Université de Toulouse

THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par :
Institut National Polytechnique de Toulouse (INP Toulouse)

Discipline ou spécialité :

Atmosphère - Océan

Présentée et soutenue par :
Pauline Martinet

le : mardi 24 septembre 2013

Titre :

Apport des observations IASI pour la description des variables nuageuses du modèle AROME dans le cadre de la campagne HyMeX

Ecole doctorale :
Sciences de l'Univers, de l'Environnement et de l'Espace (SDU2E)

Unité de recherche :
CNRM - GAME, Météo-France & CNRS

Directeur(s) de Thèse :

Mme. Nadia Fourrié	CNRM - GAME
Mme. Florence Rabier	CNRM - GAME

Rapporteurs :

M. William Bell	Met Office
M. Frédéric Chevallier	LSCE

Membre(s) du jury :

M. Franck Roux LA	Président du Jury
M. Vincent Cassé LMD	Examinateur
Mme. Lydie Lavanant CMS	Examinateur
M. Tony McNally CEPMMT	Examinateur

Remerciements

Cette Formation Complémentaire par la Recherche m'a offert l'opportunité de satisfaire ma curiosité sur l'atmosphère et les instruments spatiaux. En premier lieu, je tiens donc à remercier ma directrice de thèse Nadia Fourrié. Je te remercie pour avoir monté ce sujet de FCPLR et pour m'avoir si bien préparée au jury ce qui m'a permis de décrocher le ticket gagnant pour trois belles années de recherche. Je te remercie aussi pour ta grande disponibilité, à tout moment, malgré un emploi du temps chargé ainsi que ta gentillesse. Tu ne m'as jamais laissée tomber et tu as toujours su me rassurer dans les périodes de doute qui rythment la vie de thésard.

Je souhaite ensuite remercier Florence Rabier ma co-directrice de thèse. Ton aide et tes conseils ont toujours été précieux pendant ces trois années. Ton enthousiasme, ta bonne humeur et ton optimisme ont mis un peu de couleur pendant cette thèse. Tu as toujours su orienter la thèse dans la bonne direction pour nous permettre d'atteindre les meilleurs résultats possibles. Cette thèse n'aurait pas été ce qu'elle est sans ta grande connaissance sur l'assimilation de données.

Je remercie maintenant toute l'équipe du CMS de Lannion sans qui cette thèse n'aurait peut-être pas eu lieu. Je pense en particulier à Hervé Roquet, Lydie Lavanant et Pascal Brunel. Merci Hervé pour m'avoir aiguillée vers l'assimilation des données satellitaires nuageuses, sujet porteur pour Météo France qui m'a probablement permis de réaliser cette FCPLR. Merci pour avoir initié mon stage de fin d'études à la CIMSS à Madison. Ce fut une expérience inoubliable à la fois professionnellement mais aussi humainement. Je remercie ensuite Lydie qui a toujours été à mes côtées pendant ces trois années. Je te suis reconnaissante d'avoir été ma marraine de stage et d'avoir monté ce sujet de FCPLR en collaboration avec Nadia. Merci aussi pour avoir toujours répondu à mes questions pendant ces trois années même séparées par 900 km. Merci aussi à Pascal qui a su m'aider à un moment très difficile de ma thèse. La semaine que j'ai passée à Lannion m'a permis de préparer le 1D-Var nécessaire à toute mon étude d'inversions. Je t'en serais toujours reconnaissante. Merci aussi d'avoir répondu à toutes mes questions sur RTTOV avec autant de disponibilité et de m'avoir conseillée dans les moments difficiles. Je remercie enfin toute l'équipe R&D du CMS (Jérôme, Pascale etc...) pour avoir passé 6 semaines inoubliables à vos côtés.

Je voudrais également remercier les nombreuses personnes qui m'ont aidée dans mon travail de thèse et je m'excuse si j'en oublie. Je remercie Vincent pour m'avoir aidée en début de thèse et Thibaut pour avoir fourni la matrice B nuageuse nécessaire à cette étude. Je remercie Yves Bouteloup et Eric Bazile pour leur aide précieuse concernant AROME 1D. Merci aussi à Yann S et Pierre B pour avoir répondu à mes diverses questions sur AROME ou sur l'assimilation. Merci à Benjamin, Yann M, Gérald et Loik pour nos discussions sur la matrice B ou l'assimilation.

Un grand merci à toute l'équipe RECYF pour m'avoir si bien accueillie. J'ai passé une très bonne troisième année de thèse à vos côtés. Je vous remercie tous pour la bonne humeur qui rend le travail si agréable à vos côtés et merci pour les pauses cafés si bien animées.

Merci à mes deux co-bureaux : Eric et Pascal pour m'avoir supportée pendant ces trois années.

Je tiens ensuite à remercier William Bell et Frédéric Chevallier d'avoir accepté le rôle de rapporteurs de cette thèse. Merci à Frédéric Chevallier pour ses remarques toujours pertinentes. Merci à William Bell pour m'avoir si bien accueillie pendant mes 6 semaines au Met Office et pour m'avoir tant appris. Merci à Tony McNally d'avoir été le parrain scientifique de cette thèse et d'avoir toujours répondu à mes questions. Merci enfin à tous les autres membres du jury d'avoir accepté d'évaluer mon travail.

Merci à tous les amis du CNRM qui m'ont permis de passer de bons moments en pause et de mieux supporter les moments difficiles. Un grand merci à Pierre, toujours présent pendant ces trois années. Merci à Manu, Florent et Sabrina pour avoir passé de si bons moments avec vous.

Enfin, sur un plan personnel, je tiens à remercier mes parents. Sans votre soutien durant ces nombreuses années, je n'aurais pu arriver à un tel aboutissement. Merci d'avoir toujours cru en moi et de m'avoir épaulée dans les moments les plus durs. Un grand merci à ma soeur Jessica, toujours là malgré son emploi du temps chargé. Merci à Paul pour avoir le don de nous faire rire en toute circonstance. Un grand merci à Clément et Lola qui mettent tant de bonheur dans ma vie.

