceau incident de longueur d'onde 0.55 μm , le paramètre de taille peut alors varier de 18 à 18000. Pour une onde incidente à la fréquence 94 GHz, il peut alors prendre des valeurs entre 0.003 et 3 (Baran (2009)). La gamme de taille de cristaux que l'on peut rencontrer dans un nuage de glace est si large qu'il n'est pas possible d'utiliser une méthode unique pour calculer leurs propriétés optiques.

1.3. LES MÉTHODES ET LES OUTILS THÉORIQUES POUR LA TÉLÉDÉTECTION SPATIALE DES NUAGES

Plusieurs méthodes ont ainsi été développées afin de calculer les propriétés optiques de ces particules. L'une d'entre elles utilise l'optique géométrique couplée à une méthode de Monte Carlo : c'est la méthode du lancer de rayon. L'optique géométrique représente la limite des théories du champ électromagnétique lorsque la longueur d'onde est petite devant la taille de la particule. Si on considère un cristal de glace dont les dimensions sont bien supérieures à la longueur d'onde incidente, alors on peut modéliser le faisceau de lumière incidente comme un faisceau de rayons lumineux parallèles qui vont subir une série de réflexions et de réfractions sur les faces externes et internes du cristal. Ces angles sont calculés grâce à la loi de Snell-Descartes. Les équations de Fresnel sont également utilisées pour calculer les coefficients de réflexion et d'absorption des dioptries air/glace ou glace/air de manière à connaître la part du rayonnement réfléchi de celle transmise et absorbée à chaque réflexion à la limite de la particule. Il est possible de tenir compte également de l'aspect ondulatoire de la lumière en calculant la diffraction grâce à la loi de Fraunhofer et au théorème de Babinet. L'introduction d'inclusions d'air ou d'aérosols ou de rugosité de surface sur les cristaux a permis de mieux rendre compte des propriétés de diffusion, notamment dans le visible et plus spécifiquement de la fonction de phase, des particules de glace. Ceci a été montré par plusieurs études (e.g. Doutriaux-Boucher et al. (2000); C.-Labonnote et al. (2001); Knap et al. (2005); Zhang et al. (2009); Tang et al. (2017)).

Dans le domaine des grandes longueurs d'onde, typiquement dans l'infrarouge, l'utilisation de la méthode du lancer de rayon n'est plus valable. Pour cette partie du spectre électromagnétique, il est possible d'utiliser une méthode numérique qui permet de résoudre les équations de Maxwell pour des particules non sphériques (Baran et al. (2014a)). Cette méthode porte le nom de *T-matrix* (Mishchenko and Travis (1998)). Développée par Waterman (1971) pour des particules sphériques et étendue par Waterman (1979) pour des formes quelconques, elle permet de déterminer le champ diffusé à partir du champ incident en les développant en fonctions d'ondes sphériques vectorielles en se basant sur le principe de Huygens (chaque point du front d'onde est source d'ondelettes sphériques secondaires).

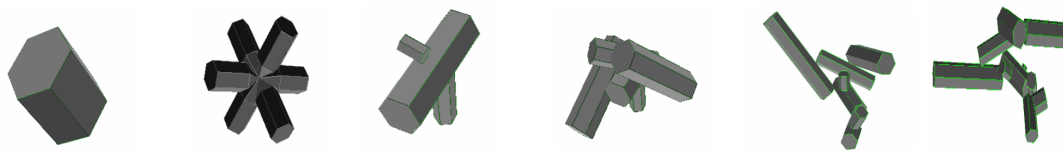


FIGURE 1.8: Représentation des cristaux de glace utilisés pour modéliser les propriétés optiques d'une couche nuageuse. La dimension maximale du modèle de cristal est, de gauche à droite, de 50, 100, 390, 430, 480, 901 μm . Figure de Baran and C.-Labonnote (2007).

Modèles d'ensemble. Quelle que soit la méthode utilisée pour le calcul des propriétés optiques, il faut au préalable définir une forme de particule. Pour cela, plusieurs formes ont été testées afin de modéliser la diversité observée des cristaux de glace dans les nuages (Heymsfield and Platt (1984); Baum et al. (2005, 2007); Field et al. (2007); Baran et al. (2014a)). Dans cette thèse, nous avons choisi d'utiliser le modèle de Baran and C.-Labonnote (2007). Celui-ci se base sur un ensemble de six formes de cristaux, représentées en Figure 1.8, dont la complexité augmente avec la taille pour tenter de représenter le phénomène d'agrégation des cristaux que l'on observe à la base du nuage.

De gauche à droite sur la Figure 1.8, la dimension maximale du modèle de cristal est de 50, 100, 390, 430, 480, 901 μm . La méthode du lancer de rayon appliquée à ce modèle de cristaux de glace a permis un calcul précis et réaliste des propriétés optiques des cristaux de glace dans le domaine du visible et de l'infrarouge (Baran and C.-Labonnote (2007); Baran et al. (2014a)).

1.3.3 Paramétrisation des propriétés optiques en fonction des variables physiques accessibles dans les modèles de prévision

Nous venons de voir qu'il était possible de relier les propriétés optiques à la forme et à la taille des cristaux de glace. Seulement, cette caractéristique microphysique est difficilement accessible. Les modèles de prévision du temps ou du climat utilisent plutôt des variables physiques telles que le contenu en glace. Ce contenu en glace, appelé *IWC* pour *Ice Water Content*, est exprimé en g/m^3 . Il est donc nécessaire d'être en mesure de relier cette grandeur à la forme et à la taille des cristaux pour obtenir les propriétés optiques d'un petit volume composant le nuage à partir des données accessibles dans les modèles de prévision. Pour cela, plusieurs paramétrisations ont été développées. Dans cette section, nous présentons deux d'entre elles.

Paramétrisation de Baran *et al.* (2014). Le modèle de Baran et al. (2014a) est une paramétrisation directe des propriétés optiques à partir du contenu en glace et de la température. Il s'appuie sur la paramétrisation de la distribution en taille des cristaux de glace dans la couche nuageuse en fonction de son *IWC* et de sa température développée par Field et al. (2007) (Baran et al. (2011, 2014b)). Field et al. (2007) ont montré que, si on normalise des distributions en taille mesurées par deux des moments de ces distributions, on obtient une distribution unique qui est alors qualifiée d'"universelle". L'existence de cette distribution "universelle" implique que toutes les distributions en taille d'un volume de particules de nuage de glace peuvent être retrouvées à partir de la donnée de deux moments. Le moment d'ordre n de la distribution en taille est donné par la formule suivante :

$$M_n = \int_0^\infty D^n N(D) dD, \quad (1.1)$$

avec D la dimension maximale de la particule et $N(D)$ la distribution en taille des particules. Or, plusieurs études suggèrent qu'il existe une relation entre la masse m et le diamètre d'une particule telle que $m(D) = \kappa D^2$ avec κ une constante (e.g. Mitchell et al. (1990); Westbrook et al. (2004); Heymsfield et al. (2004); Brandes et al. (2007)). Dès lors, le contenu en glace :

$$IWC = \int_0^\infty m(D) N(D) dD, \quad (1.2)$$

est directement proportionnel au second moment de la distribution en taille. Il existe de plus une relation exponentielle qui lie la température et le second moment à n'importe quel autre moment de la distribution en taille (Field et al. (2007); Hogan et al. (2006); Westbrook et al. (2007)) telle que $M_n = A(n) \exp[B(n)T_c] M_2^{C(n)}$ avec T_c la température de la couche nuageuse en $^\circ\text{C}$ et $A(n)$, $B(n)$, $C(n)$ des constantes. La connaissance d'un couple *IWC*-température permet donc de déterminer deux moments et ainsi de retrouver, à partir de la distribution universelle de Field et al. (2007), la distribution en taille de la couche nuageuse considérée. Un exemple de distribution en taille est donné en Figure 1.9.

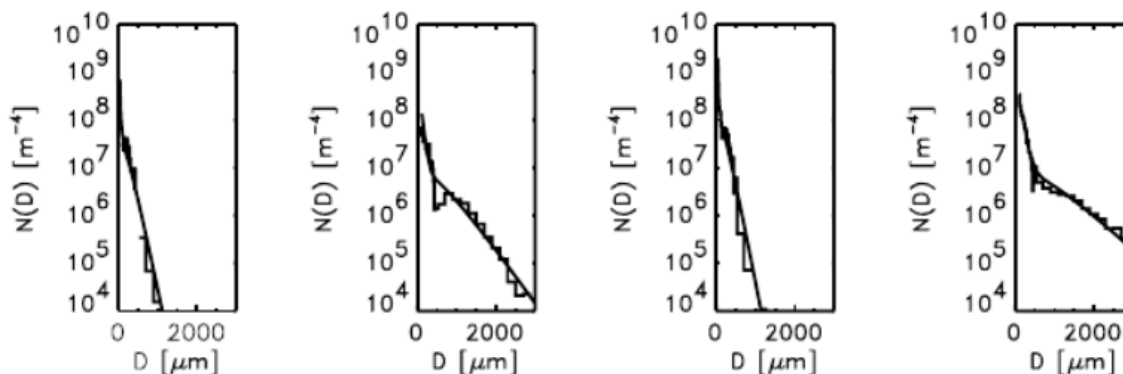


FIGURE 1.9: Exemple de distributions en taille mesurées (ligne en escalier) et déterminées par la paramétrisation à partir du second moment et de la température. Figure de Field et al. (2005).

Cette paramétrisation est plus fiable concernant les gros cristaux dont la taille est supérieure à $100 \mu\text{m}$. En effet, les coefficients de la paramétrisation ont été calculés à partir de données *in-situ* de la distribution en taille, or, cette mesure est faussée à cause de la fragmentation des gros cristaux qui entrent en collision avec l'appareil de mesure, biaisant ainsi la distribution des petits cristaux (Field et al. (2005, 2006)). La distribution en taille des plus petites particules a donc été extrapolée par une loi exponentielle.

Le modèle de cristaux de Baran and C.-Labonnote (2007) est ensuite associé à chaque gamme de taille en fonction de la dimension maximale de la classe considérée. Le premier élément du modèle est associé aux plus petites tailles de la distribution et les plus complexes, qui représentent les agrégats de cristaux liés au processus d'agrégation, sont utilisés pour représenter les tailles les plus importantes de la distribution. Les propriétés optiques sont alors calculées en tenant compte du mélange ainsi obtenu.

Obtenues à l'occasion de campagnes de mesures, 20 662 distributions en taille générées à partir de l'*IWC* et de la température de la couche nuageuse mesurées ont alors été utilisées pour lier les propriétés optiques à l'*IWC* et à la température pour des températures comprises entre 0 et -80°C (Baran et al. (2014a)). Vidot et al. (2015) ont ensuite utilisé cette base de données de propriétés optiques pour ajuster une fonction polynomiale en *IWC* et en température. Cette fonction permet alors, pour tout couple d'*IWC*-température, d'obtenir les propriétés optiques de la couche nuageuse associée. L'avantage principal de l'utilisation de cette paramétrisation réside dans le fait qu'elle dépend de variables physiques (température, *IWC*) qui sont les variables utilisées dans les modèles de prévision du temps et du climat. Contrairement à la plupart des autres paramétrisations existantes (Baran (2009)), cette paramétrisation dispense du choix d'une forme de cristaux ou d'un rayon effectif.

La Figure 1.10 illustre un exemple de propriétés optiques pour deux contenus en glace différents et une même température dans le domaine de l'infrarouge thermique (Baran et al. (2014a)). On constate que ces propriétés optiques varient avec le contenu en glace et avec le nombre d'onde.

1.3. LES MÉTHODES ET LES OUTILS THÉORIQUES POUR LA TÉLÉDÉTECTION SPATIALE DES NUAGES

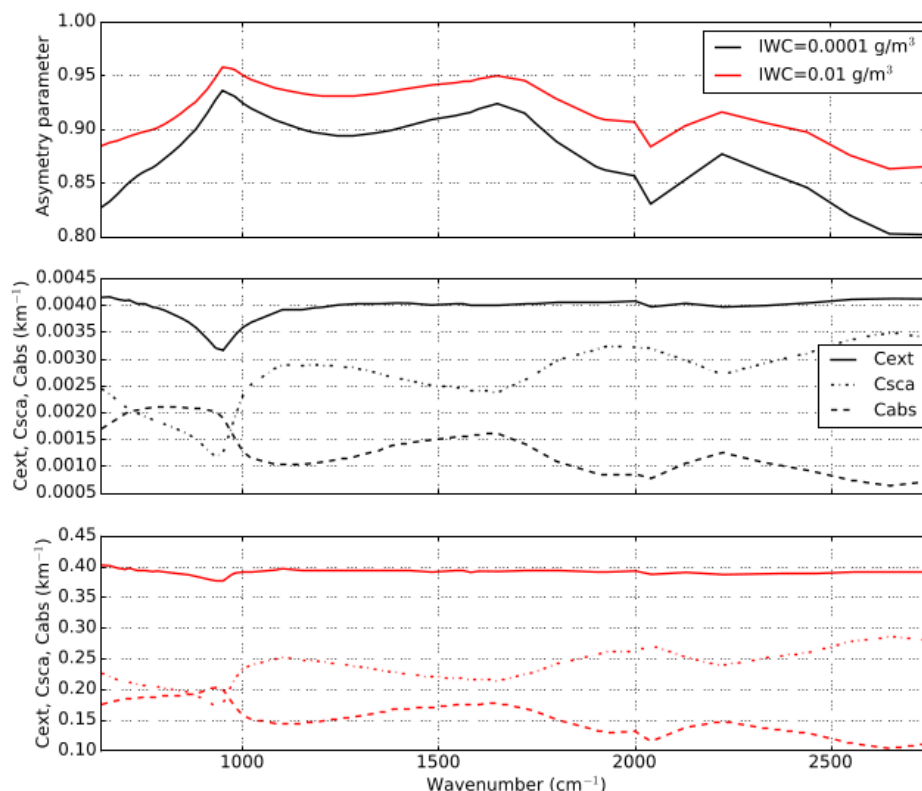


FIGURE 1.10: Exemple de propriétés optiques (paramètre d’asymétrie et coefficients d’extinction (C_{ext}), d’absorption (C_{abs}) et de diffusion (C_{sca})) pour deux contenus en glace différents (IWC de 10^{-4} g/m^3 , en noir, et de 10^{-2} g/m^3 , en rouge) dans le domaine de l’infrarouge thermique. Figure de L. C.-Labonnote.

Plusieurs paramétrisations ont suivi le travail original de Baran et al. (2014a). La paramétrisation de Baran (2018) ne considère ainsi plus une distribution des six membres du modèle d’ensemble en fonction de leur diamètre maximal mais un mélange homogène des trois premiers membres (avec les proportions suivantes : 50% pour le premier membre, c’est-à-dire, le cristal le plus petit en forme de colonne hexagonale, 20% pour le deuxième et 30% pour le troisième). Cette distribution idéalisée pondérée ne représente pas la diversité microphysique du nuage de glace réel, mais permet de simuler un nuage équivalent en termes d’effet radiatif et a montré de bonnes performances par comparaison avec des mesures d’instruments satellitaires (Baran et al. (2014b); Vidot et al. (2015); Baran et al. (2016)). C’est le modèle que nous avons décidé d’utiliser pour cette thèse car c’est la version la plus récente disponible dans le logiciel de transfert radiatif que nous avons choisi pour cette étude (voir Chapitre 2). Plus récemment, la paramétrisation de Baran (2020) a été construite à partir d’un nombre plus important de distributions en tailles mesurées (42 625) qui couvrent un plus large domaine de températures et de contenus en glace (A. J. Baran, J. Vidot, communication personnelle). Pour cette paramétrisation, les six formes du modèle d’ensemble ont de nouveau été utilisées. L’attribution des formes à chaque gamme de tailles de la distribution a été modifiée (avec pour diamètre maximal dans l’ordre de présentation des membres du modèle en Figure 1.8 : 35, 100, 275, 650 et 1400 μm , le dernier représentant couvre la gamme de tailles située au-dessus de 1400 μm). Des transitions pour le passage d’une forme à l’autre ont également été incluses (A. J. Baran, communication personnelle).

1.3. LES MÉTHODES ET LES OUTILS THÉORIQUES POUR LA TÉLÉDÉTECTION SPATIALE DES NUAGES

Le modèle de Baum *et al.* (2007). Contrairement au modèle de Baran *et al.* (2014a), le modèle de Baum *et al.* (2007) nécessite la connaissance du diamètre effectif des cristaux de glace présents dans le volume pour déduire les propriétés optiques de la couche nuageuse (Baum *et al.* (2005, 2007, 2014)). Le diamètre effectif est proportionnel au ratio du volume total des particules sur l'aire projetée. Les propriétés optiques sont calculées en se basant sur le modèle d'ensemble GHM (*General Habits Mixture*) qui comprend neuf formes de cristaux différentes. Ces neuf formes sont composées principalement de cristaux hexagonaux et de plaquettes agrégées avec rugosité de surface.

Cette paramétrisation a elle aussi été construite à partir de mesures aéroportées. 14 000 distributions en taille ont été utilisées à partir de nuages dont la température est inférieure à -40°C afin d'éviter la présence de particules liquides surfondues dans les mesures. En fonction de la longueur d'onde, les propriétés optiques ont été calculées grâce à différentes méthodes : la méthode *Amsterdam Discrete Dipole Approximation*, la méthode *T-matrix*, et une méthode améliorée de l'optique géométrique.

Seulement, le diamètre effectif est également une quantité difficile à obtenir. Pour utiliser le modèle de Baum *et al.* (2007) à partir des sorties des modèles de prévision, il faut pouvoir estimer le diamètre effectif à partir du profil de contenu en glace *IWC*. Plusieurs paramétrisations ont été développées comme par exemple celles de Ou and Liou (1995), Wyser (1998), Boudala *et al.* (2002) et McFarquhar *et al.* (2003). Ces paramétrisations sont des relations empiriques obtenues à partir de différentes campagnes de mesures.

Problématiques liées à l'utilisation des paramétrisations. Utilisées pour les restitutions à partir de mesures satellites ou pour les simulations du bilan radiatif terrestre pour les applications climatiques (Baker (1997); Baran (2009)), ces paramétrisations simplifiées introduisent des incertitudes parfois très importantes. En effet, comme l'ont montré Vidot and Brunel (2018), le choix de la paramétrisation peut mener à des différences dont l'ordre de grandeur dépasse l'effet des nuages eux-mêmes dans les spectres simulés. Ceci est illustré en Figure 1.11.

La Figure 1.11 **a** montre un exemple de profil de contenu en glace *IWC* d'un nuage obtenu à partir de la combinaison lidar CALIOP et radar CPR et de l'algorithme 2C-ICE (*CloudSat and CALIPSO Ice Cloud Property Product*). La Figure 1.11 **b** montre le profil de diamètre effectif de ce même nuage tel que fourni par le produit 2C-ICE en orange. Sur cette même figure sont représentés les profils de diamètre effectif obtenus à partir du profil d'*IWC* en utilisant les différentes paramétrisations introduites précédemment. On constate des différences importantes pour les profils de rayons effectifs avec une sous-estimation par rapport à 2C-ICE pour toutes les paramétrisations. La Figure 1.11 **c** illustre des spectres en température de brillance simulés dans l'infrarouge thermique à partir des caractéristiques de l'instrument IASI-NG (*IASI-Next Generation*). Ces spectres ont été simulés à partir des modèles microphysiques de Baran *et al.* (2014a) et Baum *et al.* (2007) en utilisant, pour ce dernier, les différents profils de rayons effectifs de la Figure 1.11 **b**. Le spectre gris a quant à lui été simulé à partir des mêmes conditions atmosphériques mais sans tenir compte de la présence du nuage. Nous pouvons voir qu'à l'instar des profils de rayons effectifs, les différences entre les spectres simulés sont importantes, principalement dans les fenêtres atmosphériques situées entre 750 et 1000 cm^{-1} ainsi qu'entre 1100 et 1250 cm^{-1} où la sensibilité à la présence du nuage est maximale. Par exemple, aux alentours de 800 cm^{-1} , la différence de température de brillance entre le modèle de Baum *et al.* (2007) avec la paramétrisation Boudala *et al.* (2002) et le modèle de Baran *et al.* (2014a) est de 20

K. Cette différence est plus importante que l'effet de la présence du nuage elle-même sur le spectre puisque la différence entre le spectre simulé en ciel clair et celui simulé à partir du modèle de Baum et al. (2007) avec le profil de rayon effectif de 2C-ICE est de 10 K (Vidot and Brunel (2018)). Le travail de Vidot and Brunel (2018) montre donc que, selon le choix de la paramétrisation utilisée, la quantité d'énergie au sommet de l'atmosphère simulée au-dessus de nuages de glace peut être très différente. Ceci explique en partie les incertitudes importantes associées à l'effet radiatif des nuages et illustre la nécessité de tester ces modèles microphysiques (Baran (2012)). Pour les évaluer, il serait intéressant de confronter les simulations obtenues à partir de ces différentes paramétrisations à des mesures effectuées par des instruments satellites. En particulier, l'utilisation de mesures à haute résolution spectrale permettrait de vérifier la cohérence spectrale des modèles microphysiques et éventuellement de déterminer celui, ou ceux, qui permettent la meilleure représentation de la mesure pour mieux contraindre les études sur l'effet radiatif des nuages.

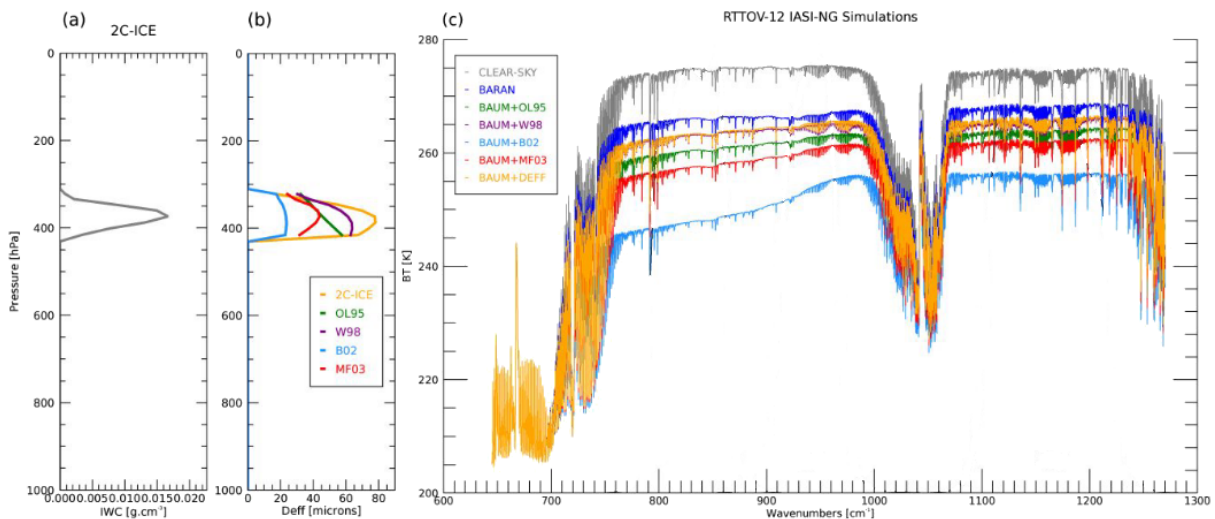


FIGURE 1.11: **a)** : Profil mesuré d'*IWC* d'un nuage de glace. **b)** : Profil de diamètre effectif inversé pour ce même nuage de glace (en orange) et profil de diamètre effectif théorique calculé à partir de l'*IWC* selon les différentes paramétrisations (OL95 Ou and Liou (1995) en vert, W98 Wyser (1998) en violet, B02 Boudala et al. (2002) en bleu et MF03 McFarquhar et al. (2003) en rouge). **c)** : Spectres infrarouges correspondant à l'instrument IASI-NG simulés en ciel clair (en gris) et en ciel nuageux avec les propriétés optiques issues des modèles de Baran et al. (2014a) (bleu foncé) et Baum et al. (2007) à partir des différents diamètres effectifs explicités en **b**. Figure de Vidot and Brunel (2018).

1.4 Conclusion

Dans le contexte du changement climatique, quantifier précisément la manière dont les nuages affectent le climat reste un challenge et les modèles globaux climatiques sont toujours entachés d'incertitudes liées à une représentation imprécise de leurs effets radiatifs et de leur rétroaction. D'après les données disponibles à ce jour, il semble probable que la rétroaction climatique des nuages soit positive et amplifie le réchauffement de la Terre, mais si tel est bien le cas, l'amplitude de l'amplification reste incertaine. L'étude des nuages, et ceux composés de cristaux de glace dont la microphysique est extrêmement

complexe et variée, est donc l'un des axes d'étude privilégiés afin de réduire les incertitudes liées aux prévisions climatiques. Nous avons donc choisi, dans cette thèse, d'étudier les propriétés des nuages de glace par le biais de mesures satellites.

De nombreux satellites emportant des instruments aux caractéristiques différentes sont capables de surveiller les nuages. Parmi eux, la combinaison du lidar CALIOP et du radar CPR donne à ce jour la représentation la plus précise de la distribution des nuages de glace en y ajoutant la dimension verticale (Stein et al. (2011); Eliasson et al. (2013); Hong and Liu (2015)). Si les mesures à haute résolution spectrale dans l'infrarouge ne pourront atteindre le niveau de description et de précision fourni par les instruments actifs, leur couverture spatiale, temporelle et spectrale devrait néanmoins apporter une information plus importante que les instruments passifs larges bandes utilisés de nos jours pour l'étude des nuages de glace. Nous développons donc, dans les prochains chapitres, les caractéristiques ainsi que les capacités et les limites de ce type d'instruments pour caractériser les nuages de glace.

À l'image des cristaux de glace, les modèles microphysiques et les méthodes développées pour modéliser les propriétés optiques des nuages de glace sont nombreux et complexes. Malgré le nombre élevé de modèles microphysiques existant dans la littérature, la représentation des propriétés optiques des nuages de glace dans les modèles de climat est encore imprécise. Ceci est principalement dû au fait qu'il est compliqué de représenter leur diversité avec une paramétrisation simplifiée. Il est donc important de tester ces modèles microphysiques ainsi que leur cohérence spectrale en confrontant les simulations à des mesures passives à haute résolution spectrale. Dans cette thèse, nous avons choisi d'utiliser le modèle de Baran (2018) (Vidot et al. (2015)) car celui-ci permet de déduire les propriétés optiques d'un nuage de glace directement à partir des données accessibles en sortie de modèles de prévision du temps. La capacité de ce modèle microphysique à représenter la mesure effectuée par un satellite est comparée à celle d'autres modèles au Chapitre 4.

1.5 Références

- August, T., Klaes, D., Schlüssel, P., Hultberg, T., Crapeau, M., Arriaga, A., O'Carroll, A., Coppens, D., Munro, R., and Calbet, X. (2012). IASI on Metop-A : Operational Level 2 retrievals after five years in orbit. *J. Quant. Spectrosc. Radiat. Transf.*, 113(11) :1340–1371.
- Baker, M. B. (1997). Cloud microphysics and climate. *Science*, 276(5315) :1072–1078.
- Baran, A. J. (2005). The dependence of cirrus infrared radiative properties on ice crystal geometry and shape of the size-distribution function. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 131(607) :1129–1142.
- Baran, A. J. (2009). A review of the light scattering properties of cirrus. *J. Quant. Spectrosc. Radiat. Transf.*, 110(14-16) :1239–1260.
- Baran, A. J. (2012). From the single-scattering properties of ice crystals to climate prediction : A way forward. *Atmos. Res.*, 112 :45–69.
- Baran, A. J. and C.-Labonnote, L. (2007). A self-consistent scattering model for cirrus. I : The solar region. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 133(629) :1899–1912.
- Baran, A. J., Connolly, P. J., Heymsfield, A. J., and Bansemer, A. (2011). Using in situ estimates of ice water content, volume extinction coefficient, and the total solar optical depth obtained during the tropical ACTIVE campaign to test an ensemble model of cirrus ice crystals. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 137(654) :199–218.
- Baran, A. J., Cotton, R., Furtado, K., Havemann, S., C.-Labonnote, L., Marengo, F., Smith, A., and Thelen, J. C. (2014a). A self-consistent scattering model for cirrus. II : The high and low frequencies. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 140(680) :1039–1057.
- Baran, A. J., Francis, P. N., C.-Labonnote, L., and Doutriaux-Boucher, M. (2001). A scattering phase function for ice cloud : Tests of applicability using aircraft and satellite multi-angle multi-wavelength radiance measurements of cirrus. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 127(577) :2395–2416.
- Baran, A. J., Hill, P., Furtado, K., Field, P., and Manners, J. (2014b). A coupled cloud physics–radiation parameterization of the bulk optical properties of cirrus and its impact on the Met Office Unified Model Global Atmosphere 5.0 configuration. *J. Clim.*, 27(20) :7725–7752.
- Baran, A. J., Hill, P., Walters, D., Hardiman, S. C., Furtado, K., Field, P. R., and Manners, J. (2016). The impact of two coupled cirrus microphysics–radiation parameterizations on the temperature and specific humidity biases in the tropical tropopause layer in a climate model. *J. Clim.*, 29(14) :5299–5316.
- Baum, B. A., Heymsfield, A. J., Yang, P., and Bedka, S. T. (2005). Bulk scattering properties for the remote sensing of ice clouds. part I : Microphysical data and models. *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, 44(12) :1885–1895.

-
- Baum, B. A., Yang, P., Heymsfield, A. J., Bansemer, A., Cole, B. H., Merrelli, A., Schmitt, C., and Wang, C. (2014). Ice cloud single-scattering property models with the full phase matrix at wavelengths from 0.2 to 100 μm . *J. Quant. Spectrosc. Radiat. Transf.*, 146 :123–139.
- Baum, B. A., Yang, P., Nasiri, S., Heidinger, A. K., Heymsfield, A., and Li, J. (2007). Bulk scattering properties for the remote sensing of ice clouds. part III : High-resolution spectral models from 100 to 3250 cm^{-1} . *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, 46(4) :423–434.
- Boudala, F. S., Isaac, G. A., Fu, Q., and Cober, S. G. (2002). Parameterization of effective ice particle size for high-latitude clouds. *Int. J. Climatol.*, 22(10) :1267–1284.
- Brandes, E. A., Ikeda, K., Zhang, G., Schönhuber, M., and Rasmussen, R. M. (2007). A statistical and physical description of hydrometeor distributions in Colorado snowstorms using a video disdrometer. *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, 46(5) :634–650.
- C.-Labonnote, L., Brogniez, G., Buriez, J. C., Doutriaux-Boucher, M., Gayet, J. F., and Macke, A. (2001). Polarized light scattering by inhomogeneous hexagonal monocrystals : Validation with ADEOS-POLDER measurements. *J. Geophys. Res. Atmos.*, 106(D11) :12139–12153.
- Collard, A. D. and McNally, A. P. (2009). The assimilation of infrared atmospheric sounding interferometer radiances at ECMWF. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 135(641) :1044–1058.
- Delanoë, J. and Hogan, R. J. (2008). A variational scheme for retrieving ice cloud properties from combined radar, lidar, and infrared radiometer. *J. Geophys. Res. Atmos.*, 113(D7).
- Delanoë, J. and Hogan, R. J. (2010). Combined CloudSat-CALIPSO-MODIS retrievals of the properties of ice clouds. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 115(D4).
- Deng, M., Mace, G. G., Wang, Z., and Lawson, R. P. (2013). Evaluation of several A-Train ice cloud retrieval products with in situ measurements collected during the SPARTICUS campaign. *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, 52(4) :1014–1030.
- Deng, M., Mace, G. G., Wang, Z., and Okamoto, H. (2010a). Tropical composition, cloud and climate coupling experiment validation for cirrus cloud profiling retrieval using CloudSat radar and CALIPSO lidar. *J. Geophys. Res. Atmos.*, 115(D10).
- Deng, M., Mace, G. G., Wang, Z., and Okamoto, H. (2010b). Tropical Composition, Cloud and Climate Coupling Experiment validation for cirrus cloud profiling retrieval using CloudSat radar and CALIPSO lidar. *J. Geophys. Res. Atmos.*, 115(D10).
- Doutriaux-Boucher, M., Buriez, J. C., Brogniez, G., C.-Labonnote, L., and Baran, A. J. (2000). Sensitivity of retrieved POLDER directional cloud optical thickness to various ice particle models. *Geophys. Res. Lett.*, 27(1) :109–112.
- Dubuisson, P., Giraud, V., Pelon, J., Cadet, B., and Yang, P. (2008). Sensitivity of thermal infrared radiation at the top of the atmosphere and the surface to ice cloud microphysics. *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, 47(10) :2545–2560.

-
- Eliasson, S., Buehler, S. A., Milz, M., Eriksson, P., and John, V. O. (2011). Assessing observed and modelled spatial distributions of ice water path using satellite data. *Atmos. Chem. Phys.*, 11(1) :375–391.
- Eliasson, S., Holl, G., Buehler, S., Kuhn, T., Stengel, M., Iturbide-Sanchez, F., and Johnston, M. (2013). Systematic and random errors between collocated satellite ice water path observations. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 118(6) :2629–2642.
- Field, P. R., Heymsfield, A. J., and Bansemer, A. (2006). Shattering and particle inter-arrival times measured by optical array probes in ice clouds. *J. Atmos. and Ocean. Technol.*, 23(10) :1357–1371.
- Field, P. R., Heymsfield, A. J., and Bansemer, A. (2007). Snow size distribution parameterization for midlatitude and tropical ice clouds. *J. Atmos. Sci.*, 64(12) :4346–4365.
- Field, P. R., Hogan, R. J., Brown, P. R. A., Illingworth, A. J., Choulaton, T. W., and Cotton, R. J. (2005). Parametrization of ice-particle size distributions for mid-latitude stratiform cloud. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 131(609) :1997–2017.
- Garnier, A., Pelon, J., Dubuisson, P., Faivre, M., Chomette, O., Pascal, N., and Kratz, D. P. (2012). Retrieval of cloud properties using CALIPSO Imaging Infrared Radiometer. Part I : Effective emissivity and optical depth. *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, 51(7) :1407–1425.
- Garnier, A., Pelon, J., Pascal, N., Vaughan, M. A., Dubuisson, P., Yang, P., and Mitchell, D. L. (2020). Version 4 CALIPSO IIR ice and liquid water cloud microphysical properties, Part II : Results over oceans. *Atmos. Meas. Tech. Discussions*, pages 1–30.
- Guidard, V., Fourrié, N., Brousseau, P., and Rabier, F. (2011). Impact of IASI assimilation at global and convective scales and challenges for the assimilation of cloudy scenes. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 137(661) :1975–1987.
- Heymsfield, A. J., Bansemer, A., Schmitt, C., Twohy, C., and Poellot, M. R. (2004). Effective ice particle densities derived from aircraft data. *J. Atmos. Sci.*, 61(9) :982–1003.
- Heymsfield, A. J. and Platt, C. M. R. (1984). A parameterization of the particle size spectrum of ice clouds in terms of the ambient temperature and the ice water content. *J. Atmos. Sci.*, 41(5) :846–855.
- Hogan, R. J., Mittermaier, M. P., and Illingworth, A. J. (2006). The retrieval of ice water content from radar reflectivity factor and temperature and its use in evaluating a mesoscale model. *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, 45(2) :301–317.
- Hong, G., Yang, P., Gao, B.-C., Baum, B. A., Hu, Y. X., King, M. D., and Platnick, S. (2007a). High cloud properties from three years of MODIS Terra and Aqua collection-4 data over the tropics. *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, 46(11) :1840–1856.
- Hong, G., Yang, P., Huang, H.-L., Baum, B. A., Hu, Y., and Platnick, S. (2007b). The sensitivity of ice cloud optical and microphysical passive satellite retrievals to cloud geometrical thickness. *IEEE Trans. Geosci. Remote. Sens.*, 45(5) :1315–1323.

-
- Hong, Y. and Liu, G. (2015). The characteristics of ice cloud properties derived from Cloudsat and CALIPSO measurements. *J. Clim.*, 28(9) :3880–3901.
- Hong, Y., Liu, G., and Li, J.-L. (2016). Assessing the radiative effects of global ice clouds based on Cloudsat and CALIPSO measurements. *J. Clim.*, 29(21) :7651–7674.
- Huang, H.-L., Yang, P., Wei, H., Baum, B. A., Hu, Y., Antonelli, P., and Ackerman, S. A. (2004). Inference of ice cloud properties from high spectral resolution infrared observations. *IEEE Trans. Geosci. Remote. Sens.*, 42(4) :842–853.
- Huang, X. L., Yung, Y. L., and Margolis, J. S. (2003). Use of high-resolution measurements for the retrieval of temperature and gas-concentration profiles from outgoing infrared spectra in the presence of cirrus clouds. *Appl. Opt.*, 42(12) :2155–2165.
- Im, E., Wu, C., and Durden, S. L. (2005). Cloud profiling radar for the cloudsat mission. In *IEEE International Radar Conference, 2005.*, pages 483–486. IEEE.
- Kahn, B. H., Eldering, A., Clough, S. A., Fetzer, E. J., Fishbein, E., Gunson, M. R., Lee, S.-Y., Lester, P. F., and Realmuto, V. J. (2003). Near micron-sized cirrus cloud particles in high-resolution infrared spectra : An orographic case study. *Geophys. Res. Lett.*, 30(8).
- Kelly, G. and Thépaut, J.-N. (2007). Evaluation of the impact of the space component of the Global Observing System through Observing System Experiments. *ECMWF Newsletter*, 113 :16–28.
- King, M. D., Kaufman, Y. J., Menzel, W. P., and Tanre, D. (1992). Remote sensing of cloud, aerosol, and water vapor properties from the moderate resolution imaging spectrometer (MODIS). *IEEE Trans. Geosci. Remote. Sens.*, 30(1) :2–27.
- Knap, W. H., C.-Laurent, L., Brogniez, G., and Stammes, P. (2005). Modeling total and polarized reflectances of ice clouds : Evaluation by means of POLDER and ATSR-2 measurements. *Appl. Opt.*, 44(19) :4060–4073.
- Korolev, A., McFarquhar, G., Field, P. R., Franklin, C., Lawson, P., Wang, Z., Williams, E., Abel, S. J., Axisa, D., Borrmann, S., et al. (2017). Mixed-phase clouds : Progress and challenges. *Meteorological Monographs*, 58 :5–1.
- Lavanant, L., Fourrié, N., Gambacorta, A., Grieco, G., Heilliette, S., Hilton, F. I., Kim, M.-J., McNally, A.-P., Nishihata, H., Pavelin, E. G., et al. (2011). Comparison of cloud products within IASI footprints for the assimilation of cloudy radiances. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 137(661) :1988–2003.
- Liou, K.-N. (2002). *An introduction to atmospheric radiation*. Elsevier.
- Loeb, N. G., Wielicki, B. A., Doelling, D. R., Smith, G. L., Keyes, D. F., Kato, S., Manalo-Smith, N., and Wong, T. (2009). Toward optimal closure of the Earth’s Top-Of-Atmosphere radiation budget. *J. Clim.*, 22(3) :748–766.
- Mace, G. G., Zhang, Q., Vaughan, M., Marchand, R., Stephens, G., Trepte, C., and Winker, D. (2009). A description of hydrometeor layer occurrence statistics derived from the first year of merged CloudSat and CALIPSO data. *J. Geophys. Res. Atmos.*, 114(D8).

-
- Martinet, P., Fourrié, N., Bouteloup, Y., Bazile, E., and Rabier, F. (2014). Toward the improvement of short-range forecasts by the analysis of cloud variables from IASI radiances. *Atmos. Sci. Lett.*, 15(4) :342–347.
- Martinet, P., Fourrié, N., Guidard, V., Rabier, F., Montmerle, T., and Brunel, P. (2013). Towards the use of microphysical variables for the assimilation of cloud-affected infrared radiances. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 139(674) :1402–1416.
- McFarquhar, G. M., Iacobellis, S., and Somerville, R. C. J. (2003). SCM simulations of tropical ice clouds using observationally based parameterizations of microphysics. *J. Clim.*, 16(11) :1643–1664.
- McNally, A. P. (2002). A note on the occurrence of cloud in meteorologically sensitive areas and the implications for advanced infrared sounders. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 128(585) :2551–2556.
- McNally, A. P. (2009). The direct assimilation of cloud-affected satellite infrared radiances in the ECMWF 4D-var. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 135(642) :1214–1229.
- Mishchenko, M. I. and Travis, L. D. (1998). Capabilities and limitations of a current FORTRAN implementation of the T-matrix method for randomly oriented, rotationally symmetric scatterers. *J. Quant. Spectrosc. Radiat. Transf.*, 60(3) :309–324.
- Mitchell, D. L., Garnier, A., Pelon, J., and Erfani, E. (2018). CALIPSO (IIR–CALIOP) retrievals of cirrus cloud ice-particle concentrations. *Atmos. Chem. Phys.*, 18(23) :17325–17354.
- Mitchell, D. L., Zhang, R., and Pitter, R. L. (1990). Mass-dimensional relationships for ice particles and the influence of riming on snowfall rates. *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, 29(2) :153–163.
- O’Dell, C. W., Wentz, F. J., and Bennartz, R. (2008). Cloud liquid water path from satellite-based passive microwave observations : a new climatology over the global oceans. *J. Clim.*, 21(8) :1721–1739.
- Ou, S. and Liou, K. N. (1995). Ice microphysics and climatic temperature feedback. *Atmos. Res.*, 35(2-4) :127–138.
- Parol, F., Buriez, J. C., Vanbauce, C., Couvert, P., Sèze, G., Goloub, P., and Cheinet, S. (1999). First results of the POLDER "Earth Radiation Budget and Clouds" operational algorithm. *IEEE Trans. Geosci. Remote. Sens.*, 37(3) :1597–1612.
- Parol, F., Buriez, J. C., Vanbauce, C., Riédi, J., Doutriaux-Boucher, M., Vesperini, M., Sèze, G., Couvert, P., Viollier, M., and Bréon, F. M. (2004). Review of capabilities of multi-angle and polarization cloud measurements from POLDER. *Adv. Space Res.*, 33(7) :1080–1088.
- Pavelin, E. G., English, S. J., and Eyre, J. R. (2008). The assimilation of cloud-affected infrared satellite radiances for numerical weather prediction. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 134(632) :737–749.

-
- Platnick, S., Meyer, K. G., King, M. D., Wind, G., Amarasinghe, N., Marchant, B., Arnold, G. T., Zhang, Z., Hubanks, P. A., Holz, R. E., et al. (2016). The MODIS cloud optical and microphysical products : Collection 6 updates and examples from Terra and Aqua. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 55(1) :502–525.
- Rädcl, G., Stubenrauch, C. J., Holz, R., and Mitchell, D. L. (2003). Retrieval of effective ice crystal size in the infrared : Sensitivity study and global measurements from TIROS-N Operational Vertical Sounder. *J. Geophys. Res. Atmos.*, 108(D9).
- Sassen, K. and Cho, B. S. (1992). Subvisual-thin cirrus lidar dataset for satellite verification and climatological research. *J. Appl. Meteor.*, 31(11) :1275–1285.
- Sourdeval, O., C.-Labonnote, L., Baran, A. J., and Brogniez, G. (2015). A methodology for simultaneous retrieval of ice and liquid water cloud properties. part I : Information content and case study. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 141(688) :870–882.
- Sourdeval, O., C.-Labonnote, L., Baran, A. J., Mülmenstädt, J., and Brogniez, G. (2016). A methodology for simultaneous retrieval of ice and liquid water cloud properties. part 2 : Near-global retrievals and evaluation against A-Train products. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 142(701) :3063–3081.
- Stein, T. H., Delanoë, J., and Hogan, R. J. (2011). A comparison among four different retrieval methods for ice-cloud properties using data from cloudsat, calipso, and modis. *Journal of applied meteorology and climatology*, 50(9) :1952–1969.
- Stocker, T. F., Qin, D., Plattner, G.-K., Tignor, M., Allen, S. K., Boschung, J., Nauels, A., Xia, Y., Bex, V., Midgley, P. M., et al. (2013). Climate change 2013 : The physical science basis. *Contribution of working group I to the fifth assessment report of the intergovernmental panel on climate change*, 1535.
- Stubenrauch, C. J., Feofilov, A. G., Protopapadaki, S. E., and Armante, R. (2017). Cloud climatologies from the infrared sounders AIRS and IASI : strengths and applications. *Atmos. Chem. Phys.*, 17(22) :13625–13644.
- Stubenrauch, C. J., Holz, R., Chédin, A., Mitchell, D. L., and Baran, A. J. (1999). Retrieval of cirrus ice crystal sizes from 8.3 and 11.1 μm emissivities determined by the improved initialization inversion of TIROS-N Operational Vertical Sounder observations. *J. Geophys. Res. Atmos.*, 104(D24) :31793–31808.
- Tang, G., Panetta, R. L., Yang, P., Kattawar, G. W., and Zhai, P. W. (2017). Effects of ice crystal surface roughness and air bubble inclusions on cirrus cloud radiative properties from remote sensing perspective. *J. Quant. Spectrosc. Radiat. Transf.*, 195 :119–131.
- Vidot, J., Baran, A. J., and Brunel, P. (2015). A new ice cloud parameterization for infrared radiative transfer simulation of cloudy radiances : Evaluation and optimization with IIR observations and ice cloud profile retrieval products. *J. Geophys. Res. Atmos.*, 120(14) :6937–6951.
- Vidot, J. and Brunel, P. (2018). Comparison of the RTTOV-12 ice cloud models for hyperspectral IR instruments using the A-Train. In *Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Remote Sensing Technology, Techniques and Applications VII*, volume 10780, page 1078004. International Society for Optics and Photonics.

-
- Wang, C., Yang, P., Platnick, S., Heidinger, A. K., Baum, B. A., Greenwald, T., Zhang, Z., and Holz, R. E. (2013). Retrieval of ice cloud properties from AIRS and MODIS observations based on a fast high-spectral-resolution radiative transfer model. *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, 52(3) :710–726.
- Waterman, P. C. (1971). Symmetry, unitarity, and geometry in electromagnetic scattering. *Phys. Rev. D*, 3(4) :825.
- Waterman, P. C. (1979). Matrix methods in potential theory and electromagnetic scattering. *J. Appl. Phys.*, 50(7) :4550–4566.
- Wei, H., Yang, P., Li, J., Baum, B. A., Huang, H.-L., Platnick, S., Hu, Y., and Strow, L. (2004). Retrieval of semitransparent ice cloud optical thickness from Atmospheric Infrared Sounder (AIRS) measurements. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 42(10) :2254–2267.
- Westbrook, C. D., Ball, R. C., Field, P. R., and Heymsfield, A. J. (2004). Universality in snowflake aggregation. *Geophys. Res. Lett.*, 31(15).
- Westbrook, C. D., Hogan, R. J., Illingworth, A. J., and O’Connor, E. J. (2007). Theory and observations of ice particle evolution in cirrus using Doppler radar : Evidence for aggregation. *Geophys. Res. Lett.*, 34(2).
- Winker, D. M., Vaughan, M. A., Omar, A., Hu, Y., Powell, K. A., Liu, Z., Hunt, W. H., and Young, S. A. (2009). Overview of the CALIPSO mission and CALIOP data processing algorithms. *J. Atmos. Ocean. Technol.*, 26(11) :2310–2323.
- Wu, W., Liu, X., Zhou, D. K., Larar, A. M., Yang, Q., Kizer, S. H., and Liu, Q. (2017). The application of PCRTM physical retrieval methodology for IASI cloudy scene analysis. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 55(9) :5042–5056.
- Wyser, K. (1998). The effective radius in ice clouds. *J. Clim.*, 11(7) :1793–1802.
- Yang, P., Zhang, L., Hong, G., Nasiri, S. L., Baum, B. A., Huang, H.-L., King, M. D., and Platnick, S. (2007). Differences between collection 4 and 5 MODIS ice cloud optical/microphysical products and their impact on radiative forcing simulations. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 45(9) :2886–2899.
- Zhang, Z., Yang, P., Kattawar, G., Riedi, J., C.-Labonnote, L., Baum, B. A., Platnick, S., and Huang, H. L. (2009). Influence of ice particle model on satellite ice cloud retrieval : Lessons learned from MODIS and POLDER cloud product comparison. *Atmos. Chem. Phys.*, 9(18) :7115–7129.