Pour terminer un grand merci à Thomas. Merci pour ton aide précieuse en matlab et pour les graphismes. Tu as toujours été à l'écoute et plein d'attentions dans les moments les plus difficiles. Mille mercis pour m'avoir toujours soutenue pendant ces trois années qui n'ont pas toujours été faciles.

Résumé

Les données satellitaires représentent aujourd'hui la vaste majorité des observations assimilées dans les modèles de prévision numérique du temps. Leur exploitation reste cependant sous-optimale, seulement 10% du volume total est assimilé en opérationnel. Environ 80% des données infrarouges étant affectées par les nuages, il est primordial de développer l'assimilation des observations satellitaires dans les zones nuageuses. L'exploitation du sondeur hyperspectral infrarouge IASI a déjà permis une amélioration des prévisions météorologiques grâce à sa précision et son contenu en information jamais inégalés. Son utilisation dans les zones nuageuses reste cependant très complexe à cause de la forte non-linéarité des processus nuageux dans l'infrarouge. Cette thèse propose donc une méthode permettant d'exploiter au mieux les observations nuageuses du sondeur IASI.

Un modèle de transfert radiatif avancé utilisant les propriétés microphysiques du nuage a été évalué. Cette méthode présente l'avantage majeur d'utiliser les profils de condensats nuageux produits par les modèles de prévision. Grâce à ce nouveau schéma, les profils de contenus en eau nuageuse ont pu être inversés avec succès à partir des observations IASI et d'un schéma d'assimilation variationnelle uni-dimensionnel (1D-Var).

L'impact de ces observations en termes d'analyse et d'évolution des variables nuageuses dans le modèle de prévision a aussi été évalué. Cette étude est une première évaluation du choix des variables de contrôle utilisées lors des inversions. Un modèle simplifié uni-colonne du modèle de prévision AROME a permis de faire évoluer les profils analysés par le 1D-Var sur une période de trois heures. Des résultats prometteurs ont montré la bonne conservation de l'incrément d'analyse pendant plus d'une heure et demie de prévision. La formation des systèmes fortement précipitants étant fortement liée aux contenus en eau nuageuse, ces résultats encourageants laissent entrevoir des retombées majeures pour la prévision des évènements de pluie intense et les applications de prévision numérique à très courte échéance.

Abstract

Nowadays, most data assimilated in numerical weather prediction come from satellite observations. However, the exploitation of satellite data is still sub-optimal with only 10 to 15% of these data assimilated operationally. Keeping in mind that about 80% of infrared data are affected by clouds, it is a priority to develop the assimilation of cloud-affected satellite data. The hyperspectral infrared sounder IASI has already contributed to the improvement of weather forecasts thanks to its far better spectral resolution and information content compared to previous instruments. The use of cloud-affected IASI radiances is still very complicated due to the high non-linearity of clouds in the infrared. This PhD work suggests an innovative way to take advantage of cloud-affected radiances observed by IASI.

An advanced radiative transfer model using cloud microphysical properties has been evaluated. This method has the advantage of using cloud water content profiles directly produced by numerical weather prediction models. Thanks to this new scheme, profiles of cloud water contents have been successfully retrieved from IASI cloud-affected radiances with a one dimensional variational assimilation scheme (1D-Var).

The impact of these data in terms of analysis and evolution of cloud variables has been evaluated in a numerical weather prediction model. This study is the first step in evaluating the choice that has been made for the control variables used during the retrievals. A simplified one-dimensional version of the AROME model was used to run three-hour forecasts from the 1D-Var analysed profiles. Promising results have shown a good maintenance of the analysis increment during more than one hour and a half of forecast. In regard to these encouraging results, a positive impact on nearcasting applications and forecasts of heavy rainfall events, which are highly coupled to cloud variables, can be expected in the future.

Table des matières

Introduction **1**

I Théorie et concepts **9**

1 Les satellites météorologiques **11**
1.1 Les satellites géostationnaires . . . 13
1.2 Les satellites défilants . . . 13
1.3 Le sondeur infrarouge hyperspectral IASI . . . 14
1.3.1 Description de la mission . . . 14
1.3.2 Fonctionnement de l'interféromètre . . . 16
1.3.3 Caractéristiques radiométriques de IASI . . . 18

2 Théorie du transfert radiatif **21**
2.1 Théorie du corps noir . . . 22
2.2 Equation du transfert radiatif . . . 23
2.2.1 Equation du transfert radiatif en ciel clair . . . 25
2.2.2 Equation en conditions nuageuses . . . 26
2.3 Les modèles de transfert radiatif . . . 28
2.3.1 Description . . . 28
2.3.2 RTTOV en conditions nuageuses . . . 29
2.3.3 Hypothèse de recouvrement des couches nuageuses . . . 31
2.3.4 Prise en compte de la diffusion nuageuse dans RTTOV-CLD . . . 35
2.3.5 Simplification du calcul de diffusion multiple . . . 37

3 Les nuages **43**
3.1 Classification des nuages . . . 43
3.2 Microphysique des nuages . . . 45
3.3 Paramétrisations microphysiques dans AROME . . . 46
3.4 Paramétrisation de la fraction nuageuse dans AROME . . . 49

4 Assimilation de données **53**
4.1 Concepts et formalisme de l'assimilation . . . 53
4.1.1 Principes et notations . . . 53
4.1.2 Minimisation de la fonction coût . . . 56
4.1.3 Approche incrémentale . . . 56
4.1.4 Le système variationnel 3D-Var dans AROME . . . 57
4.2 Le modèle AROME . . . 58
4.2.1 HyMeX et AROME WMed . . . 59