Le spectre infrarouge : mesure, modélisation et sensibilité

Nous avons vu au Chapitre 1 qu'il est possible de caractériser l'atmosphère et les nuages à distance grâce aux mesures satellites. En ce sens, nous avons discuté de l'importance de l'utilisation des instruments passifs à haute résolution spectrale dans l'infrarouge. Lorsque l'on regarde un spectre infrarouge, comme un de ceux illustrés dans la Figure 2.1, qui décrit la variation de la luminance spectrale en fonction du nombre d'onde, on remarque tout de suite la complexité de cette variation et le nombre important de détails. Ceci s'explique par la nature de l'émission et de l'absorption du rayonnement infrarouge par les molécules qui composent l'atmosphère : les propriétés d'absorption varient très rapidement avec la longueur d'onde. En effet, d'après la mécanique quantique, les molécules absorbent uniquement si elles sont excitées à des fréquences bien particulières. Pour un ensemble de molécules identiques, ces pics d'absorption possèdent toutefois une certaine largeur liée à leur agitation. La complexité du spectre infrarouge retranscrit donc généralement la signature laissée par une multitude de variables qui caractérisent l'atmosphère ou la surface.

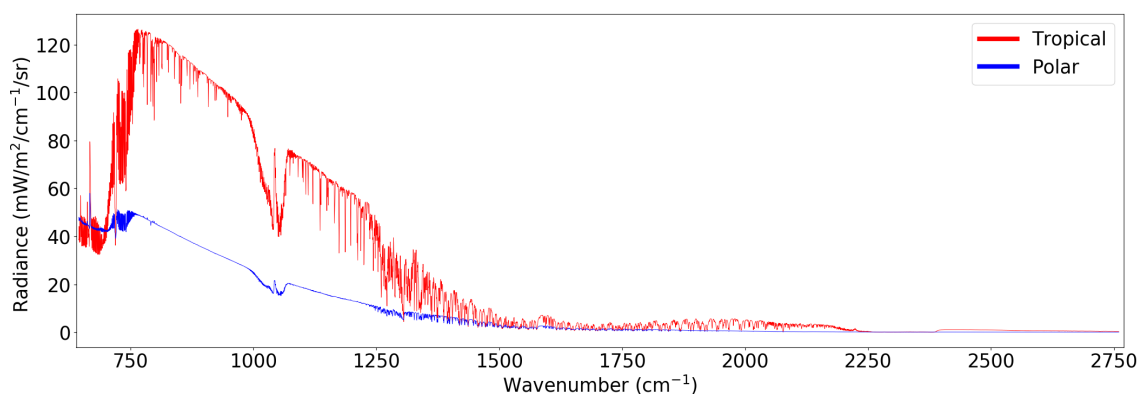


FIGURE 2.1: Spectres infrarouges simulés au-dessus d'une région polaire (en bleu) et au-dessus d'une région tropicale (en rouge). Simulations effectuées avec le logiciel de transfert radiatif RTTOV (voir Section 2.2).

Par exemple, la Figure 2.1 montre deux spectres infrarouges simulés pour deux atmo-

sphères différentes : pour une région polaire, froide, correspondant à un spectre de faible luminance et pour une région tropicale, plus chaude, qui se caractérise par un spectre de luminance plus importante. En effet, plus l’atmosphère est chaude, plus le rayonnement infrarouge émis sera intense. L’amplitude d’un spectre peut donc renseigner sur la température de la surface et de l’atmosphère qui l’ont émis.

Dans ce chapitre, nous aborderons les simplifications qu’il est possible d’apporter à l’équation du transfert radiatif dans le cas de l’infrarouge thermique. Nous décrirons le spectre infrarouge et verrons l’impact de la présence d’un nuage sur ce dernier. Nous discuterons également de la modélisation de ce spectre avant d’illustrer la sensibilité du signal émis au sommet de l’atmosphère vis-à-vis de différents composants atmosphériques et de différentes propriétés de surface. Enfin, nous présenterons des instruments de mesure dédiés à la haute résolution spectrale de l’infrarouge thermique.

2.1 Du spectre infrarouge aux variables géophysiques

2.1.1 ETR en ciel clair, notion de fonction poids

Nous avons établi en Annexe A l’équation du transfert radiatif (ETR) dans le cas général d’un satellite observant la luminance au sommet de l’atmosphère. Or, dans le cas particulier de l’infrarouge, la longueur d’onde est grande par rapport à la taille des molécules et des aérosols qui composent la colonne atmosphérique. En condition de ciel clair, la diffusion atmosphérique n’intervient donc pas et il est possible de simplifier l’équation du transfert radiatif. La luminance émise à la surface s’écrit $L \uparrow (\tau \star) = \epsilon_s B(T_s)$ avec ϵ_s et T_s respectivement l’émissivité et la température de surface. $\tau \star$ est l’épaisseur optique τ de l’atmosphère au-dessus de la surface. L’émissivité est un facteur correctif qui, appliqué à la fonction de Planck $B(T)$, permet de déterminer la luminance émise par un corps réel à la température T à partir de l’émission du corps noir à la même température. En admettant que nous traitons le cas d’un satellite observant au nadir, on obtient une ETR simplifiée d’après l’équation (A.5) :

$$L \uparrow (\tau = 0) = \epsilon_s B(T_s) \exp(-\tau \star) + \int_0^{\tau \star} B(T(\tau')) \exp(-\tau') d\tau'. \quad (2.1)$$

Dans les applications liées à la télédétection, le terme exponentiel est généralement exprimé en termes de transmission et de fonction de poids respectivement définies comme $Tr(\tau) = \exp(-\tau)$ et $\frac{\partial Tr(\tau)}{\partial \tau} = -\exp(-\tau)$, il vient alors pour l’ETR :

$$L \uparrow (\tau = 0) = \underbrace{\epsilon_s B(T_s) Tr(\tau \star)}_{\text{contribution de la surface}} + \underbrace{\int_{\tau \star}^0 B(T(\tau')) \frac{\partial Tr(\tau')}{\partial \tau'} d\tau'}_{\text{contribution de l'atmosphère}}. \quad (2.2)$$

Cette dernière équation (2.2) montre que la luminance mesurée au sommet de l’atmosphère par le satellite est une moyenne pondérée des valeurs prises par la luminance du corps noir dans les différentes couches émettrices. Le poids $\frac{\partial Tr(\tau')}{\partial \tau'}$ associé à chaque couche combine deux effets : d’une part, sa capacité à émettre du rayonnement, de l’autre, l’atténuation de ce rayonnement lors de son trajet depuis cette couche jusqu’au sommet

de l'atmosphère. Un rayonnement émis dans une bande absorbante par les basses couches sera émis en grande quantité du fait d'une grande densité de molécules émettrices mais il aura de fortes chances d'être absorbé avant d'arriver au sommet étant donné la longueur du chemin qu'il lui reste à parcourir. Au contraire, un rayonnement émis par les couches supérieures de l'atmosphère aura peu de chance d'être absorbé mais ce signal sera faible étant donné la faible densité de molécules émettrices aux altitudes élevées. Entre ces deux extrêmes, il y a une altitude privilégiée à laquelle on atteint un équilibre entre ces processus d'absorption et d'émission : c'est le maximum de la fonction poids. Le rayonnement mesuré par un satellite provient en grande majorité de l'altitude de ce maximum. En effectuant des mesures dans différentes longueurs d'onde avec des propriétés d'absorption différentes, la position du maximum de la fonction poids varie avec l'altitude, permettant ainsi d'obtenir une information sur la répartition verticale des molécules. Si on choisit un canal pour lequel l'absorption est intense, le pic de la fonction poids va se trouver haut dans l'atmosphère. Au contraire, si on choisit un canal pour lequel l'absorption est moins importante, il se trouvera plus bas. On comprend donc comment il est possible de relier une mesure intégrée effectuée par un satellite au sommet de l'atmosphère à une altitude particulière.

S'il est possible de mesurer le spectre infrarouge avec une haute résolution spectrale et d'observer toutes ses variations, alors nous avons accès à un grand nombre de fonctions poids et par conséquent à une information verticalement bien résolue. C'est la raison pour laquelle la mesure satellitaire à haute résolution spectrale dans l'infrarouge tient une place importante dans les modèles numériques de prévision du temps. Par exemple, les fonctions poids de l'instrument IASI permettent d'obtenir une information sur le profil de température et de vapeur d'eau avec une résolution verticale de 1 km dans la troposphère.

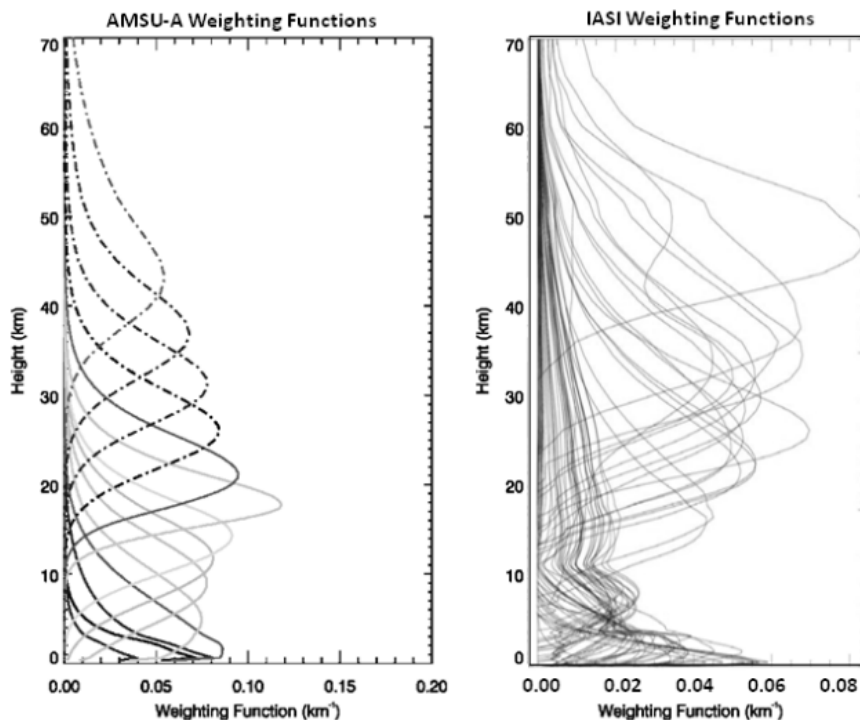


FIGURE 2.2: Fonctions poids calculées dans le contexte de la prévision numérique du temps pour le sondeur micro-onde AMSU-A (à gauche) et le sondeur infrarouge à haute résolution spectrale IASI (à droite). Figure adaptée depuis Bao et al. (2015).

La Figure 2.2 montre des fonctions poids obtenues dans le cadre de prévisions numérique du temps pour quelques canaux d'un instrument à haute résolution spectrale dans l'infrarouge (l'instrument IASI) et pour tous les canaux d'un instrument mesurant dans les micro-ondes (l'instrument AMSU-A (*Advanced Microwave Sounding Unit-A*)). On constate l'apport important de l'utilisation de la haute résolution spectrale dans l'infrarouge en termes de nombre et de répartition des fonctions poids. Ceci mène à une meilleure représentation verticale des propriétés de l'atmosphère et a permis d'améliorer les performances des algorithmes de prévision numérique du temps comme l'ont montré de nombreuses études (e.g. Chahine et al. (2006); Hilton et al. (2009); Guidard et al. (2011); Andrey-Andrés et al. (2018)). Le nombre de mesures apportées par ces instruments est considérable et a fortement augmenté avec le temps comme illustré dans la Figure 2.3 qui montre le nombre d'observations par instrument utilisé dans le modèle ARPEGE (Action de Recherche Petite Échelle Grande Échelle). Le modèle ARPEGE est le modèle de prévision numérique du temps à grande échelle de Météo France. Il couvre l'ensemble de la Terre avec une maille variant entre 5 et 24 km. On peut voir l'augmentation importante du nombre d'observations utilisées à partir de l'année 2008 et, parmi elles, l'importance de la proportion des mesures en provenance de l'instrument infrarouge à haute résolution spectrale IASI.

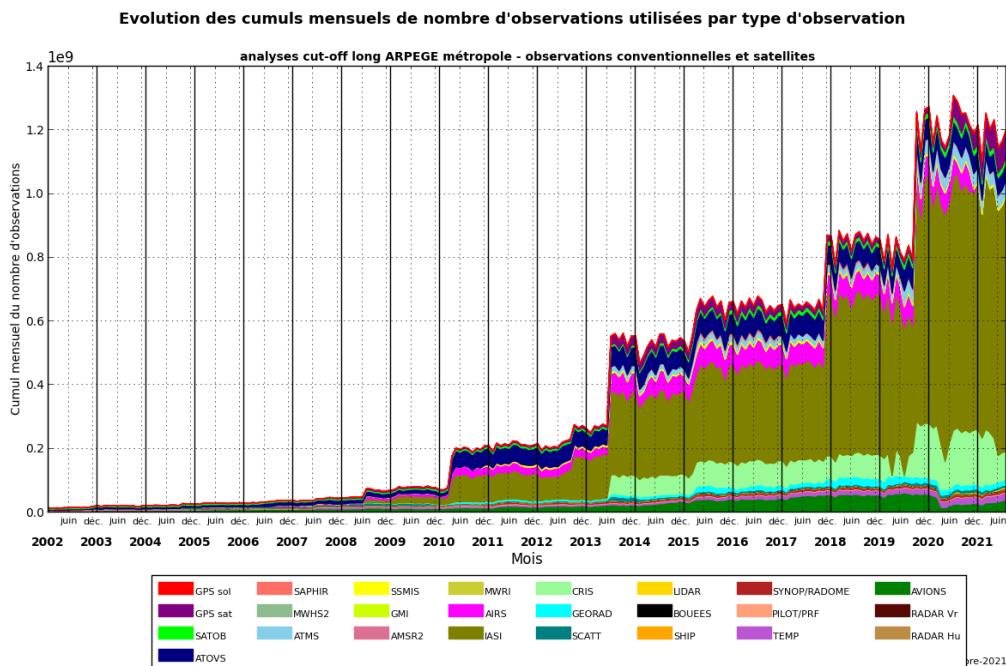


FIGURE 2.3: Évolution du nombre d'observations météorologiques utilisées dans le modèle ARPEGE de Météo France entre 2002 et 2021. Figure publiée dans Desroziers (2019) et mise à jour par N. Fourrié, communication personnelle.

2.1.2 Les différentes bandes d'absorption

Nous venons de voir que c'est grâce à l'absorption et à l'émission des molécules dans l'atmosphère qu'il est possible d'obtenir de l'information à partir des spectres infrarouges à haute résolution spectrale. Dans cette section, nous décrivons les différentes bandes d'absorption du spectre infrarouge. La Figure 2.4 présente les absorbants principaux et secondaires dans l'infrarouge dont l'intensité d'absorption est donnée en fonction du nombre

d'onde par la transmittance. Cette figure illustre également un spectre infrarouge mesuré par l'instrument IASI représenté en température de brillance normalisée. La température de brillance est définie comme la température à laquelle rayonnerait un corps noir s'il avait émis le spectre mesuré en luminance. Nous pouvons constater que les molécules qui composent l'atmosphère ont des bandes d'absorption différentes et, dans la mesure où ces bandes sont bien séparées, il est possible de les utiliser pour obtenir une information précise sur chacune de ces molécules. Différents travaux qui consistent à caractériser ces absorbants grâce à des mesures de l'instrument IASI sont résumés dans l'article de Clerbaux et al. (2009).

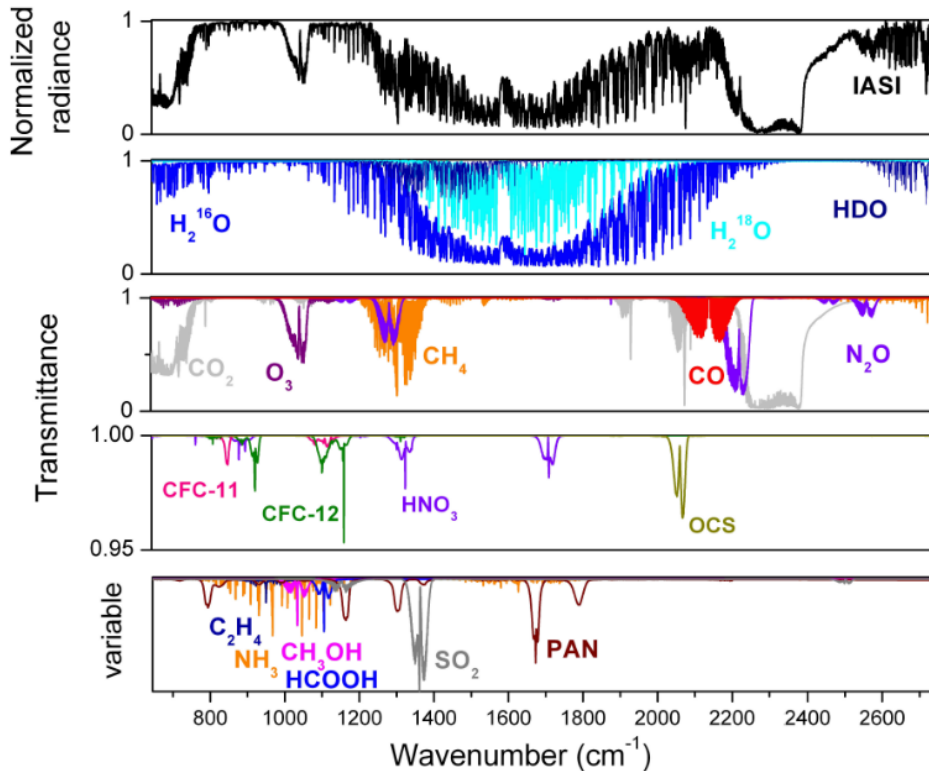


FIGURE 2.4: Spectre IASI en température de brillance normalisée (en haut). Simulation de transmittance pour identifier les principaux gaz absorbants (au milieu) ainsi que les absorbants plus faibles (en bas). Figure de Clerbaux et al. (2009).

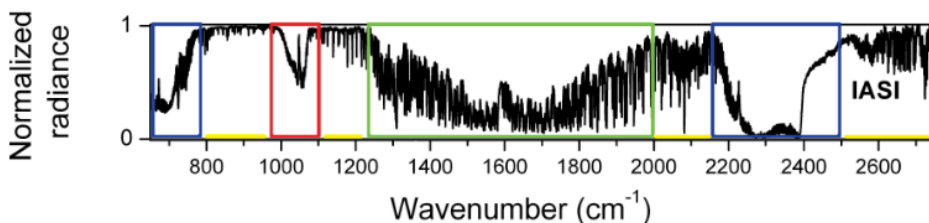


FIGURE 2.5: Spectre IASI en température de brillance normalisée. Les zones encadrées correspondent à des zones d'intérêt particulier : en bleu les canaux de sondage atmosphérique de la température, en rouge les canaux de sondage de l'ozone, en vert les canaux de sondage de la vapeur d'eau et en jaune les canaux sensibles à la surface et aux nuages. Figure adaptée depuis Clerbaux et al. (2009).

Nous allons maintenant nous intéresser plus particulièrement aux bandes spectrales correspondant aux absorbants principaux et qui présentent un intérêt particulier pour les prévisions météorologiques. Ces bandes spectrales sont identifiées en couleur sur la Figure 2.5.

Bande de sondage de la température. Les bandes illustrées en bleu sur la Figure 2.5 sont utilisées pour le sondage atmosphérique de la température et sont principalement dues à l'absorption du CO_2 . Le CO_2 est un gaz bien mélangé de concentration connue : la fonction poids est donc connue. En choisissant un canal dont l'absorption est suffisamment intense et en se plaçant en ciel clair, alors il n'y a pas de contribution de la surface et l'équation (2.2) se simplifie telle que :

$$L \uparrow (\tau = 0) = \int_{\tau_\star}^0 B(T(\tau')) \frac{\partial T r(\tau')}{\partial \tau'} d\tau', \quad (2.3)$$

dont la seule inconnue est le profil de température $T(\tau)$. Sur la Figure 2.5, entre 700 et 800 cm^{-1} , la luminance augmente, signifiant que l'intensité d'absorption diminue. D'après ce que nous avons vu précédemment en Section 2.1.1, la fonction poids associée à un canal proche de 700 cm^{-1} va être maximale dans la haute atmosphère alors que celle d'un canal proche de 800 cm^{-1} le sera dans la basse troposphère. L'utilisation de l'ensemble des canaux situés entre ces deux nombres d'onde va ainsi permettre de retrouver une information sur le profil vertical de température depuis la basse troposphère jusqu'à la stratosphère dont la résolution verticale dépend fortement de la résolution spectrale de l'instrument utilisé.

Bande de sondage de l'humidité. La bande illustrée en vert sur la Figure 2.5 correspond à la bande d'absorption de la vapeur d'eau et permet de connaître le profil d'humidité de l'atmosphère qui est, contrairement au CO_2 , un composé atmosphérique très variable. En ciel clair et pour un canal dans cette bande d'absorption, l'équation (2.2) est toujours valable. En théorie, si nous connaissons le profil de température $T(\tau)$, alors la seule inconnue est la fonction poids $\frac{\partial T r(\tau')}{\partial \tau}$ qui ne dépend que du profil de concentration en vapeur d'eau. Dans la pratique, le profil de température n'est pas parfaitement connu et la luminance donne une information ambiguë sur le profil de vapeur d'eau et de température. Cette ambiguïté doit donc être levée par différents moyens, comme l'utilisation de la synergie entre des canaux dans les deux bandes d'absorption ou par la prise en compte d'une matrice d'erreur de variance-covariance liée par exemple à une méconnaissance du profil de température. Ces matrices seront discutées au Chapitre 3.

Bande de sondage de l'ozone. La bande illustrée en rouge sur la Figure 2.5 correspond à la bande d'absorption de l'ozone. L'information contenue dans cette bande suit le même principe que dans la bande d'absorption de la vapeur d'eau.

Fenêtre atmosphérique. Les bandes illustrées en jaune sur la Figure 2.5 correspondent à ce qu'on appelle la "fenêtre atmosphérique". Dans ces gammes spectrales, il y a très peu d'absorption gazeuse. Elles nous renseignent donc sur les propriétés de la surface, des nuages ou des aérosols.

2.1.3 Et s'il y a un nuage ?

La Figure 2.6 présente un spectre infrarouge simulé en ciel clair ainsi qu'un spectre simulé en considérant la même atmosphère mais en présence d'un nuage de glace. Les deux spectres sont très différents : la présence du nuage altère fortement le signal avec une luminance bien plus faible puisque, généralement hauts en altitude et froids, les nuages émettent à une température plus basse que la surface terrestre ce qui se traduit par une émission plus faible. Dans cette simulation, l'opacité du nuage étant élevée, la contribution de la surface est très faible.

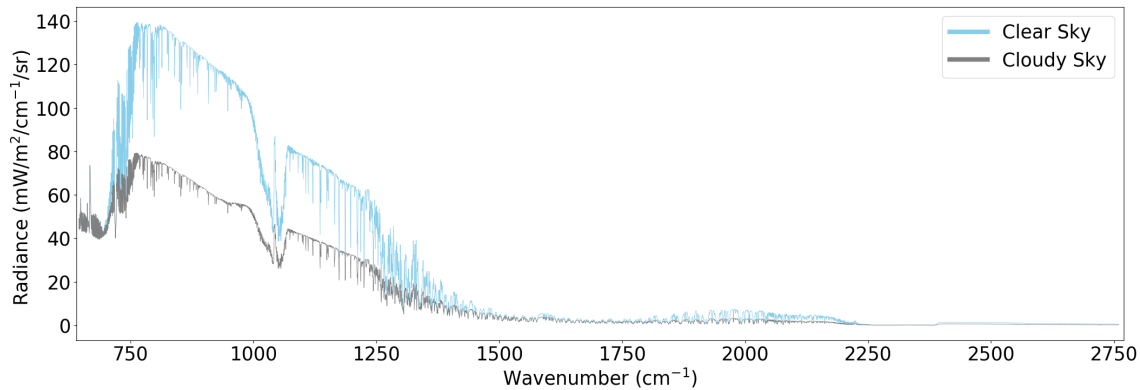


FIGURE 2.6: Spectres infrarouges simulés au-dessus d'une atmosphère avec (en gris) et sans (en bleu) la présence d'un nuage de glace. Le nuage de glace est compris entre les altitudes 5.5 km et 10.2 km et a un contenu en glace intégré IWP de 59 g/m^2 . La température de surface est de 312 K. Simulation effectuée avec le logiciel de transfert radiatif RTTOV (voir Section 2.2).

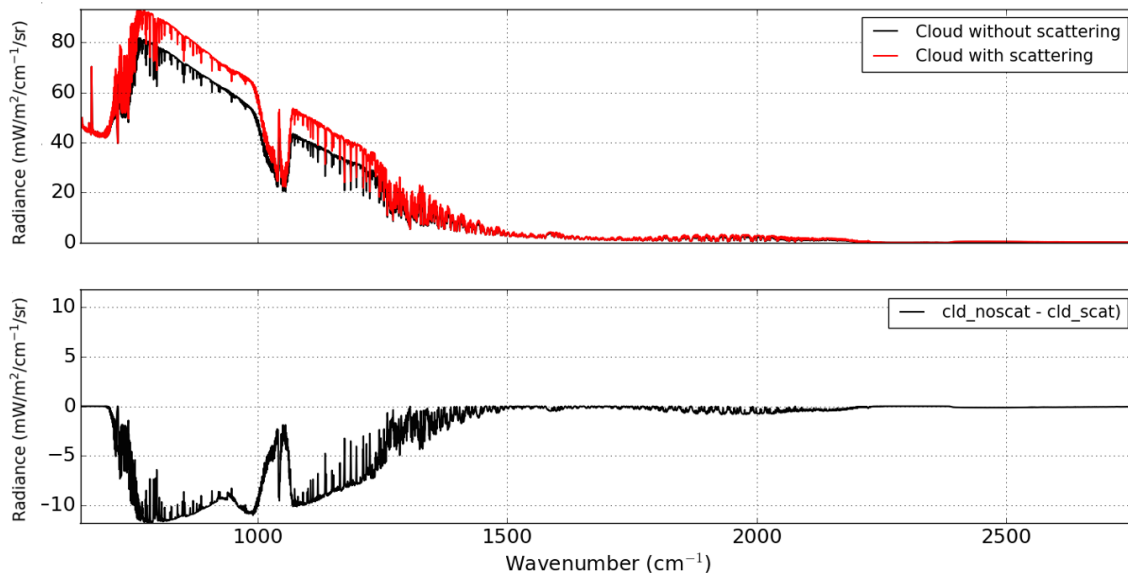


FIGURE 2.7: Spectres infrarouges simulés au-dessus d'un nuage de glace en tenant compte (en rouge) et sans tenir compte (en noir) de la diffusion dans le nuage (en haut). Différence entre ces spectres (en bas). Le nuage de glace est compris entre les altitudes 7.9 km et 11.5 km et a un contenu en glace intégré IWP de 20 g/m^2 . La température de surface est de 290 K. Simulation effectuée avec le logiciel de transfert radiatif LIDORT (*Linearized Discrete Ordinate Radiative Transfer*). Figure de L. C.-Labonnote.

De plus, lorsqu'un nuage est présent, les processus de diffusion deviennent importants et ne peuvent plus être ignorés comme en témoigne la Figure 2.7 qui montre la différence entre deux spectres simulés en tenant compte et en ne tenant pas compte de la diffusion dans le nuage. Cette différence est supérieure à $10 \text{ mW/m}^2/\text{sr}/\text{cm}^{-1}$ dans la fenêtre atmosphérique. En effet, les gouttelettes d'eau ou les cristaux de glace sont grands par rapport aux molécules de l'atmosphère. Ces particules sont alors suffisamment grandes pour diffuser le rayonnement infrarouge. C'est également le cas lorsque l'on est en présence d'autres "grosses" particules telles que les gouttes de pluie ou certains aérosols.

2.2 Modéliser le spectre infrarouge : le code de transfert radiatif RTTOV

Nous avons vu que le spectre infrarouge peut être simulé grâce à l'équation du transfert radiatif (A.5) qui permet de décrire la physique mise en jeu lors de la traversée de l'atmosphère par un rayonnement électromagnétique. Cette équation est complexe et des modèles numériques doivent être employés pour la simuler.

L'équation du transfert radiatif dépend notamment des coefficients d'absorption de chaque constituant de l'atmosphère pour chaque longueur d'onde et à chaque altitude. Ce coefficient d'absorption dépend lui-même de la longueur, de la forme et de la position de la raie d'absorption du constituant. Les modèles *line-by-line* évaluent la somme de toutes ces contributions pour résoudre l'ETR en s'appuyant sur les bases de données spectroscopiques comme GEISA (Husson et al. (2016)) ou HITRAN (Gordon et al. (2017)). Cependant, ces méthodes sont très coûteuses en temps de calcul. Les modèles dits "rapides" évaluent quant à eux les transmittances par bande spectrale et non par raie d'absorption : l'épaisseur optique est paramétrée. Ces modèles utilisent des prédicteurs pondérés par des coefficients calculés à partir des transmissions d'un modèle *line-by-line* pour une base de profils atmosphériques représentatifs. Ainsi, les épaisseurs optiques d'absorption moléculaire sont obtenues à partir d'une régression polynomiale (à partir des prédicteurs) pour une température et une pression donnée. Le temps de calcul peut ainsi être diminué d'un facteur qui peut dépasser 20, en fonction des modèles, par rapport à un calcul *line-by-line* pour la simulation d'un spectre IASI (Vincent and Dudhia (2017)).

Pour cette étude, nous avons décidé d'utiliser le logiciel de transfert radiatif rapide RTTOV (*Radiative Transfer for TOVS*) (Matricardi (2009); Saunders et al. (2018)). Ce modèle a initialement été développé pour les instruments TOVS (*TIROS (Television Infrared Observing System) Operational Vertical Sounder*) à la fin des années 1990, et est maintenant principalement utilisé pour l'assimilation dans les modèles opérationnels de prévision numérique du temps, mais également dans d'autres domaines comme celui de l'inversion de données satellites ou de la simulation d'images. Son développement a en effet été étendu à la simulation des luminances en conditions de ciel clair d'un grand nombre d'instruments satellites passifs du visible au micro-ondes en passant par l'infrarouge. Dans le domaine infrarouge, il couvre le domaine spectral de 500 à 3000 cm^{-1} et est essentiellement basé sur les modèles *line-by-line* GENLN2 (Edwards (1992)), KCARTA (Machado et al. (1997)) et LBLRTM (Clough et al. (1992)). Les luminances monochromatiques issues des modèles *line-by-line* sont intégrées selon la fonction de réponse spectrale de chaque instrument traduisant la largeur du canal de mesure.

En atmosphère diffusante, la rapidité d'exécution de RTTOV par rapport à d'autres logiciels "rapides" vient en partie du fait qu'il ne calcule pas les diffusions multiples causées par les nuages de manière explicite ; les propriétés de diffusion des nuages sont paramétrées. Cette paramétrisation se base sur l'approximation de Chou et al. (1999) qui consiste à simplifier la diffusion dans les nuages en estimant une transmission effective T_{eff} obtenue grâce au calcul d'un coefficient de rétrodiffusion b pour chaque angle de diffusion. La contribution qui n'est pas rétrodiffusée est alors transmise. b est calculé en faisant l'hypothèse d'un rayonnement incident isotrope à partir du paramètre d'asymétrie g des particules suivant une relation polynomiale :

$$b = 1 - \sum_{i=1}^4 a_i g^{i-1}. \quad (2.4)$$

Les coefficients a_i sont déterminés de manière empirique. On note $f = 1 - b$ la fraction du rayonnement diffusée vers le haut pour un rayonnement incident provenant du bas. Un coefficient d'extinction effectif α_{eff} peut ainsi être déterminé à partir du facteur b tel que :

$$\alpha_{eff} = \alpha_{abs} + b\alpha_{sca} = \alpha_{abs} + (1 - f)\alpha_{sca} = (1 - \omega_0 f)\alpha_{ext}, \quad (2.5)$$

avec α_{abs} et α_{sca} les coefficients d'absorption et de diffusion respectivement et ω_0 l'albedo de diffusion simple. La donnée de ce coefficient d'extinction effectif permet de déterminer une transmission effective, et de résoudre le transfert radiatif en condition nuageuse à partir de l'équation (2.2) définie en ciel clair (c'est-à-dire sans prendre en compte la fonction source engendrée par la diffusion dont l'expression est donnée au Chapitre 1 Section 1.3.1). Les coefficients sont également paramétrés à partir d'un jeu de données représentatif. Les performances de RTTOV en ciel nuageux ont été vérifiées par comparaison avec un modèle capable de résoudre la diffusion de manière exacte. Cette étude a montré que RTTOV est capable de reproduire les luminances avec une erreur inférieure à 0.2 K dans le moyen infrarouge au-dessus de nuages de glace (Vidot et al. (2021)).

Les paramétrisations de Baran et al. (2014) et Baran (2018) pour la microphysique des nuages de glace exposées dans le Chapitre 1 en Section 1.3.3 sont intégrées à RTTOV et permettent de simuler un signal qui serait mesuré par IASI ou IASI-NG en présence de nuages glacés, à partir des profils de contenu en glace (IWC) et de température (Vidot et al. (2015)). Il est également possible de spécifier une fraction nuageuse pour tenir compte de situations dans lesquelles le pixel serait partiellement nuageux. En plus du calcul de luminance, RTTOV permet également le calcul des transmittances et des jacobiens par rapport aux différents constituants atmosphériques tels que la température, la vapeur d'eau, l'ozone, ou aux paramètres de surface. Ceci est illustré dans la section suivante.

2.3 Sensibilité du signal

Il est possible d'étudier les jacobiens pour connaître le "degré" de sensibilité du signal mesuré par un instrument satellite infrarouge à un paramètre atmosphérique ou de surface donné. Les jacobiens représentent la sensibilité du modèle direct à la variation du paramètre considéré : c'est la dérivée première de l'équation du transfert radiatif par rapport

2.3. SENSIBILITÉ DU SIGNAL

à cette variable au sommet de l'atmosphère ($\tau = 0$). Dans la pratique, les jacobiens sont obtenus en perturbant la variable à laquelle on s'intéresse et en calculant la différence de luminance simulée au sommet de l'atmosphère liée à cette perturbation. Par exemple, nous avons obtenu les jacobiens sur l'altitude du sommet du nuage en appliquant une différence de 10% sur sa valeur initiale. Dans cette section, nous montrons des jacobiens calculés grâce à au logiciel de transfert radiatif RTTOV (Section 2.2) pour un exemple de profil atmosphérique comprenant un nuage de glace. Les caractéristiques de ce nuage de glace sont données dans la légende de la Figure 2.6.

La Figure 2.8 **a** représente des jacobiens par rapport au logarithme des paramètres nuageux que sont l'altitude du sommet du nuage (*CTH* pour *Cloud Top Height*), l'altitude de sa base (*CBH* pour *Cloud Bottom Height*) et son contenu en glace intégré sur la verticale (*IWP* pour *Ice Water Path*). L'utilisation de la base logarithmique sera justifiée au Chapitre 3. Cette figure montre que la luminance au sommet de l'atmosphère est sensible à la présence du nuages de glace avec une forte variation en fonction du nombre d'onde. On constate que la sensibilité est maximale dans la fenêtre atmosphérique entre 750 et 1000 cm^{-1} puis entre 1100 et 1300 cm^{-1} . Elle devient nulle dans les bandes de forte absorption gazeuse. De plus, on peut voir dans la Figure 2.8 **b** que le signal est sensible au profil de contenu en glace (*IWC* pour *Ice Water Content*). Dans la fenêtre atmosphérique, le signal est sensible au contenu en glace sur toute l'épaisseur du nuage avec une plus grande sensibilité au niveau des couches supérieures. Cette constatation est cohérente avec celle de la Figure 2.8 **a** qui montre une plus grande sensibilité sur l'altitude du sommet que sur celle de la base du nuage.

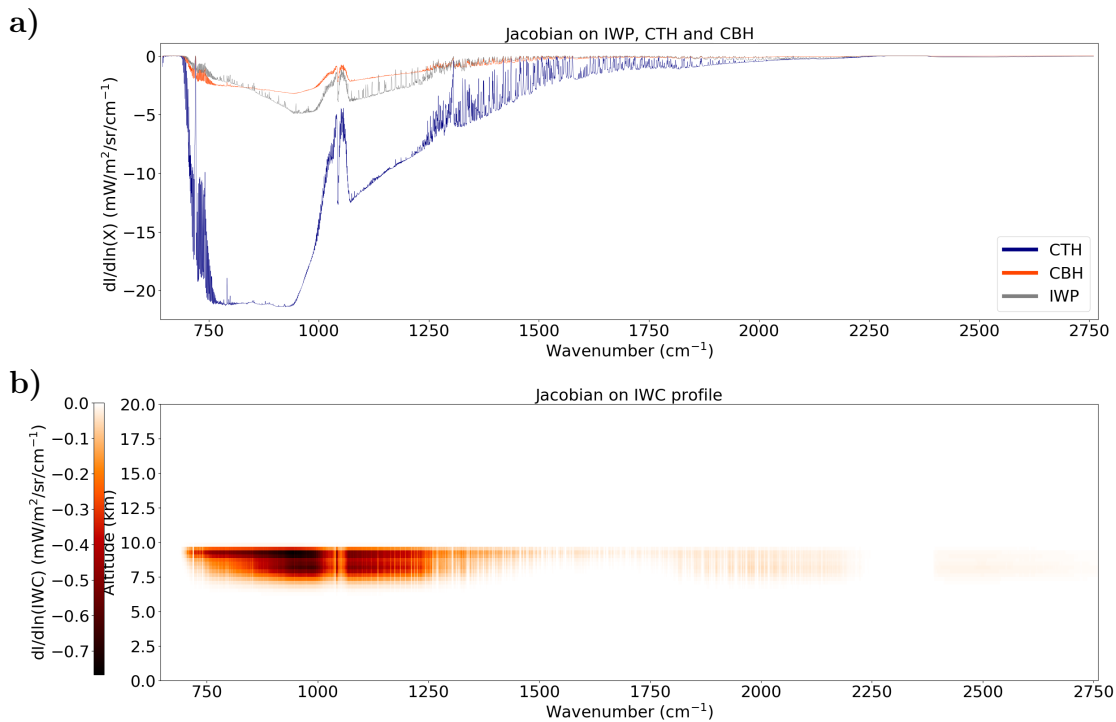


FIGURE 2.8: **a)** : Jacobien par rapport à l'altitude de la couche nuageuse (représentée par l'altitude du sommet *CTH* et de la base *CBH*) et son contenu en glace intégré (*IWP*). **b)** : Jacobien par rapport au profil de contenu en glace (*IWC*, en g/m^3) entre 0 et 20 km.

2.3. SENSIBILITÉ DU SIGNAL

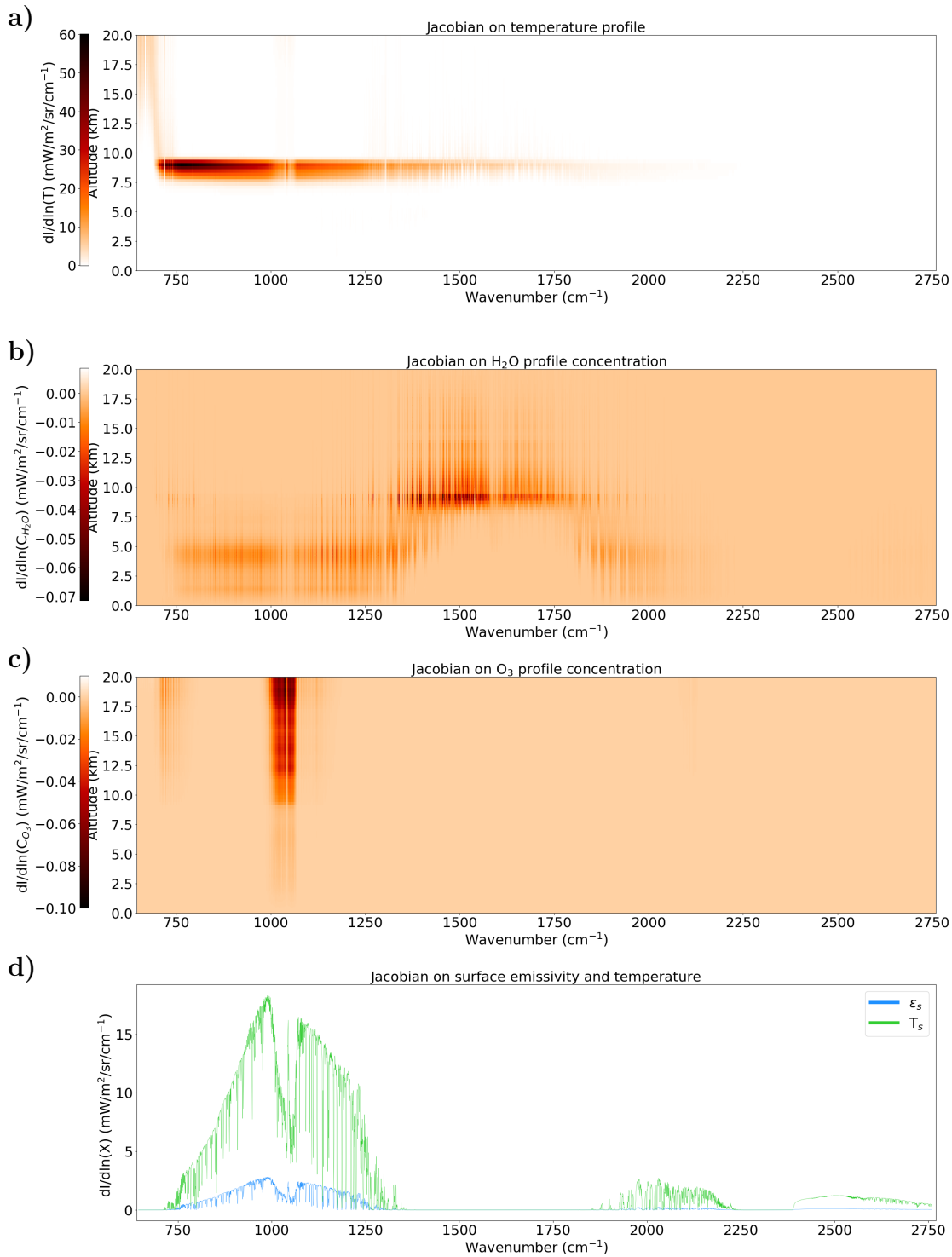


FIGURE 2.9: a) : Jacobien par rapport au profil de température. b) : Jacobien par rapport au profil de concentration en vapeur d'eau. c) : Jacobien par rapport au profil de concentration en ozone. d) : Jacobiens par rapport à l'émissivité (en bleu) et à la température (en vert) de surface.

La Figure 2.9 montre que la luminance au sommet de l'atmosphère reste sensible aux autres constituants atmosphériques malgré la présence du nuage. La sensibilité au profil de température, illustrée en Figure 2.9 a, est importante dans les couches atmosphériques où se situe le nuage de glace pour des nombres d'onde compris dans la fenêtre atmosphérique et dans la bande d'absorption du CO₂ entre 700 et 1300 cm⁻¹. Cela s'explique par le fait

2.4. MESURER LE SPECTRE INFRAROUGE : L'INSTRUMENT IASI ET LA FUTURE GÉNÉRATION IASI-NG

que le nuage se comporte comme une surface émettrice et la quantité de rayonnement émis dépend de la température de la couche nuageuse. Cette sensibilité peut également s'expliquer par le fait que le modèle microphysique pour les cristaux de glace dépend de la température. Le signal est également sensible au profil de température pour des nombres d'onde plus faibles, entre 645 et 700 cm^{-1} . Cette zone correspond à la partie de la bande d'absorption du CO_2 qui est insensible à la présence du nuage comme on peut le vérifier dans la Figure 2.8. Pour cette plage spectrale, on se retrouve dans un cas similaire au cas ciel clair présenté dans la Section 2.1.2 et il est possible de sonder la température des couches présentant une sensibilité. Par contre, le signal n'est pas ou peu sensible à la température des couches situées dans la troposphère, sous le nuage.

Nous pouvons constater sur la Figure 2.9 **b** que le signal est également sensible à la concentration en vapeur d'eau dans une large gamme spectrale. Cette sensibilité est principalement présente dans la bande d'absorption de la vapeur d'eau mais également dans les raies d'absorption situées à l'intérieur de la fenêtre atmosphérique. Il est à noter que la valeur absolue de cette sensibilité est beaucoup plus faible que dans le cas du profil de température. Elle couvre la quasi-totalité de la colonne atmosphérique.

Au contraire, on peut voir sur la Figure 2.9 **c** que la sensibilité à l'ozone se situe sur une petite plage spectrale autour de 1050 cm^{-1} , correspondant à la bande d'absorption de l'ozone. Cette sensibilité est maximale dans la stratosphère, ce qui a pour conséquence de diminuer la sensibilité aux autres paramètres atmosphériques et de surface dans cette gamme spectrale comme on peut le constater sur toutes les autres figures présentant des jacobiens.

Enfin, la Figure 2.9 **d** présente les sensibilités à l'émissivité et à la température de surface. Comme pour le nuage, la sensibilité aux paramètres de surface est maximale dans la fenêtre atmosphérique et nulle dans les zones de forte absorption gazeuse. On peut noter que cette sensibilité est particulièrement importante avec des valeurs supérieures à 15 $\text{mW}/\text{m}^2/\text{sr}/\text{cm}^{-1}$ pour la température.

Le spectre infrarouge est donc sensible à la présence de nuages, y compris dans les bandes spectrales avec absorption gazeuse lorsque celle-ci est faible. Nous avons vu que, par exemple, la bande de sondage de la température atmosphérique présente une sensibilité aux nuages de glace, ce qui montre l'importance de leur prise en compte dans les simulations liées à la prévision numérique du temps. Pour les applications liées à la télédétection des nuages, cette étude montre que, du fait de la sensibilité aux paramètres atmosphériques et de surface même en présence de nuages, il est important de prendre en compte ces paramètres avec une bonne estimation pour modéliser le signal et ne pas biaiser la simulation et donc la restitution.

2.4 Mesurer le spectre infrarouge : l'instrument IASI et la future génération IASI-NG

Plusieurs instruments capables de mesurer le spectre d'émission infrarouge de la Terre et de l'atmosphère à haute résolution spectrale sont actuellement à bord de satellites en orbites polaires basses :

— HIRAS (*Hyperspectral Infrared Atmospheric Sounder*, Chine);

2.4. MESURER LE SPECTRE INFRAROUGE : L'INSTRUMENT IASI ET LA FUTURE GÉNÉRATION IASI-NG

- AIRS et CrIS (*Atmospheric Infrared Sounder, Cross-track Infrared Sounder*, États Unis d'Amérique) ;
- IASI (*Infrared Atmospheric Sounding Interferometer*, Europe).

Ces instruments mesurent soit directement le spectre infrarouge en séparant les différentes longueurs d'onde grâce, par exemple, à un réseau, soit un interférogramme. Un interférogramme représente le signal d'interférence du rayonnement recueilli à l'entrée de l'instrument et réfléchi par des miroirs en mouvement. Les caractéristiques d'échantillonnage varient d'un instrument à l'autre en fonction des contraintes d'ingénierie choisies. Par exemple, le bruit radiométrique de IASI, c'est-à-dire la précision à laquelle il est capable de faire une mesure, est supérieur à celui de CrIS mais la corrélation entre la mesure des différents canaux est plus importante pour ce dernier. D'autres différences peuvent également concerner le choix de l'échantillonnage spectral, IASI mesure de manière continue la gamme spectrale allant de 645.0 à 2760.0 cm^{-1} alors que AIRS la mesure partiellement en trois bandes discontinues. La résolution spectrale de ces instruments est généralement différente et dépend fortement de la technologie utilisée et des contraintes budgétaires.