4.2.2 Les types d'observations utilisées 60
4.3 Le contrôle des données 63
4.3.1 Suivi des données (Monitoring) 63
4.3.2 Correction de biais 64
4.4 Assimilation de radiances nuageuses 65
4.4.1 Schéma de détection du CEPMMT 66
4.4.2 Détermination des paramètres nuageux : méthode du CO_2 Slicing . 66
4.4.3 Etat actuel de l'assimilation des radiances infrarouges nuageuses . . 68

II Nouveaux développements pour l'assimilation des radiances infrarouges nuageuses 71

5 Vers l'utilisation des variables de microphysique nuageuse 73
5.1 Méthodologie mise en oeuvre dans la thèse 73
5.2 Introduction à l'article 77
5.2.1 Sélection de scènes nuageuses homogènes avec le cluster AVHRR . 77
5.2.2 Matrice B en conditions nuageuses 79
5.2.3 Assimilation 1D-Var 81
5.3 Résumé de l'article 83
5.4 Article : Towards the use of microphysical variables for the assimilation of cloud-affected infrared radiances 87

6 Nouvelle sélection de canaux IASI en conditions nuageuses 103
6.1 Résumé de l'article 104
6.1.1 Méthode de sélection reposant sur le DFS 104
6.1.2 Méthode de sélection reposant sur la sensibilité du spectre aux hydrométéores 105
6.1.3 Résultats 105
6.1.4 Conclusion 107
6.2 Article : Evaluation of a revised IASI channel selection for cloudy retrievals with a focus on the Mediterranean basin. 107

7 Apport des observations IASI nuageuses dans AROME 125
7.1 Cadre expérimental 125
7.2 Cohérence entre le modèle AROME 1D et le modèle AROME 3D 127
7.3 Evolution des profils de contenus nuageux 130
7.3.1 Observations réelles 130
7.3.2 Observations simulées 136
7.4 Conclusion 143

8 Vers une modification de la fraction nuageuse 145
8.1 Matrice B pour la fraction nuageuse 148
8.2 Modifications de couches nuageuses déjà existantes dans l'ébauche 148
8.3 Peut-on déplacer le nuage sur la verticale ? 153
8.4 EQM des inversions 1D-Var 157
8.5 Conclusion 161

Conclusions et perspectives **163**

Références **169**

Glossaire **179**

Liste des figures **183**

Liste des tableaux **188**

Introduction

Les pluies intenses en région méditerranéenne

La Méditerranée est une région du globe soumise à de fortes variabilités alternant périodes de sécheresse en été et hivers humides. Les pluies y sont peu fréquentes mais abondantes. Le bassin méditerranéen est ainsi régulièrement touché par des pluies intenses dont les cumuls peuvent dépasser 150 mm en 24 heures. Ces phénomènes de pluie intense occasionnent de nombreux dégâts matériels, environnementaux et humains sur tout le pourtour méditerranéen, principalement durant l'automne. Le principal moteur de ces pluies intenses est l'advection vers les côtes d'un flux de basses couches chargé en humidité et souvent instable (Nuissier et al. (2008), Ricard et al. (2011) entre autres). L'**orographie** joue un rôle majeur dans le déclenchement de la convection en favorisant le soulèvement de la masse d'air suivi de sa condensation.

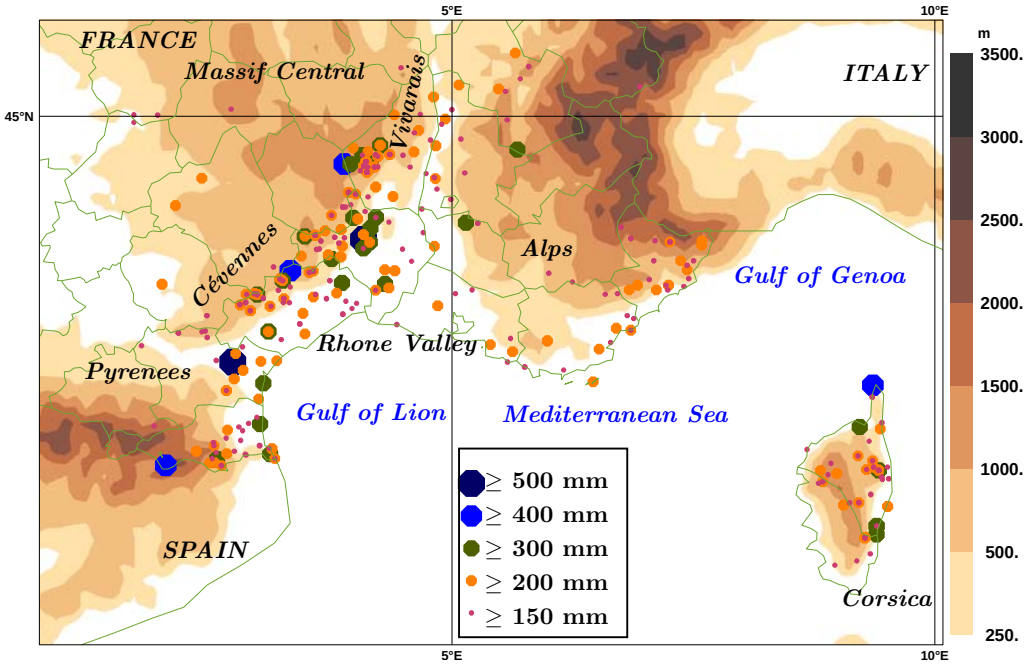


FIG. 1 – Localisation des maxima de pluies quotidiennes pour les évènements de pluie intense aux cumuls quotidiens supérieurs à 150 mm sur le sud-est de la France sur la période 1976-2006. (Source : Ricard et al. (2011))

Le relief peut alors être un forçage stationnaire permettant le renouvellement des cellules convectives par soulèvement continu du flux de basses couches. La stationnarité des cellules

est à l'origine des quantités de pluie bien supérieures aux cumuls moyens de précipitation. Sur le pourtour nord-occidental de la mer Méditerranée, les épisodes de pluie intense les plus fréquents se produisent donc sur les contreforts des reliefs exposés au flux marin humide et conditionnellement instable (versants sud-est du Massif Central, est des Pyrénées, est de la Corse et sud des Alpes, voir figure 1). Le rôle du relief dans le déclenchement et le maintien de la convection par forçage orographique direct a été démontré dans de nombreuses études : Lin et al. (2001), Rotunno and Ferreti (2001), Ducrocq et al. (2008), Davolio et al. (2009).

Les fortes pluies ne sont toutefois pas limitées aux contreforts des reliefs. Elles peuvent aussi se produire en amont des reliefs sur les plaines ou sur la mer. Certains phénomènes sont dus à un soulèvement de l'air humide au niveau du bord d'attaque d'une plage froide, aussi appelé **cold pool**. Lorsque les hydrométéores atteignent un poids suffisant, ils précipitent en générant des courants subsidents. Une partie des précipitations peut s'évaporer en traversant la couche atmosphérique située sous la cellule convective. Cette évaporation refroidit et amplifie alors les courants subsidents. Ces courants s'étalent en arrivant au sol et sont appelés **courants de densité**. Ces courants se combinent pour former au sol une plage d'air plus froid que l'environnement. L'air instable peut alors être soulevé sur le bord d'attaque de la plage froide à cause de la différence de densité entre l'air froid et la masse d'air instable. L'étude de Bresson et al. (2012) a montré l'importance du flux d'humidité et de la vitesse maximale du flux de basses couches faisant face au relief dans la formation des systèmes précipitants quasi-stationnaires (figure 2). Une vitesse maximale plus forte entraîne une localisation du système en aval du relief, une intensité des précipitations plus élevée et une diminution de la plage d'air froid sous orage. Un assèchement sur les bords du flux produit une plage d'air froid plus étendue et un système convectif sur mer ou sur plaine alors qu'un assèchement général du flux d'humidité favorise la formation du système sur les contreforts du relief.

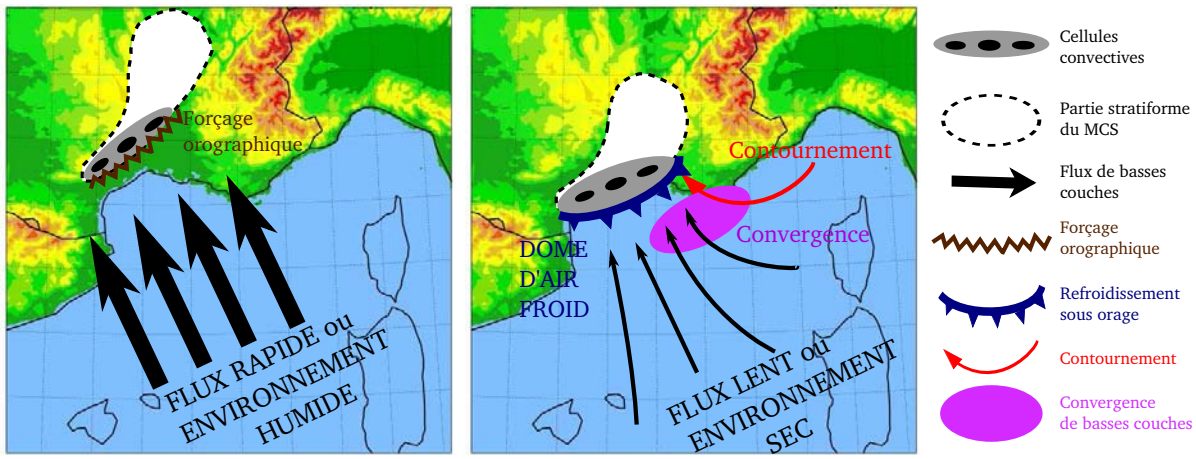


FIG. 2 – Schéma récapitulatif du lien entre les caractéristiques du flux de basses couches, les mécanismes et la localisation du système fortement précipitant. (Source : Bresson et al. (2012))

Ces phénomènes de pluie intense peuvent être dévastateurs comme ce fut le cas dans le Var le 15 Juin 2010 où environ 400 mm de pluie ont été recueillis en 24 heures. Cet évènement fut mal prévu par les différentes prévisions réalisées à l'époque. Les inondations ont

provoqué la mort de 25 personnes et des dégâts estimés à 1,2 milliards d'euros. Dans une région méditerranéenne marquée par une urbanisation croissante, il est nécessaire de mieux comprendre et de mieux prévoir ces phénomènes. Le programme HyMeX (HYdrological cycle in the Mediterranean EXperiment, Drobinski et al. (2013b), Drobinski et al. (2013a)) a donc été conçu pour améliorer notre connaissance du cycle hydrologique sur le bassin méditerranéen. Cette campagne expérimentale de grande ampleur regroupe des chercheurs de nombreux pays et a permis le déploiement d'un grand nombre de moyens d'observation pendant les phénomènes extrêmes. Un programme d'observations à long terme (LOP) s'étend de 2010 à 2020 afin d'étudier la composante lente du cycle de l'eau contrôlant la variabilité saisonnière et inter-annuelle du bilan en eau. Une période d'observations accrues (EOP) est destinée à renforcer, à l'aide de nouveaux instruments, les réseaux opérationnels et les observatoires de recherche déjà existants. Ces observations sont collectées de 2011 à 2014 sur trois régions d'intérêt : Méditerranée nord-occidental, Adriatique et Méditerranée sud-orientale (figure 3). Sur la thématiques des pluies intenses et crues rapides, les objectifs majeurs d'HyMeX sont : (i) d'améliorer la compréhension des processus en jeu et leur représentation dans les modèles numériques, (ii) de développer l'assimilation de données dans les domaines pauvres en observations assimilées et (iii) de développer les méthodes de prévision d'ensemble pour quantifier la prévisibilité d'un évènement.