Un instrument a également été embarqué à bord d'un satellite en orbite géostationnaire récemment : l'instrument GIIRS (*Geostationary Interferometric Infrared Sounder*) porté par la Chine. Une orbite géostationnaire plutôt qu'un satellite à orbite polaire permet d'obtenir des mesures au-dessus de la localité choisie beaucoup plus fréquemment. Cet instrument est un prototype en phase de recherche, mais devrait permettre une amélioration significative de la représentation de la dynamique dans les modèles de prévision du temps par l'assimilation de mesures à des heures différentes et de manière plus fréquente. Dans cette optique, l'instrument IRS (*Infrared Sounder*) sera lancé en 2024 sur la plateforme européenne MTG-S (*Meteosat Third Generation - Sounding*).

Dans cette thèse, nous avons décidé de nous intéresser à l'instrument IASI et à sa future génération IASI-NG. Conçu par le CNES (Centre National d'Études Spatiales) et l'EUMETSAT (*EUropean organization for the exploitation of METeorological SATellites*), IASI a été lancé pour la première fois en 2006 à bord du satellite Metop. Ce premier instrument IASI, dénommé "A", a rapidement été suivi par le lancement des instruments IASI B en 2012 et C en 2018. IASI a été conçu dans le but principal de fournir à la communauté météorologique opérationnelle et à la communauté de recherche atmosphérique des profils verticaux de température et d'humidité avec une résolution verticale de 1 km et une précision absolue de 1 K pour la température et une précision relative de 10 % pour l'humidité. Il est également utilisé pour déterminer la température de surface, restituer la concentration en gaz traces comme O_3 , CH_4 , CO ou N_2O , ou encore étudier les nuages et les aérosols (Clerbaux et al. (2009)).

La plateforme Metop qui le transporte est sur une orbite polaire basse (840 km) quasi circulaire et héliosynchrone, elle passe chaque jour au-dessus d'une même zone à la même heure locale. Il faut cependant 29 jours pour qu'elle repasse exactement à la verticale d'un même lieu. Metop transporte plusieurs autres instruments comme le diffusiomètre ASCAT (*Advanced Scatterometer*), le radiomètre GOME-2 (*Global Ozone Monitoring Experiment-2*) ou le sondeur GRAS (*Global Navigation Satellite System Receiver for Atmospheric Sounding*) mesurant aux limbes les signaux radios émis par un satellite de navigation planétaire. Metop transporte également le radiomètre infrarouge à haute résolution spatiale AVHRR (*Advanced Very High Resolution Radiometer*). Ce dernier, d'une résolution spatiale de 1.08 km au nadir, est d'ailleurs utilisé pour estimer l'hétérogénéité

2.4. MESURER LE SPECTRE INFRAROUGE : L'INSTRUMENT IASI ET LA FUTURE GÉNÉRATION IASI-NG

sous pixel de l'instrument IASI. Une illustration de la plateforme Metop est donnée en Figure 2.10. Elle représente la trace au sol et le champ de vision de IASI.

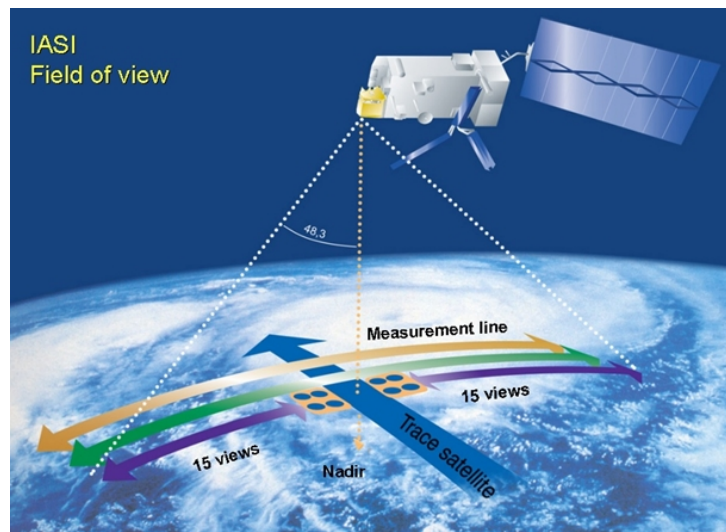


FIGURE 2.10: Représentation de IASI et de sa position sur la plateforme Metop, de sa trace au sol et de son champ de vision. L'angle de vue maximal de $48^{\circ}20'$ délimite le champ de vue. Les pixels élémentaires proches du nadir sont représentés. Figure de Hilton et al. (2012).

2.4.1 Caractéristiques spectrales de IASI

L'instrument IASI fonctionne sur le principe d'un interféromètre de Michelson, schématisé dans la Figure 2.11. Il mesure un interférogramme, c'est-à-dire un spectre dans l'espace des distances. Le faisceau de rayonnement entrant dans l'instrument est divisé par une lame semi-réfléchissante, appelée séparatrice, en deux parties approximativement égales, qui parcourent des trajets de longueur différente selon la position du miroir mobile par rapport à celle du miroir fixe avant de se combiner de nouveau sur la séparatrice. Les ondes étant cohérentes, la recombinaison donne lieu à un phénomène d'interférences.

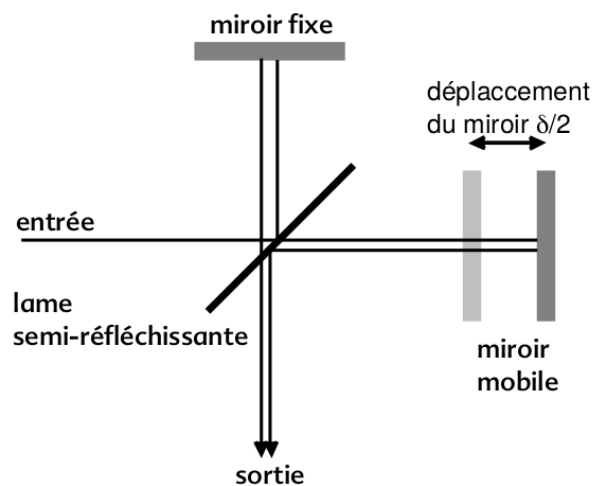


FIGURE 2.11: Schéma optique d'un interféromètre de Michelson. Figure de Cayla (2001).

2.4. MESURER LE SPECTRE INFRAROUGE : L'INSTRUMENT IASI ET LA FUTURE GÉNÉRATION IASI-NG

Les deux rayons atteignent le détecteur après avoir parcouru des chemins optiques différents, avec une différence de marche Δ . Dans le cas d'une onde monochromatique à la fréquence ν_0 , l'intensité s'écrit alors :

$$I(\Delta) = I_0(1 + \cos(2\pi\nu_0\Delta)), \quad (2.6)$$

avec I_0 l'intensité du faisceau incident. Le signal est donc maximal à la différence de marche $\Delta = 0$ puisqu'il correspond au cas où les ondes sont en phase. Ensuite, les ondes vont interférer constructivement pour des valeurs entières de $\nu_0\Delta$ ou destructivement pour des valeurs semi-entières. Si l'on considère maintenant, au lieu d'une onde monochromatique, un rayonnement ayant un spectre continu $B(\nu)$ comme celui émis par le système Terre-atmosphère, le signal est la somme des signaux de chacune des composantes monochromatiques. Cette somme en fonction de Δ est l'interférogramme :

$$I(\Delta) = \frac{1}{2} \int_0^\infty B(\nu)(1 + \cos(2\pi\nu\Delta))d\nu. \quad (2.7)$$

La transformée de Fourier inverse de l'interférogramme :

$$B(\nu) = \int_{-\infty}^\infty I(\Delta)\cos(2\pi\nu\Delta)d\Delta, \quad (2.8)$$

permet de retrouver le spectre dans l'espace des fréquences. L'interférogramme est donc d'abord enregistré dans l'espace des distances Δ puis sa transformation de Fourier permet d'obtenir le spectre dans l'espace des fréquences ν .

Cependant, l'équation (2.7) suppose un éloignement infini du miroir mobile ce qui en pratique n'est pas le cas. On ne mesure donc pas la fonction $I(\Delta)$ mais son produit par une fonction porte. Ceci a pour effet de convoluer le spectre en fréquence par une fonction sinus cardinal qui induit des oscillations autour de la raie centrale. La largeur à mi-hauteur de cette raie, imposée par Δ_{max} , donne la limite de résolution spectrale de l'instrument (Herbin and Dubuisson (2016)). C'est cette fonction de convolution qui définit la fonction de réponse spectrale. Pour diminuer les maxima secondaires importants de la fonction sinus cardinal, on peut multiplier l'interférogramme par une fonction dite d'apodisation. Cette dernière permet de diminuer significativement l'intensité des lobes secondaires mais dégrade la résolution spectrale. La transformation de Fourier inverse et la calibration radiométrique sont effectuées à bord du satellite grâce à un sous-système de traitement numérique embarqué. La Figure 2.12 montre un exemple d'interférogramme mesuré par IASI.

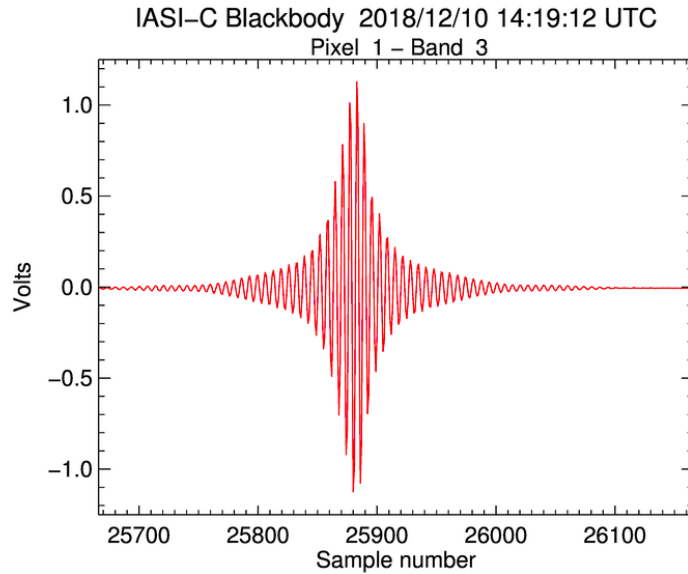


FIGURE 2.12: Premier interférogamme mesuré par IASI C. La mesure a été faite à partir d’une source infrarouge à bord du satellite qui sert de cible de température connue pour la calibration. Figure de EUMETSAT (2018).

Finalement, IASI mesure la luminance spectrale dans 8461 canaux compris entre 645.0 cm^{-1} ($15.5 \text{ }\mu\text{m}$) et 2760.0 cm^{-1} ($3.62 \text{ }\mu\text{m}$) avec une résolution spectrale après apodisation de 0.5 cm^{-1} . Le spectre est échantillonné tous les 0.25 cm^{-1} . Les mesures sont effectuées dans trois bandes distinctes avec des optiques différentes (de 645.0 à 1210.0 cm^{-1} , de 1210.0 à 2000.0 cm^{-1} et de 2000.0 à 2760.0 cm^{-1}). Le bruit radiométrique de IASI en fonction du nombre d’onde est donné dans la Figure 2.13 et le détail des procédures utilisées pour spécifier ce bruit se trouve dans la référence Serio et al. (2020). Le bruit radiométrique a tendance à augmenter avec le nombre d’onde sauf pour les nombres d’onde correspondant à un changement de bande de mesure pour lesquels on constate une diminution brutale.

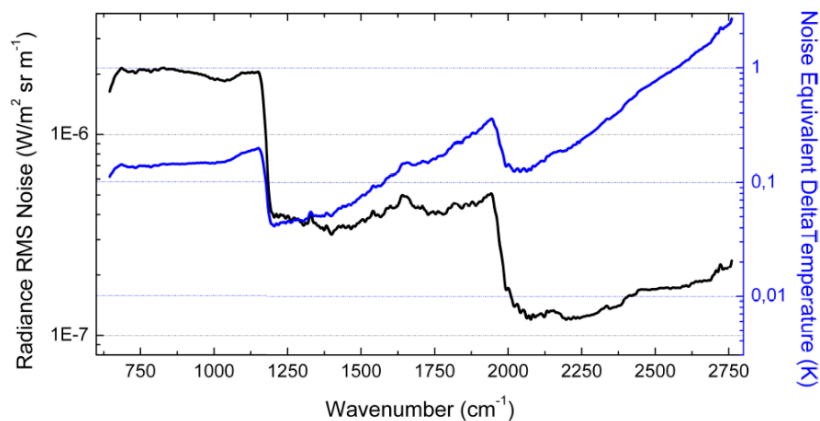


FIGURE 2.13: Bruit radiométrique IASI en luminance (noir) et en température de brillance (bleu) pour une température de référence de 280 K. Figure de Clerbaux et al. (2009).

2.4.2 Échantillonnage spatial de IASI

IASI est un instrument à balayage transversal. Il acquiert 15 interférogrammes jusqu'à $48^{\circ}20'$ de manière symétrique de part et d'autre du nadir. Étant donné que Metop se situe sur une orbite à une altitude d'environ 840 km, la fauchée de IASI est d'environ 2400 km. Le champ de vision effectif (EFOV pour *Elementary Field Of View*) est le champ de vision utile à chaque position de balayage. Cet EFOV est composé d'une matrice de 2×2 champs de vue instantanés (IFOV pour *Instantaneous Fields Of View*). Les IFOV ont un diamètre de 14.65 mrad, correspondant à une résolution au sol de 12 km au nadir et 39 km à la limite de balayage. La Figure 2.14 illustre un cycle d'acquisition de l'instrument, les 30 EFOVs sont regroupés par groupe de 4 IFOVs.

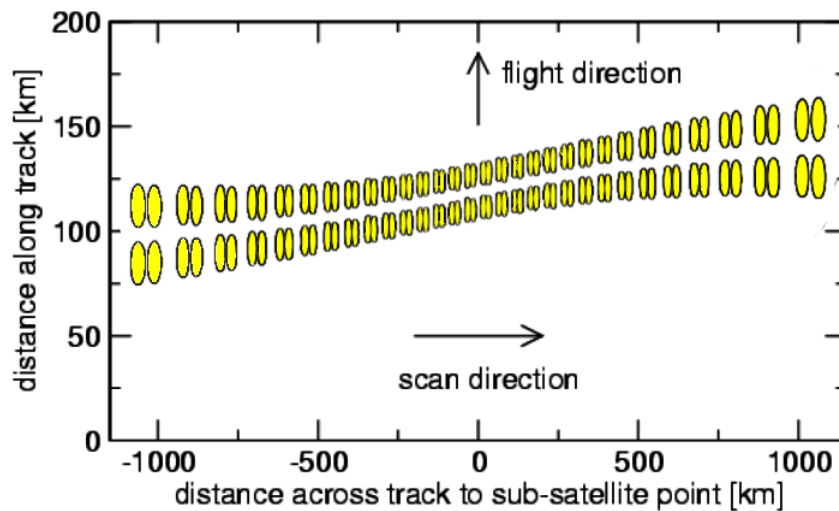


FIGURE 2.14: Illustration des IFOV le long d'une ligne de balayage de IASI. Figure adaptée depuis le guide des produits IASI EUMETSAT (2012).

2.4.3 IASI-NG

Face au succès de la mission IASI, le CNES a initié le développement de la future mission IASI-Nouvelle Génération (IASI-NG avec "NG" pour *Next Generation*). L'objectif de cette mission consiste principalement à assurer la continuité de IASI dont le premier représentant devrait être bientôt désorbité. Des améliorations sont attendues pour la résolution verticale des profils atmosphériques notamment dans les basses couches de l'atmosphère et la détection de nouveaux gaz traces (Crevoisier et al. (2014)). Trois instruments IASI-NG seront lancés prochainement sur les plateformes Metop-SG (avec "SG" pour *Second Generation*) avec une durée prévue de 7 ans d'opérations chacune. Afin de répondre à ses objectifs, IASI-NG aura une résolution spectrale deux fois meilleure que celle de IASI et un bruit instrumental divisé par deux. Il mesurera la luminance dans 16921 canaux compris entre 645.0 cm^{-1} et 2760.0 cm^{-1} (plage spectrale identique à celle de IASI) avec une résolution spectrale après apodisation de 0.25 cm^{-1} . Le spectre sera échantillonné tous les 0.125 cm^{-1} . Contrairement à IASI, IASI-NG sera constitué d'un interféromètre de Mertz. Le principe de mesure est identique à la seule différence près que ce n'est plus un miroir mobile qui engendrera une différence de marche mais le mouvement d'un prisme qui induira pour la lumière un chemin optique plus ou moins long. La face arrière des prismes est recouverte d'une pellicule réfléchissante afin de leur permettre de jouer le rôle

de miroirs.

2.5 Conclusion

Nous avons abordé au Chapitre 1 le fait que les mesures à haute résolution spectrale dans l'infrarouge effectuées par des instruments à bord de plateformes satellites étaient importantes pour l'assimilation dans les modèles de prévision du temps. Dans ce chapitre, nous avons décrit le cadre théorique qui permet de comprendre comment ces mesures nous informent sur l'état de l'atmosphère. En effet, la signature spectrale des spectres mesurés, du fait de la variation importante des propriétés d'absorption des molécules de l'atmosphère avec la longueur d'onde dans le domaine de l'infrarouge thermique, permet d'obtenir un grand nombre d'informations sur les composés atmosphériques absorbants ou sur la température.

Pour être en mesure d'exploiter cette caractéristique, il faut des instruments capables de mesurer avec une très grande précision les variations du spectre. L'instrument IASI et sa future génération IASI-NG sont capables de capter ces variations grâce à la haute résolution spectrale de leur mécanisme d'acquisition. Leur utilisation dans les modèles de prévision du temps est très importante et a fortement augmenté avec le temps et le lancement de plusieurs instruments IASI. Dans cette thèse, nous allons tirer parti de la haute résolution spectrale de ces instruments pour tenter de caractériser finement l'altitude des nuages de glace ainsi que leur contenu en eau condensée.

Nous avons mené une étude de sensibilité. Celle-ci a montré une forte sensibilité à la présence du nuage de glace. Cependant, nous avons également montré que le signal est sensible à d'autres variables atmosphériques et de surface, comme par exemple la température et la concentration en vapeur d'eau, et ce malgré la présence de nuages. Pour déduire des informations à propos des nuages de glace, il faut donc connaître ces propriétés le plus précisément possible pour ne pas introduire de biais dans les simulations. Dans le Chapitre 3, nous discuterons de l'introduction de matrices de variance-covariance pour tenir compte d'une erreur possible dans la détermination de ces paramètres.

La connaissance de la physique mise en jeu dans le transfert radiatif du rayonnement infrarouge permet, par le biais de logiciels dédiés comme RTTOV, de modéliser le spectre tel qu'il est ou serait mesuré par IASI ou IASI-NG au-dessus de l'atmosphère. Cette modélisation est indispensable si l'on souhaite remonter aux propriétés de l'atmosphère à partir de la mesure faite par ces instruments. La rapidité de calcul de RTTOV, aussi bien pour la luminance que pour les jacobiens, permet son utilisation dans un algorithme de restitution. Nous avons donc choisi d'utiliser ce logiciel pour la suite de notre étude.

2.6 Références

- Andrey-Andrés, J., Fourrié, N., Guidard, V., Armante, R., Brunel, P., Crevoisier, C., and Tournier, B. (2018). A simulated observation database to assess the impact of the IASI-NG hyperspectral infrared sounder. *Atmos. Meas. Tech.*, 11(2) :803–818.
- Bao, Y., Xu, J., Powell Jr, A. M., Shao, M., Min, J., and Pan, Y. (2015). Impacts of amsu-a, mhs and iasi data assimilation on temperature and humidity forecasts with gsi-wrf over the western united states. *Atmos. Meas. Tech.*, 8(10) :4231–4242.
- Baran, A. J., Cotton, R., Furtado, K., Havemann, S., C.-Labonnote, L., Marenco, F., Smith, A., and Thelen, J.-C. (2014). A self-consistent scattering model for cirrus. II : The high and low frequencies. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 140(680) :1039–1057.
- Cayla, F.-R. (2001). L’interféromètre IASI-un nouveau sondeur satellitaire haute résolution. *La météorologie*.
- Chahine, M. T., Pagano, T. S., Aumann, H. H., Atlas, R., Barnet, C., Blaisdell, J., Chen, L., Divakarla, M., Fetzer, E. J., Goldberg, M., et al. (2006). AIRS : Improving weather forecasting and providing new data on greenhouse gases. *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, 87(7) :911–926.
- Chou, M. D., Lee, K. T., Tsay, S. C., and Fu, Q. (1999). Parameterization for cloud longwave scattering for use in atmospheric models. *J. Clim.*, 12(1) :159–169.
- Clerbaux, C., Boynard, A., Clarisse, L., George, M., Hadji-Lazaro, J., Herbin, H., Hurtmans, D., Pommier, M., Razavi, A., Turquety, S., et al. (2009). Monitoring of atmospheric composition using the thermal infrared IASI/Metop sounder. *Atmos. Chem. Phys.*, 9(16) :6041–6054.
- Clough, S. A., Iacono, M. J., and Moncet, J. L. (1992). Line-by-line calculations of atmospheric fluxes and cooling rates : Application to water vapor. *J. Geophys. Res. Atmos.*, 97(D14) :15761–15785.
- Crevoisier, C., Clerbaux, C., Guidard, V., Phulpin, T., Armante, R., Barret, B., Camy-Peyret, C., Chaboureaud, J. P., Coheur, P. F., Crépeau, L., et al. (2014). Towards IASI-New Generation (IASI-NG) : impact of improved spectral resolution and radiometric noise on the retrieval of thermodynamic, chemistry and climate variables. *Atmos. Meas. Tech.*, 7(12) :4367–4385.
- Desroziers, G. (2019). Assimilation of meteorological data.
- Edwards, D. P. (1992). GENLN2 : A general line-by-line atmospheric transmittance and radiance model. Version 3.0 : Description and users guide. *Unknown*.
- EUMETSAT (2012). IASI level 1 product guide.
- EUMETSAT (2018). First interferogram from Metop-C’s IASI instrument.

-
- Gordon, I. E., Rothman, L. S., Hill, C., Kochanov, R. V., Tan, Y., Bernath, P. F., Birk, M., Boudon, V., Campargue, A., Chance, K. V., et al. (2017). The HITRAN2016 molecular spectroscopic database. *J. Quant. Spectrosc. Radiat. Transf.*, 203 :3–69.
- Guidard, V., Fourrié, N., Brousseau, P., and Rabier, F. (2011). Impact of IASI assimilation at global and convective scales and challenges for the assimilation of cloudy scenes. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 137(661) :1975–1987.
- Herbin, H. and Dubuisson, P. (2016). *Observation infrarouge de l’atmosphère terrestre*. ISTE Group.
- Hilton, F., Armante, R., August, T., Barnet, C., Bouchard, A., Camy-Peyret, C., Capelle, V., Clarisse, L., Clerbaux, C., Coheur, P.-F., et al. (2012). Hyperspectral Earth observation from IASI : Five years of accomplishments. *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, 93(3) :347–370.
- Hilton, F., Collard, A., Guidard, V., Randriamampianina, R., and Schwaerz, M. (2009). Assimilation of IASI radiances at European NWP centres. In *Proceedings of Workshop on the assimilation of IASI data in NWP, ECMWF, Reading, UK*, pages 39–48.
- Husson, N. J., Armante, R., Scott, N. A., Chédin, A., Crépeau, L., Boutammine, C., Bouhdaoui, A., Crevoisier, C., Capelle, V., Boone, C., et al. (2016). The 2015 edition of the GEISA spectroscopic database. *J. Mol. Spectro.*, 327 :31–72.
- Machado, S. D., Strow, L. L., and Hannon, S. E. (1997). kCompressed atmospheric radiative transfer algorithm (kCARTA). In *Satellite Remote Sensing of Clouds and the Atmosphere II*, volume 3220, pages 156–163. International Society for Optics and Photonics.
- Matricardi, M. (2009). An assessment of the accuracy of the RTTOV fast radiative transfer model using IASI data. *Atmos. Chem. Phys.*, 9(18).
- Saunders, R., Hocking, J., Turner, E., Rayner, P., Rundle, D., Brunel, P., Vidot, J., Roquet, P., Matricardi, M., Geer, A., et al. (2018). An update on the RTTOV fast radiative transfer model (currently at version 12). *Geosci. Model. Dev.*, 11(7).
- Serio, C., Masiello, G., Mastro, P., and Tobin, D. C. (2020). Characterization of the observational covariance matrix of hyper-spectral infrared satellite sensors directly from measured earth views. *Sensors*, 20(5) :1492.
- Vidot, J., Baran, A. J., and Brunel, P. (2015). A new ice cloud parameterization for infrared radiative transfer simulation of cloudy radiances : Evaluation and optimization with IIR observations and ice cloud profile retrieval products. *J. Geophys. Res. Atmos.*, 120(14) :6937–6951.
- Vidot, J., C-Labonnote, L., Baran, A., Matricardi, M., and Brunel, P. (2021). Evaluation of the RTTOV scattering parameterization with LIDORT for hyperspectral IR cloudy brightness temperature and jacobians. *in preparation for Remote Sensing*.
- Vincent, R. A. and Dudhia, A. (2017). Fast radiative transfer using monochromatic lookup tables. *J. Quant. Spectrosc. Radiat. Transf.*, 186 :254–264.

Méthode d'inversion des propriétés des nuages de glace : potentiel et limites

Nous l'avons vu aux Chapitres 1 et 2, le spectre infrarouge contient une grande quantité d'informations. Ces informations peuvent être extraites en inversant l'équation du transfert radiatif (ETR). Or, cette équation, très complexe, dépend d'un très grand nombre de variables (au moins une variable pour chaque composant atmosphérique et pour chaque altitude) et le problème est alors "mal posé" : il y a plus d'inconnues que d'équations indépendantes. Il existe cependant des méthodes capables de dépasser cette difficulté et d'inverser l'ETR. Dans ce chapitre, nous présentons les méthodes que nous avons utilisées afin de retrouver une information sur les nuages de glace et mettons en évidence leurs capacités et leurs limites.

3.1 Le modèle inverse

Dans cette thèse, pour résoudre le problème inverse, nous avons choisi d'utiliser la méthode de l'estimation optimale dont le formalisme a été décrit en détail par Rodgers (2000). Ce choix est motivé par le fait qu'elle permet de relier l'espace des mesures à celui des états de manière statistique tout en permettant la détermination des erreurs associées aux restitutions. Pour cela, il est possible de prendre en compte les erreurs de mesure liées à l'instrument mais également les erreurs liées aux différents paramètres que l'on va utiliser dans le modèle direct sans pour autant les connaître de manière parfaitement précise. Cette méthode, dite variationnelle, est une approche de type "maximum de vraisemblance" (plus souvent désignée par son nom anglais "*maximum likelihood method*"). Le problème posé est alors le suivant : quel est l'état de l'atmosphère le plus probable sachant que nous avons telle observation et sachant que nous avons telle connaissance *a priori* de l'état de l'atmosphère ? La solution est alors "optimale" dans le sens où elle respecte les incertitudes sur l'état *a priori* ainsi que les incertitudes sur l'observation : l'état inversé est une combinaison optimale de notre connaissance *a priori* de l'atmosphère et de l'observation. Nous décrivons dans cette section les outils mathématiques qui permettent de mettre en œuvre cette méthode.

3.1.1 La méthode de l'estimation optimale

Considérons le vecteur d'état \mathbf{x} de dimension n , qui est la quantité à retrouver, et le vecteur de mesure \mathbf{y} de dimension m qui contient toutes les mesures effectuées en vue de retrouver \mathbf{x} . La mesure et le vecteur d'état sont reliés par le modèle direct grâce à la relation :

$$\mathbf{y} = \mathbf{F}(\mathbf{x}) + \epsilon, \quad (3.1)$$

où \mathbf{F} est le modèle direct, c'est-à-dire l'équation du transfert radiatif qui permet de simuler y connaissant x , et ϵ l'erreur sur la mesure et le modèle. Dans tout ce qui suit, l'exposant " T " désigne la transposée d'une matrice et l'exposant " -1 " son inverse.

L'estimation optimale repose sur deux points importants :

1. Le théorème de Bayes, qui nous donne une relation entre les densités de probabilités conditionnelles de la mesure \mathbf{y} et de l'état de l'atmosphère \mathbf{x} :

$$\mathbf{P}(\mathbf{x}|\mathbf{y}) = \frac{\mathbf{P}(\mathbf{y}|\mathbf{x})\mathbf{P}(\mathbf{x})}{\mathbf{P}(\mathbf{y})}. \quad (3.2)$$

Ce théorème permet d'exprimer la densité de probabilité de la variable recherchée "connaissant le résultat de la mesure" $\mathbf{P}(\mathbf{x}|\mathbf{y})$ en fonction de quantités accessibles. $\mathbf{P}(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ est la densité de probabilité de la mesure "connaissant l'état" et est obtenue grâce au logiciel de transfert radiatif. $\mathbf{P}(\mathbf{x})$ est la densité de probabilité de l'état définie grâce à une connaissance *a priori* de l'atmosphère. La seule quantité qui ne soit pas déterminée de manière analytique est le dénominateur $\mathbf{P}(\mathbf{y})$, mais, en pratique, ce facteur de normalisation n'est pas nécessaire.

2. L'hypothèse selon laquelle les densités de probabilité suivent des lois gaussiennes. On a par exemple :

$$\mathbf{P}(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2}|\mathbf{S}_a|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_a)^T \mathbf{S}_a^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_a)\right), \quad (3.3)$$

avec \mathbf{x}_a la connaissance *a priori* du vecteur d'état et \mathbf{S}_a la matrice de variance-covariance contenant l'erreur *a priori* (qui traduit la précision de notre connaissance *a priori* du vecteur d'état avant que la mesure ne soit faite).

Les densités de probabilité peuvent être considérées comme représentant un volume d'états probables dans un espace multidimensionnel. Si $\mathbf{P}(\mathbf{x})$ traduit le volume dans l'espace des états contenant l'ensemble des états probables *a priori*, $\mathbf{P}(\mathbf{x})d\mathbf{x}$ traduit alors la probabilité d'avoir l'état compris entre \mathbf{x} et $\mathbf{x} + d\mathbf{x}$. Dès lors, si la mesure apporte une information sur le vecteur d'état, le volume des états probables *a posteriori* est réduit par rapport à celui *a priori*. La méthode de l'estimation optimale utilise donc les informations contenues dans l'espace des mesures afin de réduire l'espace des états *a priori* et donc le nombre d'états probables (le passage d'un espace à l'autre s'effectue par l'intermédiaire du modèle direct). La taille du volume final des états probables *a posteriori* permet donc d'obtenir une estimation de l'incertitude sur le vecteur d'état \mathbf{x} . La Figure 3.1, issue de Rodgers (2000), illustre de manière géométrique le lien entre ces différents espaces. La

plus grande ellipsoïde, centrée sur \mathbf{x}_a , représente l'espace des états *a priori* c'est-à-dire la région de l'espace des états dans laquelle il est probable que l'état recherché se trouve. Le cylindre quant à lui montre l'ensemble des états consistants avec la mesure et le modèle direct étant donné les erreurs expérimentales. La plus petite ellipsoïde illustre alors les états consistants avec à la fois l'espace des états *a priori* et la mesure, c'est-à-dire l'espace *a posteriori*.

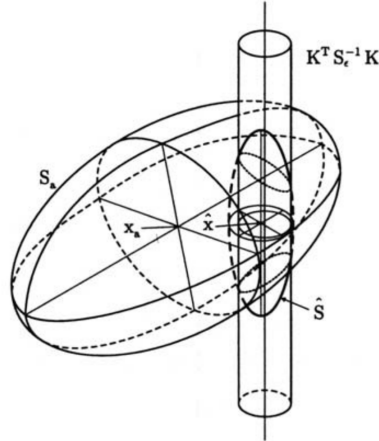


FIGURE 3.1: Illustration de la relation entre l'espace des états *a priori*, l'espace des mesures projeté dans l'espace des états ainsi que l'espace des états *a posteriori*, pour un espace des états à trois dimensions et un espace des mesures à deux dimensions. La grande ellipsoïde représente les contours de la densité de probabilité *a priori*, le cylindre ceux de la densité de probabilité de l'état donné par la mesure uniquement et la petite ellipsoïde représente les contours de la densité de probabilité *a posteriori*. Figure de Rodgers (2000).

En insérant l'expression des densités de probabilité dans le théorème de Bayes, il vient pour la densité de probabilité *a posteriori* :

$$-2\ln\mathbf{P}(\mathbf{x}|\mathbf{y}) = [\mathbf{y} - \mathbf{F}(\mathbf{x})]^T \mathbf{S}_\epsilon^{-1} [\mathbf{y} - \mathbf{F}(\mathbf{x})] + [\mathbf{x} - \mathbf{x}_a]^T \mathbf{S}_a^{-1} [\mathbf{x} - \mathbf{x}_a] + cte, \quad (3.4)$$

avec \mathbf{S}_ϵ la matrice de variance-covariance de la mesure et du modèle direct qui décrit la précision des observations et de la modélisation du transfert radiatif. L'objectif est de trouver la meilleure estimation $\hat{\mathbf{x}}$ du vecteur d'état en trouvant le maximum de la densité de probabilité $\mathbf{P}(\mathbf{x}|\mathbf{y})$. Il faut donc trouver le minimum de l'équation 3.4 qui est alors appelée fonction coût. On peut noter que la fonction coût est composée de deux termes, l'un s'exprimant dans l'espace des mesures, l'autre dans l'espace des états. Si l'on s'intéresse au premier terme, on voit que la condition de minimisation est remplie lorsque l'écart entre la mesure et la valeur du modèle direct calculée pour un état \mathbf{x} donné est faible, tenant compte d'une pondération par la matrice de covariance \mathbf{S}_ϵ . Ceci peut s'interpréter comme le fait que l'on cherche l'état $\hat{\mathbf{x}}$ permettant au modèle direct de s'approcher au mieux de la mesure en prenant en compte les erreurs de mesures et du modèle. Le second terme garantit que la solution trouvée reste dans l'intervalle autorisé et donné par la matrice de variance-covariance \mathbf{S}_a de l'état *a priori* \mathbf{x}_a . En dérivant la fonction coût (3.4) par rapport à x , on obtient :

$$\nabla_{\mathbf{x}}(-2\ln\mathbf{P}(\mathbf{x}|\mathbf{y})) = -[\nabla_{\mathbf{x}}\mathbf{F}(\mathbf{x})]^T \mathbf{S}_\epsilon^{-1} [\mathbf{y} - \mathbf{F}(\mathbf{x})] + \mathbf{S}_a^{-1} [\mathbf{x} - \mathbf{x}_a], \quad (3.5)$$

où $\nabla_{\mathbf{x}}$ désigne le gradient par rapport au vecteur d'état \mathbf{x} . En posant $\mathbf{K}(\mathbf{x}) = \nabla_{\mathbf{x}}\mathbf{F}(\mathbf{x})$ le jacobien du modèle et en égalisant la dérivée de la fonction coût (3.5) à zéro, on obtient l'équation :

$$-\mathbf{K}^T(\hat{\mathbf{x}})\mathbf{S}_\epsilon^{-1}[\mathbf{y} - \mathbf{F}(\hat{\mathbf{x}})] + \mathbf{S}_a^{-1}[\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{x}_a] = 0. \quad (3.6)$$

Cette équation doit être résolue de manière numérique et la complexité de la méthode utilisée dépend du degré de non linéarité du problème avec, par exemple, les méthodes itératives de Gauss-Newton et Levenberg-Marquardt.

D'autres méthodes peuvent être utilisées pour inverser les mesures satellites et reposent sur des hypothèses différentes. Nous pouvons citer par exemple les méthodes d'interpolation optimale qui consistent à minimiser l'erreur sur la restitution ou la méthode développée par Dubovik and King (2000) qui consiste à minimiser l'écart entre le bruit aléatoire et la différence entre le modèle et la mesure.

3.1.2 Méthodes de minimisation

Méthode de Gauss-Newton. La méthode de Gauss-Newton est la plus simple à mettre en place pour trouver le zéro du gradient de la fonction coût et est valide pour des problèmes peu non linéaires.

L'algorithme itératif fonctionne de la manière suivante : à chaque itération, on linéarise l'équation (3.6), que l'on égalise alors à zéro. L'abscisse correspondante permet de déterminer le point de linéarisation de l'itération suivante. Ce processus est illustré dans la Figure 3.2. On construit donc une approximation du zéro de la fonction en considérant son développement de Taylor au premier ordre.

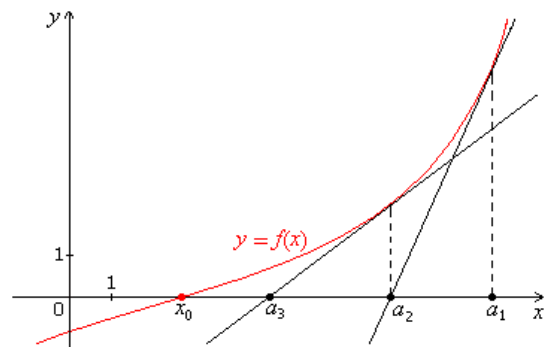


FIGURE 3.2: Illustration du fonctionnement de la minimisation de Newton.

Dans le cas général, pour une équation vectorielle $\mathbf{g}(\mathbf{x}) = 0$, l'itération de Gauss-Newton s'écrit :

$$\mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{x}_i - [\nabla_{\mathbf{x}}\mathbf{g}(\mathbf{x}_i)]^{-1}\mathbf{g}(\mathbf{x}_i). \quad (3.7)$$

Pour appliquer cette formule au problème de l'inversion donné par l'équation (3.6), on calcule :

$$\nabla_{\mathbf{x}}\mathbf{g}(\mathbf{x}) = \mathbf{S}_a^{-1} + \mathbf{K}^T\mathbf{S}_\epsilon^{-1}\mathbf{K} - [\nabla_{\mathbf{x}}\mathbf{K}^T]\mathbf{S}_\epsilon^{-1}[\mathbf{y} - \mathbf{F}(\mathbf{x})]. \quad (3.8)$$

La fonction $\mathbf{g}(\mathbf{x})$ est la dérivée première de la fonction coût et $\nabla_{\mathbf{x}}\mathbf{g}(\mathbf{x})$ sa dérivée seconde, que l'on appelle matrice hessienne. Le terme $\nabla_{\mathbf{x}}\mathbf{K}^T$ fait intervenir la dérivée seconde du

modèle direct et peut être négligé lorsque l'on se situe pas trop loin de la solution ou lorsque le problème n'est pas trop non linéaire : c'est la méthode de Gauss-Newton pour les problèmes dits *small residual*. En reprenant l'itération définie dans l'équation (3.7) :

$$\mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{x}_i + (\mathbf{S}_a^{-1} + \mathbf{K}_i^T \mathbf{S}_\epsilon^{-1} \mathbf{K}_i)^{-1} [\mathbf{K}_i^T \mathbf{S}_\epsilon^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{F}(\mathbf{x}_i)) - \mathbf{S}_a^{-1} (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_a)], \quad (3.9)$$

où $\mathbf{K}_i = \mathbf{K}(\mathbf{x}_i)$. Cette méthode est efficace pour des problèmes dont la fonction coût est proche d'une forme quadratique (i.e. problème linéaire) ce qui n'est pas le cas lorsque l'on souhaite inverser l'équation du transfert radiatif en présence de nuages de glace. Il est possible que, lors d'une itération, le résidu soit augmenté au lieu d'être diminué. Il est également possible d'être en présence d'un problème à solutions multiples avec minima secondaires.

Descente de Levenberg-Marquardt. L'algorithme de Levenberg-Marquardt est une amélioration de celui de Gauss-Newton par l'ajout d'un facteur arbitraire γ qui permet en quelque sorte de contrôler la longueur du pas d'itération. Si la fonction coût calculée à une itération est supérieure à celle calculée à l'itération précédente, alors on augmente γ et un nouveau pas (qui sera plus petit que le précédent) est calculé jusqu'à ce que la fonction coût diminue. Si la fonction coût est inférieure, alors γ reprend sa valeur initiale et le pas d'itération est conservé. Appliquée au problème de l'inversion, l'itération de Levenberg-Marquardt s'écrit :

$$\mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{x}_i + ((1 + \gamma) \mathbf{S}_a^{-1} + \mathbf{K}_i^T \mathbf{S}_\epsilon^{-1} \mathbf{K}_i)^{-1} [\mathbf{K}_i^T \mathbf{S}_\epsilon^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{F}(\mathbf{x}_i)) - \mathbf{S}_a^{-1} (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_a)]. \quad (3.10)$$

La présence de nuages menant à une forte non-linéarité du problème, nous utiliserons dans cette thèse l'algorithme de Levenberg-Marcquardt.

3.2 Le vecteur d'état

Le choix du vecteur d'état dépend bien entendu de la sensibilité de la mesure aux paramètres qui composent ce vecteur. Dans cette section, nous allons montrer que les mesures infrarouges à haute résolution spectrale des instruments IASI et IASI-NG peuvent être utilisées pour retrouver de l'information sur les propriétés des nuages de glace. Des études ont déjà mis en évidence que les mesures dans l'infrarouge contiennent de l'information sur le contenu en glace intégré des nuages ainsi que sur l'altitude de leur sommet (Smith and Frey (1990); Cooper et al. (2006); Garnier et al. (2013); Sourdeval et al. (2015)). Ici, nous souhaitons utiliser la haute résolution spectrale de IASI et IASI-NG afin d'obtenir une représentation plus précise des nuages de glace en caractérisant également leur extension géométrique. Le vecteur d'état considéré est alors composé du contenu en glace intégré *IWP* (*Ice Water Path*), de l'altitude du sommet du nuage *CTH* (*Cloud Top Height*) et de l'altitude de la base du nuage *CBH* (*Cloud Bottom Height*) tels que :

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} \ln(IWP) \\ \ln(CTH) \\ \ln(CBH) \end{pmatrix}. \quad (3.11)$$

La base logarithmique pour IWP , CTH et CBH est utilisée car elle permet de faciliter la convergence (Dubovik and King (2000)), d'inverser simultanément des variables dont les ordres de grandeur peuvent varier sur une large gamme et d'empêcher l'algorithme de donner des solutions non physiques négatives. De plus, Sourdeval et al. (2015) ont montré que la distribution de l' IWP suit une loi log-normale. Dans la suite, le nuage de glace sera considéré comme une unique couche d'eau condensée homogène comprise entre les altitudes CTH et CBH . Cette simplification permet de représenter le contenu en glace intégré des nuages de glace mais pas les variations de leur contenu en glace sur la verticale. Les travaux de Feofilov et al. (2015) montrent que cette simplification est valable dans la limite de contenus en glace inférieurs à 100 g/m^2 . Nous tiendrons donc compte dans cette étude d'une erreur liée à cette simplification.

3.3 La base de données de profils de l'ECMWF

Afin de caractériser les capacités de la méthode d'inversion pour restituer les trois paramètres nuageux définis précédemment, nous avons évalué ses performances sur une base de profils nuageux réalistes. Ces profils, issus des prévisions du centre européen de météorologie ECMWF (*European Center for Medium-range Weather Forecast*), ont été choisis pour être représentatifs de la normale, de la variabilité mais également des extrêmes des conditions atmosphériques que l'on peut retrouver durant une année. La base de données est accessible sous <https://www.nwpsaf.eu/site/software/atmospheric-profile-data/> (dernier accès le 30 juin 2021).

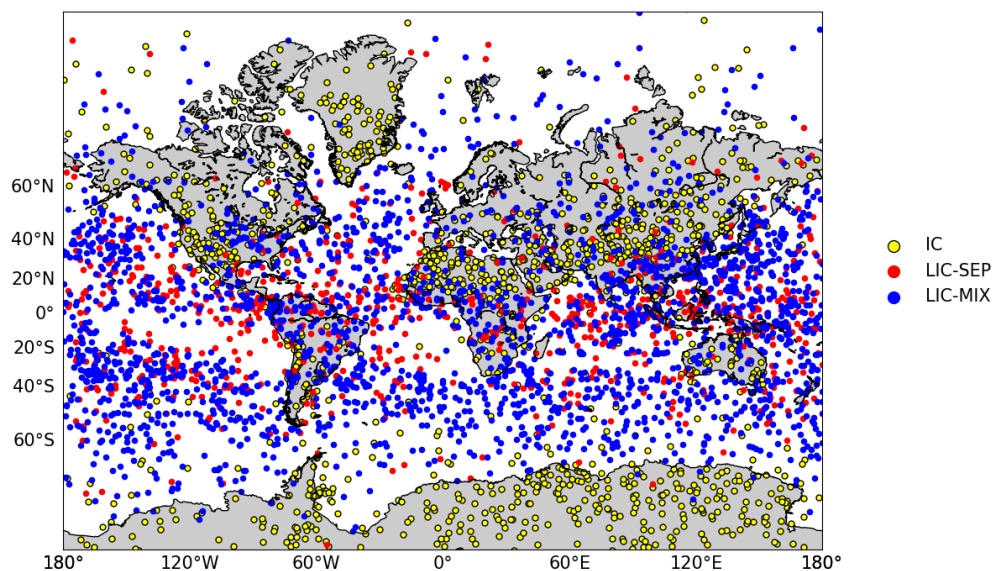


FIGURE 3.3: Répartition géographique des 4575 profils qui composent la base de données de profils à 137 niveaux de l'ECMWF utilisée pour cette étude et qui contiennent des nuages de glace (Eresmaa and McNally (2014)). Les profils sont séparés en trois catégories : en jaune, 1424 profils avec un nuage de glace uniquement (IC), en rouge, 821 profils comprenant un nuage liquide et un nuage glacé parfaitement séparés (LIC-SEP) et en bleu 2330 profils dont les nuages liquides et glacés partagent une ou plusieurs couches (LIC-MIX). Un profil est considéré comme contenant un nuage de glace (respectivement d'eau liquide) dès lors qu'un niveau au moins possède un IWC (respectivement LWC) supérieur à 0. Figure publiée dans Leonarski et al. (2021).

La sélection des profils qui constituent cette base de données a pour but d'échantillonner les variables atmosphériques d'intérêt pour la prévision numérique du temps (température, humidité, ozone, contenu en eau condensée et précipitations) à partir des 10^8 profils d'analyse générés entre le 1er septembre 2013 et le 31 août 2014. Un processus itératif garantit la diversité des profils et leur représentativité statistique est assurée par des sélections aléatoires. Un filtre est appliqué afin de retirer les profils non physiques. La procédure de sélection est décrite en détail dans l'article de Eresmaa and McNally (2014).

Nous avons séparé cette base de données en trois catégories en fonction de la position des couches nuageuses et de leur phase thermodynamique. Ces configurations, associées à la localisation des profils, sont données en Figure 3.3. La première catégorie, appelée IC dans la suite, est composée de 1424 conditions atmosphériques correspondant à une seule couche de nuage de glace. La seconde, composée de 821 profils, correspond à un cas multicouches (une couche de nuage de glace avec une couche de nuage liquide) dans lequel les couches sont parfaitement distinctes (appelée LIC-SEP dans la suite). Enfin, la troisième catégorie, qui contient le plus grand nombre de cas avec 2330 profils, est composée de couches liquides et solides qui se chevauchent ou se superposent totalement (LIC-MIX). La Figure 3.4 montre les caractéristiques d'ensemble des profils d'eau condensée pour les trois catégories de la base de données. Cette figure illustre les contenus en eau liquide et glacée explorés par cette base de données. Il est important de noter que toutes les latitudes sont représentées.