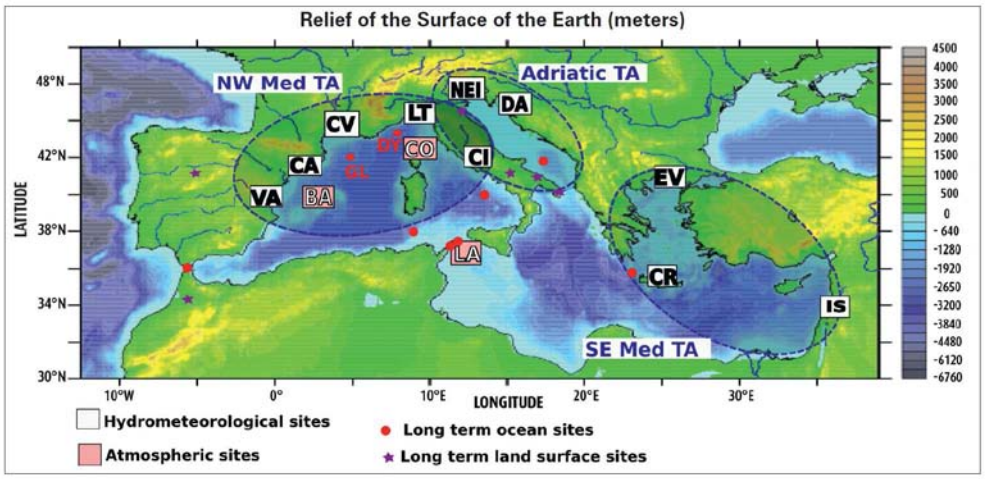


FIG. 3 – Topographie et bathymétrie du bassin méditerranéen. La période d'observations longues (LOP) couvre l'ensemble du bassin. La période d'observations renforcées (EOP, 2011-2014) cible trois régions d'intérêt : Méditerranée nord-occidental (NW Med), Adriatique (Adriatic) et Méditerranée sud-orientale (SE Med). Les périodes d'observations spéciales (SOP) ciblent la région Méditerranée nord-occidental (Source : Drobinski et al. (2013b))

HyMeX est constituée par deux périodes d'observations spéciales (SOP) dans le bassin nord-occidental (Ducrocq et al. (2013a), Ducrocq et al. (2013b)). La première période d'observation intensive (SOP1) a eu lieu de septembre à novembre 2012 et est dédiée aux évènements de pluies intenses. En effet, c'est durant l'automne que les pluies intenses se produisent préférentiellement, la température élevée de la Méditerranée à cette époque rendant disponible une masse d'air chaud et humide propice à la condensation. Lors de la campagne, 20 journées ont vu des cumuls de précipitation journaliers dépasser 100 mm et 16

évènements de précipitation intense (HPE) ont été observés (Ducrocq et al. (2013b)). Une deuxième campagne de mesure (SOP2), dédiée à la formation d'eaux denses dans le golfe du Lion, s'est déroulée du 1^{er} février au 15 mars 2013. Durant la campagne, des données de radiosondages, de profileurs de vent, de lidars, de radars, de bouées ainsi que les observations aéroportées et satellitaires ont été recueillies. Deux avions de recherche français ont été impliqués dans la campagne : l'ATR42 et le Falcon F20 de SAFIRE [1]. Le Falcon F20 est équipé d'un radar nuage RASTA et d'un ensemble de capteurs microphysiques spécialement adaptés pour les particules glacées. Des études de cas *a posteriori* permettront d'améliorer la connaissance et la modélisation des pluies intenses.

La prévision numérique du temps

De manière à prévoir l'évolution des conditions météorologiques, le comportement du système atmosphérique est décrit par des équations mathématiques issues de la mécanique des fluides et de la thermodynamique. Le résultat de ces équations donne l'état de l'atmosphère en tout point du globe et à tout instant. Malheureusement, il n'existe pas de méthode mathématique permettant de résoudre exactement ces équations pour fournir une prévision météorologique.

Ainsi, les météorologistes ont fait appel à des méthodes **d'analyse numérique** de manière à obtenir l'approximation la plus juste de l'état de l'atmosphère. La prévision numérique du temps (PNT) utilise donc une discrétisation spatiale et temporelle des variables atmosphériques de manière à résoudre les équations de l'atmosphère (figure 4). La valeur d'une variable atmosphérique sur un point de grille du modèle est représentative de la moyenne du champ sur une boîte définie par la taille des mailles horizontales et verticales de la grille. L'amélioration des ressources informatiques a permis de développer des modèles numériques avec une maille de plus en plus fine permettant un calcul de plus en plus précis. Ainsi, le dernier modèle développé à Météo France, AROME [2], permet de mieux décrire le relief et les processus météorologiques de petite échelle grâce à sa maille de 2.5 km.

Pour faire une prévision météorologique, nous avons non seulement besoin de modèles de prévision numérique mais aussi de la meilleure description possible de l'état initial de l'atmosphère. Cet état appelé **analyse** est obtenu en combinant toutes les données d'observation disponibles ainsi qu'une prévision précédente valable pour cet instant appelée **ébauche**. Ce processus s'appelle **l'assimilation de données**.

Les données satellitaires nuageuses

Les observations satellitaires représentent aujourd'hui une large part des observations assimilées dans les modèles de PNT et contribuent fortement à l'amélioration de l'analyse et des prévisions de l'atmosphère (Kelly and Thépaut (2007)). Deux grands types de données satellitaires issues des sondeurs passifs sont assimilées dans les modèles de prévision : les données micro-ondes et les données infrarouges. Les sondeurs micro-ondes ont une résolution verticale plus faible que les sondeurs infrarouges. Ils contraignent l'analyse sur toute la colonne atmosphérique alors que les données infrarouges informent plus sur les distributions

1. Service des Avions Français Instrumentés pour la Recherche en Environnement
2. Application de la Recherche à l'Opérationnel à Méso-Echelle