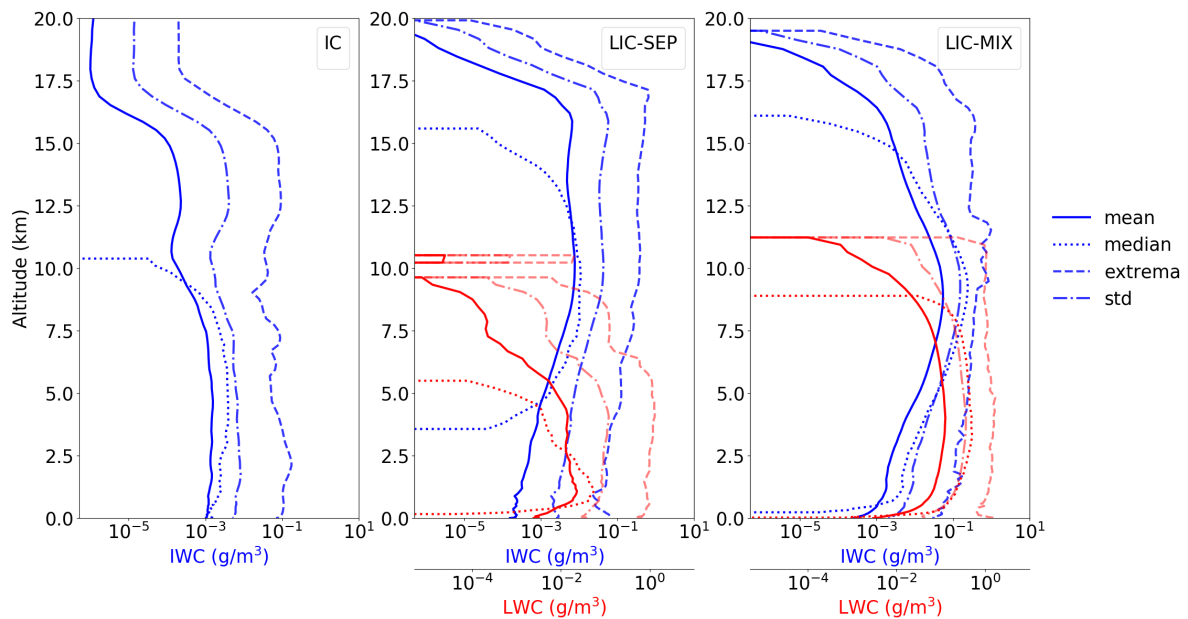


FIGURE 3.4: Distribution du contenu en glace IWC (en bleu) et du contenu en eau liquide LWC (en rouge) des profils contenus dans la base de données de profils de l'ECMWF pour les cas IC (à gauche), LIC-SEP (au milieu) et LIC-MIX (à droite). Les lignes continues correspondent à la valeur moyenne, les lignes en pointillés à la médiane et les lignes discontinues au maximum. Les régions marquées par les lignes discontinues de type trait-point indiquent les gammes délimitées par un écart-type (std) autour de la valeur moyenne.

3.4 Contenu en information

L'étude du contenu en information, développée à l'origine par Shannon (1948) pour les télécommunications, permet de déterminer avant même le développement de l'algorithme d'inversion si l'instrument de mesure et la méthodologie choisis permettent de restituer les paramètres que l'on souhaite. Si la mesure contient de l'information, et parce que cette information est parfois redondante, alors cette étude permet également de déterminer les canaux de mesure appropriés pour l'inversion. Dans cette section, après avoir présenté les méthodes, nous allons utiliser la base de données de profils présentée en Section 3.3 pour mettre en évidence le contenu et la répartition spectrale de l'information sur les nuages de glace. Le vecteur d'état est considéré comme composé des variables nuageuses extraites des profils de la base de données (*IWP*, *CTH*, *CBH* calculés à partir du profil d'*IWC*).

3.4.1 Théorie

Nous avons justifié en Section 3.1 notre choix de la méthode de l'estimation optimale car elle permet d'associer une erreur à la restitution. Un facteur de mérite permettant de caractériser le système d'observation (i.e. l'instrument ainsi que la méthode de restitution employée) est alors l'erreur attendue sur la restitution. À partir de la théorie bayésienne et de la méthode de l'estimation optimale, il est possible d'associer au meilleur estimateur du vecteur d'état (vecteur d'état *a posteriori*) une matrice de variance-covariance \mathbf{S}_x qui s'exprime de la façon suivante :

$$\mathbf{S}_x = (\mathbf{S}_a^{-1} + \mathbf{K}^T \mathbf{S}_\epsilon^{-1} \mathbf{K})^{-1}, \quad (3.12)$$

où les matrices \mathbf{K} , \mathbf{S}_a et \mathbf{S}_ϵ ont été précédemment définies. Un autre facteur de mérite est le nombre de degrés de liberté du système qui donne le nombre de paramètres indépendants x_i pouvant être restitués par la méthode de restitution. Pour le calculer, on utilise l'*averaging kernel* \mathbf{A} qui caractérise la sensibilité de l'estimateur du vecteur d'état au vecteur d'état réel telle que :

$$A_{ij} = G_{ij} K_{ij} = \frac{\partial \hat{x}_i}{\partial x_j}, \quad (3.13)$$

avec \mathbf{G} la matrice de gain et \hat{x}_i le meilleur estimateur du paramètre x_i telle que :

$$\mathbf{G} = \mathbf{S}_x \mathbf{K}^T \mathbf{S}_\epsilon^{-1} = (\mathbf{K}^T \mathbf{S}_\epsilon^{-1} \mathbf{K} + \mathbf{S}_a^{-1})^{-1} \mathbf{K}^T \mathbf{S}_\epsilon^{-1}. \quad (3.14)$$

Les éléments diagonaux de la matrice \mathbf{A} représentent la manière dont l'estimation du paramètre varie par rapport à une variation du paramètre réel. Ils sont appelés degrés de liberté partiels dx_i des paramètres x_i et varient entre 0 et 1. Si dx_i s'approche de 1, le système d'observation est sensible au paramètre x_i et permet de le caractériser. Au contraire, s'il s'approche de 0, le système d'observation ne permet pas l'inversion de ce paramètre. Le degré de liberté total d_s donne alors la capacité de la méthode à restituer l'ensemble des paramètres qui composent le vecteur d'état :

$$d_s = Tr(\mathbf{A}) = \sum_i dx_i, \quad (3.15)$$

où $Tr(\mathbf{A})$ désigne la trace de la matrice \mathbf{A} .

Ainsi, afin de calculer précisément les quantités \mathbf{S}_x ou d_s , il faut avant tout caractériser de la manière la plus réaliste possible les matrices de variance-covariance *a priori*, du modèle et de la mesure.

3.4.2 Les matrices de variance-covariance

Les matrices de variance-covariance, qui caractérisent la largeur des fonctions de densité de probabilité, jouent un rôle crucial dans l'utilisation de la méthode de l'estimation optimale. Par exemple, \mathbf{S}_ϵ conditionne l'écart de la simulation à la mesure que l'on va considérer comme acceptable étant donné les erreurs que l'on estime commettre sur la mesure, les paramètres non-inversés et les autres hypothèses faites dans le modèle direct. Ainsi, cette matrice influence directement le résultat de l'inversion et il convient de la déterminer avec la plus grande précision. On définit \mathbf{S}_ϵ telle que :

$$\mathbf{S}_\epsilon = \mathbf{S}_F + \mathbf{S}_y, \quad (3.16)$$

avec \mathbf{S}_F et \mathbf{S}_y respectivement les matrices de variance-covariance du modèle et de la mesure supposées indépendantes.

Matrice de variance-covariance du modèle direct. \mathbf{S}_F tient compte de notre méconnaissance de certains paramètres atmosphériques ou de surface ainsi que des différentes hypothèses faites dans le modèle direct. Dans notre étude, nous l'avons exprimée comme étant la somme de trois termes (supposés indépendants) :

$$\mathbf{S}_F = \mathbf{S}_{\text{non-retrieved}} + \mathbf{S}_{\text{microphysics}} + \mathbf{S}_{\text{homogeneity}}, \quad (3.17)$$

avec :

- $\mathbf{S}_{\text{non-retrieved}}$, la matrice de variance-covariance qui retranscrit la méconnaissance des paramètres du modèle qui ne sont pas inversés. Considérons \mathbf{b} le vecteur qui contient tous les paramètres que l'on ne souhaite pas restituer mais qui entrent tout de même en jeu dans le calcul du transfert radiatif (i.e. vapeur d'eau, ozone, température, eau condensée liquide, émissivité et température de surface). Leur matrice de variance-covariance, \mathbf{S}_b , qui est considérée diagonale, est construite en considérant 10% d'erreur pour les profils de concentration en gaz (erreur cible pour les performances de IASI concernant la vapeur d'eau), 5% pour l'émissivité de surface (valeur maximale de l'erreur pour les atlas d'émissivité utilisés dans RTTOV), 50% pour l'altitude et le contenu en eau de la colonne du nuage liquide (arbitraire), et 1 K pour la température (erreur cible pour les performances de IASI). $\mathbf{S}_{\text{non-retrieved}}$ s'écrit alors :

$$\mathbf{S}_{\text{non-retrieved}} = \mathbf{K}_b \mathbf{S}_b \mathbf{K}_b^T. \quad (3.18)$$

La multiplication par \mathbf{K}_b , la matrice des jacobiens associée au vecteur \mathbf{b} , puis par \mathbf{K}_b^T permet d'exprimer la contribution de \mathbf{S}_b dans l'espace des mesures. La base logarithmique est également considérée pour construire les matrices \mathbf{K}_b et \mathbf{S}_b ;

- $\mathbf{S}_{\text{microphysics}}$, qui représente la matrice de variance-covariance liée au modèle microphysique. Elle permet de tenir compte du fait que le modèle microphysique utilisé

dans le modèle direct peut ne pas être représentatif de la diversité de la microphysique rencontrée sur le globe. Cette matrice est considérée diagonale et est construite à partir de l'écart-type des luminances simulées à partir de deux modèles microphysiques différents : le modèle de Baran (2018) et le modèle de Baum et al. (2007) (avec la paramétrisation de Wyser (1998) pour le rayon effectif (Iacobellis et al. (2003))) décrits au Chapitre 1.

- $\mathbf{S}_{\text{homogeneity}}$ qui représente la matrice de variance-covariance liée à l'hypothèse d'homogénéité verticale du nuage. Elle est considérée diagonale et est construite à partir de la différence entre les luminances simulées avec un profil d' IWC homogène et résolu verticalement.

La Figure 3.5 illustre l'ordre de grandeur de certaines des matrices présentées ci-dessus. Cette figure présente les différences de températures de brillance liées à l'utilisation des deux modèles microphysiques (différence associée à $\mathbf{S}_{\text{microphysics}}$) et à l'hypothèse d'homogénéité (différence associée à $\mathbf{S}_{\text{homogeneity}}$). Les valeurs sont moyennées sur tous les profils de catégorie IC (comportant une seule couche de glace) et l'écart-type est indiqué par les zones colorées. C'est la différence de température de brillance entre des simulations à partir des deux modèles microphysiques différents qui est la plus importante, notamment dans la fenêtre atmosphérique. Cette figure montre que l'hypothèse d'homogénéité des nuages est raisonnable dans la mesure où la différence de température de brillance induite est de l'ordre de grandeur du bruit radiométrique. Le bruit radiométrique est également illustré sur la figure en noir.

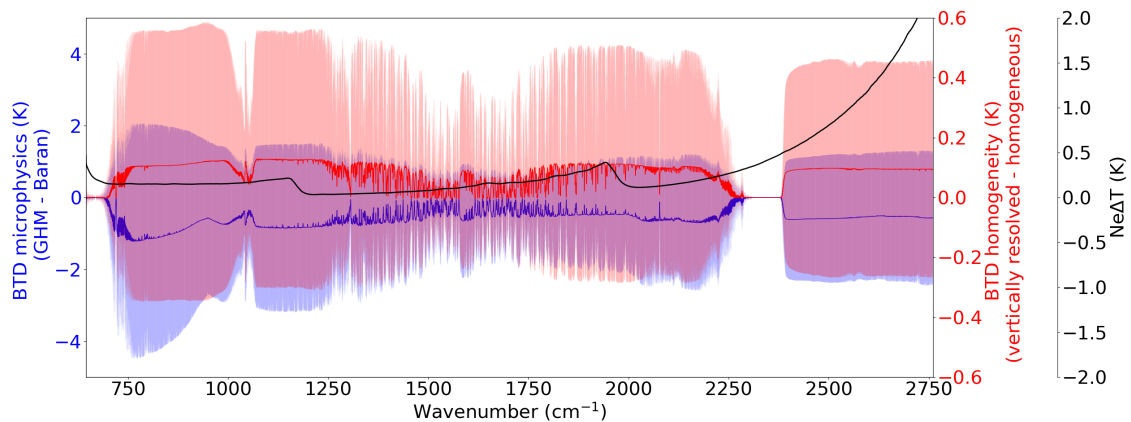


FIGURE 3.5: Différence de température de brillance (BTD) moyennée sur les 1424 profils IC (ligne continue) et écart-type (région colorée) entre les simulations avec différentes hypothèses faites dans le modèle direct. La courbe bleue (échelle de gauche) correspond à la BTD liée à l'utilisation de deux modèles microphysiques différents (le modèle de Baran (2018) et le modèle GHM de Baum et al. (2007)). La courbe rouge (échelle de droite) correspond à la BTD liée à l'utilisation d'une représentation verticale homogène des nuages. Le bruit radiométrique ($Ne\Delta T$, ligne noire, échelle de droite) est donné pour une température de référence de 280 K. Données pour IASI. Figure publiée dans Leonarski et al. (2021).

Matrice de variance-covariance de la mesure. \mathbf{S}_y est générée à partir du bruit radiométrique de chaque instrument présenté en Section 2.4.1 du Chapitre 2. Nous tenons compte de 5 éléments non-diagonaux liés à la corrélation inter-canaux après apodisation.

En effet, nous avons vu au Chapitre 2 que l'utilisation d'une fonction d'apodisation a pour conséquence d'augmenter la largeur de la fonction de réponse spectrale de l'instrument. La proximité des canaux liée à la haute résolution spectrale de IASI et IASI-NG implique que la fonction réponse spectrale d'un canal est non-nulle à l'emplacement des canaux voisins et s'ajoute à leur propre réponse spectrale. La mesure dans ces différents canaux s'en retrouve ainsi corrélée.

Matrice de variance-covariance *a priori*. Nous avons choisi d'attribuer une erreur importante au vecteur d'état *a priori* afin de laisser le maximum de poids à la mesure et parce que nous n'avons pas réellement de contrainte *a priori* pour le moment. Une erreur de 100% a été attribuée à chaque paramètre du vecteur d'état *a priori* qui se traduit par une matrice \mathbf{S}_a unitaire dans la base logarithmique choisie pour exprimer les paramètres du vecteur d'état.

3.4.3 Erreur attendue sur la restitution des paramètres nuageux

Les racines carrées des éléments diagonaux de la matrice \mathbf{S}_x définie en équation (3.12) sont les écarts-types σ_x et représentent l'erreur attendue sur les composantes du vecteur d'état étant donné notre connaissance *a priori* de ce vecteur, spécifié par \mathbf{S}_a , et les incertitudes sur la mesure et le modèle, exprimées par \mathbf{S}_ϵ . Pour quantifier l'apport de la mesure, nous définissons l'écart à l'erreur *a priori* Δ_x . Cette variable représente, étant donné l'information apportée par la mesure, l'amélioration Δ_x de notre connaissance du vecteur d'état \mathbf{x} par rapport à sa connaissance *a priori* tel que :

$$\Delta_x = \frac{\sigma_a - \sigma_x}{\sigma_a}. \quad (3.19)$$

Dans cette formulation, Δ_x varie entre 0 et 1 et toute amélioration de notre connaissance de \mathbf{x} par rapport à l'*a priori* se traduit par une augmentation de Δ_x . En effet, l'absence totale d'information donnerait une erreur *a posteriori* égale à l'erreur *a priori* et donc un Δ_x nul, alors qu'une information infinie déboucherait sur une erreur *a posteriori* nulle et donc un Δ_x égal à 1.

Nous avons calculé Δ_x pour tous les profils nuageux homogènes de la base de données de profils présentée en Section 3.3, et ceci pour les configurations instrumentales IASI et IASI-NG. La Figure 3.6 présente les résultats obtenus par classe d'*IWP* (de largeur 0.77 dans l'espace logarithmique). Pour chaque classe, le Δ_x moyen est représenté par un point et la variabilité du Δ_x par une barre horizontale de longueur égale à deux fois l'écart-type.

Cette figure montre que Δ_x augmente avec l'*IWP*, ce qui indique que l'information contenue dans la mesure augmente avec l'opacité du nuage et cela quelque soit le paramètre nuageux (colonne de la figure) et quelque soit la configuration nuageuse (ligne de la figure). Néanmoins, pour deux de ces paramètres, l'*IWP* (colonne de gauche) et *CBH* (colonne de droite), l'information contenue dans la mesure sature et diminue lorsque l'opacité du nuage est trop grande. Cette valeur de saturation, traduite en termes de contenu en glace, se situe aux alentours de 300 g/m². Cet effet de saturation n'apparaît pas pour *CTH* et l'information sur ce paramètre a plutôt tendance à augmenter avec l'opacité du nuage. Ainsi, tant que l'on considère des nuages suffisamment épais (*IWP* supérieur à 1 g/m²), l'inversion de *CTH* devrait être précise pour toutes les configurations. Concernant *CBH*

et *IWP*, l'information apportée par le système d'observation dans la configuration LIC-MIX est dégradée par rapport aux deux autres configurations. Ceci était attendu puisque la présence de couches mélangées (liquide et glace) a tendance à noyer l'information.

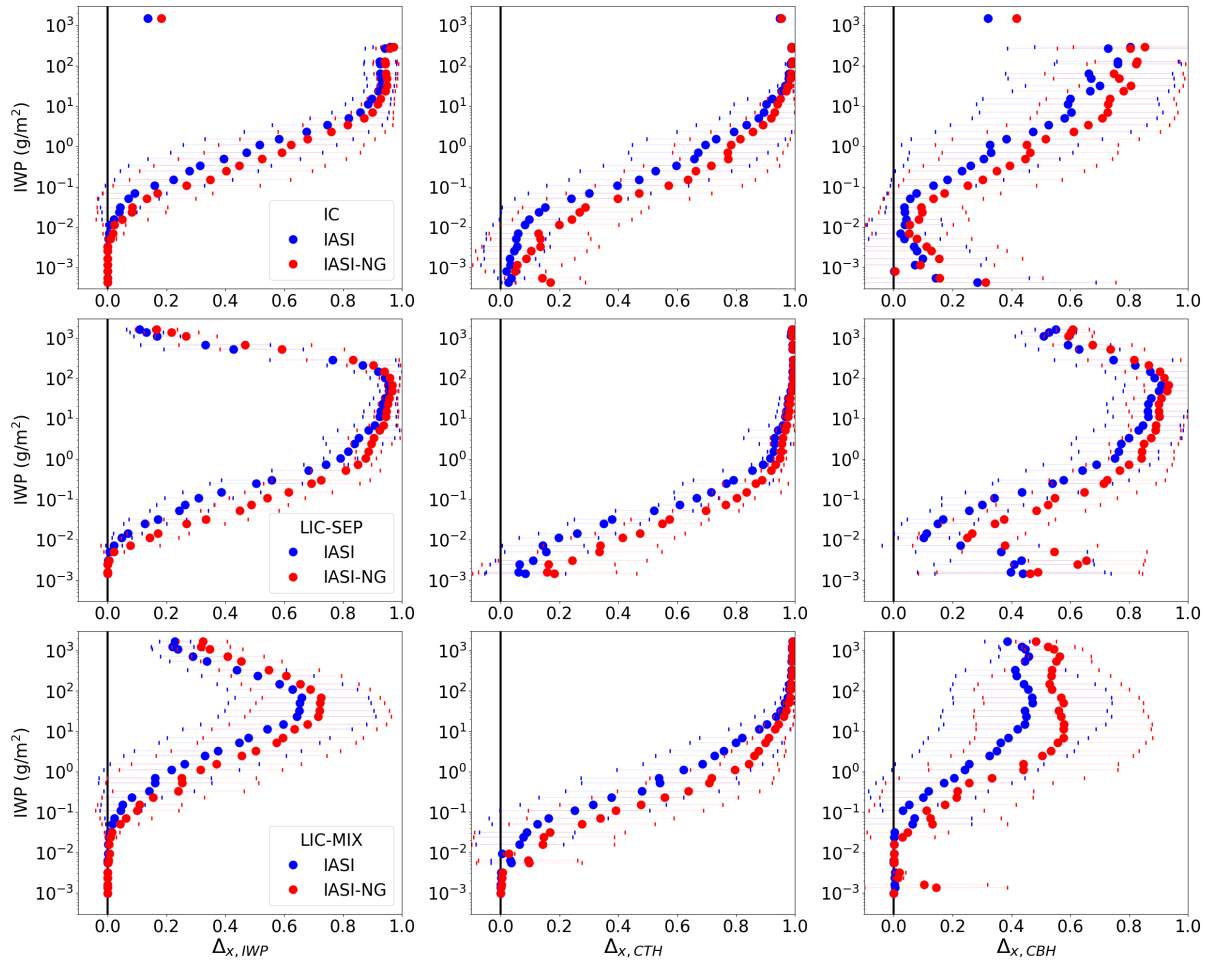


FIGURE 3.6: Écart à l'erreur *a priori* (différence entre l'erreur *a priori* et l'erreur *a posteriori* normalisée par l'erreur *a priori*) pour *IWP* (à gauche), *CTH* (au centre) et *CBH* (à droite) pour les configurations IC (en haut), LIC-SEP (au milieu) et LIC-MIX (en bas). Les points correspondent à l'erreur moyennée sur des classes d'*IWP* avec une configuration instrumentale de type IASI (en bleu) et IASI-NG (en rouge). Les barres d'erreur correspondent à l'écart-type de l'erreur dans la classe d'*IWP*. Une valeur proche de zéro montre que la mesure n'est pas capable d'améliorer notre connaissance du paramètre considéré. Une valeur proche de 1 indique que le paramètre peut être caractérisé par le système d'observation. Figure publiée dans Leonarski et al. (2021).

Cette étude pointe également les performances supérieures atteintes par la configuration instrumentale du futur IASI-NG. Ceci est attribuable aussi bien à la meilleure résolution spectrale de IASI-NG qu'à son meilleur rapport signal sur bruit (deux fois plus grand que celui de IASI). Nous avons vérifié le rôle de ces deux caractéristiques dans la performance supérieure de IASI-NG en calculant Δ_x à partir d'une configuration instrumentale de type IASI dont le rapport signal sur bruit est le même que celui de IASI-NG. Un exemple est donné en Figure 3.7 pour le cas LIC-SEP. Les performances pour cette configuration se situent entre celles de IASI et IASI-NG démontrant que le seul rapport signal sur bruit n'est pas suffisant pour expliquer les performances supérieures de IASI-NG

et que sa meilleure résolution spectrale joue un rôle tout aussi important.

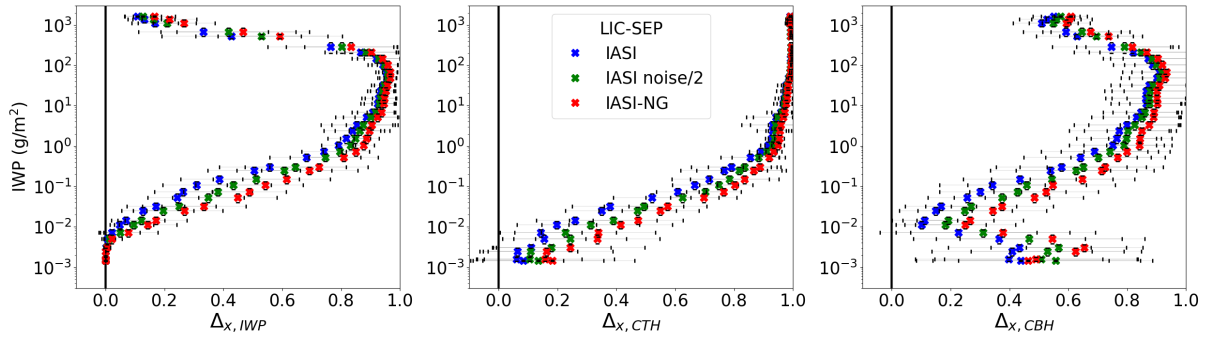


FIGURE 3.7: Idem Figure 3.6 avec une configuration instrumentale de type IASI (en bleu), IASI-NG (en rouge) et IASI avec un rapport signal sur bruit égal à celui de IASI-NG (en vert) dans le cas LIC-SEP.

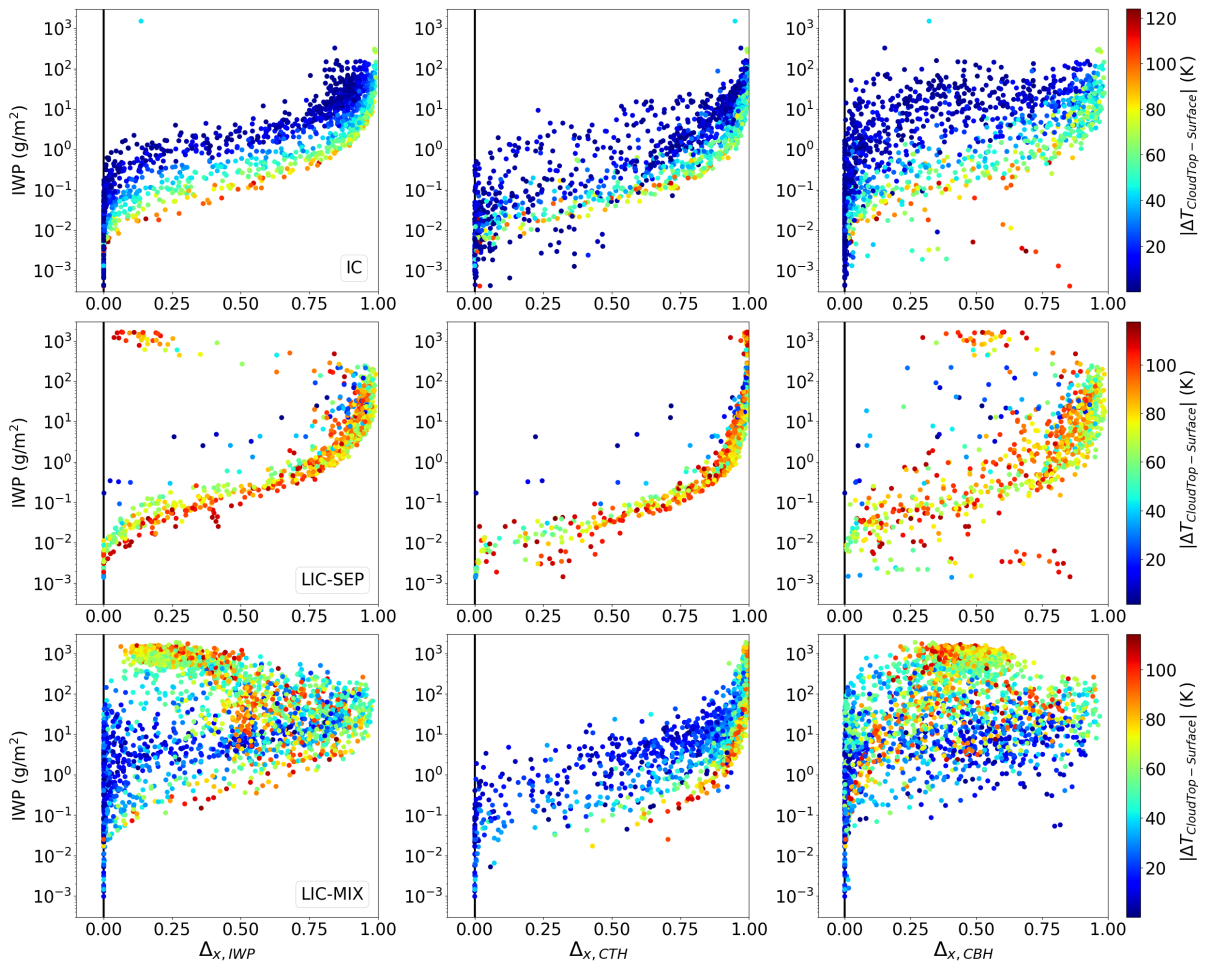


FIGURE 3.8: Écart à l'erreur *a priori* pour chaque cas individuel de la base de données de profils en fonction de l'*IWP* et du contraste en température entre le sommet du nuage et la surface (code couleur).

Nous pouvons également constater sur la Figure 3.6 que la variabilité de $\Delta_{\mathbf{x}}$ (traduite par les barres horizontales) est relativement importante dans chaque classe d'*IWP*. Cette variabilité peut être expliquée par les conditions thermodynamiques des profils. La Figure

3.8 montre la forte corrélation qui existe entre la qualité attendue de la restitution et le contraste en température entre le nuage et la surface. Pour un même *IWP*, on constate que les valeurs de $\Delta_{\mathbf{x}}$ sont fortement corrélées à ce contraste, et que cette corrélation est positive.

Finalement, les résultats de cette étude nous permettent de définir une plage d'*IWP* pour laquelle la restitution des trois paramètres (*IWP*, *CTH* et *CBH*) semble possible et assez précise. On peut définir cette plage entre 1 et 300 g/m². Ces limites correspondent à une diminution du volume *a priori* d'états possibles de 75% ($\Delta_{\mathbf{x}} = 0.75$). Ces résultats confirment également que la configuration instrumentale de IASI-NG devrait permettre d'obtenir des résultats plus précis. Cette gamme d'*IWP* représente 80% des cas rencontrés dans l'atmosphère d'après Hong and Liu (2015).

3.4.4 Sélection de canaux

Malgré les 8461 canaux qui composent un spectre mesuré par l'instrument IASI, la quantité d'information contenue dans le spectre est beaucoup moins élevée. Chaque canal n'apporte pas une information indépendante des autres, autrement dit, la distribution de l'information sur le spectre est redondante. Cette section a pour but de mettre en évidence les gammes spectrales qui apportent le plus d'information sur les paramètres nuageux grâce à la théorie de l'information de Shannon (1948).

Algorithme. Pour identifier les canaux de mesure apportant le plus d'information sur les propriétés des nuages de glace, nous avons considéré un algorithme basé sur la théorie de l'information de Shannon (1948). L'information (notée H) apportée par un canal est définie comme la réduction du nombre d'états probables (appelée entropie et notée E) après que la mesure ait été faite. En effet, comme nous l'avons vu dans la Section 3.1.1, les densités de probabilité peuvent être considérées comme représentant un volume d'états probables dans un espace multidimensionnel. Dès lors, si la mesure apporte une information sur le vecteur d'état, le volume des états probables *a posteriori* est réduit par rapport à celui *a priori*. L'information peut ainsi être calculée de la manière suivante :

$$H = E(P(\mathbf{x})) - E(P(\mathbf{x}|\mathbf{y})), \quad (3.20)$$

où $P(\mathbf{x})$ et $P(\mathbf{x}|\mathbf{y})$ sont respectivement les densités de probabilité *a priori* et *a posteriori* du vecteur d'état. Pour une distribution gaussienne qui admet une matrice de variance-covariance \mathbf{S} , l'entropie, $E(P)$, est donnée par $E(P) = \frac{1}{2} \log_2 |\mathbf{S}|$ où $|\mathbf{S}|$ représente le déterminant de \mathbf{S} (Rodgers (2000)). Ainsi, l'information fournie par la mesure peut être calculée de la manière suivante :

$$H = \frac{1}{2} \log_2 |\mathbf{S}_a \mathbf{S}_x^{-1}|. \quad (3.21)$$

Le principe consiste à comparer l'information apportée par la mesure à son bruit et à sélectionner tous les canaux qui contiennent une information supérieure au bruit et différente de celle des autres canaux sélectionnés. La matrice des jacobiens \mathbf{K} contient la donnée sur la sensibilité du système d'observation aux paramètres que l'on souhaite restituer, elle doit donc être confrontée à la matrice exprimant le bruit sur la mesure et le modèle, \mathbf{S}_ϵ , de manière à déterminer si l'information est supérieure au bruit. Or,

\mathbf{S}_ϵ contient généralement des éléments non-diagonaux et la comparaison n'est donc pas immédiate. Rodgers (2000) a pour cela proposé un changement de base tel que¹ :

$$\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{S}_a^{-1/2} \mathbf{x} \quad , \quad \tilde{\mathbf{y}} = \mathbf{S}_\epsilon^{-1/2} \mathbf{y} \quad \text{et} \quad \tilde{\mathbf{K}} = \mathbf{S}_\epsilon^{-1/2} \mathbf{K} \mathbf{S}_a^{1/2}. \quad (3.22)$$

Dans cette nouvelle base, les deux nouvelles matrices de variance-covariance *a priori* ($\tilde{\mathbf{S}}_a$) et de la mesure et du modèle ($\tilde{\mathbf{S}}_\epsilon$) sont des matrices unitaires et la nouvelle matrice $\tilde{\mathbf{K}}$, sans dimension, peut s'apparenter à un rapport signal sur bruit. Le contenu en information H est alors donné par :

$$H = \frac{1}{2} \log_2 |\mathbf{S}_a (\mathbf{K}^T \mathbf{S}_\epsilon^{-1} \mathbf{K} + \mathbf{S}_a^{-1})| = \frac{1}{2} \log_2 |\tilde{\mathbf{K}}^T \tilde{\mathbf{K}} + \mathbf{1}|. \quad (3.23)$$

H peut alors être calculée par l'intermédiaire des valeurs propres du produit $\tilde{\mathbf{K}}^T \tilde{\mathbf{K}}$:

$$H = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \log_2 |\lambda_i + 1|, \quad (3.24)$$

où λ_i correspond à la i -ème valeur propre de $\tilde{\mathbf{K}}^T \tilde{\mathbf{K}}$.

L'algorithme itératif qui permet une sélection séquentielle des canaux apportant le maximum d'information (indépendante) sur le vecteur d'état considéré est expliqué en détail par L'Ecuyer et al. (2006). La procédure de sélection est résumée ci-après :

1. **Spectre d'information** : On calcule le spectre d'information tel que :

$$H(i) = \frac{1}{2} \log_2 (1 + \tilde{\mathbf{K}}_i \mathbf{S} \tilde{\mathbf{K}}_i^T), \quad (3.25)$$

où $H(i)$ est l'information contenue dans le canal i et $\tilde{\mathbf{K}}_i$ désigne la i -ème ligne de $\tilde{\mathbf{K}}$ relative au canal i . Le spectre est ainsi construit pour tous les canaux à partir de la connaissance *a priori* du système (c'est-à-dire que $\mathbf{S} = \tilde{\mathbf{S}}_a$ est égale à la matrice identité au départ).

2. **Sélection d'un canal** : On sélectionne le canal qui apporte le maximum d'information, on le note l .
3. **Mise à jour de la matrice d'erreur après sélection du canal l** : Après sélection du canal qui apporte le plus d'information, il faut "réajuster" la matrice de variance-covariance \mathbf{S} afin de prendre en compte l'information apportée par ce canal. On a :

$$\mathbf{S}^{-1}(N+1) = \mathbf{S}^{-1}(N) + \tilde{\mathbf{K}}_l^T \tilde{\mathbf{K}}_l, \quad (3.26)$$

où $\mathbf{S}(N+1)$ désigne la matrice de variance-covariance après mise à jour, et $\mathbf{S}(N)$ avant la mise à jour. $\tilde{\mathbf{K}}_l$ représente la l -ième ligne de la matrice $\tilde{\mathbf{K}}$ correspondant au canal sélectionné. Cette étape permet de soustraire l'information apportée par le canal sélectionné qui serait redondante sur les autres canaux. On s'assure ainsi que chaque canal sélectionné apporte une information indépendante.

1. Pour une matrice symétrique \mathbf{A} , on calcule \mathbf{A}^n avec n une puissance quelconque grâce à la relation $\mathbf{A}^n = \mathbf{L} \mathbf{\Lambda}^n \mathbf{L}^T$, où $\mathbf{L} = (\mathbf{R}^T)^{-1}$, avec \mathbf{R} désignant la matrice des vecteurs propres de \mathbf{A} , et où $\mathbf{\Lambda}$ est la matrice dont les éléments diagonaux sont les valeurs propres de \mathbf{A} .

4. **Itération** : Un spectre d'information est de nouveau calculé à partir de la nouvelle matrice de variance-covariance et le canal apportant le plus d'information est de nouveau sélectionné. On répète la procédure jusqu'à ce que l'information apportée par le canal soit en dessous du bruit.

Illustration du fonctionnement de l'algorithme sur un cas d'étude. La première étape de l'algorithme est illustrée sur la Figure 3.9 qui donne le spectre d'information initial (ligne noire). Sur cette même figure sont tracés les jacobiens sur les trois paramètres nuageux pour lesquels on souhaite obtenir de l'information ainsi que les jacobiens sur les paramètres de surface. Comme nous l'avons vu au Chapitre 2 en Section 2.1.3, l'émissivité et la température de surface font partie des paramètres non-inversés auxquels le modèle est le plus sensible. Cette sensibilité est particulièrement importante au niveau de la fenêtre atmosphérique, là où le modèle est également le plus sensible aux paramètres nuageux comme on peut de nouveau le constater sur la Figure 3.9. Cette figure illustre le fait que l'algorithme tient compte de la sensibilité aux paramètres nuageux ainsi qu'aux paramètres non-inversés. En effet, le spectre d'information est nul jusqu'à 700 cm^{-1} : il n'y a dans cette zone aucune sensibilité aux nuages (jacobiens nuls). Il augmente ensuite fortement entre 700 et 760 cm^{-1} : cette zone est associée à l'augmentation des jacobiens sur les paramètres nuageux alors que ceux sur les paramètres de surface sont encore nuls. À partir de 760 cm^{-1} , les jacobiens sur la température et l'émissivité de surface augmentent à leur tour, ce qui a pour effet de diminuer l'information. La sensibilité aux paramètres de surface diminue ensuite au niveau de la bande d'absorption de l'ozone aux alentours de $1000\text{-}1100 \text{ cm}^{-1}$ mais cette diminution est identique pour les paramètres nuageux, ce qui se traduit par une diminution du spectre d'information. Au-delà de 1300 cm^{-1} , les jacobiens sur les paramètres de surface sont nuls. Dans cette zone, c'est la sensibilité à la vapeur d'eau qui prédomine (non représentée ici) et apparaissent sur le spectre d'information des oscillations correspondant aux différentes raies d'absorption de la vapeur d'eau.

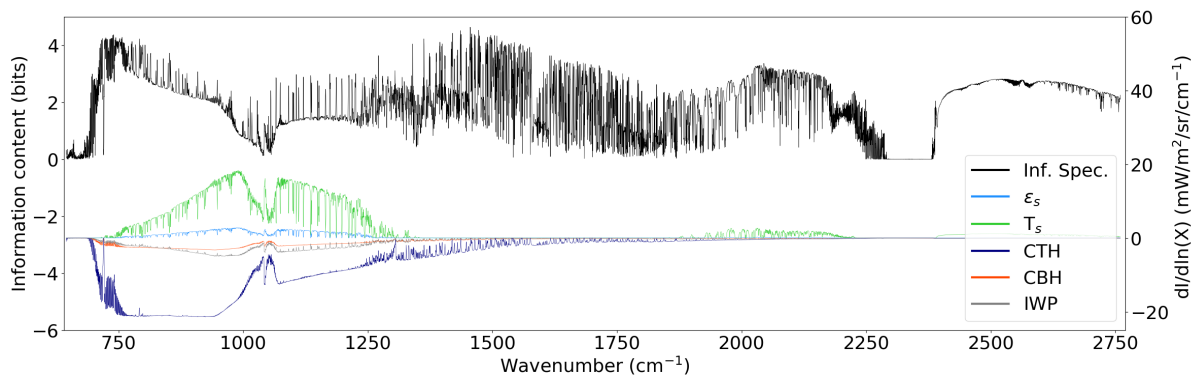


FIGURE 3.9: Premier spectre d'information calculé sur tous les canaux IASI (en noir, échelle de gauche) et jacobiens sur les paramètres nuageux et les paramètres de surface (en couleur, échelle de droite).

La deuxième étape de la procédure de sélection consiste à choisir le canal apportant le plus d'information, c'est-à-dire celui qui est associé au maximum du spectre d'information illustré dans la Figure 3.9. L'information apportée par ce canal qui serait redondante sur les autres canaux est ensuite retirée. On calcule un nouveau spectre d'information et on réitère la procédure. Les spectres d'information calculés aux itérations 2, 3 et 4 sont donnés

sur la Figure 3.10 accompagnés du spectre initial. La position des canaux sélectionnés est repérée en rouge.

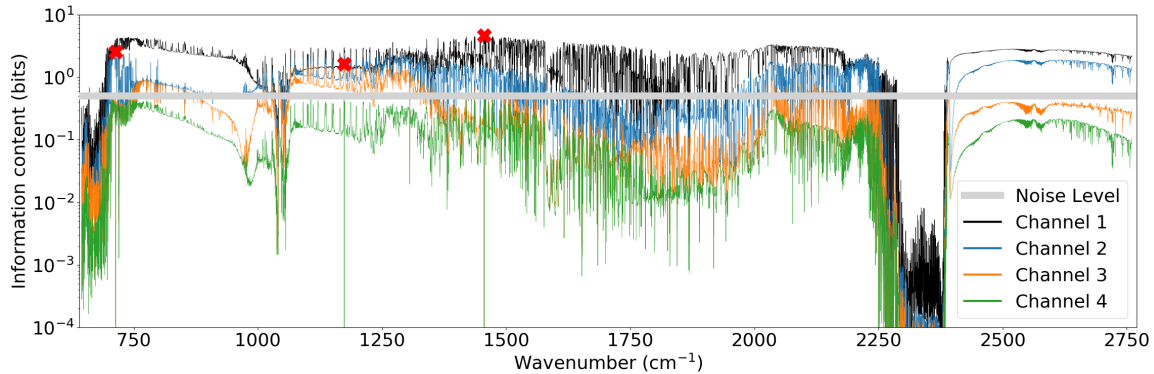


FIGURE 3.10: Premier spectre d'information (en noir) et spectres d'information correspondants aux itérations 2, 3 et 4 (en couleur). Les canaux sélectionnés sont indiqués par des croix rouges. Le niveau d'information correspondant au bruit est indiqué en gris : au-dessous de cette ligne, toute information est inférieure au bruit. L'échelle est logarithmique.

Comme nous pouvons le voir sur la Figure 3.10, le premier canal sélectionné se situe dans la bande d'absorption de la vapeur d'eau, dans une zone où l'on peut voir une sensibilité à l'altitude du sommet du nuage alors que la sensibilité aux variables de surface est nulle. La courbe bleue correspond au second spectre d'information après que l'information redondante apportée par le premier canal sélectionné ait été retirée du spectre initial. On peut voir que l'information a fortement diminué dans la bande d'absorption de la vapeur d'eau, ce qui signifie que les différents canaux de cette bande d'absorption apportent une information similaire. L'information est également plus faible dans la première partie de la fenêtre atmosphérique, avant la bande d'absorption de l'ozone. En revanche, ce dernier spectre est très similaire au précédent dans la bande d'absorption du CO_2 , signifiant que ces canaux apportent une information différente concernant les nuages. Il en est de même pour la deuxième partie de la fenêtre atmosphérique entre 1100 et 1300 cm^{-1} . Le second canal sélectionné se situe à la fin de la bande d'absorption du CO_2 vers 740 cm^{-1} , et le troisième un peu avant 1200 cm^{-1} en bordure de fenêtre atmosphérique, dans des zones où de nouveau, il y a de la sensibilité aux variables nuageuses tout en minimisant celle aux variables de surface. La courbe verte correspond au quatrième spectre d'information, une fois que l'information apportée par les trois premiers canaux sélectionnés ait été retirée. Comme nous pouvons le voir sur la Figure 3.10 celui-ci se situe entièrement sous le niveau de bruit signifiant qu'aucun canal n'est en mesure d'apporter une information supérieure au bruit. Le processus itératif s'arrête et les 3 canaux sélectionnés sont conservés.

Sélection sur la base de données de profils de l'ECMWF. L'ensemble des différents canaux sélectionnés à partir de tous les profils de la base de données sont montrés dans les Figures 3.11 et 3.12. Les canaux sont représentés selon la configuration nuageuse (unique couche de glace ou multi-couches) à partir de laquelle ils ont été sélectionnés. Le nombre de canaux par catégorie est indiqué entre parenthèses et les différences sont principalement liées au nombre de profils puisque pour chaque profil, entre 0 et 4 canaux peuvent potentiellement être ajoutés à la sélection s'ils n'ont pas déjà été sélectionnés auparavant. La Figure 3.11 montre que les conclusions tirées lors de l'étude de cas se

retrouvent lorsque l'on s'intéresse aux canaux sélectionnés sur tous les profils. Les canaux sont principalement distribués de part et d'autre de la fenêtre atmosphérique pour chaque configuration, dans les bandes d'absorption de la vapeur d'eau et du CO_2 , avec quelques canaux situés à l'intérieur de la fenêtre. Comme nous l'avons vu dans l'exemple du paragraphe précédent, le maximum de sensibilité aux paramètres nuageux est situé à l'intérieur de la fenêtre atmosphérique car c'est pour ces nombres d'onde qu'il y a le moins d'absorption gazeuse, mais par conséquent, c'est également dans cette région que l'on observe un maximum de sensibilité aux paramètres de surface. L'algorithme cherche alors un compromis entre ces deux sensibilités. Il y a plus de canaux sélectionnés dans la fenêtre atmosphérique pour les cas multi-couches (LIC-SEP et LIC-MIX) car la présence de la couche liquide en dessous diminue l'influence de la surface. Les régions spectrales choisies sont les mêmes pour IASI que pour IASI-NG. Le nombre plus important de canaux sélectionnés pour IASI-NG que celui de IASI s'explique par son meilleur rapport signal sur bruit.

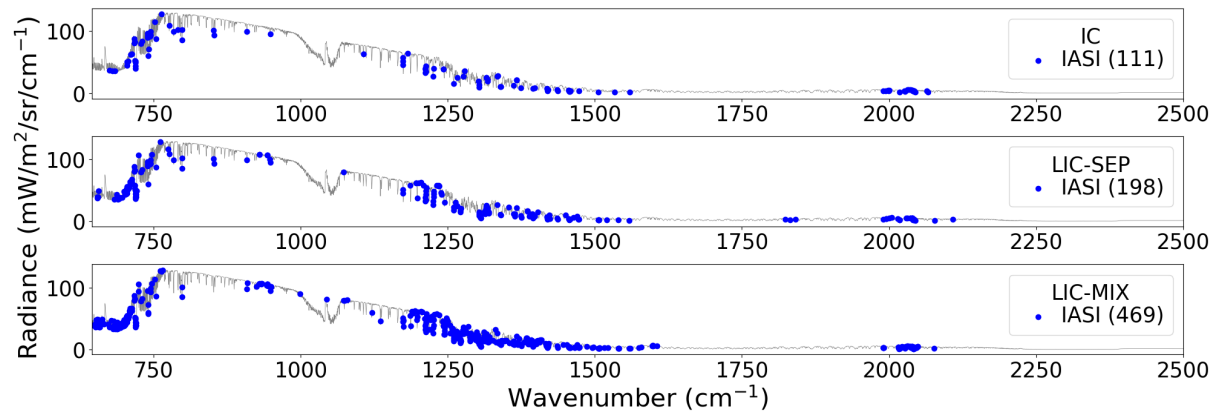


FIGURE 3.11: Canaux sélectionnés pour l'inversion des propriétés nuageuses pour IASI à partir des profils de configuration IC (en haut), LIC-SEP (au milieu) et LIC-MIX (en bas). Le nombre de canaux sélectionnés est indiqué entre parenthèses. Les courbes grises montrent la position de ces canaux sur un spectre typique IASI simulé en ciel clair. Figure publiée dans Leonarski et al. (2021).

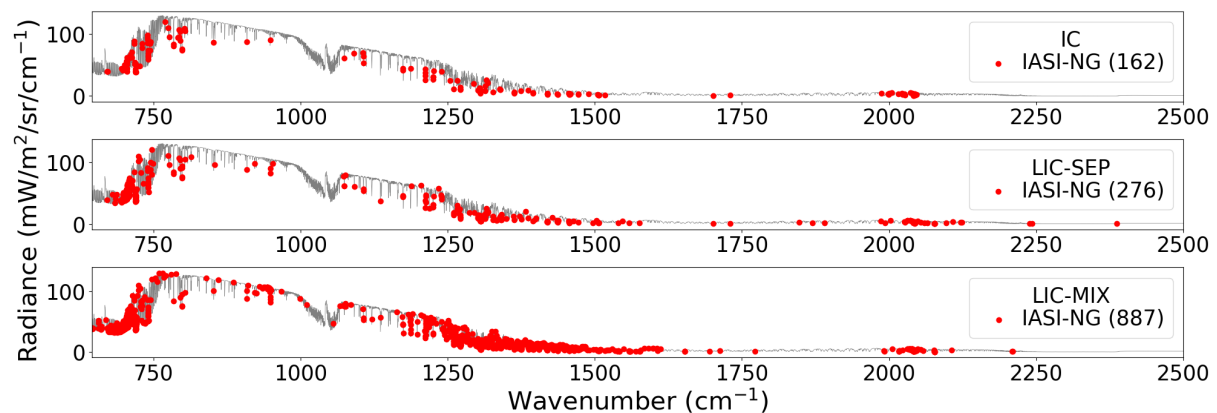


FIGURE 3.12: Idem Figure 3.11 mais pour IASI-NG.

Cette sélection peut être comparée à celle de Martinet et al. (2014) donnée en Figure 3.13. Cette dernière a été effectuée en vue de l'introduction de variables nuageuses pour

l'assimilation dans les modèles de prévision du temps. Les deux sélections ont choisi des canaux à l'intérieur de la bande d'absorption de la vapeur d'eau (seulement pour la sélection par "degrés de liberté") mais la sélection de Martinet et al. (2014) présente plus de canaux dans la fenêtre atmosphérique (en particulier pour la sélection "physique") et moins dans la bande d'absorption du CO_2 . Plusieurs différences entre la manière dont nous avons mis en œuvre l'algorithme et celle de Martinet et al. (2014) peuvent expliquer les choix de canaux différents. Par exemple, Martinet et al. (2014) ont utilisé une erreur sur le modèle constante sur tout le spectre afin de sélectionner les canaux principalement en fonction de leur sensibilité aux paramètres nuageux menant à une augmentation du choix de canaux à l'intérieur de la fenêtre atmosphérique. Une autre différence est que Martinet et al. (2014) ont appliqué une vérification supplémentaire en ne conservant que les canaux qui montrent un jacobien faible sur la température et la vapeur d'eau. Cette sélection a également été effectuée en vue de restituer les couches d'eau liquide alors que nous souhaitons exclure, autant que possible, les canaux sensibles aux nuages liquides. Enfin, le modèle microphysique utilisé par Martinet et al. (2014) pour les cas nuages de glace comprend des cristaux de glace hexagonaux orientés de manière aléatoire avec la paramétrisation de Boudala et al. (2002).

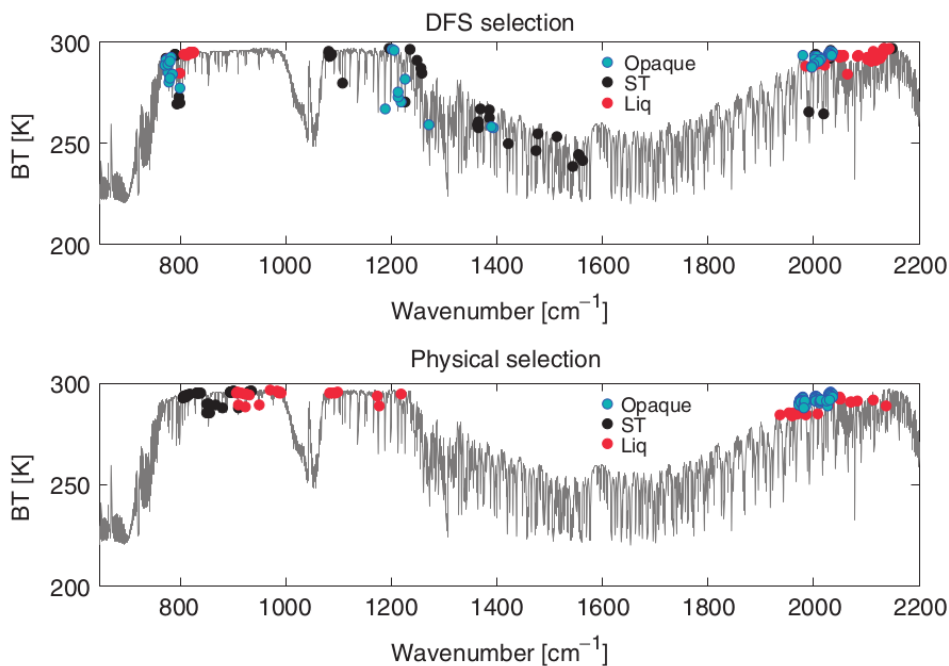


FIGURE 3.13: Canaux sélectionnés par Martinet et al. (2014) suivant deux méthodes : selon la méthode des "degrés de liberté" expliquée par Rabier et al. (2002) (en haut) et selon la méthode dite "physique" de Gambacorta and Barnet (2012) (en bas). Les canaux repérés en bleu ont été sélectionnés à partir de profils contenant des nuages de glace opaques, ceux en noir à partir de nuages de glace semi-transparentes et ceux en rouge à partir de nuages liquides. Figure de Martinet et al. (2014).

3.5 Algorithme d'inversion

Une fois établi que les mesures des instruments IASI ou IASI-NG peuvent apporter une information sur les variables nuageuses qui nous intéressent, et qu'une sélection des

canaux qui permettent le meilleur compromis entre maximum de sensibilité aux variables d'intérêt et minimum de sensibilité aux autres paramètres du modèle est accomplie, la mise en œuvre d'un algorithme de restitution peut commencer. Cet algorithme se fonde sur la méthode de l'estimation optimale avec une minimisation de Levenberg-Marquardt détaillés en Section 3.1.

3.5.1 Contrainte climatologique

Nous avons montré précédemment, via l'étude du contenu en information de la Section 3.4.3, que la restitution de l'altitude de la base du nuage, CBH , devrait être plus difficile que celle des autres variables. Nous avons donc décidé d'ajouter une contrainte sur ce paramètre dans le processus de restitution via l'utilisation d'une climatologie. Nous avons pour cela utilisé un jeu de mesures unique formé par les instruments actifs de l'A-train : le lidar CALIOP à bord de CALIPSO (Winker et al. (2003)) et le radar CPR à bord de CloudSat (Stephens et al. (2002)). Ces instruments ont été présentés au Chapitre 1 en Section 1.2. Plusieurs algorithmes de restitution ont été développés à partir du couplage de ces instruments afin d'extraire un profil d'eau condensée, jusque-là inaccessible par des mesures "classiques" d'instruments passifs (e.g. Intrieri et al. (1993); Wang and Sassen (2002); Tinel et al. (2005); Delanoë and Hogan (2008, 2010)).

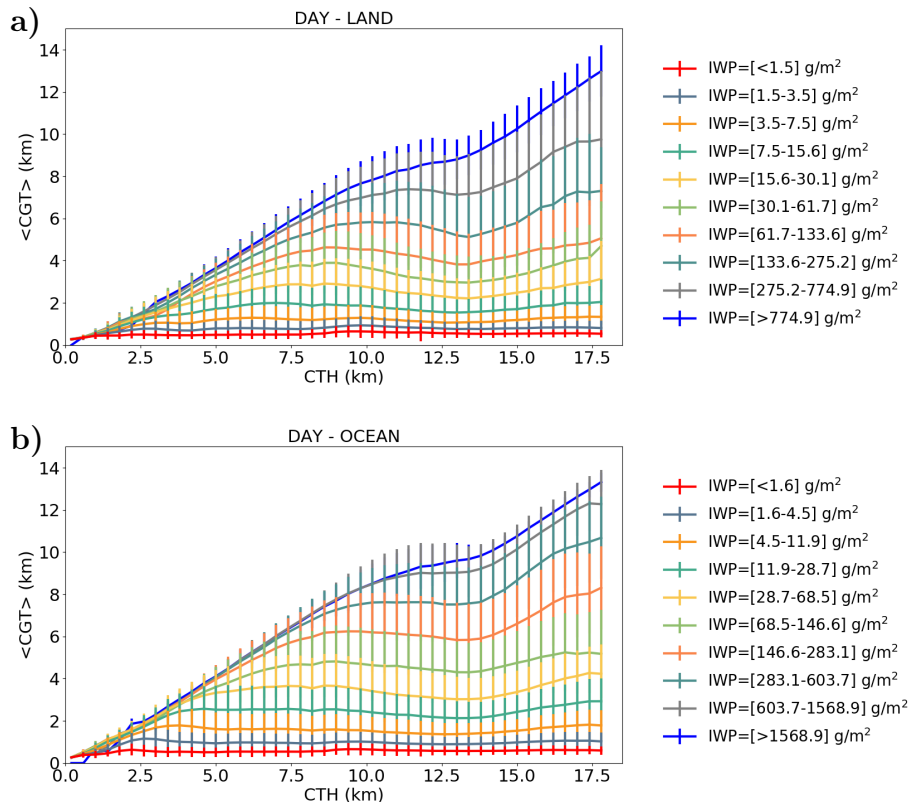


FIGURE 3.14: Épaisseur géométrique moyenne (CGT , *Cloud Geometrical Thickness*) (courbes) et écart-type (barres verticales) obtenues à partir de six années de produits DARDAR (Delanoë and Hogan (2010)) pour différentes classes de CTH (en abscisses) et d' IWP (en couleur) au dessus des continents (a) et des océans (b) pendant la journée. Figure publiée dans Leonarski et al. (2021).

Nous nous sommes plus particulièrement basés sur les produits de l'algorithme DARDAR (Delanoë and Hogan (2010)) qui combine les mesures du lidar et du radar afin de retrouver le profil de contenu en glace et de rayon effectif des nuages hauts. Afin de contraindre l'altitude de la base du nuage dans notre algorithme nous avons construit une climatologie qui relie l'épaisseur géométrique (CGT pour *Cloud Geometrical Thickness*) du nuage à l'altitude du sommet (CTH) et au contenu en glace intégré (IWP). Cette climatologie a été construite à partir de six années de produits DARDAR et en utilisant des cas monocouches uniquement. Cette climatologie différencie les journées des nuits ainsi que les continents des océans. Un exemple est donné en Figure 3.14. Nous avons comparé l'épaisseur géométrique donnée par la climatologie à celle des profils de la base de données. Cette comparaison nous a amenés à effectuer un décalage de 0.5 km sur la climatologie pour compenser le biais trouvé dans la base de données de profils.

L'utilisation de cette climatologie introduit des dépendances entre CBH et les deux autres variables que l'on souhaite restituer. Si la méthode de l'estimation optimale permet l'utilisation de variables corrélées, cette corrélation doit être mathématiquement connue, ce qui n'est pas le cas ici. Nous avons donc choisi de modifier le vecteur d'état en introduisant une variable centrée réduite u définie comme :

$$u = \frac{CGT - \langle CGT \rangle}{\sigma_{CGT}}, \quad (3.27)$$

qui suit une distribution gaussienne de valeur moyenne égale à 0 et d'écart-type égal à 1. Dans l'expression (3.27), la moyenne de CGT ($\langle CGT \rangle$) et son écart type (σ_{CGT}) sont donnés par la climatologie pour un IWP et un CTH donnés. Ainsi, nous ne restituons plus directement CBH mais une variable u qui permet de "corriger" la valeur moyenne de CGT de la climatologie afin de "coller" au mieux à la mesure. Ce nouveau vecteur d'état s'écrit :

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} \ln(IWP) \\ \ln(CTH) \\ u \end{pmatrix}. \quad (3.28)$$

Cette nouvelle formulation du vecteur d'état permet de travailler avec des variables mathématiquement indépendantes, la dépendance venant après, lors du calcul de l'épaisseur géométrique à partir de IWP , CTH et u .

3.5.2 Test de l'algorithme sur des mesures synthétiques

Nous avons testé les performances de l'algorithme sur des mesures IASI et IASI-NG synthétiques générées à partir des profils de la base de données. Un bruit gaussien proportionnel au bruit radiométrique de chaque instrument (donné par Clerboux et al. (2009) pour IASI et divisé par deux pour IASI-NG) a été ajouté aux luminances simulées afin de les rendre plus réalistes. Le pixel IASI ou IASI-NG correspondant à la mesure synthétique est considéré comme complètement nuageux et homogène. Cette hypothèse entraîne une sous-estimation de l'erreur prise en compte dans la matrice \mathbf{S}_F par rapport à une restitution qui serait effectuée dans des conditions réelles. En effet, le champ de vue de l'instrument IASI est assez large par rapport aux structures nuageuses, et il est possible que le pixel soit fréquemment inhomogène. Les matrices de variance-covariances sont les

mêmes que celles présentées en Section 3.4.2. Nous avons fait le choix de donner un poids très faible à l'*a priori* en attribuant des erreurs sur le vecteur d'état *a priori* très grandes (10^5 %) par le biais de \mathbf{S}_a , mis à part pour u dont notre connaissance *a priori* est accrue par l'utilisation de la climatologie. Les valeurs *a priori* pour IWP , CTH et u sont respectivement de 50 g/m^2 , 7 km et 0 .

L'avantage des mesures synthétiques réside dans le fait qu'elles permettent une comparaison directe des variables restituées à la "vérité", et donc de tester les performances de l'algorithme dans un cas "idéal" et d'en identifier les limites. Les Figures 3.15, 3.16 et 3.17 montrent ces performances en considérant des mesures de type IASI. Le taux de convergence est plutôt satisfaisant puisque 1386 restitutions ont convergé sur 1424 pour la configuration IC (97%), 785 sur 821 pour LIC-SEP (95%) et 2218 sur 2330 pour LIC-MIX (95%). On considère que l'algorithme a convergé lorsque l'écart de la simulation à la mesure est inférieur au bruit et aux erreurs introduites par le modèle, c'est-à-dire lorsque la fonction coût normalisée est inférieure à 1. Ces figures donnent également les valeurs "seuil" et "but" attendues par l'Organisation Mondiale de la Météorologie en terme d'erreur sur les restitutions des paramètres nuageux afin d'améliorer les prévisions météorologiques (OSCAR, *Global Climate Observing System (GCOS) Implementation Plan and the World Meteorological Organization (WMO) Observing Systems Capability Analysis and Review Tool*, <https://www.wmo-sat.info/oscar/>, dernier accès le 15 décembre 2020). Le "seuil" ("*threshold*"), est le minimum attendu pour assurer que les données soient utiles et le "but" ("*goal*") est la valeur au-delà de laquelle il n'est plus nécessaire d'améliorer la précision des restitutions.

Concernant l' IWP , les restitutions sont proches de la valeur recherchée lorsque le nuage est suffisamment opaque c'est-à-dire lorsque l' IWP est compris entre 1 et 300 g/m^2 . 94% des restitutions sont dans la limite "seuil" donnée par OSCAR (qui est de 20 g/m^2 pour l' IWP) pour la configuration IC et 90% pour LIC-SEP. Cette proportion diminue très fortement, à 48%, pour la catégorie LIC-MIX. Les points représentés en vert sur les Figures 3.15, 3.16 et 3.17 **a** correspondent à des nuages dont l' IWP est inférieur à 1 g/m^2 (épaisseur optique dans le visible $OD=0.03$). Ces restitutions restent autour de 1 g/m^2 . Ces cas sont associés à des nuages sub-visibles pour lesquels l'information est quasi nulle. Les erreurs *a posteriori* associées à ces cas sont d'ailleurs extrêmement grandes (non montrées pour des raisons de lisibilité). Cela montre les limites de l'utilisation des mesures infrarouges passives pour les nuages très fins. On peut également remarquer certains cas présentant un IWP suffisamment important pour lesquels l'algorithme n'a pas convergé vers la bonne valeur. Ces cas correspondent à des profils dont le contraste en température entre le nuage et la surface est faible comme illustré sur les Figures 3.15, 3.16 et 3.17 **d**. Ces résultats sont cohérents avec ceux obtenus lors de l'étude du contenu en information en Section 3.4.3.

Les Figures 3.15, 3.16 et 3.17 **b,e** montrent les restitutions pour la variable CTH . De nouveau, la restitution est proche de la vérité pour les nuages dont l' IWP supérieur à 1 g/m^2 et si le contraste en température est suffisamment important. Pour 42% des cas, l'écart de la restitution à la vérité est inférieur à la valeur donnée par le "seuil" OSCAR (qui est de 1 km pour CTH) dans la configuration IC, 55% pour LIC-SEP et 27% pour LIC-MIX. Les meilleurs résultats obtenus dans la catégorie LIC-SEP par rapport à IC sont à relier au contraste en température plus important pour les profils LIC-SEP.

Enfin, les restitutions de CBH sont données dans les Figures 3.15, 3.16 and 3.17 **c,f**. L'introduction de la climatologie a permis d'augmenter le taux de convergence (non

montré) mais les résultats restent tout de même moins bons que pour les deux autres variables. Pour les configurations IC et LIC-SEP, la comparaison de la restitution à la vérité est satisfaisante, avec 31% des cas dans le “seuil” OSCAR. Par contre, la présence d’une couche d’eau liquide à l’intérieur de la couche de glace rend l’inversion de CBH très difficile dans le cas LIC-MIX (Figure 3.17 c) et seulement 12% des cas satisfont le “seuil” OSCAR.

Finalement, les Figures 3.15, 3.16 and 3.17 donnent un aperçu des performances de l’algorithme selon le type de nuage (selon leur contenu en glace) et de scène (selon la catégorie IC, LIC-SEP ou LIC-MIX). Ces figures témoignent du bon comportement de l’algorithme pour les catégories IC et LIC-SEP (pour une unique couche de glace ou lorsque la couche d’eau liquide est parfaitement séparée de celle de glace) et les difficultés rencontrées lorsque de l’eau liquide est présente à l’intérieur de la couche de glace (configuration LIC-MIX).

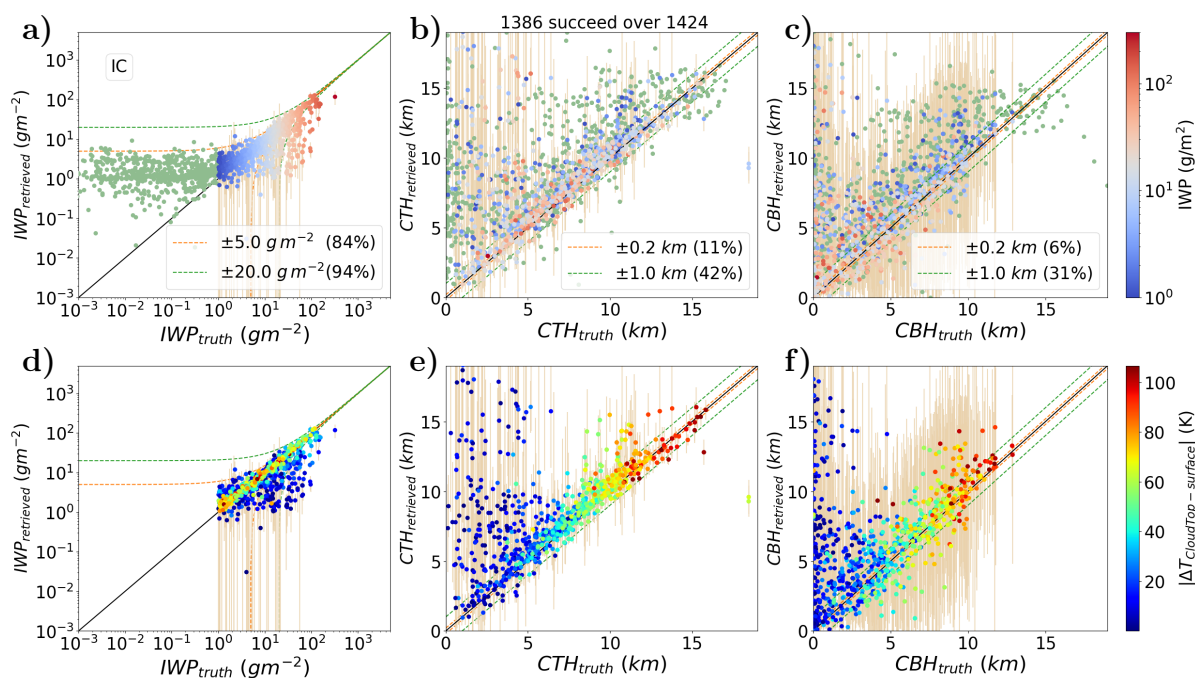


FIGURE 3.15: Restitution de IWP (à gauche, a,d), CTH (au milieu, b,e) et CBH (à droite, c,f) pour la configuration IC à partir de mesures IASI synthétiques en fonction de la vérité. Les cas correspondant à un nuage dont l’ IWP est inférieur à 1 g/m² sont représentés en vert dans la partie haute de la figure (a,b,c) et ne sont pas représentés dans la partie basse (d,e,f). Le code couleur de la partie haute correspond à l’ IWP du nuage et celui de la partie basse au contraste en température entre le sommet du nuage et la surface. Les barres d’erreur sont représentées en beige. Les lignes en pointillés indiquent le “but” (orange) et le “seuil” (vert) donnés par OSCAR. Les nombres associés correspondent à la proportion de cas qui satisfont ce “but” et ce “seuil”. Figure publiée dans Leonarski et al. (2021).

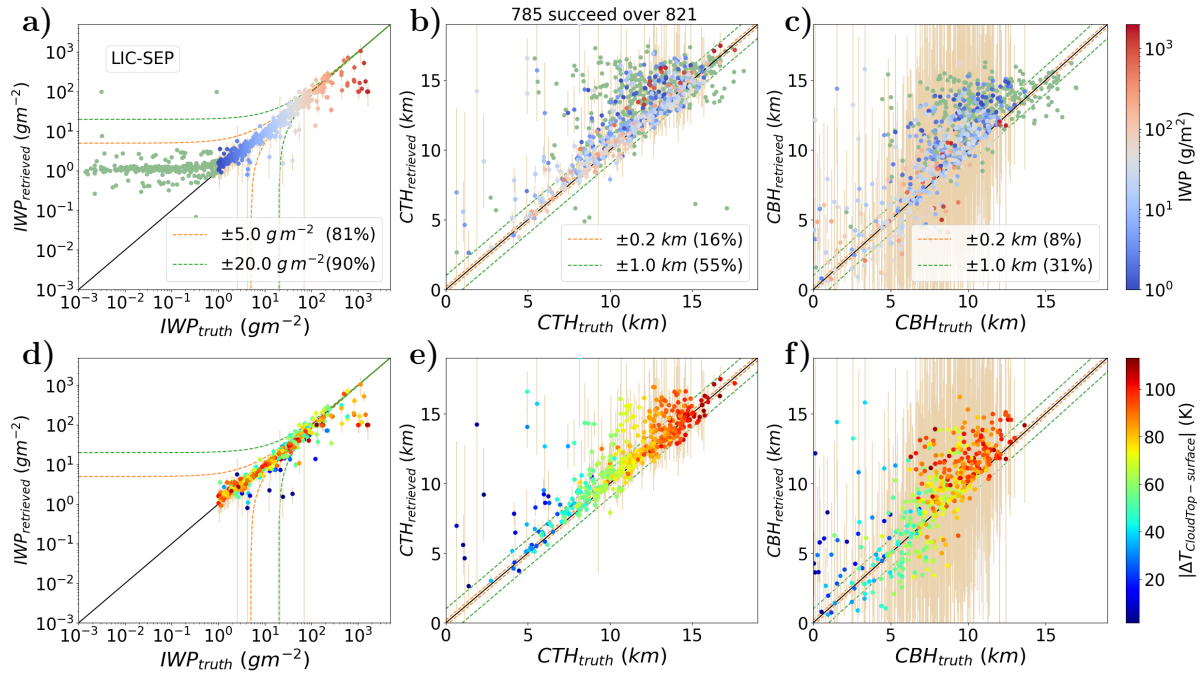


FIGURE 3.16: Idem Figure 3.15 mais pour la configuration LIC-SEP.

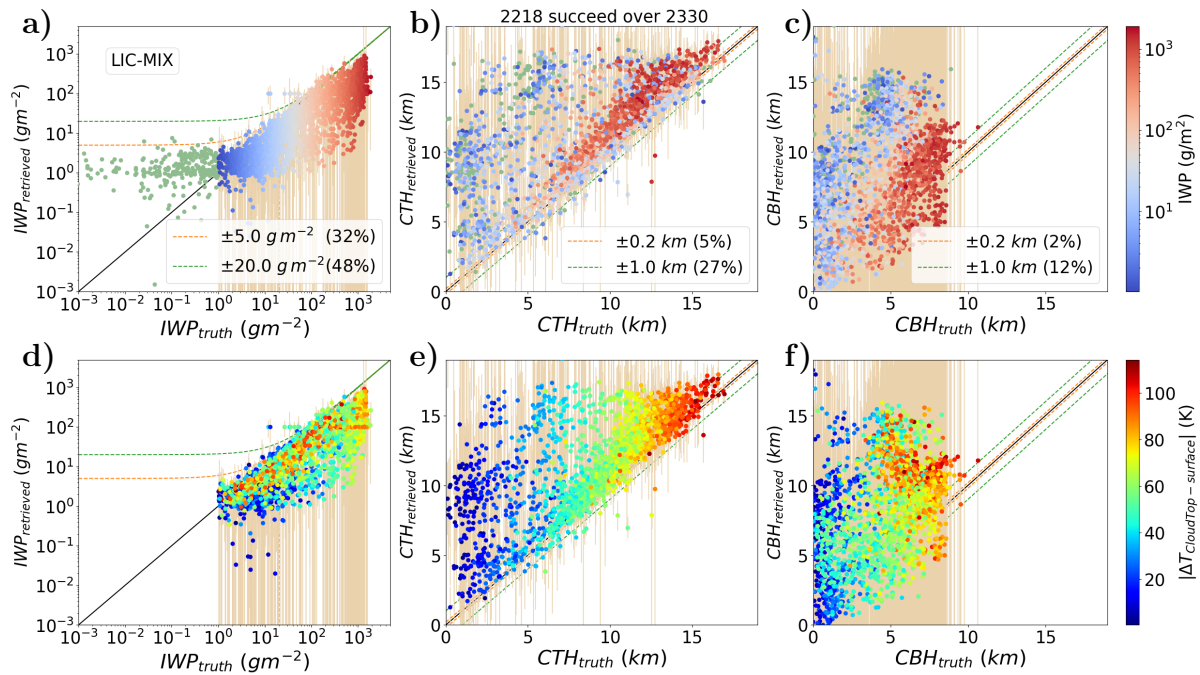


FIGURE 3.17: Idem Figure 3.15 mais pour la configuration LIC-MIX.

D'après la base de données de profils de l'ECMWF qui se veut représentative de la variabilité et de la répartition de la colonne nuageuse, la catégorie LIC-MIX est la plus fréquente et représente 50% des ciels nuageux. Les catégories LIC-SEP et IC représentent quant à elles 17.5% et 4.5% respectivement. Les restitutions de l' IWP et de CTH sont encourageantes alors que celle de CBH s'avère plus compliquée, malgré l'introduction d'une contrainte climatologique. Ces résultats sont de nouveau en accord avec ceux obtenus lors de l'étude du contenu en information en Section 3.4.3.

Également prédit par l'étude du contenu en information, l'utilisation de IASI-NG améliore légèrement la précision des restitutions, sans modifier les performances globales. Ceci est illustré en Figure 3.18. Par exemple, pour la configuration IC en considérant uniquement les cas pour lesquels l' IWP est compris entre 1 et 300 g/m^2 , l'erreur moyenne associée aux restitutions avec IASI est de 3.1 g/m^2 pour l' IWP , 2.2 km pour CTH et 4.6 km pour CBH alors que l'erreur obtenue avec IASI-NG est de 2.5 g/m^2 pour l' IWP , 1.8 km pour CTH et 4.2 km pour CBH . Le taux de convergence est très similaire avec les deux instruments.

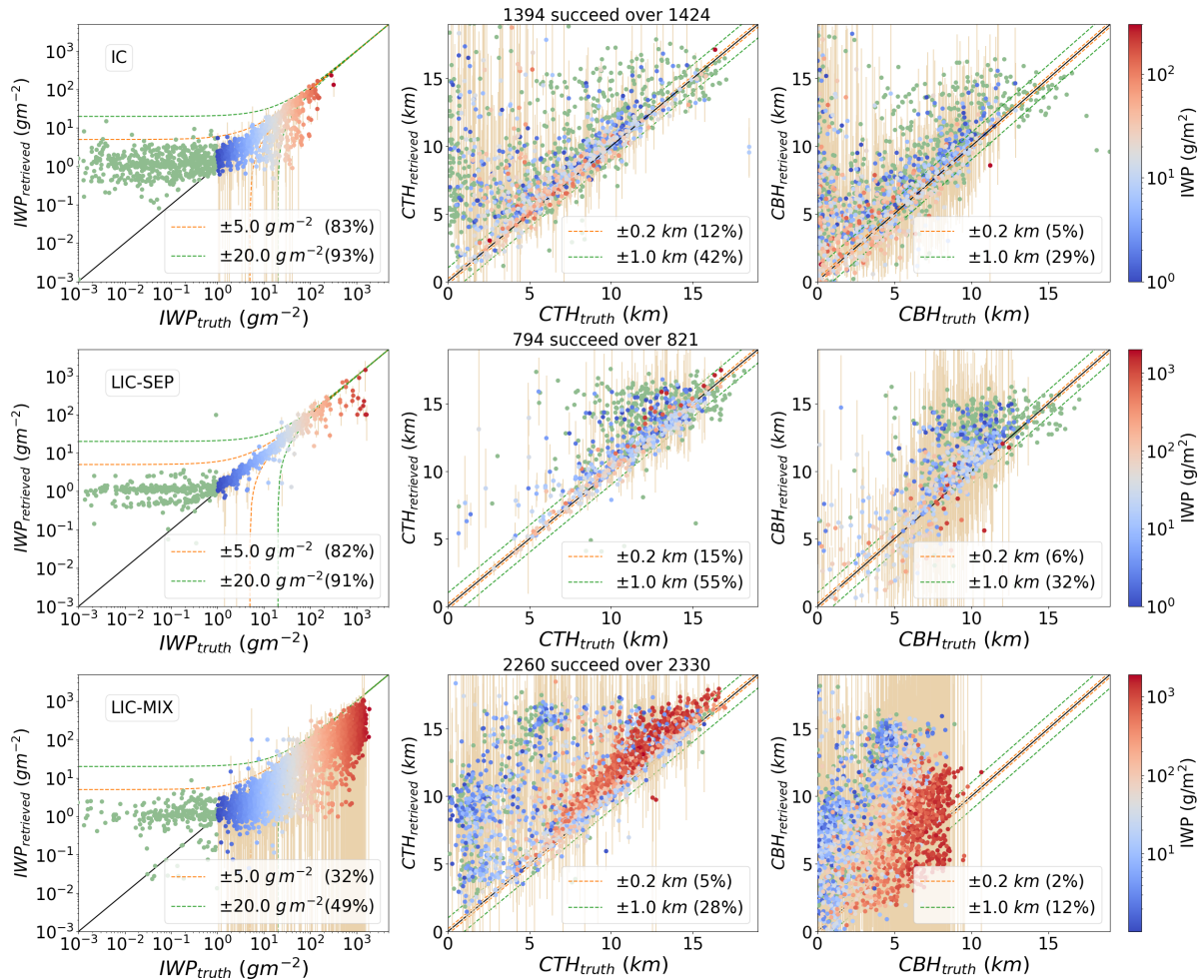


FIGURE 3.18: Restitution de IWP , CTH et CBH pour les configurations IC, LIC-SEP et LIC-MIX à partir de mesures IASI-NG synthétiques en fonction de la vérité. Les éléments de la figure sont identiques à ceux présentés en Figure 3.15 a,b,c.

Recherche du nombre optimal de canaux pour les restitutions. La sélection de canaux décrite en Section 3.4.4 a permis de diminuer le nombre de canaux utiles à 546 pour IASI et 1013 pour IASI-NG. Cependant, pour des raisons de temps de calcul et afin d'avoir une sélection unique et optimale quelque soit le type de scènes, il nous a fallu réduire encore ce nombre.

La procédure que nous avons suivie pour arriver à un nombre optimal de canaux sans dégrader la qualité des résultats est la suivante. Nous avons testé des listes aléatoires de tailles différentes dont les performances pour l'inversion sont illustrées sur la Figure

3.19. Le nombre de 150 permet les plus petites erreurs tout en conservant un taux de convergence satisfaisant. Étant donné que cette étude repose sur des sélections aléatoires, nous avons vérifié la stabilité des observations à la sélection aléatoire en conservant le nombre de 150 canaux.

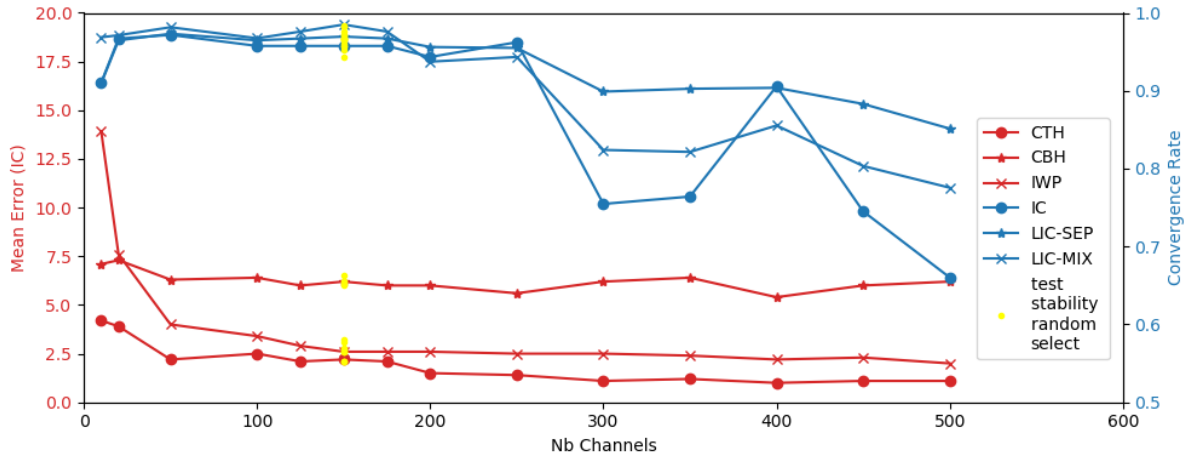


FIGURE 3.19: Erreur moyenne (%) sur la restitution de *IWP*, *CTH* et *CBH* pour la configuration *IC* et taux de convergence pour les trois configurations en fonction du nombre de canaux sélectionnés aléatoirement parmi la sélection initiale présentée en Section 3.4.4. Les points en jaune montrent la stabilité des performances pour différentes sélections aléatoires d'un même nombre de canaux.

3.6 Conclusion

L'étude du contenu en information appliquée à la base de profils réalistes issus de réanalyses de l'ECMWF a permis de montrer que les mesures IASI et IASI-NG pourraient être utilisées pour retrouver une information sur les nuages de glace si ceux-ci sont suffisamment épais (*IWP* compris entre 1 et 300 g/m²) et si le contraste en température entre le nuage et la surface est suffisamment important. L'algorithme de restitution, développé en tirant parti de la sélection de canaux et testé sur des mesures synthétiques générées à partir de cette même base de données, donne des résultats en adéquation avec ceux prédits par la théorie de l'information. Le taux de convergence de l'algorithme est important (supérieur à 95%). Les situations présentant une seule couche de nuage de glace ou avec une couche de nuage liquide mais bien séparée produisent les meilleurs résultats. Cependant, lorsqu'une couche d'eau liquide est mélangée à la couche de glace, l'inversion s'avère beaucoup plus difficile. La restitution de l'*IWP* et de *CTH* devrait s'avérer plus fiable que celle de *CBH* malgré l'introduction d'une climatologie pour contraindre cette variable. L'utilisation de IASI-NG à la place de IASI devrait améliorer la précision de l'algorithme sans pour autant en modifier les performances globales. L'algorithme doit maintenant être testé sur des vraies mesures des instruments IASI afin d'évaluer ses performances en situation réelle. Nous effectuons cette évaluation au chapitre suivant.

3.7 Références

- Baum, B. A., Yang, P., Nasiri, S., Heidinger, A. K., Heymsfield, A., and Li, J. (2007). Bulk scattering properties for the remote sensing of ice clouds. Part III : High-resolution spectral models from 100 to 3250 cm^{-1} . *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, 46(4) :423–434.
- Boudala, F. S., Isaac, G. A., Fu, Q., and Cober, S. G. (2002). Parameterization of effective ice particle size for high-latitude clouds. *Int. J. Climatol.*, 22(10) :1267–1284.
- Clerbaux, C., Boynard, A., Clarisse, L., George, M., Hadji-Lazaro, J., Herbin, H., Hurtmans, D., Pommier, M., Razavi, A., Turquety, S., et al. (2009). Monitoring of atmospheric composition using the thermal infrared IASI/Metop sounder. *Atmos. Chem. Phys.*, 9(16) :6041–6054.
- Cooper, S. J., L’Ecuyer, T. S., Gabriel, P., Baran, A. J., and Stephens, G. L. (2006). Objective assessment of the information content of visible and infrared radiance measurements for cloud microphysical property retrievals over the global oceans. Part II : Ice clouds. *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, 45(1) :42–62.
- Delanoë, J. and Hogan, R. J. (2008). A variational scheme for retrieving ice cloud properties from combined radar, lidar, and infrared radiometer. *J. Geophys. Res. Atmos.*, 113(D7).
- Delanoë, J. and Hogan, R. J. (2010). Combined CloudSat-CALIPSO-MODIS retrievals of the properties of ice clouds. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 115(D4).
- Dubovik, O. and King, M. D. (2000). A flexible inversion algorithm for retrieval of aerosol optical properties from sun and sky radiance measurements. *J. Geophys. Res. Atmos.*, 105(D16) :20673–20696.
- Eresmaa, R. and McNally, A. P. (2014). Diverse profile datasets from the ECMWF 137-level short-range forecasts. In *Document No. NWPSAF-EC-TR-017, Version 1.0*. EUMETSAT Satellite Application Facility (NWP SAF).
- Feofilov, A. G., Stubenrauch, C. J., and Delanoë, J. (2015). Ice water content vertical profiles of high-level clouds : classification and impact on radiative fluxes. *Atmos. Chem. Phys.*, 15(21) :12327–12344.
- Gambacorta, A. and Barnet, C. D. (2012). Methodology and information content of the NOAA NESDIS operational channel selection for the Cross-Track Infrared Sounder (CrIS). *IEEE Trans. Geosci. Remote. Sens.*, 51(6) :3207–3216.
- Garnier, A., Pelon, J., Dubuisson, P., Yang, P., Faivre, M., Chomette, O., Pascal, N., Lucker, P., and Murray, T. (2013). Retrieval of cloud properties using CALIPSO Imaging Infrared Radiometer. Part II : Effective diameter and ice water path. *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, 52(11) :2582–2599.
- Hong, Y. and Liu, G. (2015). The characteristics of ice cloud properties derived from Cloudsat and CALIPSO measurements. *J. Clim.*, 28(9) :3880–3901.

-
- Iacobellis, S. F., McFarquhar, G. M., Mitchell, D. L., and Somerville, R. C. J. (2003). The sensitivity of radiative fluxes to parameterized cloud microphysics. *J. Clim.*, 16(18) :2979–2996.
- Intrieri, J. M., Stephens, G. L., Eberhard, W. L., and Uttal, T. (1993). A method for determining cirrus cloud particle sizes using lidar and radar backscatter technique. *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, 32(6) :1074–1082.
- L’Ecuyer, T. S., Gabriel, P., Leesman, K., Cooper, S. J., and Stephens, G. L. (2006). Objective assessment of the information content of visible and infrared radiance measurements for cloud microphysical property retrievals over the global oceans. Part I : Liquid clouds. *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, 45(1) :20–41.
- Leonarski, L., C.-Labonnote, L., Compiègne, M., Vidot, J., Baran, A. J., and Dubuisson, P. (2021). Potential of hyperspectral thermal infrared spaceborne measurements to retrieve ice cloud physical properties : Case study of IASI and IASI-NG. *Remote Sensing*, 13(1) :116.
- Martinet, P., Lavanant, L., Fourrié, N., Rabier, F., and Gambacorta, A. (2014). Evaluation of a revised IASI channel selection for cloudy retrievals with a focus on the Mediterranean basin. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 140(682) :1563–1577.
- Rabier, F., Fourrié, N., Chafäi, D., and Prunet, P. (2002). Channel selection methods for infrared atmospheric sounding interferometer radiances. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 128(581) :1011–1027.
- Rodgers, C. (2000). *Inverse methods for atmospheric sounding : theory and practice*. ISTE Editions.
- Shannon, C. E. (1948). A mathematical theory of communication. *The Bell system technical journal*, 27(3) :379–423.
- Smith, W. L. and Frey, R. (1990). On cloud altitude determinations from high resolution interferometer sounder (his) observations. *J. Appl. Meteorol.*, 29(7) :658–662.
- Sourdeval, O., C.-Labonnote, L., Baran, A. J., and Brogniez, G. (2015). A methodology for simultaneous retrieval of ice and liquid water cloud properties. Part I : Information content and case study. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 141(688) :870–882.
- Stephens, G. L., Vane, D. G., Boain, R. J., Mace, G. G., Sassen, K., Wang, Z., Illingworth, A. J., O’connor, E. J., Rossow, W. B., Durden, S. L., et al. (2002). The CloudSat mission and the A-Train : A new dimension of space-based observations of clouds and precipitation. *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, 83(12) :1771–1790.
- Tinel, C., Testud, J., Pelon, J., Hogan, R. J., Protat, A., Delanoë, J., and Bouniol, D. (2005). The retrieval of ice-cloud properties from cloud radar and lidar synergy. *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, 44(6) :860–875.
- Wang, Z. and Sassen, K. (2002). Cirrus cloud microphysical property retrieval using lidar and radar measurements. Part I : Algorithm description and comparison with in situ data. *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, 41(3) :218–229.

Winker, D. M., Pelon, J. R., and McCormick, M. P. (2003). CALIPSO mission : spaceborne lidar for observation of aerosols and clouds. In *Lidar Remote Sensing for Industry and Environment Monitoring III*, volume 4893, pages 1–11. International Society for Optics and Photonics.

Wyser, K. (1998). The effective radius in ice clouds. *J. Clim.*, 11(7) :1793–1802.



Restitution du contenu en glace et de l'altitude des nuages à partir des mesures de l'instrument IASI

Le Chapitre 3 a montré la possibilité d'utiliser les mesures effectuées par IASI pour retrouver une information sur les nuages de glace. Nous avons mis en évidence les capacités et les limites de la méthode d'inversion liées principalement à l'épaisseur du nuage et au contraste en température avec la surface. Néanmoins, cette étude se basait uniquement sur des profils atmosphériques théoriques et l'algorithme doit également être confronté à de vraies mesures avec les difficultés que cela implique. Ce chapitre est dédié au test de notre algorithme sur des mesures de l'instrument IASI et à l'évaluation des produits nuageux restitués.

Dans un premier temps, nous décrivons les ajustements apportés à l'algorithme en conditions réelles par rapport à l'algorithme théorique. Ensuite, nous illustrons ses performances en prenant pour exemple la journée du 1^{er} janvier 2008 (choisie de manière arbitraire). Nous discutons également de l'influence du choix du modèle microphysique pour simuler les propriétés optiques des cristaux de glace. Enfin, nous évaluons les restitutions en analysant un an de données.

4.1 Spécifications de l'algorithme d'inversion en conditions réelles

L'algorithme que nous avons développé et qui a été testé sur des mesures théoriques nécessite certains ajustements afin d'être performant en conditions réelles où les erreurs peuvent être moins bien maîtrisées et les profils atmosphériques réels inconnus. Nous présentons dans cette section les changements et adaptations effectuées pour que l'algorithme puisse être lancé sur les mesures de l'instrument IASI.

4.1.1 Choix des profils atmosphériques et propriétés de surface

Comme nous l'avons montré au Chapitre 2, le spectre infrarouge est sensible aux paramètres atmosphériques et de surface même en présence de nuages. Leur choix est donc crucial pour effectuer des simulations correctes et ne pas biaiser les restitutions. Ces profils doivent être au plus proche de la réalité et dans les marges d'erreur considérées dans les matrices de variance-covariance. Pour notre algorithme, nous avons choisi d'utiliser les profils horaires de réanalyse ERA5 de l'ECMWF (<https://www.ecmwf.int/en/forecasts/datasets/reanalysis-datasets/era5> - dernier accès le 30 juin 2021) à la résolution 0.25°. Les profils considérés sont ceux de l'ozone, de l'humidité, de la température et du contenu en eau liquide. Nous utilisons également ces réanalyses pour fixer la température de surface, la couverture neigeuse, de glace de mer, la vitesse du vent et l'élévation de la surface. L'émissivité de surface des continents est calculée grâce à l'atlas UWIRemis (*University of Wisconsin-Madison InfraRed emissivity*, Borbas and Ruston (2011)) et celle des océans est calculée par le logiciel de transfert radiatif RTTOV à partir de la salinité et de la vitesse du vent. Les erreurs associées aux paramètres non-inversés, et explicitées au Chapitre 3, sont rappelées dans le Tableau 4.1.

TABLE 4.1: Récapitulatif des erreurs sur les paramètres non-inversés admises dans l'algorithme.

	température	H ₂ O / O ₃	émissivité de surface	paramètres nuage liquide
erreur	1 K	10 %	5 %	50 %

4.1.2 Sélection des scènes observées

Avant toute restitution, il faut savoir si le pixel est clair ou nuageux et, si possible, connaître sa fraction nuageuse. Nous utilisons pour cela le masque nuageux fourni par les produits opérationnels nuages de niveau 2 IASI. Les produits opérationnels de niveau 2 IASI sont distribués par l'EUMETSAT (EUMETSAT (2017a,b)). Ces produits contiennent des informations sur la surface, l'atmosphère et les nuages. Concernant les nuages, c'est la fraction nuageuse du pixel ainsi que la pression au sommet et la phase de l'eau condensée au sommet qui sont restituées. Ces produits ont fait l'objet d'une validation (August et al. (2012); EUMETSAT (2012)). Un traitement particulier des nuages de glace fins, plus compliqués à traiter et à détecter, doit cependant encore être intégré au produit opérationnel (EUMETSAT (2017a)).

La détection de pixels nuageux est effectuée grâce à une détection conjointe à partir de l'AVHRR (*Advanced Very High Resolution Radiometer*), des prévisions météorologiques et des spectres IASI. L'AVHRR est présent sur la plateforme Metop et possède une résolution spatiale très supérieure à celle de IASI : son champ de vue au nadir est de 1.08 km et de 6.15 km à la limite de balayage (EUMETSAT (2013, 2015)). Pour donner un ordre de grandeur, il faut environ 100×100 pixels de l'AVHRR pour couvrir la totalité des quatre IFOVs de l'EFOV IASI. L'AVHRR effectue des mesures dans six canaux positionnés dans l'infrarouge (3 canaux) et dans le visible (3 canaux). La Figure 4.1 permet de comparer les gammes spectrales de mesures de l'AVHRR et de IASI.