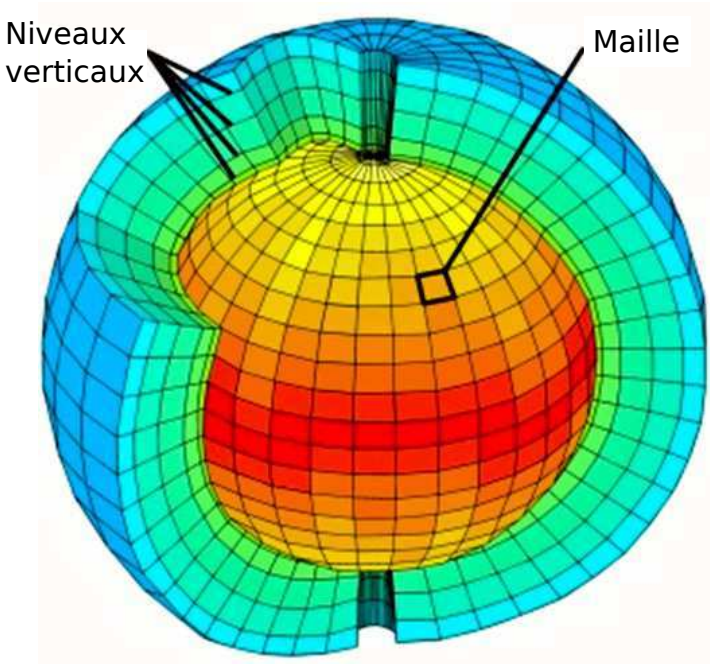


FIG. 4 – Représentation schématique d'une atmosphère discrétisée sur l'horizontale et la verticale. (Source : http ://education.meteofrance.com)

verticales. Cependant, les données micro-ondes pénètrent les nuages alors que l'infrarouge subit une absorption presque complète au sommet du nuage. Parmi toutes les données satellitaires disponibles, peu sont assimilées en opérationnel (environ 10% du volume total). Cela provient, entre autres, d'un fort rejet des radiances (ou luminances) affectées par les nuages au cours du processus d'assimilation limitant l'exploitation des données satellitaires aux zones claires ou opaques. Ce rejet s'explique par une mauvaise modélisation des processus nuageux à la fois dans les modèles de PNT mais aussi dans les modèles de transfert radiatif ainsi que leur forte non-linéarité. Augmenter le nombre de radiances nuageuses assimilées semble cependant très important au vu de la forte corrélation existant entre les zones météorologiques sensibles et la couverture nuageuse (McNally (2002), Fourrié and Rabier (2004)). Dans ces zones météorologiques, un faible écart dans les conditions initiales peut très vite engendrer de fortes erreurs de prévision. L'utilisation de données nuageuses permettrait notamment de mieux exploiter les sondeurs atmosphériques hyperspectraux comme IASI [3] ou AIRS [4].

L'assimilation des données satellitaires infrarouges se heurte au problème de la très forte sensibilité du transfert radiatif aux paramètres microphysiques nuageux. Ainsi, une mauvaise modélisation des variables microphysiques nuageuses d'entrée conduit à de forts écarts entre radiances simulées et radiances observées. Pour contourner ce problème, diverses solutions ont été proposées et testées essentiellement dans les modèles de PNT à échelle globale.

La première méthode fut de rejeter tout pixel déclaré comme nuageux par un schéma de détection nuageuse (English et al. (1999)) mais avait l'inconvénient de sous-exploiter le nombre de données disponibles, notamment avec l'arrivée des sondeurs hyperspectraux.

McNally and Watts (2003) ont ensuite développé un algorithme permettant d'assimiler

3. Interféromètre Atmosphérique de Sondage Infrarouge
4. Atmospheric InfraRed Sounder

les pixels nuageux en plus des pixels clairs en se limitant aux canaux non affectés par les nuages. On peut ainsi tirer parti de toutes les radiances observées mais le gain d'information est limité aux couches atmosphériques les plus élevées situées au dessus du sommet du nuage.

Beaucoup de travaux récents se sont ensuite portés sur l'assimilation des radiances nuageuses par le biais de deux nouvelles variables : la pression de sommet du nuage ($PTOP$) et la fraction nuageuse effective (Ne). Dans l'étude de Pavelin et al. (2008), ces paramètres nuageux sont déterminés par une assimilation variationnelle uni-dimensionnelle (1D-Var). Ils sont ensuite réintroduits dans l'assimilation 4D-Var en tant que contraintes fixées permettant de simuler la radiance. Ce travail a démontré une amélioration de l'analyse comparée au profil de l'ébauche et est utilisé de manière opérationnelle par le Met Office pour l'assimilation des radiances AIRS et IASI nuageuses. McNally (2009) va encore plus loin en montrant un impact positif de l'ajout des deux paramètres nuageux ($PTOP$ et Ne) dans la variable de contrôle du système 4D-Var du modèle à échelle globale du CEPMMT [5]. Enfin, dans Pangaud et al. (2009) une combinaison des deux méthodes est utilisée pour améliorer l'assimilation des radiances AIRS nuageuses dans le système 4D-Var du modèle à échelle globale ARPEGE [6]. L'assimilation des canaux affectés par les nuages si la pression de sommet du nuage est comprise entre 600 et 950 hPa et que la fraction nuageuse effective est égale à 1 a ainsi été ajoutée à celle des canaux non affectés par les nuages. Cette approche a ensuite été étendue au sondeur IASI (Guidard et al. (2011)).

Dans toutes ces méthodes d'assimilation de données, les nuages sont supposés être monocouches et opaques. Cette modélisation simplificatrice repose sur la caractérisation des nuages par une pression de sommet de nuage et une fraction nuageuse effective. Les méthodes permettant d'évaluer ces paramètres ont souvent du mal à détecter les nuages bas de température proche de la surface et les nuages semi-transparents de glace type cirrus. A cause de l'hypothèse de nuages monocouches opaques, la quantité de radiances nuageuses assimilées en opérationnel est encore trop faible (Guidard et al. (2011), Bauer et al. (2011)). Il est donc important de développer de nouvelles techniques d'assimilation permettant de tirer profit de ces observations nuageuses.