Un pixel est considéré nuageux si au moins un des trois critères de vérification est

4.1. SPÉCIFICATIONS DE L'ALGORITHME D'INVERSION EN CONDITIONS RÉELLES

rempli. Le premier considère le pixel nuageux si plus de 2% des pixels de l'AVHRR à l'intérieur du pixel IASI sont eux-mêmes nuageux. Le masque nuageux du pixel AVHRR est basé sur la comparaison de la température de brillance mesurée à la température de brillance simulée en ciel clair soit à partir des prévisions météorologiques soit de climatologies. Au niveau du pixel AVHRR, celui-ci est considéré comme complètement nuageux ou complètement clair. Le deuxième se base sur la simulation du signal IASI tel qu'il serait mesuré en ciel clair à partir de sorties de prévisions météorologiques dans un canal de référence de la fenêtre atmosphérique. Si celui-ci diffère de plusieurs kelvin en température de brillance de la mesure, le pixel est considéré nuageux. Enfin, un algorithme basé sur un réseau de neurones utilisant le spectre IASI et la distribution de la luminance de l'AVHRR permet également de détecter la présence d'un nuage.

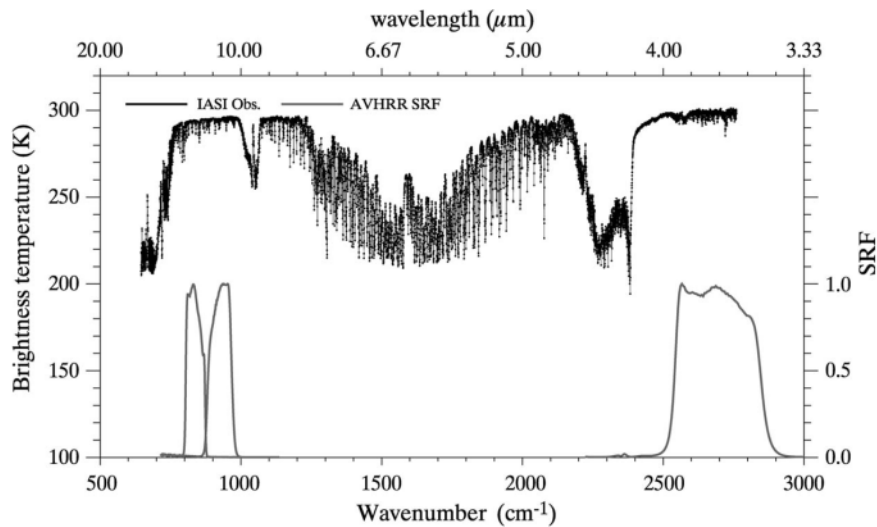


FIGURE 4.1: Spectre IASI typique en température de brillance pour les 8461 canaux de mesure superposé à la fonction réponse des trois canaux infrarouges de l'AVHRR (de droite à gauche : canaux 3b, 4 et 5). Figure de Wang and Cao (2008).

À l'instar de la plupart des algorithmes d'inversion, notre algorithme utilise un modèle de transfert radiatif considérant une atmosphère plan-parallèle et homogène. La présence d'une hétérogénéité de la scène observée à l'intérieur du pixel IASI peut donc mener à des erreurs de restitution importantes (McNally (2009); Fauchez et al. (2013, 2014, 2015, 2017, 2018a,b)). De plus, ces pixels d'atmosphère plan-parallèle sont généralement considérés comme indépendants ce qui peut mener à un effet 3D qui affecte la luminance simulée en négligeant le transport horizontal de rayonnement à travers les différents pixels. Ces deux effets sont connus pour dépendre très fortement de la résolution spatiale du détecteur utilisé et de la longueur d'onde considérée. L'hétérogénéité sous-pixel augmente avec une résolution spatiale plus grossière tandis que l'effet lié au transport horizontal diminue. Dans le cas d'un instrument infrarouge à haute résolution spectrale et de résolution spatiale similaire à celle de IASI, les restitutions sont très peu impactées par une non prise en compte du transport horizontal, ce qui n'est pas le cas de l'hétérogénéité sous pixel (Fauchez et al. (2018a)). Fauchez et al. (2018a) ont par exemple montré, à partir d'une étude de cas qui considère un nuage de glace (épaisseur optique moyenne de 1.4 à 12.03 μm et variant de 0.008 à 12, paramètre d'inhomogénéité de 1), que la non prise en compte de ces hétérogénéités dans le modèle direct peut induire des erreurs de l'ordre de 30% sur l'épaisseur optique et jusqu'à 50% sur le rayon effectif restitués.

4.1. SPÉCIFICATIONS DE L'ALGORITHME D'INVERSION EN CONDITIONS RÉELLES

L'étude de Kahn et al. (2015) a permis de quantifier la proportion de pixels homogènes dans le champ de vue de l'instrument AIRS (qui a une résolution spatiale similaire à celle de IASI) en utilisant les restitutions de l'instrument MODIS colocalisées dont la résolution spatiale est de l'ordre de 1 km. Cette étude a mis en évidence que 27% de tous les pixels AIRS contiennent des nuages de glace mais, après comparaison avec les restitutions MODIS, seuls 7% (de tous les pixels) contiennent un nuage de glace uniforme. L'accord des restitutions entre les deux instruments dépend fortement de l'hétérogénéité horizontale et de la structure verticale du nuage avec un meilleur accord trouvé pour des nuages mono-couches, homogènes horizontalement, de basse altitude et au-dessus des océans.

De plus, les inhomogénéités (liées aux nuages ou à la variabilité de la surface) à l'intérieur du champ de vue de l'instrument ont pour conséquence de modifier l'auto-apodisation et ainsi modifier sa réponse spectrale (Phillips and Schlüssel (2005)). Il est donc nécessaire de connaître les sources d'inhomogénéité pour pouvoir corriger les changements dans la réponse spectrale de l'instrument et donc la luminance. L'effet dû à ces inhomogénéités peut atteindre 1K en température de brillance si elles ne sont pas traitées correctement. Pour cette raison, l'analyse de la luminance de l'AVHRR à l'intérieur des pixels IASI est fournie au niveau 1C. Le pixel IASI est alors fractionné, grâce à l'AVHRR, en plusieurs régions selon leurs propriétés radiatives. Ces scènes doivent être identifiées (surfaces, conditions atmosphériques ou encore formations nuageuses) et positionnées à l'intérieur du pixel IASI afin de déterminer précisément leur interaction avec la fonction réponse de l'instrument. Phillips and Schlüssel (2005) ont analysé une orbite synthétique IASI. L'analyse des scènes à l'intérieur de cette orbite a montré que la majorité des pixels sont soit complètement clairs soit avec un seul type de nuage. Dans cette analyse, 10% des pixels ont été classés comme ayant plus d'une scène, 7% plus d'un type de nuage. 1.2% des pixels ont été classés comme partiellement nuageux. Dans le cas de nuages très fragmentés ou dont la température est proche de celle de la surface, l'algorithme n'est pas capable de différencier les scènes. C'est particulièrement souvent le cas au-dessus de l'Antarctique où une surface froide peut être à côté d'un nuage opaque de haute altitude (Phillips and Schlüssel (2005)).

À partir de l'année 2011, le niveau 1C IASI contient donc l'information sur la répartition spatiale de la luminance à l'intérieur du champ de vue de IASI apportée par la mesure de l'AVHRR. Nous avons accès, pour chaque canal de l'AVHRR, à la valeur moyenne de la luminance et à son écart-type pour les différentes classes ainsi qu'à la proportion et au barycentre de ces classes à l'intérieur de l'IFOV.

Dans le but de comparer nos inversions à celles d'instruments actifs de manière statistique, nous avons décidé, dans un premier temps, d'utiliser l'année 2008 et nous n'avons donc pas accès à toutes les données nécessaires à la caractérisation de l'hétérogénéité sous-pixel. Cependant, le traitement de l'ensemble de l'archive IASI est prévu et l'impact de l'information sur l'hétérogénéité sous pixel disponible à partir de 2011 sera analysé en détail. Il sera possible pour cela de se baser sur les travaux de Martinet et al. (2013), Eresmaa (2014) et Farouk et al. (2019) qui indiquent des méthodes en vue de sélectionner les scènes homogènes pour IASI.

Finalement, nous avons décidé d'utiliser notre algorithme d'inversion dans les conditions suivantes :

- pixel dont la couverture nuageuse est supérieure à 90% ;

— pixel clair.

Ce choix d'inclure les pixels clairs est lié au fait que les nuages fins ou les nuages optiquement plus épais mais situés dans des régions froides sont susceptibles de ne pas être détectés par l'algorithme de détection nuageuse antérieur à 2011. Or, les études menées dans le Chapitre 3 montrent que les mesures résolues spectralement dans l'infrarouge contiennent de l'information sur ces cas difficiles.

Dans le cas de fractions nuageuses différentes de 1, le signal a été modélisé comme provenant de la source claire, $L \uparrow_{clear}$, et la source nuageuse de fraction CF , $L \uparrow_{cloudy}$, telle que :

$$L \uparrow = (1 - CF)L \uparrow_{clear} + (CF)L \uparrow_{cloudy}, \quad (4.1)$$

et la contribution de la source claire aux matrices de variance-covariance partiellement nuageuses est considérée comme négligeable.

4.1.3 Stabilité de la solution

La présence de nuages mène à une forte non-linéarité du modèle direct. De ce fait, il est possible que la fonction coût possède plusieurs minima locaux menant à des solutions multiples. L'utilisation de la connaissance *a priori* de l'atmosphère permet de prévenir en partie ce problème si cet *a priori* est connu de manière suffisamment précise, c'est-à-dire si la matrice de variance-covariance associée est suffisamment faible. Or, dans cette étude, nous avons fait le choix de donner un poids très faible à l'*a priori* en attribuant des erreurs sur le vecteur d'état *a priori* très grandes ($10^5\%$). Dès lors, afin de tester la stabilité de la solution, un certain nombre de tests ont été mis en place. Un premier test permet d'éliminer les solutions non physiques. Il s'effectue pendant le processus d'itération et permet de vérifier, par exemple, que l'altitude du sommet est bien supérieure à celle à la base, ou que la base du nuage a bien une température inférieure à 0°C . Ensuite, pour s'affranchir des minima locaux de la fonction coût, nous vérifions la stabilité de la solution en utilisant deux "points de départ" différents. Ces "points de départ" sont des nuages d'épaisseur différente : un dont l'*IWP* est de 50 g/m^2 et un dont l'*IWP* est de 100 g/m^2 . Parce que les solutions obtenues à partir de ces deux points de départ ont très peu de chances d'être rigoureusement identiques (même dans le cas où la solution serait unique), un critère de stabilité a été défini afin de vérifier que les solutions et leurs erreurs sont en accord. Ce critère s'effectue dans l'espace des mesures en tenant compte de leurs erreurs respectives avec la condition suivante pour la stabilité :

$$[\mathbf{F}(\hat{\mathbf{x}}_1) - \mathbf{F}(\hat{\mathbf{x}}_2)]^T (\mathbf{S}_{\mathbf{F}_1} + \mathbf{S}_{\mathbf{F}_2})^{-1} [\mathbf{F}(\hat{\mathbf{x}}_1) - \mathbf{F}(\hat{\mathbf{x}}_2)] < m, \quad (4.2)$$

avec $\mathbf{F}(\hat{\mathbf{x}}_i)$ la luminance simulée après convergence à partir du point de départ i et $\mathbf{S}_{\mathbf{F}_i}$ la matrice de variance-covariance associée au modèle. m correspond au nombre de mesures. La solution menant à la plus petite distance moyenne quadratique à la mesure est conservée. Les restitutions sont alors étiquetées en fonction de leur stabilité ou si le test n'a pas pu être effectué car un seul point de départ a convergé.

4.1.4 Sélection de canaux

Nous avons effectué au Chapitre 3 une sélection des canaux apportant le plus d'information sur une base théorique. Or, en conditions réelles, nous avons constaté que cette sélection n'est pas optimale en terme de taux de convergence. Une première explication peut être que les erreurs que nous avons prises en compte dans les matrices de variance-covariance sont trop faibles par rapport à la réalité. Par exemple, nous avons utilisé 1 K pour le profil de température sur toute la colonne atmosphérique, or, cette valeur n'est valable que dans la troposphère. Une autre explication est donnée par Martinet et al. (2014). L'utilisation de canaux dans la bande d'absorption de la vapeur d'eau comme apportant la majeure partie de l'information peut mener à des non-linéarités du modèle direct puisqu'ils couplent la concentration en vapeur d'eau, le profil de température et le nuage. Ces non-linéarités peuvent ne pas être bien prises en compte pour le calcul des jacobiens et sont plus importantes dans le cas de vraies mesures IASI que dans celui d'observations simulées.

Nous avons donc décidé d'utiliser la sélection de canaux de Martinet et al. (2014) effectuée avec la méthode "physique" car c'est la sélection qui mène au plus grand taux de convergence. Nous avons conservé uniquement les 69 premiers canaux pour ne pas avoir à tenir compte du rayonnement solaire pour les canaux de plus courtes longueurs d'onde. Martinet et al. (2014) ont montré qu'utiliser 60 canaux au lieu des 134 de la sélection initiale ne dégrade pas les performances pour les nuages semi-transparents. Nous avons comparé les restitutions qui ont convergé avec notre sélection et celle de Martinet et al. (2014). Les erreurs associées aux restitutions sont plus importantes avec la sélection de Martinet et al. (2014) car celle-ci a plus de canaux situés au niveau de la fenêtre atmosphérique mais les variables inversées restent similaires.

4.2 Étude de la journée du 1^{er} janvier 2008

Dans cette section, nous illustrons les performances de l'algorithme de restitution en étudiant la journée du 1^{er} janvier 2008 et en ne présentant que le passage de IASI du matin en heure locale. L'algorithme montre un bon taux de convergence lorsque le pixel est complètement couvert (74%). De manière surprenante le taux de convergence de l'algorithme en ciel clair est également élevé avec une valeur de 70%. Cela veut dire que dans un peu plus de deux cas sur trois, notre algorithme trouve une solution avec nuage de glace qui explique la mesure étiquetée "ciel clair" de IASI. Par contre, le taux de convergence est très faible en ce qui concerne les ciels partiellement nuageux dont la fraction nuageuse est comprise entre 90 et 99% (taux de convergence à 12%). Ceci est certainement attribuable à une représentation de la luminance trop simpliste. Nous ne présenterons donc dans la suite que les résultats obtenus en ciel clair et complètement nuageux.

4.2.1 Inversion en ciel complètement nuageux

Performances. Nous nous intéressons d'abord aux performances globales de l'algorithme. En condition complètement nuageuse, le taux de convergence est important avec 74% des pixels pour lesquels l'algorithme a trouvé une solution stable. La valeur du χ^2

normalisée, qui est la fonction coût calculée lors de la dernière itération normalisée par le nombre de mesures, est donnée en Figure 4.2. Un χ^2 inférieur à 1 indique une bonne convergence (illustré en couleur rose). Le taux de convergence est de 70% pour les cas avec présence d'un nuage liquide (cas multi-couches) et de 79% pour les cas où il n'y en a pas. Ces derniers cas (mono-couche de glace) ne représentent que 36% de la totalité des pixels et sont principalement distribués en Antarctique, en Amérique du Nord et en Asie. 17% des inversions ont convergé mais n'ont pas passé le test de stabilité.

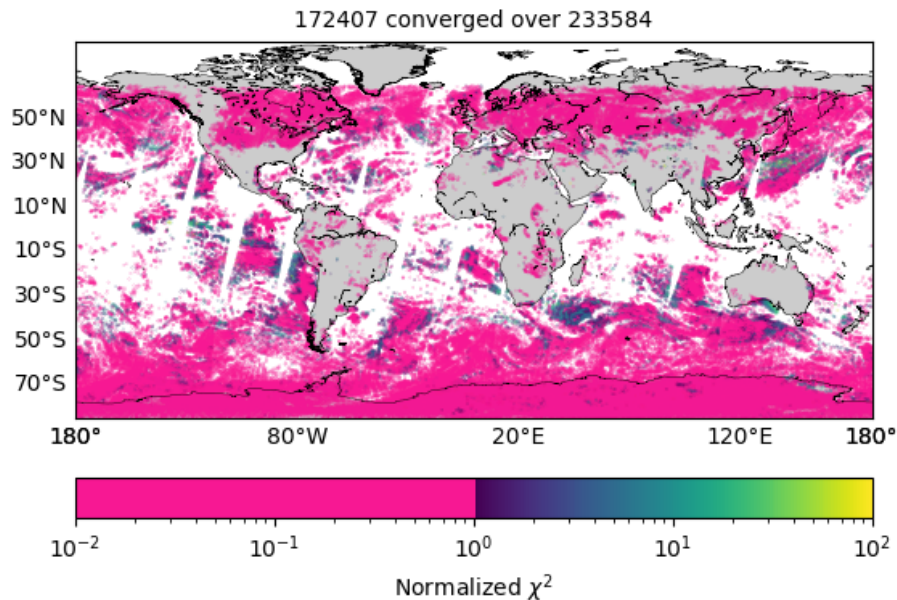


FIGURE 4.2: χ^2 normalisé pour les pixels complètement couverts par un nuage. Les pixels colorés en rose correspondent aux cas ayant convergé.

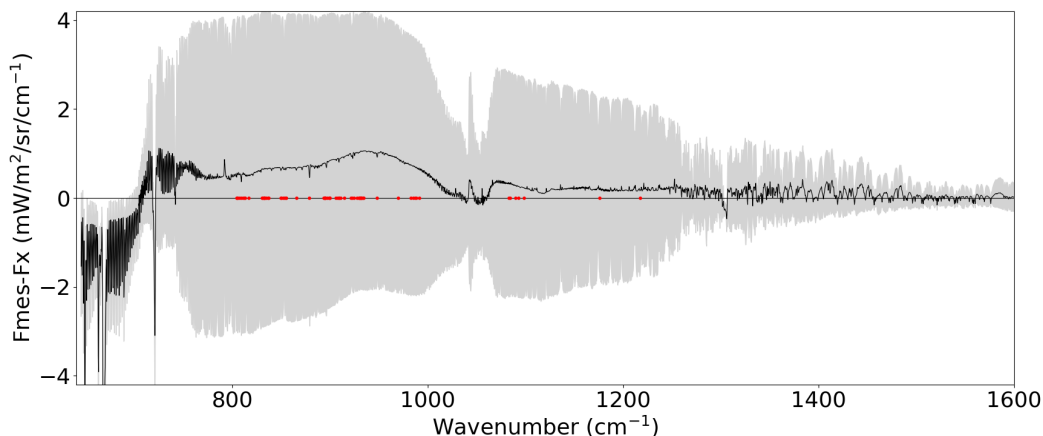


FIGURE 4.3: Résidus moyens sur tous les canaux compris entre 645 et 1600 cm^{-1} pour l'ensemble des pixels qui ont convergé. L'écart-type de part et d'autre de la moyenne est représenté par la zone grisée. Le nombre d'onde des canaux utilisés pour l'inversion (69) est indiqué par les points rouges.

La Figure 4.3 représente le résidu moyen (différence moyenne entre la mesure et la simulation après convergence) calculé sur tous les canaux compris entre 645 et 1600 cm^{-1} . Les résidus sont assez faibles avec des valeurs globalement comprises entre -2 et 1

$\text{mW/m}^2/\text{sr}/\text{cm}^{-1}$. L'écart à la mesure le plus important est situé dans la bande d'absorption du CO_2 c'est-à-dire pour des canaux sensibles au profil de température. On constate également une augmentation du résidu dans la fenêtre atmosphérique autour de 950 cm^{-1} . Le profil d'ozone semble très bien représenté puisque le résidu est proche de zéro dans sa bande d'absorption. Le résidu moyen est également faible dans la bande d'absorption de la vapeur d'eau avec des valeurs inférieures à $0.5 \text{ mW/m}^2/\text{sr}/\text{cm}^{-1}$, mais, dans cette gamme de nombres d'onde, le signal est également très faible. L'écart-type associé au résidu montre que l'algorithme peut converger malgré des résidus importants. Ceci s'explique par une erreur conséquente attribuée à certains paramètres non-inversés du modèle. Dans ce cas, les erreurs associées aux restitutions sont également importantes.

La Figure 4.4 donne la phase de l'eau condensée dans la colonne atmosphérique d'après les réanalyses ERA5 pour tous les pixels ayant convergé vers la présence d'un nuage de glace. Dans 80% des cas pour lesquels notre algorithme a convergé, les réanalyses ERA5 prédisent la présence d'un nuage de glace dans la colonne. Pour le reste, les réanalyses ERA5 ne donnent pas de nuage de glace, mais 13% de ciel clair et, pour les 7% restant, la présence d'un nuage liquide uniquement. Nous considérons que notre algorithme prédit la présence d'un nuage de glace lorsque l'*IWP* est supérieur à 1 g/m^2 .

Afin d'évaluer la pertinence de nos restitutions par rapport aux réanalyses ERA5 nous avons calculé l'écart quadratique (RMS) entre les spectres mesurés par IASI et ceux calculés après convergence de notre algorithme et à partir des sorties de ERA5. La Figure 4.5 donne la différence de ces deux RMS. Lorsque cette différence est positive, le spectre simulé à partir du profil d'*IWC* fourni par notre algorithme est plus proche de la mesure que celui simulé à partir du profil d'*IWC* ERA5. L'accord est amélioré dans 82% des cas. On améliore principalement en haute latitude et au contraire, on détériore principalement en région tropicale. Ceci peut être lié à la plus grande présence de nuages liquides et de colonnes nuageuses un peu plus complexes.

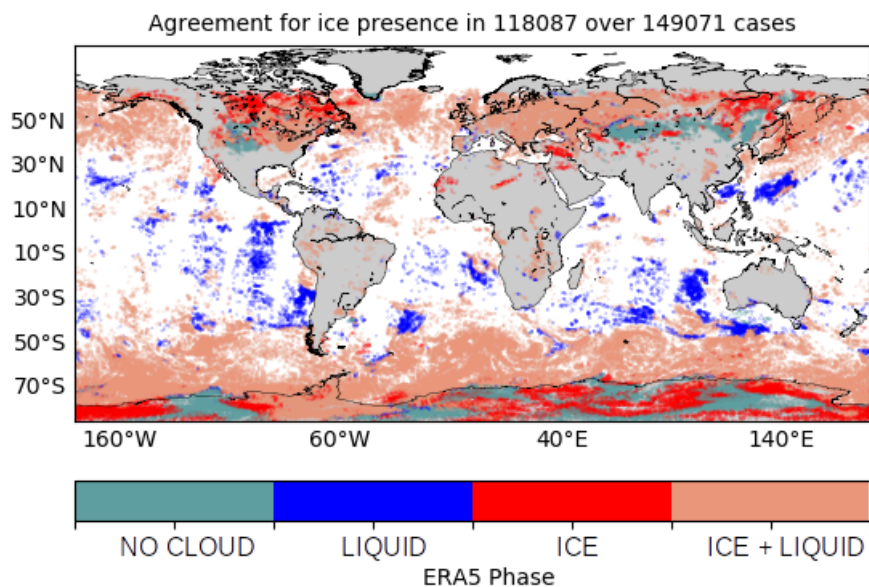


FIGURE 4.4: Phase de l'eau condensée présente dans le profil atmosphérique à partir des réanalyses ERA5 pour les restitutions ayant convergé vers un nuage dont l'*IWP* est supérieur à 1 g/m^2 . Le nombre de cas pour lesquels il existe un accord entre les restitutions de l'algorithme et ERA5 sur la présence d'un nuage de glace est donné en haut de la figure.

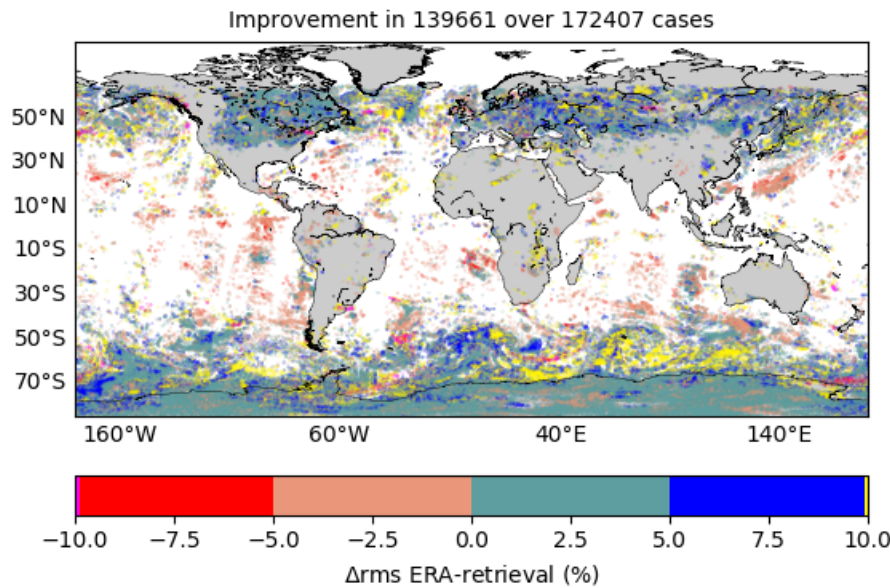


FIGURE 4.5: Différence de l'écart quadratique (RMS) de la simulation à la mesure (en pourcentage de luminance) entre les simulations obtenues à partir du profil d'*IWC* ERA5 et à la convergence de notre algorithme. Les couleurs roses et jaunes indiquent des différences supérieures à 10% ou inférieures à -10% respectivement.

La distribution de la différence de RMS (Figure 4.6) présente un maximum autour de 0.5% ce qui montre que, dans la majorité des cas, les profils restitués avec notre algorithme et ceux fournis par les réanalyses donnent des spectres très proches. On constate également un nombre important de cas pour lesquels nos restitutions permettent d'améliorer l'accord à la mesure de plusieurs pourcents. Cette figure montre également un nombre de cas non négligeable pour lesquels la restitution effectuée avec notre algorithme ne permet pas d'obtenir un RMS plus petit que celui obtenu à partir des réanalyses et dégraderait donc les prévisions. Il faudrait cependant analyser ces RMS de manière plus détaillée et notamment leur comportement spectral afin de comprendre à quel composant du modèle direct l'écart à la mesure est attribuable.

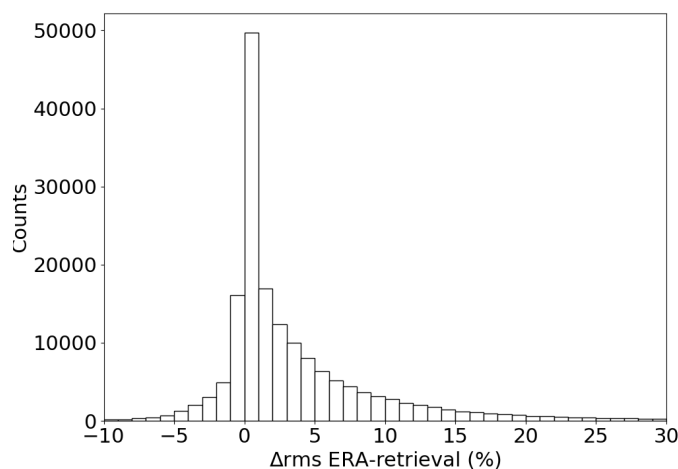


FIGURE 4.6: Distribution de la différence de RMS de la simulation à la mesure (en pourcentage de luminance) entre les simulations obtenues à partir du profil d'*IWC* ERA5 et à la convergence de notre algorithme.

Analyse des résultats. Nous nous intéressons maintenant aux variables nuageuses inversées par l'algorithme. La Figure 4.7 montre les restitutions du contenu en glace intégré, de l'altitude du sommet et de l'altitude de la base du nuage. La Figure 4.8 représente quant à elle les erreurs qui sont associées à ces restitutions. Les restitutions et leurs erreurs sont représentées sur un planisphère (Figures 4.7 et 4.8 **a,c,e**) et sont accompagnées des histogrammes qui montrent leur distribution (Figures 4.7 et 4.8 **b,d,f**).

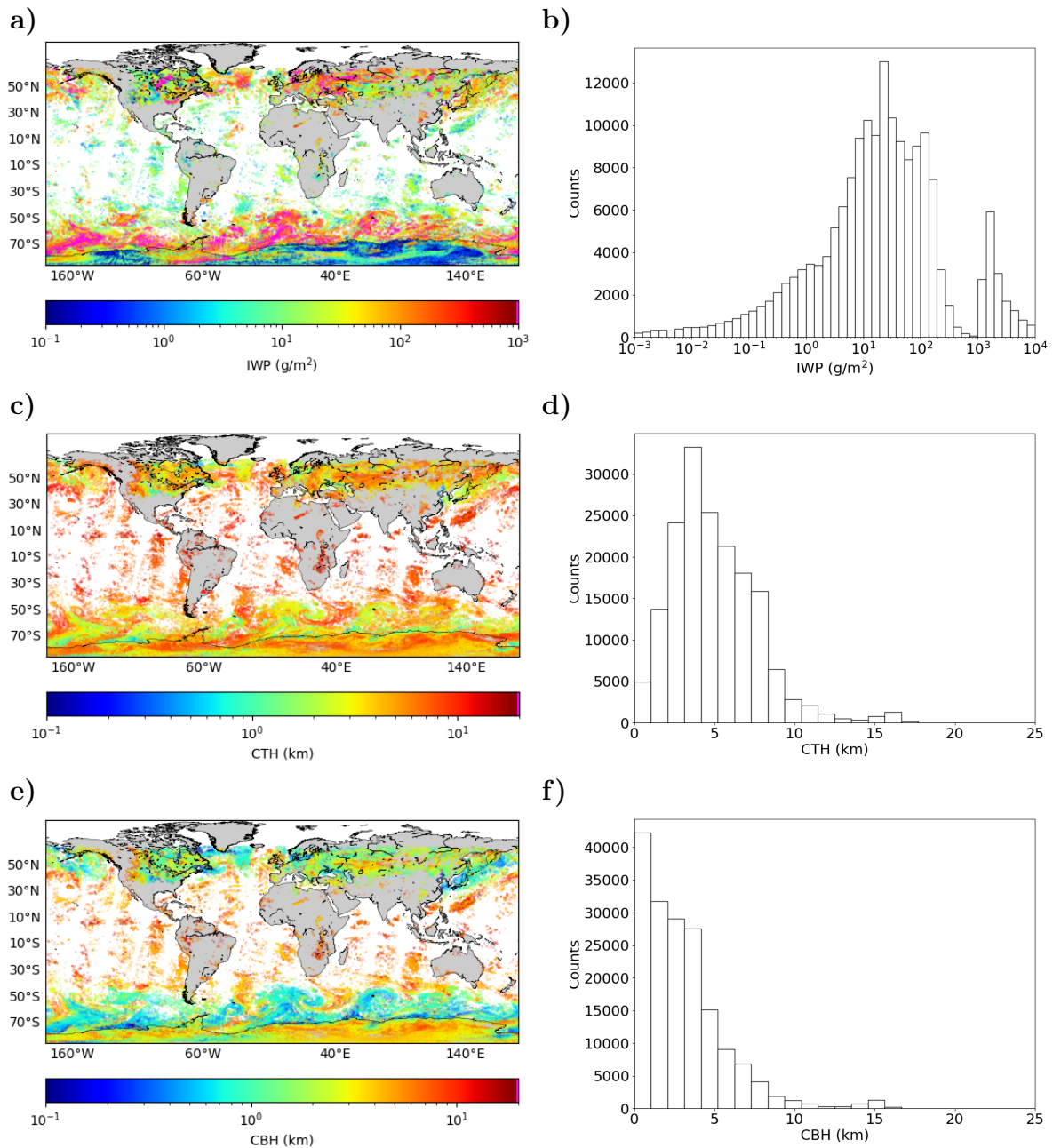


FIGURE 4.7: Restitution (à gauche) et distribution des restitutions (à droite). De haut en bas, contenu en glace intégré sur la colonne (*IWP*) (**a,b**), altitude du sommet (*CTH*) (**c,d**) et altitude de la base (*CBH*) (**e,f**). La couleur rose indique les cas pour lesquels la valeur de la restitution est supérieure à la gamme couverte par l'échelle de couleur.

Concernant le contenu en glace du nuage *IWP* (Figures 4.7 et 4.8 **a,b**), les restitutions donnent des valeurs majoritairement entre 1 g/m^2 (correspondant à une épaisseur optique

dans le visible $OD=0.03$) et 300 g/m^2 ($OD=8$). Le maximum de la distribution est autour de 35 g/m^2 ($OD=1$). La distribution présente un deuxième mode au niveau des grands *IWP* (supérieurs à 1000 g/m^2), mais pour ces valeurs notre algorithme n'est pas en mesure de donner des résultats fiables, d'ailleurs, les erreurs associées à ces cas sont extrêmement élevées et majoritairement supérieures à 300%. Les plus petits *IWP* inversés correspondent aux nuages au-dessus de l'Antarctique. La distribution des erreurs montre un maximum autour de 45% mais est très étalée avec de nombreux cas dont l'erreur est supérieure à 100%.

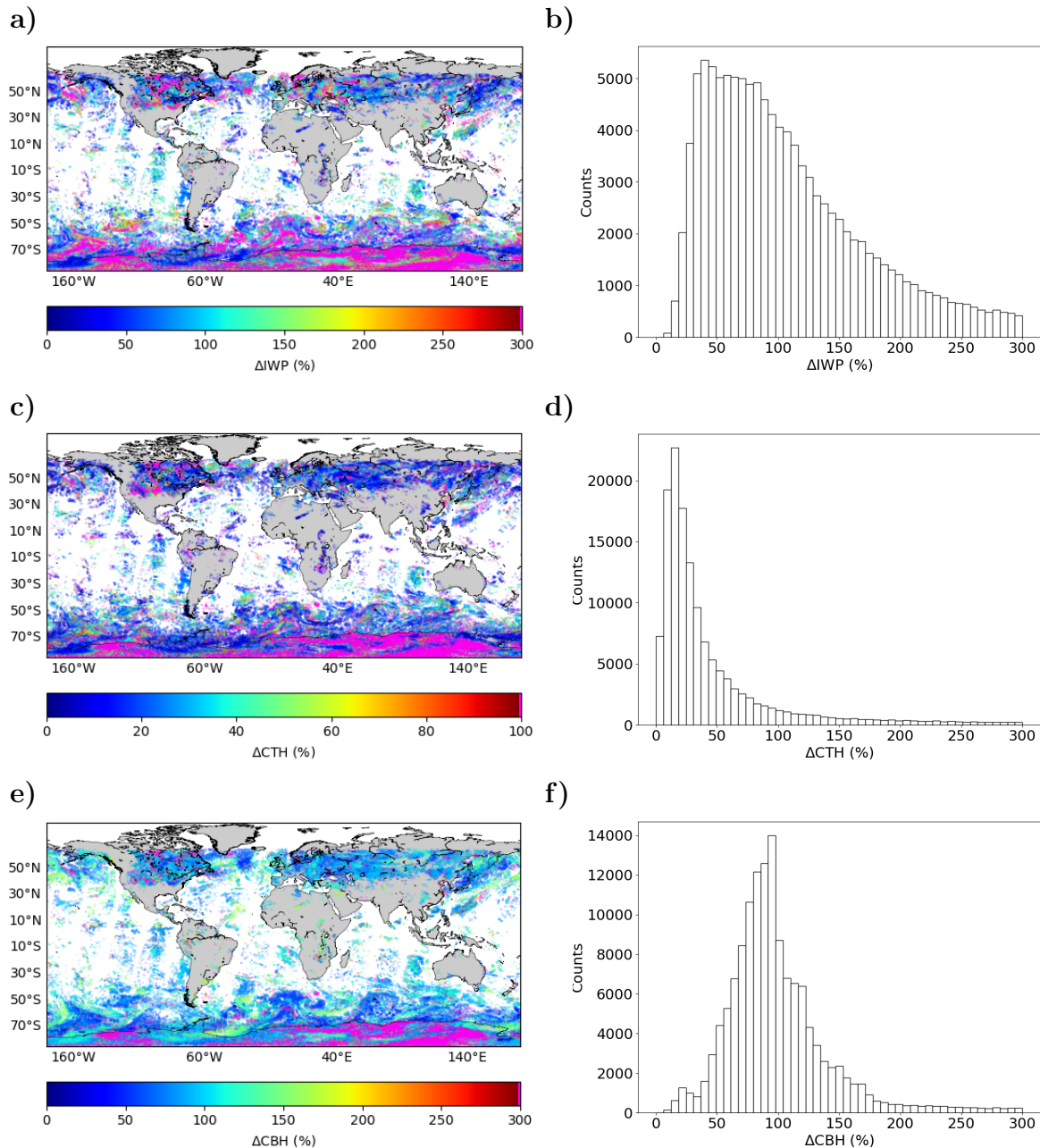


FIGURE 4.8: Erreurs sur les restitutions (en pourcentage, à gauche) et distribution des erreurs sur les restitutions (à droite). De haut en bas, contenu en glace intégré sur la colonne (*IWP*) (a,b), altitude du sommet (*CTH*) (c,d) et altitude de la base (*CBH*) (e,f). La couleur rose indique les cas pour lesquels la valeur de la restitution est supérieure à la gamme couverte par l'échelle de couleur.

Concernant l'altitude du sommet du nuage *CTH* (Figures 4.7 et 4.8 **c,d**), les valeurs restituées s'échelonnent entre 1 et 18 km. La distribution de *CTH* présente un maximum aux alentours de 4 km lié au fait que beaucoup des pixels traités se trouvent aux hautes latitudes. Les nuages dont le sommet est élevé sont principalement situés entre -40 et $+40^\circ$ de latitude, alors que les plus bas sont plutôt situés dans les hautes latitudes. Ceci est cohérent avec la diminution de l'altitude de la tropopause lorsque l'on s'éloigne de l'équateur. On constate également des nuages plus élevés en Antarctique qu'au-dessus des océans qui le bordent, lié à la hauteur de la glace continentale. Ces observations sont également vraies concernant l'altitude de la base du nuage, pour laquelle le maximum de la distribution se situe autour de 1 km. Les erreurs liées à l'altitude du sommet du nuage sont les plus faibles avec un maximum autour de 30%. Ces erreurs sont plus importantes dans le cas de l'altitude de la base avec un maximum proche de 90%. Les erreurs sont également plus importantes, pour les trois variables nuageuses, en Antarctique. Les erreurs associées aux restitutions de l'*IWP*, *CTH* et *CBH* sont cohérentes avec celles qui étaient attendues suite à l'étude du contenu en information du Chapitre 3.

4.2.2 Inversion en ciel clair

Performances. Comme introduit en Section 4.1.2, nous avons inversé les mesures classifiées ciel clair par le masque nuageux de IASI. Ce choix est fait d'une part pour étudier le comportement de l'algorithme (va-t-il converger vers des nuages optiquement fins?) et d'autre part parce que la limite de détection (en termes d'opacité) du masque nuageux IASI nous est inconnue. De plus, ce masque pourrait être inefficace au-dessus des surfaces froides.

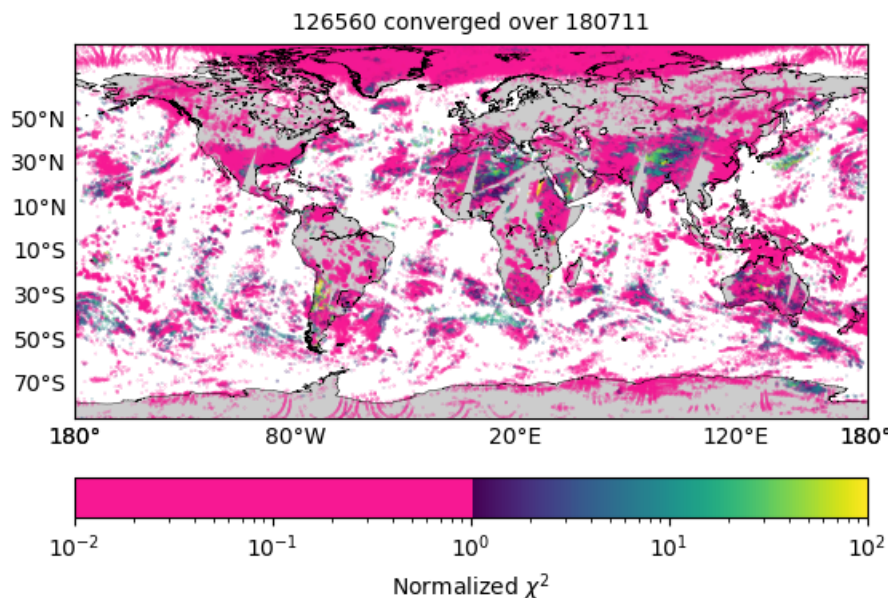


FIGURE 4.9: Test de convergence χ^2 (fonction coût normalisée) pour les pixels clairs.

Illustré en Figure 4.9, le taux de convergence en ciel clair (pour des solutions stables) est de 70% (pixels identifiés en rose sur la figure). On constate sur cette figure la présence de pixels inversés sur des zones où nous avons déjà étudié des inversions en ciel complètement nuageux, notamment au niveau du pôle Sud. Ceci est dû au fait que, près des pôles, IASI

effectue plusieurs passages dans la journée et que le nuage a pu disparaître entre ces différents passages.

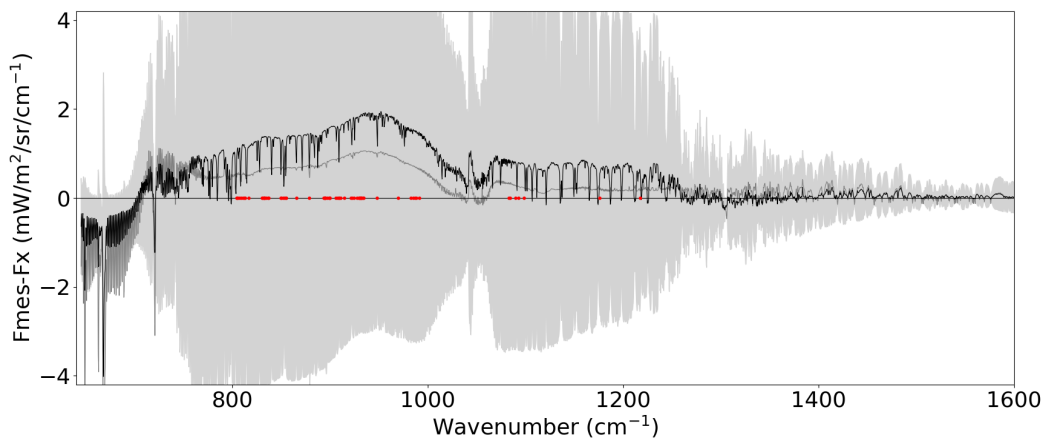


FIGURE 4.10: Résidus moyens sur tous les canaux compris entre 645 et 1600 cm^{-1} des pixels qui ont mené à convergence pour les pixels clair (en noir) et les pixel nuageux (en gris). L'écart-type de part et d'autre de la moyenne est représenté par la zone colorée, uniquement pour les pixels clairs. Le nombre d'onde des canaux utilisés pour l'inversion (69) est indiqué par les points rouges.

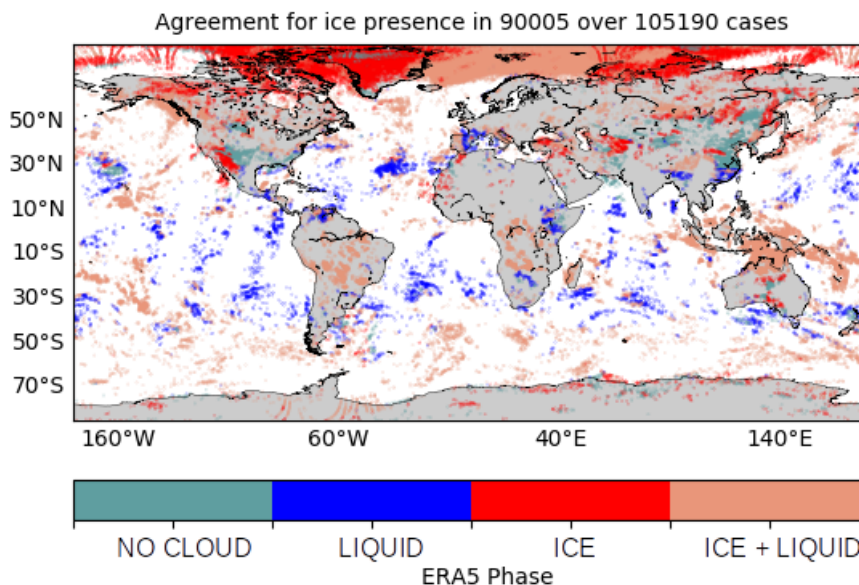


FIGURE 4.11: Phase de l'eau condensée présente dans le profil atmosphérique à partir des réanalyses ERA5 pour les restitutions ayant convergé vers un nuage dont l' IWP est supérieur à 1 g/m^2 pour les pixels clairs. Le nombre de cas pour lesquels il existe un accord entre les restitutions de l'algorithme et ERA5 sur la présence d'un nuage de glace est donné en haut de la figure.

Les résidus ont la même allure que ceux en ciel 100% nuageux avec toutefois une valeur moyenne et un écart-type supérieurs dans toute la fenêtre atmosphérique, comme on peut le voir en Figure 4.10. Les résidus dans la bande d'absorption du CO_2 et de la vapeur d'eau sont au contraire plus faibles, signifiant que les profils atmosphériques correspondants sont

mieux renseignés dans ces cas. Les raies d'absorption de la vapeur d'eau à l'intérieur de la fenêtre atmosphérique sont également plus marquées.

Il y a un accord dans 85% des cas sur la présence d'eau glacée entre notre algorithme (convergence vers un nuage de glace dont l'*IWP* est supérieur à 1 g/m^2) et ERA5 (Figure 4.11). Le RMS calculé à partir des sorties de notre algorithme est diminué par rapport à celui calculé à partir des sorties de ERA5 dans 74% des cas (Figure 4.12). De plus, la distribution de ces différences (non fournie) est très similaire à celle des cas complètement nuageux.

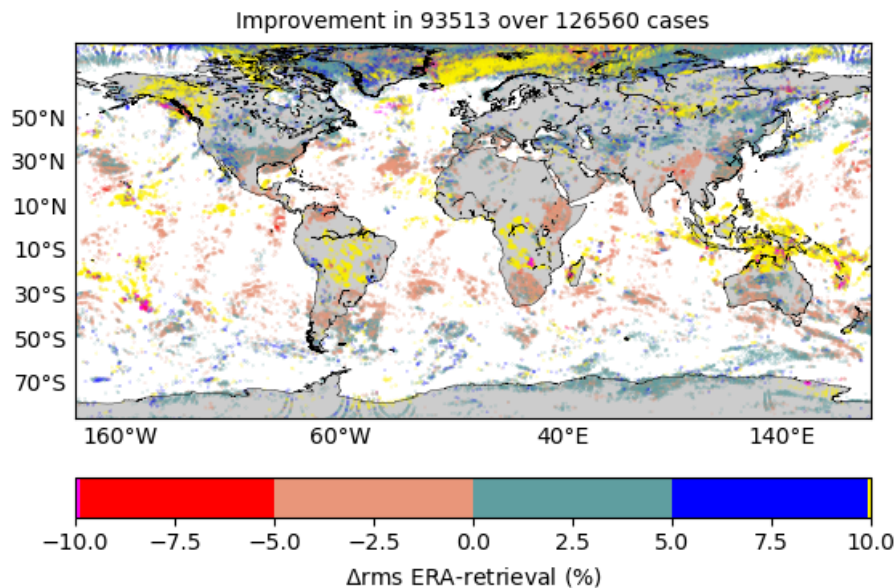


FIGURE 4.12: Différence de la racine de l'écart quadratique moyen (RMS) de la simulation à la mesure (en pourcentage de luminance) entre les simulations obtenues à partir du profil d'*IWC* ERA5 et à la convergence de notre algorithme.

Analyse des résultats. Si l'on s'intéresse aux inversions du contenu en glace intégré *IWP* présenté en Figure 4.13, on constate une présence plus importante de nuages fins (*IWP* inférieur à 1 g/m^2) et une part plus faible de nuages très épais (*IWP* supérieur à 1000 g/m^2) que dans le cas des inversions en ciel couvert (Figure 4.7 a). On s'aperçoit également que, malgré le fait que les pixels sont considérés comme clairs par le masque IASI, les nuages restitués sont parfois épais. Il y a notamment plusieurs zones couvertes par des nuages dont l'*IWP* restitué est supérieur à 100 g/m^2 comme au-dessus de l'Alaska, au Nord de l'Australie, en Amérique du Sud et dans les océans Indien et Pacifique.

Il est possible que ces restitutions correspondent à une convergence erronée de notre algorithme due par exemple à la présence d'un panache épais d'aérosols (non pris en compte dans le schéma microphysique). Cependant, l'analyse des données fournies par l'instrument MODIS sur Aqua ne permet pas de confirmer cette hypothèse (Figure 4.14) et montre clairement la présence de systèmes nuageux à ces différentes localisations. En effet, les zones correspondant à des épaisseurs optiques importantes d'aérosol sont plutôt localisées en Afrique centrale et en Asie du Sud et sont principalement dues à des feux de biomasse. Comme le montre cette figure, les zones correspondant aux nuages épais restitués par notre algorithme correspondent principalement à des systèmes nuageux (en blanc). On peut voir que c'est notamment le cas pour la zone nuageuse située au-dessus

de l’Australie.

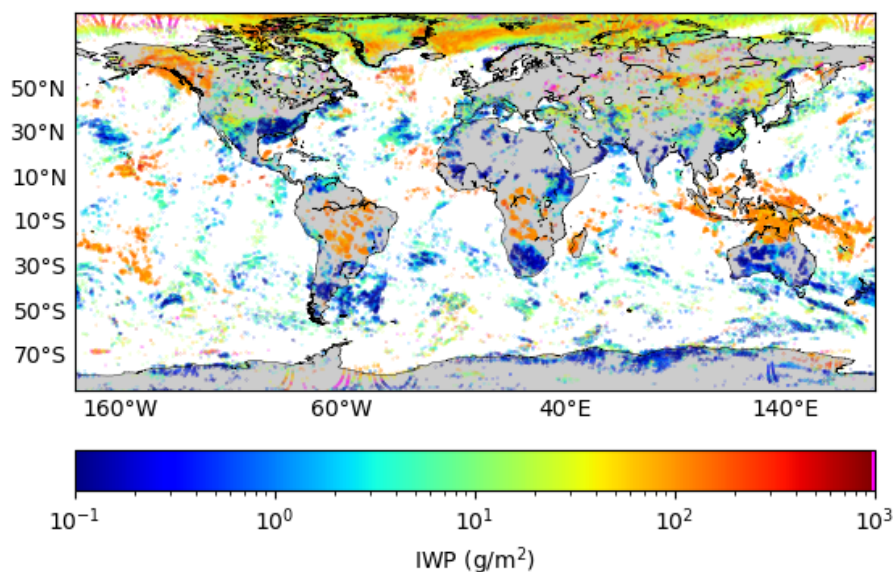


FIGURE 4.13: Restitution de l’*IWP* pour les pixels étiquetés “ciel clair”. La couleur rose indique les cas pour lesquels la valeur de la restitution est supérieure à la gamme couverte par l’échelle de couleur.

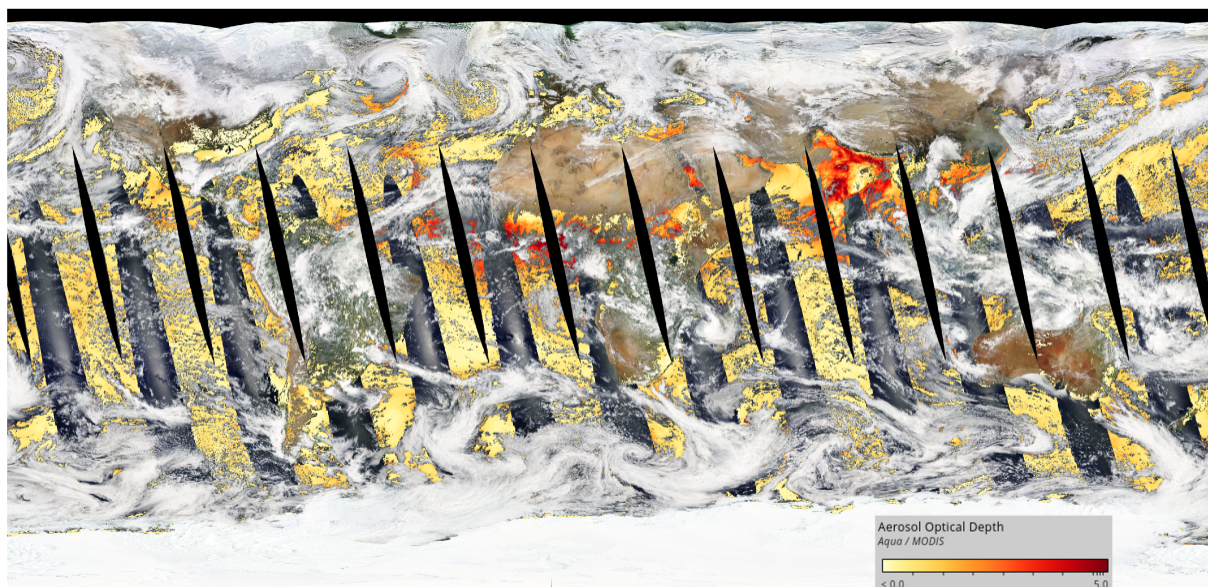


FIGURE 4.14: Réflectance mesurée par l’instrument MODIS/Aqua avec l’épaisseur optique d’aérosols pour la journée du 1^{er} janvier 2008. Figure obtenue à partir de l’outil de visualisation de données satellites en ligne de la NASA WorldView (<https://worldview.earthdata.nasa.gov/>, dernier accès le 30 juin 2021).

Cependant, la plateforme Metop A, sur laquelle est installé l’instrument IASI A, et Aqua, sur laquelle se trouve MODIS, survolent l’Australie avec un décalage d’environ quatre heures et il est donc possible que les scènes observées par l’un et l’autre soient différentes. Pour s’en assurer, nous utilisons les mesures de la caméra infrarouge située à bord du satellite géostationnaire Japonais MTSAT-1R (*Multifunctional Transport Satellite* aussi connu sous le nom Himawari 6). Ce satellite est centré sur la longitude 140° Est

pour couvrir le Japon et l’Australie et ses instruments effectuent des mesures toutes les 30 minutes. La Figure 4.15 permet de visualiser la structure nuageuse au-dessus de l’Australie entre 0H00 UTC (proche du passage de IASI) et 5H00 UTC (proche du passage de MODIS) toutes les heures. On constate que la structure nuageuse visible sur le passage de MODIS est plutôt stable dans le temps et déjà présente au moment du passage de IASI. Ceci laisse supposer que nos restitutions d’un nuage épais à cet endroit semblent être cohérentes malgré le fait que les pixels aient été classifiés comme ciel clair par le masque nuageux IASI. Concernant la valeur de l’*IWP*, bien que l’erreur associée soit faible (50% pour l’*IWP*, 150% pour *CBH*, 10% pour *CTH*, non montrées), la valeur proche du point de départ peut laisser supposer une colonne atmosphérique difficile à modéliser et des restitutions à considérer avec précaution.

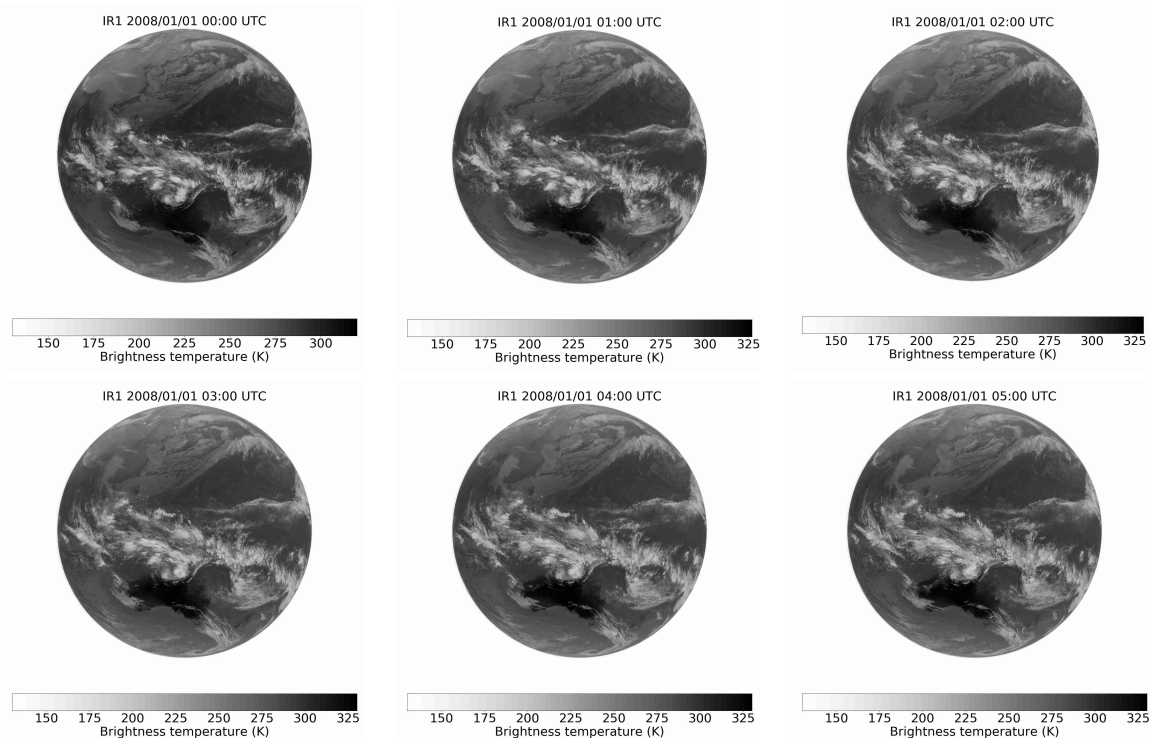


FIGURE 4.15: Mesure du canal infrarouge du canal 1 (926.6 cm^{-1}) de la caméra infrarouge du satellite MTSAT-1R géostationnaire Japonais. Outil de visualisation développé par S. Hioki, communication personnelle.

Il est important de noter que les produits de niveau 2 que l’on considère dans cette étude sont ceux de l’année 2008, soit très peu de temps après le lancement de IASI A. En 2008, la fraction nuageuse est retrouvée à partir des mesures IASI en prenant en compte 1 à 3 couches nuageuses. Les algorithmes ont par la suite beaucoup évolué. La fraction nuageuse est à présent donnée par l’AVHRR, comme évoqué en Section 4.1.2, ce qui donne lieu à des valeurs plus précises et robustes.

4.2.3 Étude de l’influence du modèle microphysique sur les restitutions

Comme nous l’avons déjà mentionné dans le Chapitre 1, les algorithmes utilisés dans la télédétection s’appuient sur un modèle, le modèle direct, qui simule le signal observé

afin de retrouver certaines propriétés de l’atmosphère. Aussi sophistiqué que puisse être le modèle direct, un certain nombre d’hypothèses sont néanmoins nécessaires afin de diminuer les temps de calcul. Une hypothèse forte faite dans notre cas concerne l’utilisation d’un modèle microphysique unique. Ce modèle microphysique, décrit au Chapitre 1, utilise un mélange de trois formes de cristaux différentes et ne peut représenter toute la diversité microphysique rencontrée sur le globe. Cette partie est donc dédiée à l’étude de l’influence du modèle microphysique sur les restitutions de l’*IWP* et de la position de la couche nuageuse.

Les modèles microphysiques testés, présentés au Chapitre 1, sont les suivants :

- le modèle de Baran (2018), désigné dans la suite comme “Baran18” ;
- le modèle de Baran (2020) avec une distribution de formes qui prend en compte les six formes décrites dans Baran and C.-Labonnote (2007) en fonction de la taille de la particule et obtenu à partir d’un échantillon plus important de distributions en tailles mesurées, désigné dans la suite par “Baran20” ;
- le modèle de Baum et al. (2007), désigné dans la suite comme “Baum07”.

Nous avons calculé les résidus moyens pour les 13 189 cas dont la convergence a été obtenue pour les trois modèles microphysiques pour la journée du 1^{er} janvier 2008 en observation proche nadir uniquement. Ces résidus sont illustrés pour chaque modèle microphysique sur la Figure 4.16. Le modèle Baran18 donne en moyenne le meilleur accord à la mesure, mis à part dans la gamme spectrale située autour de 950 cm^{-1} où les trois modèles se valent. Dans cette zone, l’écart à la mesure est attribué à une surreprésentation des cristaux colonnes hexagonales (premier membre de la distribution en formes de la Figure 1.8 du Chapitre 1) qui induit un mauvais gradient spectral dans la première partie de la fenêtre atmosphérique (A. J. Baran, communication personnelle). L’apparent meilleur accord sur le reste de la gamme spectrale est donc certainement lié à une compensation d’erreur. Les résidus moyens obtenus avec le modèle Baum07 et Baran20 ont une valeur plus importante, mais on constate que leur pente est presque nulle dans la fenêtre atmosphérique, signifiant qu’ils sont capables de reproduire le gradient de la luminance dans cette zone. Leur allure est très similaire. Les écarts-types montrent que les trois modèles donnent des simulations dont l’écart à la mesure est finalement compris dans une même gamme de luminances.

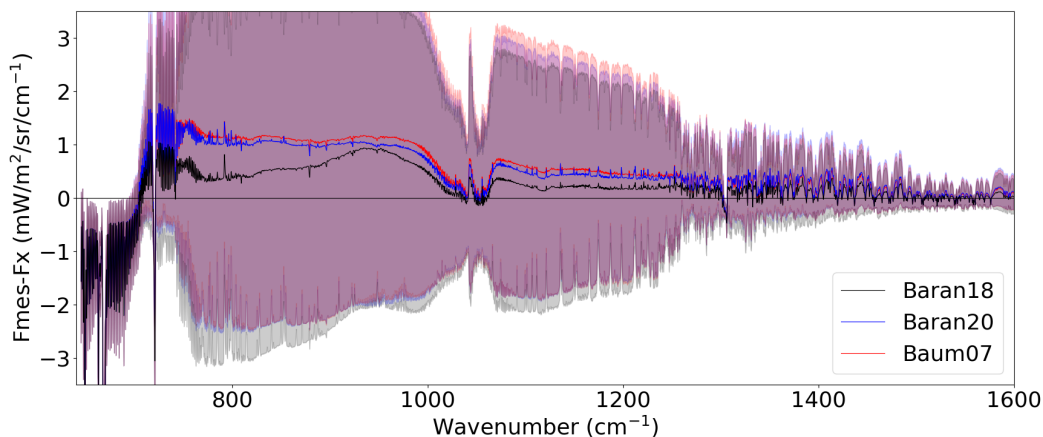


FIGURE 4.16: Résidus moyens et écart-type sur tous les canaux compris entre 645 et 1600 cm^{-1} des pixels qui ont mené à convergence avec les trois différents modèles microphysiques (Baran18 en noir, Baran20 en bleu, Baum07 en rouge).

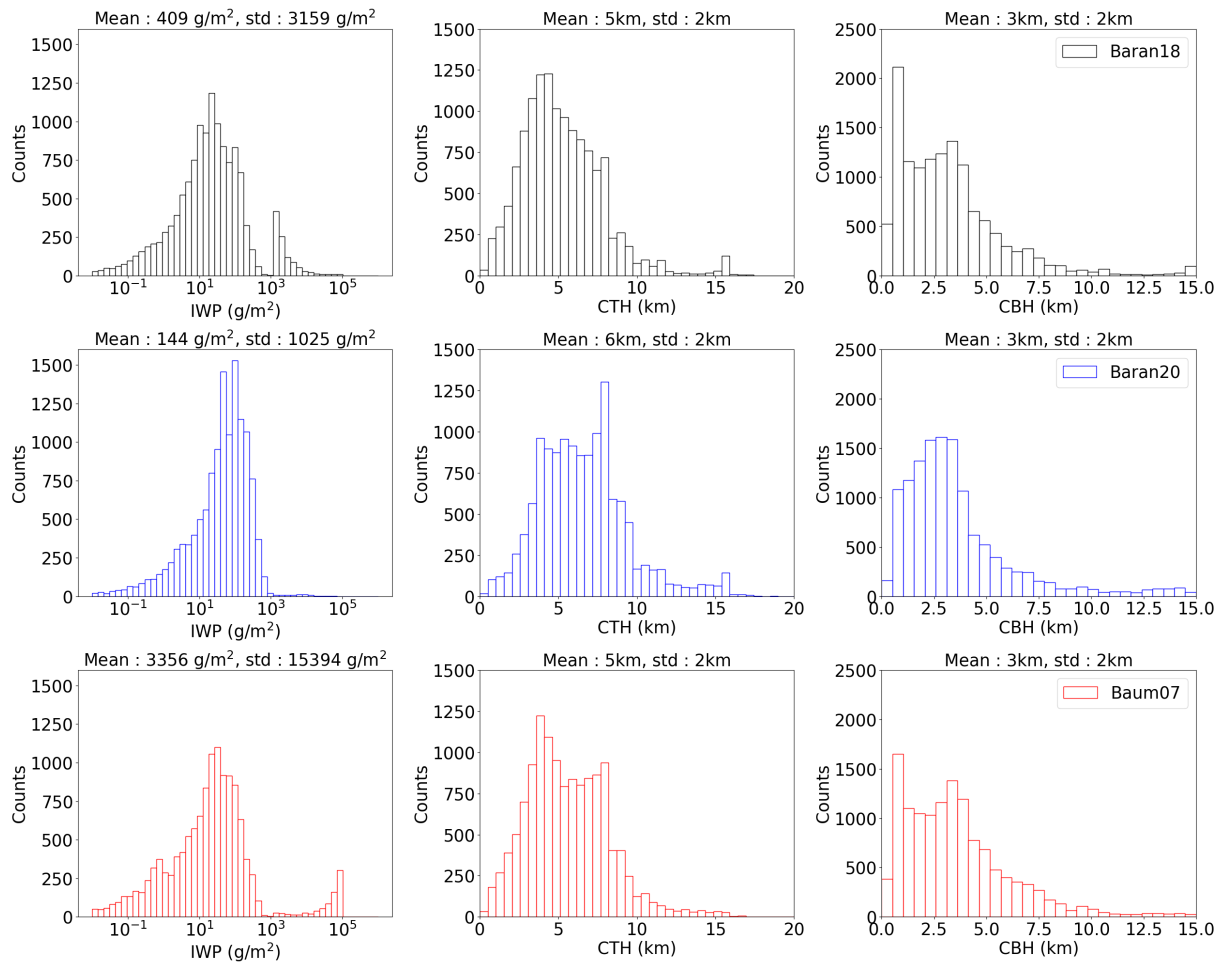


FIGURE 4.17: Distributions des inversions obtenues à partir des trois différents modèles microphysiques (Baran18 en noir, Baran20 en bleu, Baum07 en rouge) pour le contenu en glace intégré (*IWP*) (à gauche), l'altitude du sommet du nuage (*CTH*) (au milieu) et l'altitude de la base (*CBH*) (à droite). La moyenne et l'écart-type correspondant à la distribution affichée sont données au-dessus de chaque encadré.

La distribution des restitutions à partir de chacun des modèles microphysiques est donnée sur la Figure 4.17 et celles des erreurs associées est donnée en Figure 4.18 pour les 13 189 cas avec convergence commune. On peut voir que les restitutions obtenues à partir des différents modèles sont assez similaires, en particulier en ce qui concerne l'altitude du sommet et de la base. Les valeurs moyennes et les écarts-types sont, pour ces dernières variables, égaux ou très proches. Concernant l'*IWP*, les distributions diffèrent un peu plus. C'est pour les grands *IWP* que la différence est la plus marquée, mais nous avons déjà mis en évidence que le système d'observation n'est pas capable de restituer convenablement des nuages aussi épais. Les distributions des *IWP* à partir des modèles Baum07 et Baran18 sont très proches, avec un maximum autour de 30-40 g/m². Celle obtenue à partir du modèle Baran20 diffère des deux autres, avec un maximum plus proche de 100 g/m². Alors que la distribution des erreurs pour toutes les variables est très proche pour les modèles Baum07 et Baran18, on peut voir sur la Figure 4.18 que les erreurs liées au modèle Baran20 sont plus importantes. L'allure est proche mais le maximum est, pour toutes les variables, supérieur.

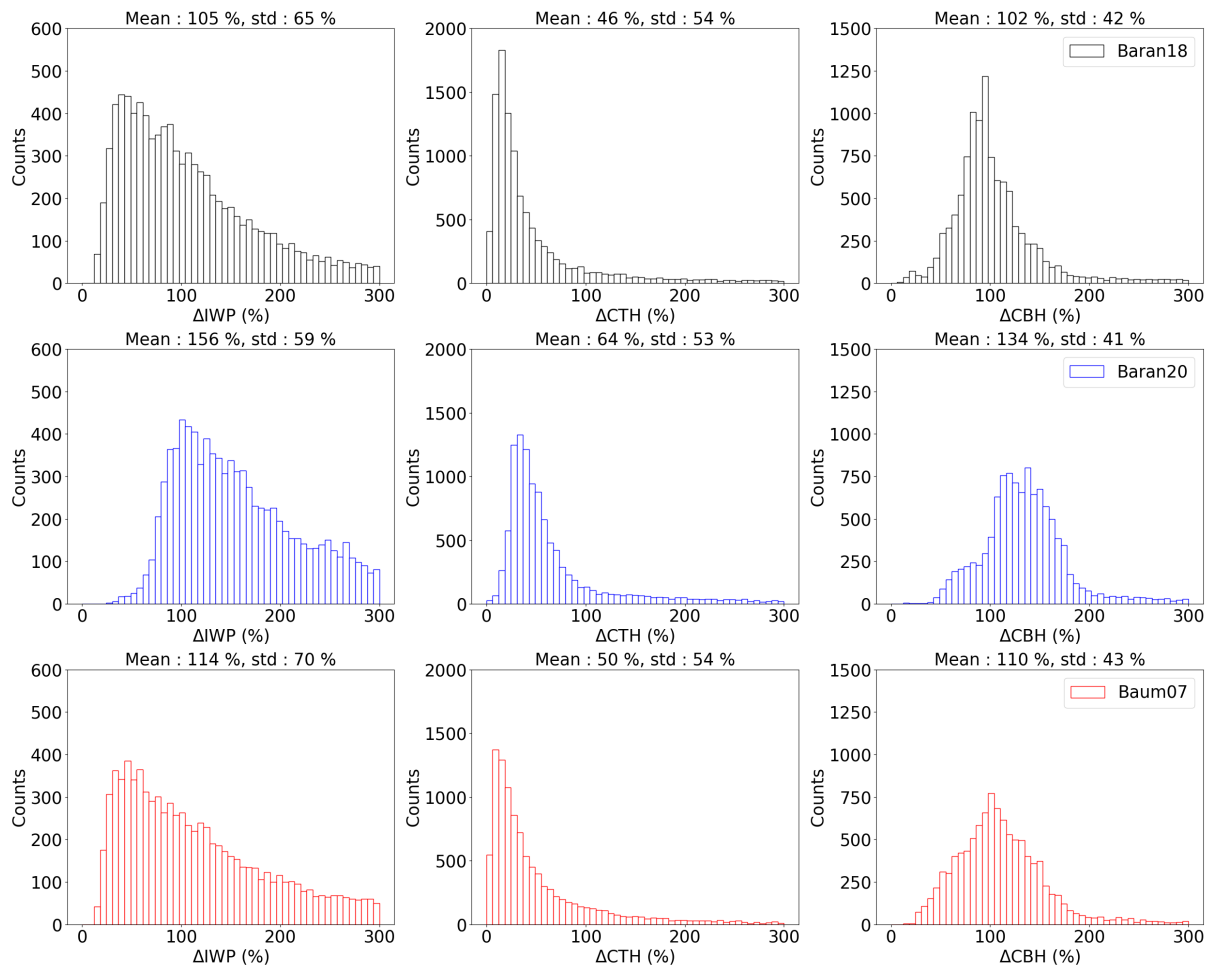


FIGURE 4.18: Distributions des erreurs sur les inversions obtenues à partir des trois différents modèles microphysiques (Baran18 en noir, Baran20 en bleu, Baum07 en rouge) pour le contenu en glace intégré (IWP) (à gauche), l'altitude du sommet du nuage (CTH) (au milieu) et l'altitude de la base (CBH) (à droite). La moyenne et l'écart-type correspondant à la distribution affichée sont données au-dessus de chaque encadré.

Finalement, ces figures mettent en évidence que, pour les cas étudiés, le choix du modèle microphysique influence la restitution du contenu en glace des nuages et moins celle de l'altitude de la couche nuageuse. De plus, comme on peut le voir sur la Figure 4.19, en dehors de l'Antarctique où l'erreur sur l'émissivité de surface domine (non montré), l'erreur *a posteriori* sur les restitutions est majoritairement attribuable à l'erreur liée à la représentation microphysique des nuages. Réduire cette erreur permettrait d'obtenir des restitutions plus précises. Ces différents modèles microphysiques doivent donc être testés sur un plus grand nombre et une plus grande diversité de cas pour déterminer de manière plus fiable leur impact sur les restitutions qui devront être alors confrontées à d'autres restitutions de propriétés des nuages à partir d'autres instruments. Une telle étude permettrait de mettre en évidence le ou lesquels de ces modèles permettent les meilleures restitutions et si leurs performances dépendent de la zone géographique considérée. Une erreur statistique représentative pourrait également être générée et permettrait, en plus d'améliorer la qualité des restitutions, de diminuer les temps de calcul en ne simulant plus les spectres à partir de deux modèles microphysiques pour chaque itération.

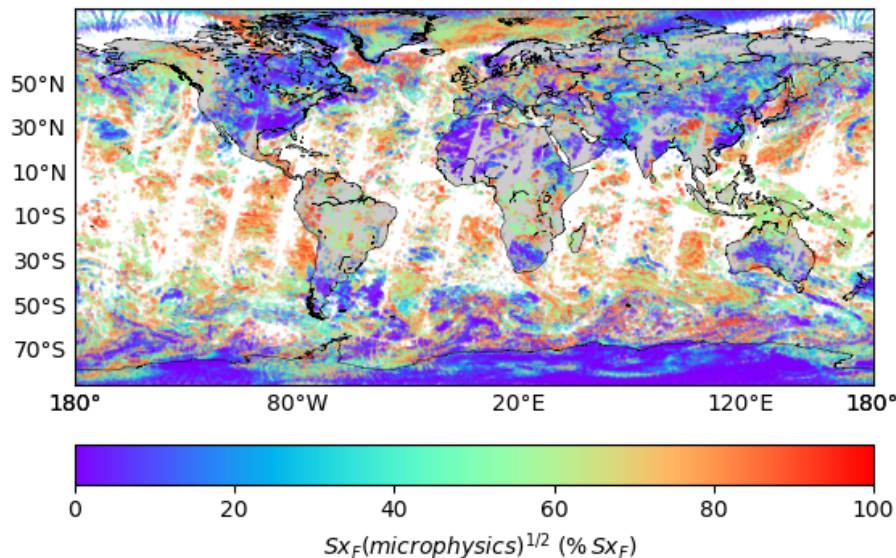


FIGURE 4.19: Contribution de l'erreur sur la microphysique à l'erreur sur la restitution de l'*IWP* pour tous les pixels (clairs et complètement nuageux) de la journée du 1^{er} janvier 2008.

4.3 Évaluation des restitutions : statistiques sur l'année 2008

Nous avons testé l'algorithme sur un an de mesures de IASI A (année 2008). Cette année a été choisie pour permettre la comparaison des statistiques des propriétés des nuages de glace obtenues avec notre algorithme à celles des instruments actifs CALIOP/CALIPSO et CPR/CloudSat (Delanoë and Hogan (2008, 2010)) par le biais de l'étude de Hong and Liu (2015) et des produits DARDAR. Cette comparaison nous permet d'évaluer la pertinence de nos restitutions.

4.3.1 Climatologie du contenu en glace intégré

Le contenu en glace intégré moyen par carré de 2,5° de côté déduit des restitutions effectuées avec notre algorithme est illustré en Figure 4.20. Également représenté sur cette figure, l'*IWP* moyen calculé à partir des produits DARDAR (Hong and Liu (2015)) nous permet de confronter les restitutions du contenu en glace intégré par notre algorithme à celles d'instruments actifs. Seules les restitutions dont l'erreur associée est inférieure à 100% sont utilisées pour construire la statistique.

Nous pouvons voir que notre algorithme met en évidence certaines structures de la distribution de l'*IWP* qui se retrouvent dans la statistique de Hong and Liu (2015). On retrouve notamment les *IWP* les plus faibles dans les océans Atlantique et Pacifique de part et d'autre de l'équateur. On a également la présence d'une zone de faible *IWP* dans l'Océan Indien à l'Ouest de l'Australie. L'équateur est marqué par des *IWP* plus importants, ainsi que les îles du Pacifique Sud. L'*IWP* est également plus important aux hautes latitudes (supérieures à 45°) sauf sur les continents où il est plus faible (Antarctique, Groenland). Notre algorithme donne tout de même moins de valeurs extrêmes

(IWP inférieur à 3 g/m^2 ou supérieur à 150 g/m^2). Cette observation se retrouve sur la distribution des IWP donnée en Figure 4.21. La comparaison de la fréquence cumulée des IWP issus de notre algorithme (en noir) et ceux de Hong and Liu (2015) (en gris) montre qu'il y a effectivement un biais lié à une sensibilité plus faible de notre système d'observation aux nuages très fins ou très épais. Dans notre cas, la moyenne se situe à 51 g/m^2 et le maximum à 30 g/m^2 . La moyenne de la distribution de Hong and Liu (2015) est à 205 g/m^2 , le maximum à 30 g/m^2 . Les deux maxima sont égaux mais la moyenne de notre distribution est très faible devant celle de la distribution de Hong and Liu (2015). Ceci met de nouveau en évidence le biais trouvé aux grands IWP .

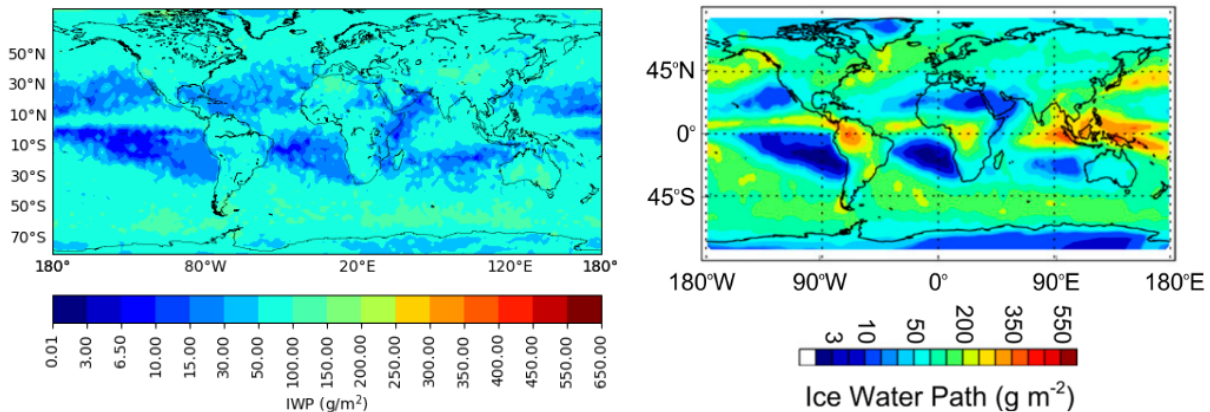


FIGURE 4.20: IWP moyens restitués par notre algorithme (à gauche) et par DARDAR (à droite, figure de Hong and Liu (2015)).

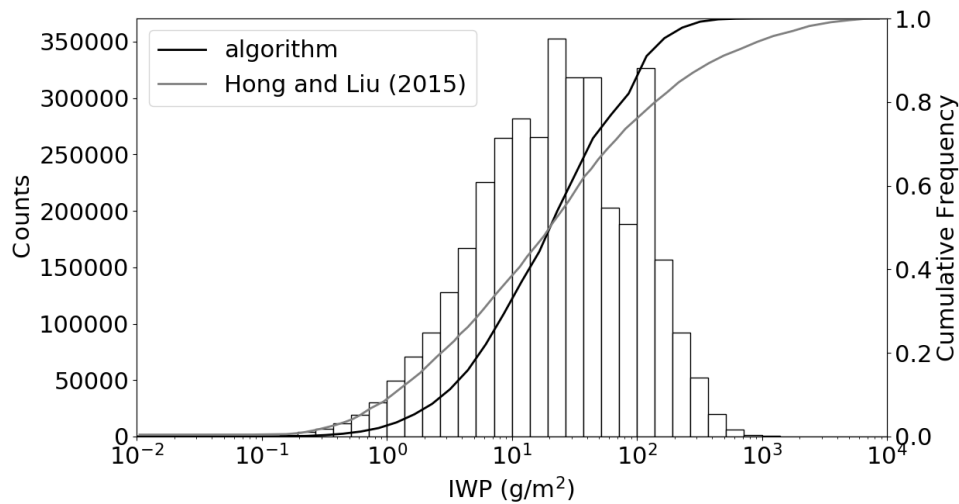


FIGURE 4.21: Distribution (échelle de gauche) et fréquence cumulée (échelle de droite) de l' IWP restitué par notre algorithme (noir) et par DARDAR (gris, Hong and Liu (2015)).

Afin de vérifier les capacités de notre algorithme à restituer le contenu en glace des nuages dans les plages de validité établie au Chapitre 3, nous comparons la climatologie de ses restitutions pour des nuages dont l' IWP est compris entre 1 et 300 g/m^2 au produit DARDAR sur l'année 2008. Cette comparaison est illustrée en Figure 4.22. De nouveau, cette figure met en évidence les capacités de notre méthodologie à inverser convenablement les structures à grande échelle de la distribution de l' IWP . En effet on retrouve bien les

zones de faible IWP situées au-dessus des océans, ou d' IWP plus important au niveau de l'équateur et aux hautes latitudes.

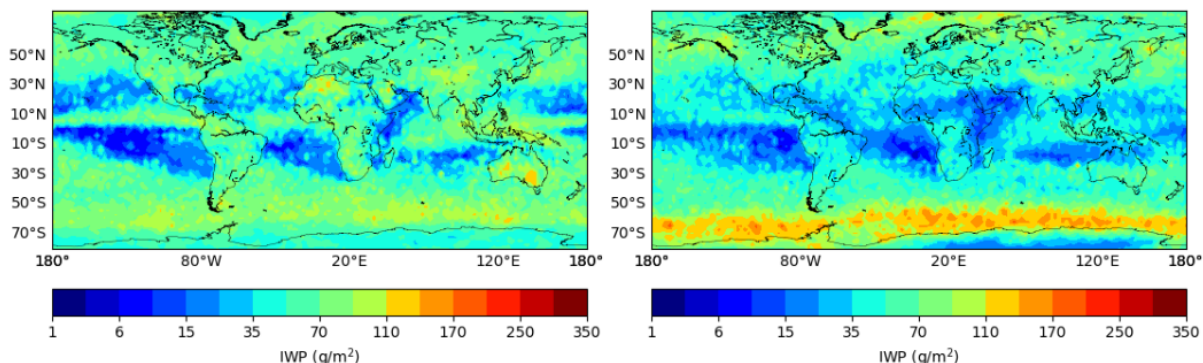


FIGURE 4.22: IWP moyens restitués sur l'année 2008 par notre algorithme (à gauche) et par DARDAR (à droite) pour des nuages dont l' IWP est compris entre 1 et 300 g/m^2 .

Finalement, les résultats de l'algorithme sont très satisfaisants au regard des limites liées aux types de mesures utilisées (instrument passif). Notamment dans des zones pour lesquelles il est généralement difficile d'obtenir des résultats fiables (au-dessus de surfaces froides, au niveau des pôles). La dynamique en IWP pour laquelle l'erreur *a posteriori* est maîtrisée, illustré sur la Figure 4.21, est conforme aux prédictions obtenues par l'étude de contenu en information.

4.3.2 Climatologie de l'altitude et de l'épaisseur géométrique

Les Figures 4.23 à 4.24 présentent respectivement les valeurs moyennes par carré de $2,5^\circ$ de côté obtenues pour l'altitude du sommet du nuage et de son épaisseur géométrique. Les climatologies ainsi obtenues sont de nouveau confrontées à celle des produits DARDAR sur l'année 2008. Un filtre pour les nuages dont l' IWP est compris entre 1 et 300 g/m^2 est toujours appliqué.

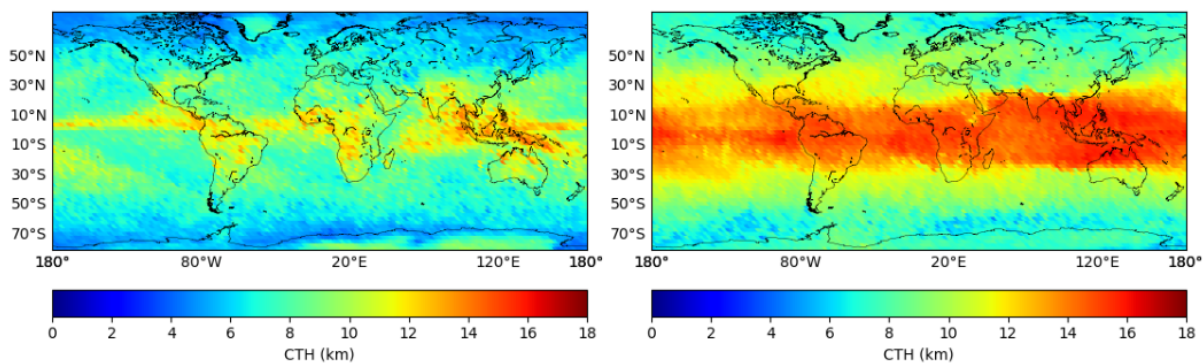


FIGURE 4.23: CTH moyens restitués sur l'année 2008 par notre algorithme (à gauche) et par DARDAR (à droite) pour des nuages dont l' IWP est compris entre 1 et 300 g/m^2 .

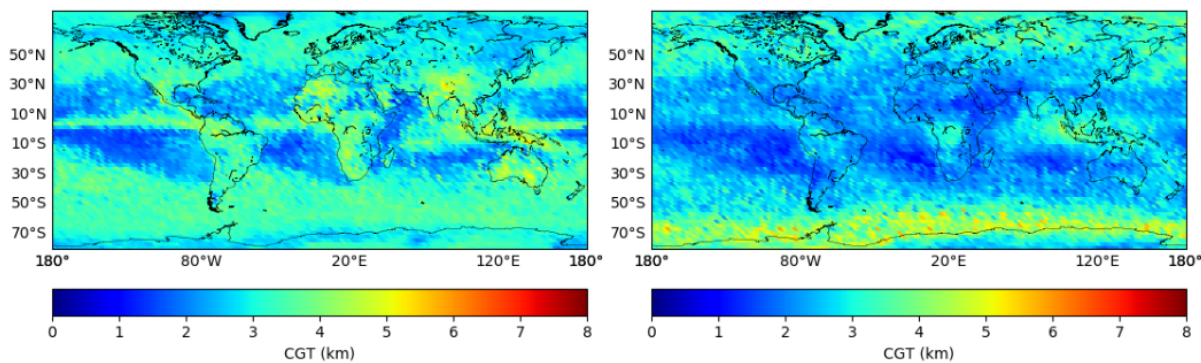


FIGURE 4.24: *CGT* moyens restitués sur l'année 2008 par notre algorithme (à gauche) et par DARDAR (à droite) pour des nuages dont l'*IWP* est compris entre 1 et 300 g/m².

On peut voir sur la Figure 4.23 que l'altitude du sommet du nuage diminue à mesure qu'on s'éloigne de l'équateur vers les pôles, ce qui est consistant avec la diminution de l'altitude de la tropopause. Cette altitude ré-augmente au-dessus du Groenland et de l'Antarctique, en raison de la hauteur de la calotte glaciaire. Les nuages très hauts se trouvent principalement dans la bande [-30 :30] de latitude, au-dessus des continents et des îles du Pacifique Sud. Cette figure pointe sans équivoque le fait que l'altitude du sommet du nuage moyen inversé par notre algorithme et celle issue du produit DARDAR sont très différentes. Cela n'implique pas pour autant que nos restitutions ne sont pas bonnes. En effet, une telle comparaison est difficile à effectuer. Une première raison est la différence de sensibilité liée à l'utilisation de longueurs d'onde différentes. En effet, le lidar est sensible à des particules beaucoup plus petites que l'infrarouge et à des contenus en glace plus faibles, et doit donc "placer" les nuages plus hauts. Une deuxième raison est qu'il réside une part d'arbitraire dans le choix d'un sommet à partir d'un profil d'*IWC* : doit-on définir le sommet dès que l'*IWC* est différent de zéro ou doit-on attendre d'avoir atteint une valeur seuil? Enfin, une troisième raison pouvant expliquer ces différences concerne l'heure de passage des instruments. En effet, IASI passe en début de matinée alors que les instruments du A-train passent en début d'après midi et l'élévation de la tropopause au cours de la journée induit une élévation de l'altitude des nuages.

L'épaisseur géométrique des nuages (Figure 4.24) varie entre 300 m et 5 km en moyenne. Les nuages les plus épais sont situés au niveau des îles du Pacifique Sud, de la région du Tibet, ainsi qu'en Afrique et en Amérique du Sud. Bien qu'on retrouve quelques nuages épais, les nuages au-dessus des océans sont principalement fins avec des épaisseurs inférieures à 2 km dans les tropiques et 3 km dans les latitudes moyennes. Nous avons choisi ici de montrer la comparaison de *CGT* au lieu de *CBH* car nous retrouverions les mêmes motifs que pour l'altitude du sommet du nuage. Nous pouvons voir que les climatologies de l'épaisseur géométrique sont assez similaires mais que notre algorithme donne des nuages globalement plus épais. Cette figure témoigne notamment de zones pour lesquelles notre algorithme prédit des nuages beaucoup trop épais comme au-dessus de l'Afrique, de l'Australie et de l'Asie. Ces zones correspondent généralement à des déserts et il serait intéressant d'étudier le biais que pourrait introduire l'émissivité de surface dans ces cas. On peut également constater la variation de *CGT* avec la latitude lorsque l'on s'intéresse à la climatologie DARDAR. Or, notre algorithme se base sur une climatologie de *CGT* indépendante de la latitude. Une amélioration peut donc être envisagée en effectuant une nouvelle climatologie régionale.

4.4 Conclusion

Ce chapitre nous a permis de décrire et de tester l’algorithme en situation réelle, à partir de mesures effectuées par l’instrument IASI. Nous avons inversé ces mesures en ciel clair, en ciel partiellement nuageux et en ciel complètement nuageux. Pour analyser les performances de l’algorithme, nous avons étudié dans un premier temps la journée du 1^{er} janvier 2008. Mis à part pour la situation où la fraction nuageuse est comprise entre 90 et 99% pour lesquelles nous avons modélisé la luminance de manière trop simpliste, le taux de convergence est satisfaisant avec au minimum 70% de pixels qui ont convergé. L’algorithme converge mieux lorsqu’il n’y a pas d’eau sous forme liquide dans la colonne atmosphérique, mais ces cas restent minoritaires par rapport à la totalité des pixels. L’analyse des résidus montre que l’algorithme permet de bien reproduire la mesure avec un écart moyen proche de $1 \text{ mW/m}^2/\text{sr/cm}^{-1}$ pour les ciels complètement nuageux et de $2 \text{ mW/m}^2/\text{sr/cm}^{-1}$ pour les ciels clairs.

Pour évaluer les capacités de notre algorithme à reproduire le signal mesuré par l’instrument IASI, nous avons comparé l’écart quadratique moyen obtenu après convergence à celui obtenu à partir des réanalyses. Nous avons vu que notre algorithme est capable d’améliorer l’accord à la mesure dans la majorité des cas, mais que celui-ci a tendance au contraire à s’en éloigner aux faibles latitudes, où la présence de nuages liquides et la complexité de la colonne atmosphérique ne permet pas de bonnes restitutions. Une étude plus poussée sur la répartition spectrale des différences de simulation entre les profils ERA5 et ceux inversés par notre algorithme doit encore être menée. De plus, lorsque notre algorithme converge vers un nuage de glace (IWP supérieur à 1 g/m^2), ERA5 prédit également la présence d’un nuage de glace dans la majorité des cas.

L’analyse des restitutions du contenu en glace intégré présente des nuages dont l’ IWP est dans la gamme pour laquelle notre algorithme est capable de donner de bonnes restitutions avec cependant un deuxième mode au niveau des grands IWP (supérieurs à 300 g/m^2). Les IWP les plus faibles se trouvent en Antarctique mais sont associés aux erreurs les plus importantes. L’altitude du sommet des nuages inversés se trouve entre 1 et 18 km, et celle de la base entre 0 et 15 km. L’altitude diminue de l’équateur aux pôles, ce qui est cohérent avec la diminution de l’altitude de la tropopause. Les erreurs associées à l’altitude du sommet du nuage sont les plus faibles avec le maximum de la distribution autour de 30%. Pour l’ IWP , c’est la valeur de 45% d’erreur qui est la plus fréquente, mais la distribution de ces erreurs est très étalée. Les erreurs pour l’altitude de la base se trouvent autour de 90%. La hiérarchie entre ces erreurs est cohérente avec l’étude du contenu en information du Chapitre 3.

Nous avons comparé la distribution des restitutions et de leurs erreurs obtenues à partir de trois modèles microphysiques différents (Baran (2018), Baran (2020) ainsi que Baum et al. (2007)). Sur les cas étudiés (journée du 1^{er} janvier 2008 en observation proche nadir), les restitutions sont peu influencées par le choix du modèle malgré des résidus différents, surtout en ce qui concerne l’altitude des couches nuageuses. Des différences notables sont visibles sur les distributions du contenu en glace intégré et de l’erreur. Nous avons mis en évidence un biais dans la modélisation de la pente de la fenêtre atmosphérique avec le modèle de Baran (2018). L’utilisation d’un plus grand nombre de modèles microphysiques s’avère être une étape cruciale et qui devrait permettre de tester la capacité de ces modèles à plus ou moins bien reproduire le signal mesuré en globalité ou par zone géographique ou type de configuration nuageuse.

Enfin, nous avons testé notre algorithme sur un an de mesures effectuées par l'instrument IASI. Nous avons choisi l'année 2008 dans le but d'évaluer nos restitutions par comparaison à la statistique obtenue par Hong and Liu (2015) à partir d'instruments actifs. Nous avons pour cela présenté des climatologies des propriétés des nuages de glace restituées par notre algorithme. Nous montrons que notre algorithme est capable de reproduire les structures à grande échelle de la distribution du contenu en glace intégré. Un biais lié aux limitations du système d'observation concernant les nuages fins et épais est également mis en évidence. La distribution de l'altitude des nuages semble cohérente mais sa comparaison à DARDAR est difficile. La comparaison de la distribution de l'épaisseur géométrique des nuages ouvre des pistes d'amélioration intéressantes comme l'impact d'un biais sur l'émissivité de surface dans les régions désertiques et l'introduction d'une climatologie régionale pour contraindre l'inversion de *CBH*. Une étude sur la totalité de l'archive IASI est prévue et devrait permettre d'affiner les comparaisons. Une comparaison avec les données d'autres produits nuageux infrarouges produites dans le cadre du projet GEWEX (*Global Energy and Water Cycle Experiment*) est également prévue.