Organisation de la thèse

De manière à mieux prévoir les phénomènes de précipitation intense en Méditerranée, il est important de mieux contraindre l'analyse dans les zones météorologiques nuageuses. Le modèle à échelle convective AROME permet de disposer d'une meilleure description des variables de microphysique nuageuse telles que les contenus en eau liquide et en glace du nuage dont il convient de tirer profit. En effet, les modèles à échelle kilométrique permettent une meilleure modélisation des variables nuageuses grâce à leurs équations non-hydrostatiques et à de meilleures paramétrisations microphysiques. Parallèlement, le développement des sondeurs hyperspectraux comme IASI a permis de disposer de données d'observations sur toute la région méditerranéenne avec une précision jamais inégalée.

Le but principal de cette thèse est donc de proposer de nouveaux développements pour l'assimilation des radiances nuageuses du sondeur IASI dans le modèle AROME. Ces développements ont pour but de permettre, *in fine*, d'améliorer les prévisions de précipitation

5. Centre Européen pour les Prévisions Météorologiques à Moyen Terme
6. Action de Recherche Petite Echelle Grande Echelle

intense sur le bassin méditerranéen. La première partie de cette thèse a porté sur l'évaluation d'un modèle de transfert radiatif avancé (RTTOV-CLD) permettant de simuler les radiances infrarouges nuageuses à partir des profils de microphysique nuageuse (contenus en eau liquide et en glace, fraction nuageuse). Cette première étape est indispensable pour évaluer les capacités d'un modèle de transfert radiatif avancé, prenant en compte la diffusion nuageuse, à simuler les radiances observées. Le second aspect abordé concerne l'inclusion des variables de microphysique nuageuse (contenus en eau liquide et en glace, fraction nuageuse) dans le vecteur de contrôle de l'assimilation. L'utilisation de RTTOV-CLD et des variables de microphysique nuageuse dans le système d'assimilation tri-dimensionnel 3D-Var d'AROME n'étant pas développée en opérationnel, cette étude a été menée avec un modèle d'assimilation uni-dimensionnel 1D-Var dans un premier temps. Ce modèle d'inversion simplifié permet d'évaluer l'information sur les profils de variables nuageuses pouvant être apportée par le sondeur IASI. Un dernier aspect de cette thèse porte sur l'étude de l'évolution de l'incrément d'analyse dans le modèle de prévision numérique. Les processus d'ajustement microphysique étant très rapides, il est important d'évaluer la capacité du modèle de prévision numérique à conserver l'information nuageuse apportée par IASI.

Ce manuscrit s'articule autour de deux grandes parties : la première partie permet d'exposer les théories et concepts nécessaires à la bonne compréhension de ce travail. La deuxième partie correspond aux nouveaux travaux menés tout au long de cette thèse. Les chapitres 1 et 2 décrivent les satellites météorologiques et la théorie du transfert radiatif. Cette partie introductive permet de montrer l'importance d'utiliser des modèles de transfert radiatif avec prise en compte de la diffusion nuageuse qui est une problématique au cœur de cette thèse.

Les chapitres 3 et 4 permettent d'aborder les aspects concernant les modèles de prévision numérique du temps. On y décrit notamment comment les nuages sont modélisés dans le modèle de méso-échelle AROME mais aussi le principe de l'assimilation de données. Un état de l'art sur les méthodes d'assimilation des radiances infrarouges nuageuses est présenté à la fin du chapitre 4. Cette partie permet de mettre en exergue les limitations des méthodes d'assimilation actuelles qui nous ont poussés à proposer de nouveaux développements.

Ainsi, le chapitre 5 évalue le modèle de transfert radiatif avancé RTTOV-CLD sur des observations IASI. Une méthode de sélection des scènes nuageuses homogènes reposant sur l'imageur AVHRR [7] est proposée afin d'améliorer les écarts entre radiance observée et radiance simulée. Les bons résultats obtenus ont permis d'inclure les contenus en eau liquide et en glace dans le vecteur de contrôle d'un schéma d'assimilation 1D-Var. Des inversions de profils de température, d'humidité et des contenus en hydrométéores ont été réalisées à l'aide d'une matrice **B** des erreurs d'ébauche calculée sur des cas nuageux convectifs. Ces inversions ont été validées à l'aide d'observations simulées (OSSE [8]).

Les résultats encourageants obtenus sur l'analyse des variables microphysiques nous ont poussés à évaluer si une nouvelle sélection de canaux IASI permettrait un gain significatif sur les inversions. Plusieurs méthodes de sélection des canaux les plus informatifs pour les propriétés nuageuses sont ainsi présentées dans le chapitre 6.

7. Advanced Very High Resolution Radiometer
8. Observing System Simulation Experiment

Le chapitre 7 permet d'évaluer la pertinence de l'analyse des variables microphysiques dans le modèle AROME. Nous avons fait évoluer les profils analysés par le 1D-Var sur une période de trois heures dans une version uni-dimensionnelle du modèle de prévision AROME. Cela a permis de montrer l'apport d'information des variables nuageuses en plus de la température et de l'humidité, l'incrément d'analyse étant globalement conservé par le modèle tout au long des trois heures de prévision.

Enfin, le chapitre 8 termine par une étude sur l'inclusion de la fraction nuageuse en tant que nouvelle variable de contrôle. Ce travail a montré des résultats très encourageants qui permettraient notamment de créer du nuage dans des couches atmosphériques initialement sèches de l'ébauche.