4.5 Références

- August, T., Klaes, D., Schlüssel, P., Hultberg, T., Crapeau, M., Arriaga, A., O'Carroll, A., Coppens, D., Munro, R., and Calbet, X. (2012). IASI on Metop-A : Operational Level 2 retrievals after five years in orbit. *J. Quant. Spectrosc. Radiat. Transf.*, 113(11) :1340–1371.
- Baran, A. J. and C.-Labonnote, L. (2007). A self-consistent scattering model for cirrus. I : The solar region. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 133(629) :1899–1912.
- Baum, B. A., Yang, P., Nasiri, S., Heidinger, A. K., Heymsfield, A., and Li, J. (2007). Bulk scattering properties for the remote sensing of ice clouds. part III : High-resolution spectral models from 100 to 3250 cm^{-1} . *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, 46(4) :423–434.
- Borbás, E. E. and Ruston, B. C. (2011). *The RTTOV UWiremis IR land surface emissivity module*. EUMETSAT Darmstadt.
- Delanoë, J. and Hogan, R. J. (2008). A variational scheme for retrieving ice cloud properties from combined radar, lidar, and infrared radiometer. *J. Geophys. Res. Atmos.*, 113(D7).
- Delanoë, J. and Hogan, R. J. (2010). Combined CloudSat-CALIPSO-MODIS retrievals of the properties of ice clouds. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 115(D4).
- Eresmaa, R. (2014). Imager-assisted cloud detection for assimilation of Infrared Atmospheric Sounding Interferometer radiances. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 140(684) :2342–2352.
- EUMETSAT (2012). EPS IASI L2 ppf validation report : Cloud top pressure and effective cloud amount.
- EUMETSAT (2013). AVHRR L1 : Product generation specification.
- EUMETSAT (2015). AVHRR factsheet.
- EUMETSAT (2017a). IASI level 2 : product generation specification.
- EUMETSAT (2017b). IASI level 2 : product guide.
- Farouk, I., Fourrié, N., and Guidard, V. (2019). Homogeneity criteria from AVHRR information within IASI pixels in a numerical weather prediction context. *Atmos. Meas. Tech.*, 12(6) :3001–3017.
- Faucheux, T., Cornet, C., Szczap, F., and Dubuisson, P. (2013). Assessment of cloud heterogeneities effects on brightness temperatures simulated with a 3D monte carlo code in the thermal infrared. In *AIP Conference Proceedings*, volume 1531, pages 75–78. American Institute of Physics.
- Faucheux, T., Cornet, C., Szczap, F., Dubuisson, P., and Rosambert, T. (2014). Impact of cirrus clouds heterogeneities on top-of-atmosphere thermal infrared radiation. *Atmos. Chem. Phys.*, 14(11) :5599–5615.

-
- Fauchez, T., Dubuisson, P., Cornet, C., Szczap, F., Garnier, A., Pelon, J., and Meyer, K. (2015). Impacts of cloud heterogeneities on cirrus optical properties retrieved from space-based thermal infrared radiometry. *Atmos. Meas. Tech.*, 8(2) :633–647.
- Fauchez, T., Platnick, S., Meyer, K., Cornet, C., Szczap, F., and Várnai, T. (2017). Scale dependence of cirrus horizontal heterogeneity effects on TOA measurements – Part I : MODIS brightness temperatures in the thermal infrared. *Atmos. Chem. Phys.*, 17(13) :8489–8508.
- Fauchez, T., Platnick, S., Sourdeval, O., Wang, C., Meyer, K., Cornet, C., and Szczap, F. (2018a). Cirrus horizontal heterogeneity and 3-D radiative effects on cloud optical property retrievals from MODIS near to thermal infrared channels as a function of spatial resolution. *J. Geophys. Res. Atmos.*, 123(19) :11–141.
- Fauchez, T., Platnick, S., Várnai, T., Meyer, K., Cornet, C., and Szczap, F. (2018b). Scale dependence of cirrus heterogeneity effects. Part II : MODIS NIR and SWIR channels. *Atmos. Chem. Phys.*, 18(16) :12105–12121.
- Hong, Y. and Liu, G. (2015). The characteristics of ice cloud properties derived from Cloudsat and CALIPSO measurements. *J. Clim.*, 28(9) :3880–3901.
- Kahn, B. H., Schreier, M. M., Yue, Q., Fetzer, E. J., Irion, F. W., Platnick, S., Wang, C., Nasiri, S. L., and L’Ecuyer, T. S. (2015). Pixel-scale assessment and uncertainty analysis of airs and modis ice cloud optical thickness and effective radius. *J. Geophys. Res. Atmos.*, 120(22) :11–669.
- Martinet, P., Fourrié, N., Guidard, V., Rabier, F., Montmerle, T., and Brunel, P. (2013). Towards the use of microphysical variables for the assimilation of cloud-affected infrared radiances. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 139(674) :1402–1416.
- Martinet, P., Lavanant, L., Fourrié, N., Rabier, F., and Gambacorta, A. (2014). Evaluation of a revised IASI channel selection for cloudy retrievals with a focus on the Mediterranean basin. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 140(682) :1563–1577.
- McNally, A. P. (2009). The direct assimilation of cloud-affected satellite infrared radiances in the ECMWF 4D-Var. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 135(642) :1214–1229.
- Phillips, P. L. and Schlüssel, P. (2005). Classification of IASI inhomogeneous scenes using co-located AVHRR data. In *Remote Sensing of Clouds and the Atmosphere X*, volume 5979, page 597905. International Society for Optics and Photonics.
- Wang, L. and Cao, C. (2008). On-orbit calibration assessment of AVHRR longwave channels on Metop-A using IASI. *IEEE Trans. Geosci. Remote. Sens.*, 46(12) :4005–4013.



Conclusion et perspectives

Conclusion. Dans cette thèse, nous avons souhaité montrer qu’il est possible d’utiliser les mesures à haute résolution spectrale des instruments IASI et IASI-NG effectuées au-dessus de nuages de glace pour retrouver une information sur leurs propriétés.

Les instruments IASI et IASI-NG fonctionnent sur le principe de l’interférométrie à transformée de Fourier. Ils peuvent acquérir des spectres infrarouges du signal émis par le système Terre-Atmosphère avec une haute résolution spectrale qui leur permet de capter les signatures spectrales liées aux variations des propriétés d’absorption et de diffusion des molécules et des particules qui composent l’atmosphère. Cette capacité fait d’eux des “sondeurs” atmosphériques puisqu’ils sont alors capables d’apporter de l’information sur la composition verticale de l’atmosphère. Dans ce travail, nous avons tiré parti de cette capacité pour caractériser les nuages de glace non seulement par la position de leur sommet, comme déjà effectué par plusieurs études comme celle de Stubenrauch et al. (2017), mais également par leur épaisseur géométrique et leur contenu en glace intégré sur la verticale. Une hypothèse forte, qui pourra évoluer par la suite, est de représenter les nuages comme une unique couche d’eau glacée dont le contenu en glace intégré est distribué de manière homogène sur la verticale entre les altitudes de la base et du sommet.

Les instruments satellitaires passifs effectuent des mesures qui représentent le trajet intégré de la lumière au sommet de l’atmosphère mais la mesure dans différents canaux apporte des informations différentes (sur des molécules spécifiques ou autour d’une altitude donnée). Le modèle inverse permet de remonter à cette information. Seulement, il y a souvent plus de variables dans cette équation que de mesures indépendantes et le problème est alors “mal posé”. Il existe néanmoins plusieurs méthodes pour résoudre le problème inverse. Nous avons choisi d’utiliser la méthode de l’estimation optimale (Rodgers (2000)) qui permet de relier l’espace des états à celui de la mesure et d’une connaissance *a priori* de l’atmosphère de manière statistique. Un de ses avantages réside dans le fait qu’elle permet la détermination des erreurs liées aux variables restituées. Comme modèle direct, nous avons choisi d’utiliser le modèle de transfert radiatif RTTOV (Matricardi (2009); Saunders et al. (2018)) qui permet le calcul rapide et précis des spectres IASI et IASI-NG en présence de nuages de glace, ainsi que des jacobiens.

Dans un premier temps, une étude de contenu en information a été menée afin de dimensionner “l’espace des possibles”, en d’autres termes de déterminer l’information disponible (et sa répartition spectrale) sur les nuages de glace dans les mesures des instruments IASI et IASI-NG. Pour cela, nous avons utilisé une base de données de 4575 profils réalistes sélectionnés pour être représentatifs des conditions atmosphériques normales, de

leur variabilité et de leurs extrêmes sur une année (Eresmaa and McNally (2014)). Cette étude de contenu en information tient compte d'une erreur liée aux paramètres atmosphériques et de surface que nous ne souhaitons pas inverser, mais qui jouent tout de même un rôle dans le modèle direct et que nous ne connaissons pas parfaitement (température de surface, émissivité, profil de concentration en vapeur d'eau, en ozone et profil de température). Une erreur liée aux hypothèses simplificatrices dans la représentation macro et microphysique des nuages, ainsi qu'au bruit radiométrique propre à chaque instrument est également prise en compte. Nous avons ainsi pu d'une part établir que les instruments IASI et IASI-NG apportent une information importante sur les nuages de glace, mais surtout, caractériser les limites de ces systèmes d'observations en termes de propriétés nuageuses. Par exemple, nous avons montré que les restitutions devraient être satisfaisantes (erreurs *a posteriori* inférieures à 25% et restitutions proches de la vérité) pour des nuages dont le contenu en glace intégré sur la verticale est compris entre 1 et 300 g/m². Cette gamme d'*IWP* représente la majorité des cas rencontrés dans l'atmosphère d'après Hong and Liu (2015) qui estiment leur occurrence à environ 80%. En-dessous de cet intervalle, les nuages sont trop fins et la sensibilité de la mesure à la variation des paramètres nuageux n'est pas suffisante pour permettre de les caractériser avec précision. Au-dessus de cet intervalle, les nuages sont trop épais et il n'y a pas d'information en provenance des basses couches du nuage : le signal est saturé. Cette limite supérieure n'est pas vraie dans le cas de l'altitude du sommet du nuage qui devrait être inversé convenablement quelle que soit l'opacité nuageuse dès lors que celle-ci est supérieure à 1 g/m² puisque son inversion ne nécessite pas d'information en-dessous du niveau supérieur. L'inversion de l'altitude de la base du nuage devrait être plus difficile que celle des deux autres variables avec des erreurs attendues sur les restitutions plus élevées. L'analyse des restitutions en situation de multi-couches (liquide et glace) a montré qu'il est possible de restituer convenablement les propriétés du nuage de glace dès lors que les couches sont bien séparées, même avec une connaissance partielle de la position et du contenu en eau du nuage liquide. Nous avons également mis en évidence que la qualité attendue de la restitution dépend fortement du contraste en température entre le nuage et la surface située dessous et que l'utilisation de IASI-NG à la place de IASI devrait mener à des erreurs un peu plus faibles sur les restitutions.

Bien que IASI et IASI-NG possèdent un très grand nombre de canaux, ils n'apportent pas pour autant tous une information indépendante. Afin de diminuer les temps de calcul, nous avons effectué une sélection des canaux qui apportent le plus d'information sur les variables qui caractérisent le nuage. Ces canaux sont principalement situés dans la bande d'absorption du CO₂ et de la vapeur d'eau. Cependant, nous avons décidé de ne pas utiliser cette sélection de canaux par la suite car elle s'est avérée ne pas être optimale lors du passage sur de vraies mesures IASI. Martinet et al. (2014) expliquent cela en remettant en cause l'utilisation des canaux de la bande d'absorption de la vapeur d'eau comme principale source d'information car ces canaux apportent, en situation réelle, des non-linéarités liées à la dépendance de leur mesure à la concentration en vapeur d'eau et à la température, qui ne sont pas bien prises en compte dans le cas de luminances simulées.

Suite à cette étude de contenu en information, un algorithme d'inversion a été développé puis testé sur la base de données de profils réalistes. Pour cela, un jeu de mesures synthétiques a été simulé à partir de ces profils connus auxquelles nous avons ajouté un bruit aléatoire suivant une distribution gaussienne et proportionnel au bruit radiométrique des instruments. La connaissance *a priori* de ces profils, et donc de la "réalité",

nous a permis de vérifier à la fois le bon comportement de l'algorithme de restitution et les prédictions de l'étude de contenu en information. D'ailleurs, suite à cette étude, qui a pointé le manque d'information sur l'altitude de la base du nuage, l'utilisation d'une climatologie a été introduite. Cette climatologie permet de relier l'altitude de la base, et du sommet, au contenu en glace intégré du nuage à partir des produits DARDAR sur six années. Ces produits sont constitués des profils de contenu en glace retrouvés à partir des mesures des instruments actifs lidar et radar qui permettent à ce jour la représentation verticale du contenu en glace des nuages la plus précise (Delanoë and Hogan (2008, 2010)). Les performances de notre algorithme sont plutôt satisfaisantes avec un taux de convergence supérieur à 95%. Lorsque le profil atmosphérique est composé d'une seule couche d'eau glacée, les restitutions du contenu en glace intégré sont pour 94% des cas suffisamment proches de la vraie valeur d'après les critères de l'Organisation Mondiale de la Météorologie (OMM). Ce chiffre chute drastiquement à 42% et 31% pour respectivement l'altitude du sommet et de la base de données des nuages. Lorsqu'une couche d'eau liquide est également présente dans le profil atmosphérique, l'inversion est plus difficile, en particulier lorsque les couches liquides et glacées sont mélangées (48% de satisfaction des critères de l'OMM pour le contenu en glace intégré, 27% pour l'altitude du sommet et 12% pour celle de la base) que lorsqu'elles sont séparées (90% pour le contenu en glace intégré, 55% pour l'altitude du sommet et 31% pour celle de la base). Malgré l'utilisation d'une climatologie, l'inversion de l'altitude de la base du nuage est plus difficile que les autres variables. Les résultats concernant les nuages dont le contenu en glace intégré est inférieur à 1 g/m^2 ou dont le contraste en température avec la surface est faible (inférieur à 30 K), identifiés comme cas "difficiles" par l'étude de contenu en information, sont beaucoup moins bons. L'utilisation de IASI-NG à la place de IASI améliore légèrement les résultats de l'algorithme sans modifier ses performances globales.

Après avoir vérifié que notre algorithme fonctionne sur des mesures synthétiques, nous l'avons testé sur de "vraies" mesures de l'instrument IASI. Il a fallu dans un premier temps adapter l'algorithme en lui fournissant toutes les variables atmosphériques et de surface indispensables pour les calculs du modèle direct. Nous avons choisi pour cela d'utiliser les profils atmosphériques et les propriétés de surface de réanalyse ERA5 comme base pour le calcul du transfert radiatif. Les performances globales de l'algorithme ont d'abord été détaillées sur la journée du 1^{er} janvier 2008. Parce que la limite de détection en termes d'opacité des nuages de glace du masque nuageux de IASI nous est inconnue, nous avons choisi de traiter aussi bien les cas complètement nuageux que clairs. Les taux de convergence en ciel complètement nuageux et clair sont satisfaisants avec des valeurs respectives de 74% et 70%. Par contre, ce taux diminue drastiquement lorsque le pixel est étiqueté partiellement nuageux (12%). Les résidus moyens témoignent d'un bon accord entre la mesure et la simulation après convergence sur la majeure partie du spectre. Néanmoins, des résidus importants dans la bande d'absorption du CO_2 et dans la fenêtre atmosphérique autour de 950 cm^{-1} révèlent une incapacité du modèle à reproduire la mesure de manière systématique. Ceci peut s'expliquer par une mauvaise représentation de certains paramètres atmosphériques comme par exemple le profil de température dans la haute troposphère et la basse stratosphère qui pourrait expliquer ces résidus systématiquement importants dans la bande d'absorption du CO_2 . Le modèle microphysique utilisé peut quant à lui expliquer la forme particulière des résidus observés autour de 950 cm^{-1} , et notamment par la surreprésentation des cristaux en forme de colonne hexagonale dans le modèle. Cependant, lorsque l'on compare les résidus calculés à partir des profils de nuage ERA5 à celui après convergence de notre algorithme, on constate que ce dernier est capable

d'améliorer la représentation des nuages de glace en termes d'accord à la mesure. Puisque la méthode de l'estimation optimale est fondée sur la minimisation des résidus, de faibles résidus ne sont pas une garantie d'une meilleure représentation du profil atmosphérique et une comparaison directe des restitutions à d'autres produits validés permettraient de le confirmer. La distribution des erreurs *a posteriori* liées aux restitutions est cohérente avec les erreurs prédites par l'étude du contenu en information. En effet, les erreurs les plus faibles sont associées à l'altitude du sommet du nuage (avec un maximum autour de 30%), puis au contenu en glace intégré (maximum autour de 50%) et enfin à l'altitude de la base du nuage (maximum autour de 90%). Nous avons également testé différents modèles microphysiques. Les restitutions obtenues à partir des trois modèles testés sont similaires concernant l'altitude et l'épaisseur de la couche nuageuse démontrant ainsi que ces deux paramètres macrophysiques ne semblent pas être dépendants du modèle microphysique. À l'inverse, le contenu en glace intégré s'avère très dépendant de la microphysique utilisée, ce qui était attendu puisque la distribution de formes influe sur l'opacité de la couche nuageuse pour un même contenu en glace.

Enfin, nous avons testé notre algorithme sur un an de mesures de l'instrument IASI. Nous avons présenté les résultats de manière statistique en construisant des climatologies et les avons évalués en les confrontant au même type de climatologies obtenues à partir de mesures actives. Étant données les limites des observations passives pour l'étude des nuages, notamment au niveaux des pôles et surfaces froides, les résultats de l'algorithme sont très satisfaisants. La gamme de contenu en glace intégré pour laquelle les erreurs sur les restitutions sont modérées est conforme aux prédictions obtenues par l'étude de contenu en information. L'analyse des résultats révèle qu'en moyenne l'altitude des nuages diminue lorsque l'on s'écarte de l'équateur vers les pôles, ce qui est cohérent avec l'évolution de l'altitude de la tropopause. La comparaison du contenu en glace intégré et de l'épaisseur géométrique des nuages aux mesures actives montre que notre algorithme est capable de restituer les structures à grande échelle des propriétés des nuages.

Perspectives. Nous présentons à présent les perspectives en essayant d'apporter des éléments d'illustration relatifs aux études pouvant prolonger la nôtre. Nous envisageons plusieurs pistes d'amélioration. Comme nous l'avons évoqué au Chapitre 4, la prise en compte de l'hétérogénéité sous-pixel permettrait d'obtenir des restitutions plus fiables soit en précisant l'erreur associée soit en ne sélectionnant que les pixels homogènes. La matrice de variance-covariance du modèle pourrait également être améliorée par une prise en compte plus réaliste des erreurs sur les paramètres non-inversés. En effet, nous tenons compte d'une erreur équivalente sur tous les profils atmosphériques comme par exemple 10% d'erreur sur le profil de vapeur d'eau ou 1 K d'erreur sur le profil de température. Or, en pratique et selon les sources de profils utilisés, ces erreurs sont loin d'être uniformes sur toute la colonne atmosphérique et peuvent varier d'un profil à un autre. Il faudrait adapter cette matrice à chaque profil individuellement afin d'être au plus près des vraies erreurs. L'algorithme doit par la suite être rendu opérationnel afin de fournir les propriétés des nuages en temps réel. Les profils atmosphériques et propriétés de surface de réanalyses que nous avons utilisés pour cette étude ne seront plus disponibles pour un algorithme opérationnel et il est donc important de se questionner sur les données accessibles pour les simulations.

Nous avons mis en évidence au Chapitre 4 que l'écart entre la mesure et la simulation après convergence est maximal dans la bande d'absorption du CO₂. Pour ces nombres

d'onde, le signal est principalement sensible au profil de température. Il serait donc pertinent d'ajuster le profil de température pour diminuer ces résidus. Les Figures 5.1 à 5.3 montrent les résultats d'une étude de contenu en information sur le profil de température effectuée à partir de trois profils de la base de données de l'ECMWF et pour lesquels un nuage de glace d'opacité croissante est présent. Le profil de température considéré ici est représenté sur 20 niveaux uniformément répartis entre 0 et 20 km.

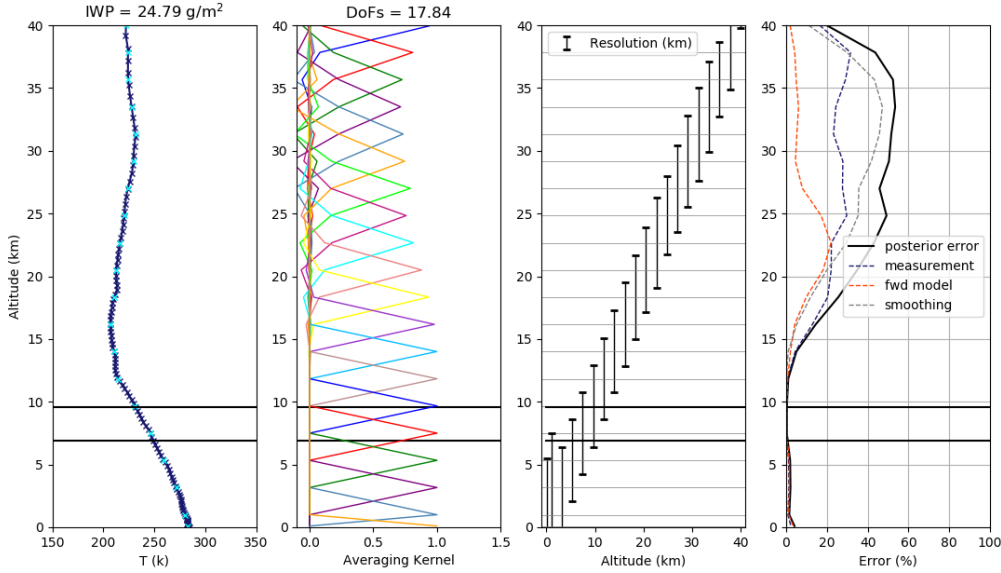


FIGURE 5.1: Exemple d'étude de contenu en information sur un profil de catégorie IC contenant un nuage de glace fin dont l'altitude est matérialisée par les traits horizontaux noirs. De gauche à droite : Profil de température considéré à la résolution 137 niveaux de la base de donnée de l'ECMWF (en bleu foncé) et à la résolution de 20 niveaux (en bleu clair). L'*IWP* du nuage est indiqué en haut de la figure. *Averaging kernels*. Le nombre de degrés de liberté (DoFs pour *Degree of Freedom for signal* en anglais) est indiqué en haut de la figure. Résolution de la restitution. Erreur attendue sur la restitution (trait plein) et décomposition en fonction de sa provenance (pointillés) : mesure (en bleu), modèle (en gris) et *a priori* (en rouge).

Ces figures montrent le profil original et interpolé sur les 20 niveaux considérés, l'*Averaging Kernel* ainsi que la résolution et l'erreur attendues de la restitution. La résolution attendue de la restitution est déterminée à partir de de la matrice d'*Averaging Kernel*. En effet, la restitution de la température en un point donné du profil est une moyenne de la totalité du profil pondérée par l'*Averaging Kernel* correspondant (Rodgers (1990)). La restitution est alors une moyenne locale représentative d'une couche de l'atmosphère dont la largeur dépend de celle de l'*Averaging Kernel*. Nous avons utilisé la méthode de Backus and Gilbert (1970) qui définit la résolution s comme une mesure de l'étalement de l'*Averaging Kernel* \mathbf{A} telle que :

$$s(z) = \frac{12}{a(z)^2} \int (z - z')^2 \mathbf{A}(z, z') dz', \quad (5.3)$$

avec $a(z) = \int \mathbf{A}(z, z') dz'$ l'aire de l'*Averaging Kernel* pour l'altitude z .

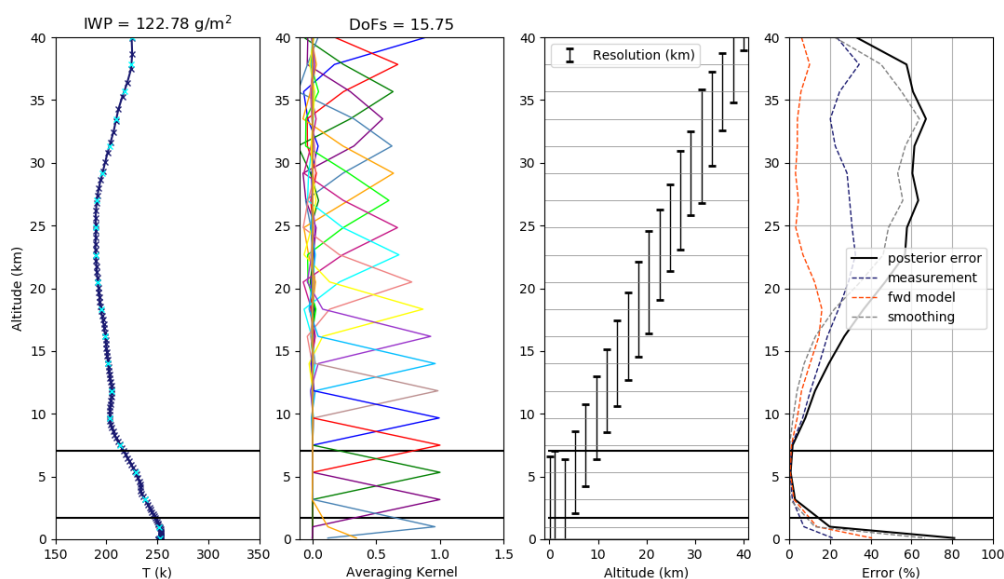


FIGURE 5.2: Idem Figure 5.1 mais pour un nuage de glace d'épaisseur moyenne.

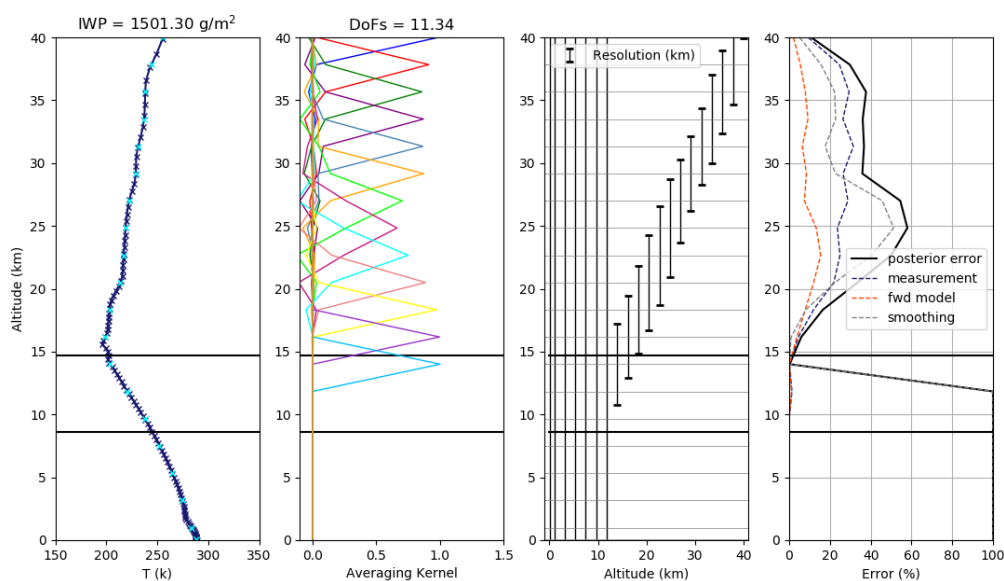


FIGURE 5.3: Idem Figure 5.1 mais pour un nuage de glace opaque.

Comme on peut le voir sur les Figures 5.1 à 5.3, le nombre de degrés de liberté diminue avec l'opacité du nuage. En effet, la présence d'un nuage fin ou très fin n'entraîne pas de perte d'information sur le profil de température (Figure 5.1). Lorsqu'on s'intéresse à un nuage plus épais, comme c'est le cas dans la Figure 5.2, la présence du nuage mène à une diminution de l'information située en dessous et on constate une augmentation de l'erreur attendue sur la restitution qui passe du pourcent sur les premières couches du nuage à 80% en dessous. Enfin, lorsque le nuage est complètement opaque comme pour celui représenté en Figure 5.3, on atteint rapidement la saturation du signal et il n'est plus possible de caractériser le profil de température. Par contre, on a une quantité d'information accrue

au-dessus du nuage par rapport à un profil dont le nuage serait plus fin pour une même altitude. Nous avons mené cette étude pour un nombre de niveaux variables entre 10 et 40 (non montré) et le nombre de 20 niveaux est celui qui permet de concilier au mieux nombre d'informations, résolution et erreur sur la restitution.

De plus, nous avons vu au début de ce document (Chapitre 2) que la haute résolution spectrale de IASI et IASI-NG permet un sondage vertical de la colonne atmosphérique. Cette capacité a été utilisée pour caractériser l'épaisseur géométrique des nuages de glace ainsi que leur contenu en glace intégré en faisant l'hypothèse d'un nuage verticalement homogène. Cependant, Feofilov et al. (2015) ont montré que l'utilisation d'un profil d'*IWC* constant sur la verticale est une bonne approximation pour les nuages dont l'*IWP* est inférieur à 100 g/m^2 . Pour les nuages plus épais, l'étude de Feofilov et al. (2015) a montré que la forme du profil joue un rôle important et mène à des effets radiatifs très différents pour un même contenu en glace. Il serait donc intéressant de sonder de manière plus approfondie les capacités de ces instruments à résoudre le profil vertical en essayant de retrouver non plus un contenu en glace intégré mais un profil de contenu en glace.

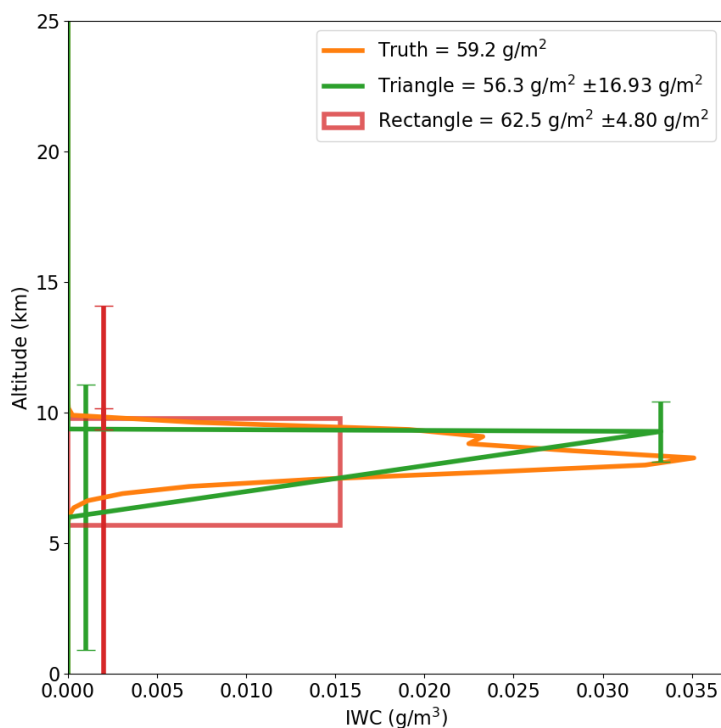


FIGURE 5.4: Exemple d'un profil de contenu en glace (*IWC*) d'un profil représentatifs de la base de données de l'ECMWF (en orange). Profils inversés en faisant l'hypothèse d'un profil rectangulaire (en rouge) et triangulaire (en vert). Les contenus en glace intégrés (*IWP*) sont indiqués dans la légende.

Ainsi, nous nous sommes appuyés sur le travail de Feofilov et al. (2015) qui ont classifié les profils d'*IWC* en un jeu de quatre formes de profils représentatifs : triangle haut, triangle bas, trapèze isocèle et rectangle. Les triangles hauts sont principalement retrouvés pour des petits *IWP* liés aux courants ascendants à l'intérieur du nuage. Au contraire, les triangles bas sont principalement associés à des nuages épais liés à la sédimentation. Nous avons modifié le vecteur d'état afin de restituer un profil d'*IWC* triangulaire. Un exemple est donné sur la Figure 5.4 qui représente le vrai profil issu de la base de données

de l'ECMWF qui a été utilisé pour simuler la mesure synthétique et les profils d'*IWC* inversés en faisant l'hypothèse d'un profil rectangulaire (nuage homogène verticalement) et triangulaire. Bien que les *IWP* inversés soient très proches l'un de l'autre, le profil triangle représente mieux la variation du contenu en glace du vrai profil avec l'altitude. Cet exemple illustre qu'il est possible d'améliorer la représentation verticale des nuages et d'aller vers l'inversion du profil d'*IWC* en suivant par exemple les travaux de Cuesta et al. (2015) qui ont utilisé les mesures de l'instrument IASI pour inverser le profil de coefficient d'extinction d'aérosols lors d'un évènement de poussière désertique en Asie en 2008.

Enfin, les mesures des instruments IASI et IASI-NG couvrent environ la moitié des longueurs d'onde du rayonnement d'émission de la Terre et de l'atmosphère. Pour mieux caractériser la répartition spectrale du flux infrarouge sortant au sommet de l'atmosphère, la mission FORUM (*Far-infrared Outgoing Radiation Understanding and Monitoring*) a récemment été sélectionnée par l'Agence Spatiale Européenne (Libois et al. (2020)). Cet instrument mesurera, à haute résolution spectrale, la moitié "manquante" du rayonnement infrarouge de la Terre et de l'atmosphère, appelé infrarouge lointain. La Figure 5.5 montre les luminances simulées avec et sans la présence d'un nuage de glace dans le moyen infrarouge et dans l'infrarouge lointain. Les gammes de nombre d'onde couvertes par les instruments IASI, IASI-NG et FORUM y sont indiquées.

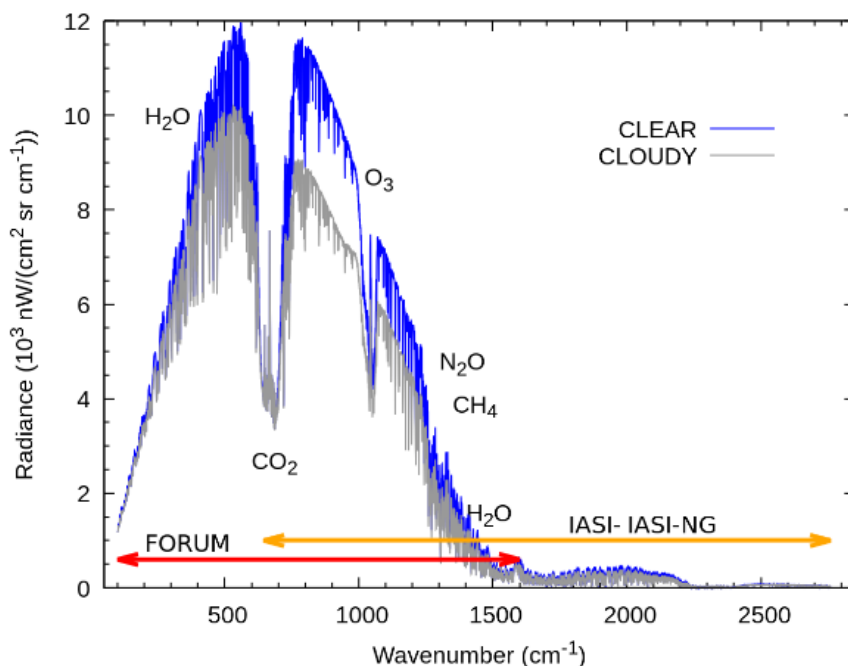


FIGURE 5.5: Luminances infrarouges simulées au-dessus d'une atmosphère avec (en gris) et sans (en bleu) la présence d'un nuage de glace. Le nuage de glace est compris entre les altitudes 8.5 km et 15.5 km et a un contenu en glace intégré *IWP* de 8.9 g/m². Les gammes spectrales correspondant aux mesures des instruments IASI, IASI-NG et FORUM ainsi qu'aux principales bandes d'absorption sont indiquées. Figure de Ridolfi et al. (2020).

Les mesures de FORUM devraient être très utiles pour caractériser les nuages de glace puisque, généralement très froids, leur maximum d'émission se situe dans les gammes de longueur d'onde de l'infrarouge lointain. L'étude menée par Ridolfi et al. (2020) démontre que les spectres FORUM contiennent de l'information sur les propriétés des nuages de

glace. Cependant, dans cette étude, les auteurs n'ont pas tenu compte des erreurs liées aux paramètres atmosphériques et de surface non-inversés. Le travail que nous avons présenté dans ce document, portant sur l'utilisation des mesures des instruments IASI et IASI-NG pour la caractérisation des nuages de glace, peut bien entendu être adapté aux mesures qu'effectuera l'instrument FORUM (déjà fait en partie). Cette étape, même si les mesures de l'instrument FORUM ne sont pas encore disponibles, pourrait permettre de quantifier l'apport de l'infrarouge lointain par rapport au moyen infrarouge concernant la caractérisation des nuages de glace et de vérifier la cohérence spectrale (en incluant l'infrarouge lointain) du modèle microphysique utilisé, et le cas échéant de fournir de nouveaux leviers pour améliorer la représentation de la microphysique des nuages de glace.

Les instruments IASI nous permettent déjà de suivre l'évolution des propriétés des nuages. La continuité assurée par IASI-NG et la complémentarité future avec FORUM sont très prometteuses pour les études concernant le climat. Couplées à des méthodes d'extraction de l'information de plus en plus précises, elles devraient permettre à la communauté scientifique de quantifier le rôle des nuages dans le climat actuel et futur avec une plus grande précision.

Références

- Backus, G. and Gilbert, F. (1970). Uniqueness in the inversion of inaccurate gross earth data. *Philos. Trans. Royal Soc. A*, 266(1173) :123–192.
- Cuesta, J., Eremenko, M., Flamant, C., Dufour, G., Laurent, B., Bergametti, G., Höpfner, M., Orphal, J., and Zhou, D. (2015). Three-dimensional distribution of a major desert dust outbreak over east asia in march 2008 derived from IASI satellite observations. *J. Geophys. Res. Atmos.*, 120(14) :7099–7127.
- Delanoë, J. and Hogan, R. J. (2008). A variational scheme for retrieving ice cloud properties from combined radar, lidar, and infrared radiometer. *J. Geophys. Res. Atmos.*, 113(D7).
- Delanoë, J. and Hogan, R. J. (2010). Combined CloudSat-CALIPSO-MODIS retrievals of the properties of ice clouds. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 115(D4).
- Eresmaa, R. and McNally, A. P. (2014). Diverse profile datasets from the ECMWF 137-level short-range forecasts. In *Document No. NWPSAF-EC-TR-017, Version 1.0*. EUMETSAT Satellite Application Facility (NWP SAF).
- Feofilov, A. G., Stubenrauch, C. J., and Delanoë, J. (2015). Ice water content vertical profiles of high-level clouds : classification and impact on radiative fluxes. *Atmos. Chem. Phys.*, 15(21) :12327–12344.
- Hong, Y. and Liu, G. (2015). The characteristics of ice cloud properties derived from Cloudsat and CALIPSO measurements. *J. Clim.*, 28(9) :3880–3901.
- Libois, Q., C.-Labonnote, L., and Camy-Peyret, C. (2020). FORUM mesurera l’infrarouge lointain émis par la terre. *La Météorologie*, (108) :4–6.
- Martinet, P., Lavanant, L., Fourrié, N., Rabier, F., and Gambacorta, A. (2014). Evaluation of a revised IASI channel selection for cloudy retrievals with a focus on the Mediterranean basin. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 140(682) :1563–1577.
- Matricardi, M. (2009). An assessment of the accuracy of the RTTOV fast radiative transfer model using IASI data. *Atmos. Chem. Phys.*, 9(18).
- Ridolfi, M., Del Bianco, S., Di Roma, A., Castelli, E., Belotti, C., Dandini, P., Di Natale, G., Dinelli, B. M., C-Labonnote, L., and Palchetti, L. (2020). FORUM Earth Explorer 9 : Characteristics of Level 2 products and synergies with IASI-NG. *Remote Sensing*, 12(9) :1496.
- Rodgers, C. (2000). *Inverse methods for atmospheric sounding : theory and practice*. ISTE Editions.
- Rodgers, C. D. (1990). Characterization and error analysis of profiles retrieved from remote sounding measurements. *J. Geophys. Res. Atmos.*, 95(D5) :5587–5595.

Saunders, R., Hocking, J., Turner, E., Rayer, P., Rundle, D., Brunel, P., Vidot, J., Roquet, P., Matricardi, M., Geer, A., et al. (2018). An update on the RTTOV fast radiative transfer model (currently at version 12). *Geosci. Model Dev.*, 11(7).

Stubenrauch, C. J., Feofilov, A. G., Protopapadaki, S. E., and Armante, R. (2017). Cloud climatologies from the infrared sounders AIRS and IASI : Strengths and applications. *Atmos. Chem. Phys.*, 17(22) :13625–13644.



L'équation du transfert radiatif

Les instruments satellitaires mesurent un rayonnement appelé luminance $L(s, \lambda)$, dont l'unité est le $\text{W}/\text{m}^2/\text{sr}/\text{cm}^{-1}$, qui atteint le sommet de l'atmosphère dans la direction s et à la longueur d'onde λ . L'équation du transfert radiatif (ETR) est l'équation qui traduit l'interaction des composants présents dans l'atmosphère avec la luminance d'une source.

Afin d'exprimer la luminance $L_\lambda + dL_\lambda$ sortant d'un élément de volume homogène d'atmosphère de longueur dr à partir d'une source de luminance L_λ , il faut prendre en compte toutes les interactions rayonnement/matière possibles comme illustré sur la Figure A.1. En considérant l'équilibre thermodynamique local, ces interactions sont et s'écrivent :

- l'absorption : $dL_{\lambda,abs} = -\alpha_{abs}(r, \lambda)L_\lambda dr$;
- la diffusion : $dL_{\lambda,sca} = \frac{\alpha_{sca}(r, \lambda)}{4\pi} \int_{\Omega} L_\lambda(r, s')P(\hat{s}\hat{s}', \lambda)d\Omega dr$;
- et l'émission thermique : $dL_{\lambda,therm} = \alpha_{therm}(r, \lambda)B_\lambda(T(r))dr$.

α_{abs} , α_{sca} et α_{therm} sont les coefficients d'absorption, de diffusion et d'émission thermique respectivement, $P(\hat{s}\hat{s}', \lambda)$ est la fonction de phase de diffusion qui représente la probabilité de diffusion dans la direction s d'un rayonnement en provenance de la direction s' d'angle solide $d\Omega$, et $B_\lambda(T(r))$ représente la fonction de Planck à la température $T(r)$ ¹.

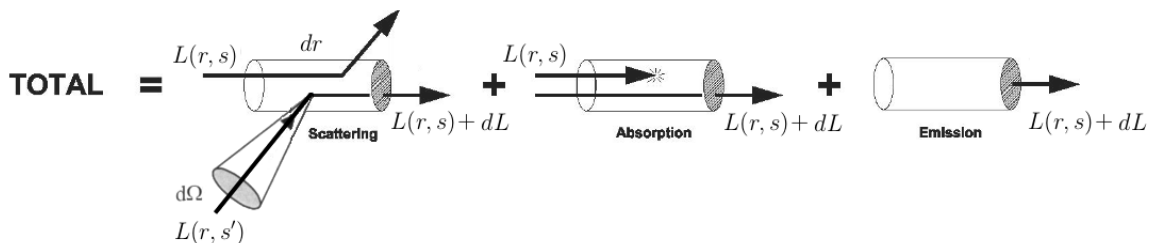


FIGURE A.1: Illustration de la diffusion simple et multiple, de l'absorption et de l'émission dans un élément de volume de longueur dr . Figure adaptée depuis Herbin and Dubuisson (2016).

1. La totalité des termes de l'ETR dépendent de la longueur d'onde considérée. Par commodité, afin d'alléger les notations, nous ne noterons plus les dépendances en longueur d'onde dans la suite et les considérerons comme implicites.

La diffusion intervient alors de deux manières différentes : elle joue un rôle dans l'extinction (loi de Beer-Lambert) car, avec l'absorption, elle contribue à atténuer la lumière incidente en déviant le rayonnement de la direction considérée, et intervient également dans le terme source qui comptabilise l'énergie gagnée dans la direction considérée par la diffusion de rayons lumineux provenant d'autres directions. Il vient alors que $\alpha_{ext} = \alpha_{abs} + \alpha_{sca}$ avec α_{ext} le coefficient d'extinction, et on définit la quantité $\omega_0 = \alpha_{sca}/\alpha_{ext}$ où ω_0 est appelé albédo de diffusion simple et représente la fraction de l'extinction due à la diffusion. Ceci, ainsi que la loi de Kirchhoff qui stipule que $\alpha_{therm} = \alpha_{abs}$, permet d'établir l'équation du transfert radiatif (Liou (2002)) :

$$L(r + dr, s) - L(r, s) = dL_{ext} + dL_{sca} + dL_{therm}, \quad (\text{A.1})$$

$$\frac{dL(r, s)}{dr} = -\alpha_{ext}(r)[L(r, s) + \underbrace{\frac{\omega_0}{4\pi} \int_{\Omega} L(r, s') P(\hat{s}\hat{s}') d\Omega}_{J(r)} + (1 - \omega_0)B(T(r))], \quad (\text{A.2})$$

où $J(r)$ est appelé le terme source de l'ETR.

En faisant l'approximation d'une atmosphère plan-parallèle et en notant θ et ϕ l'angle zénithal et azimutal du lieu d'observation respectivement, on définit $\mu = \cos(\theta) = \frac{dz}{dr}$. On définit également l'épaisseur optique telle que $\tau(z) = \int_z^{\infty} \alpha_{ext}(z') dz'$ d'où $d\tau = \alpha_{ext} dz$. Si l'on place l'origine des z au niveau de la surface, les variations de z et de τ sont opposées, et on a en haut de l'atmosphère $z \rightarrow \infty$, $\tau = 0$ et en bas de l'atmosphère $z = 0$, $\tau = \tau^*$. L'ETR prend alors la forme :

$$\mu \frac{dL(\tau, \mu, \phi)}{d\tau} = L(\tau, \mu, \phi) + J(\tau, \mu, \phi). \quad (\text{A.3})$$

Lorsque l'on considère des mesures satellites d'instruments passifs, celles-ci correspondent à la luminance perçue au sommet de l'atmosphère, soit la luminance intégrée sur toute la colonne atmosphérique. Afin de la modéliser, il convient d'intégrer l'ETR sur la profondeur optique. Pour un rayonnement ascendant $L \uparrow$, en intégrant du sol ($\tau = \tau^*$) jusqu'à l'épaisseur τ , on obtient :

$$L \uparrow (\tau) = L \uparrow (\tau^*) \exp\left(-\frac{\tau^* - \tau}{\mu}\right) + \int_{\tau}^{\tau^*} J(\tau') \exp\left(-\frac{\tau' - \tau}{\mu}\right) d\tau', \quad (\text{A.4})$$

Le premier terme de cette équation représente le rayonnement ascendant atténué par diffusion et absorption sur l'épaisseur $\tau^* - \tau$ et le second terme la somme des sources (diffusion et émission) le long du trajet atténuées sur l'épaisseur $\tau' - \tau$. Cette dernière expression permet alors d'obtenir la forme intégrée de l'ETR représentant le modèle direct dans le cas particulier d'un satellite mesurant la luminance ascendante au sommet de l'atmosphère ($\tau = 0$) telle que :

$$L \uparrow (\tau = 0) = L \uparrow (\tau^*) \exp\left(-\frac{\tau^*}{\mu}\right) + \int_0^{\tau^*} J(\tau') \exp\left(-\frac{\tau'}{\mu}\right) d\tau'. \quad (\text{A.5})$$

A.1 Références

Herbin, H. and Dubuisson, P. (2016). *Observation infrarouge de l'atmosphère terrestre*.

Liou, K.-N. (2002). *An introduction to atmospheric radiation*. Elsevier.