Première partie

Théorie et concepts

Chapitre 1

Les satellites météorologiques

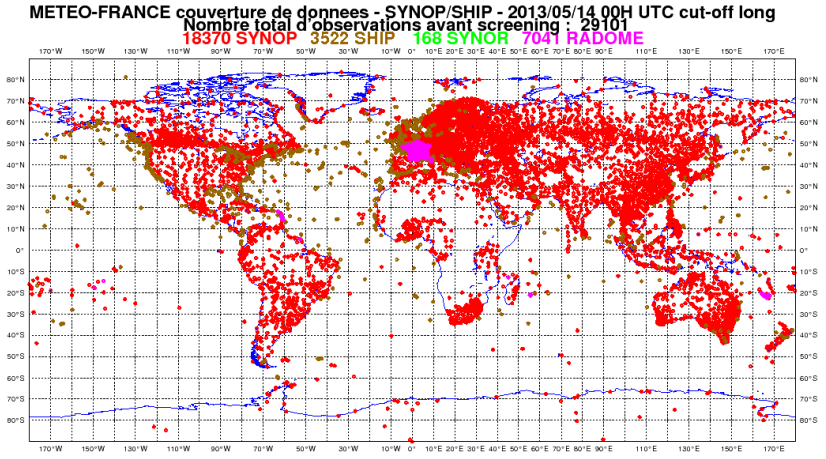
Sommaire

1.1 Les satellites géostationnaires 13
1.2 Les satellites défilants 13
1.3 Le sondeur infrarouge hyperspectral IASI 14
1.3.1 Description de la mission 14
1.3.2 Fonctionnement de l'interféromètre 16
1.3.3 Caractéristiques radiométriques de IASI 18

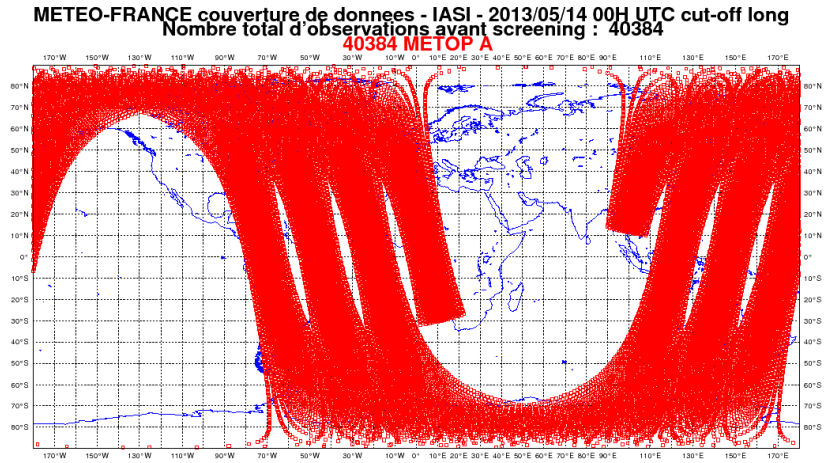
L'ère des satellites météorologiques a débuté en 1960 avec le lancement du premier satellite dédié entièrement à la météorologie : *TIROS1* [1]. Suite à cela, les Etats-Unis, le Japon et l'Europe ont lancé une série de satellites météorologiques géostationnaires pour l'observation permanente de leur territoire qui sont respectivement : *GOES* [2], *GMS* [3] (puis *MTSAT* [4]) et *METEOSAT* auxquels il convient d'ajouter ceux lancés par la Russie (GOMS [5]), l'Inde (Insat [6]) et la Chine (FY). Les satellites fournissent des informations sur l'état de l'atmosphère de nuit comme de jour et permettent une répartition homogène sur Terre des points d'observation, ce qui n'est pas le cas des stations d'observation classiques, réparties de manière très inégale sur le globe. Ainsi, leurs données sont devenues indispensables pour le suivi en temps réel des phénomènes météorologiques mais aussi leur prévision numérique à plusieurs jours. Les données satellitaires sont particulièrement importantes dans l'hémisphère Sud où le manque de données *in situ* est le plus important (figure 1.1).

Les observations de satellites météorologiques résultent à la fois d'instruments passifs qui mesurent directement le rayonnement émis par la Terre et l'atmosphère et d'instruments actifs qui émettent une onde électromagnétique et mesurent le rayonnement réfléchi par la Terre et la surface. Deux grandes classes de satellites positionnés sur différentes orbites permettent d'obtenir des données complémentaires : les satellites géostationnaires et les satellites défilants.

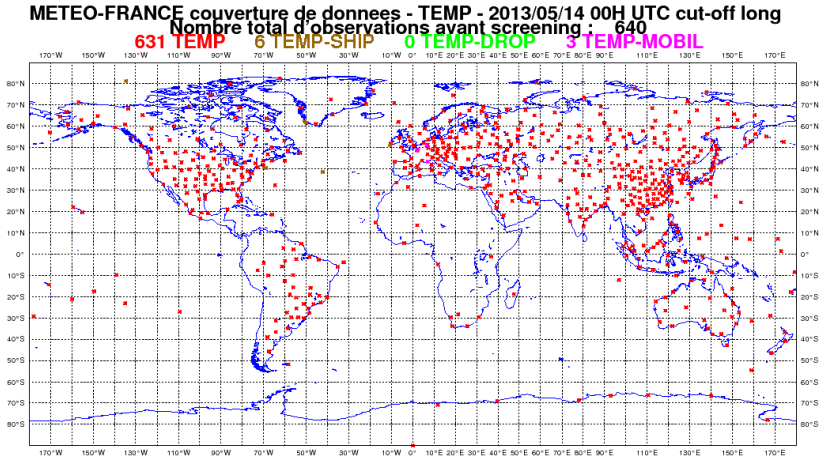
1. Television InfraRed Observation Satellites.
2. Geostationary Operational Environmental Satellite
3. Geostationary Meteorological Satellite
4. Meteorological SATellites
5. Geostationary Operational Meteorological Satellite
6. Indian National Satellite System



(a) Données station sol et navires



(b) IASI MetOpA



(c) Données de radiosondages

FIG. 1.1 – Répartition des données atmosphériques observées (a) par les stations sols et les instruments embarqués à bord de navires, (b) par IASI embarqué sur la plateforme MetOpA, (c) par les radiosondages sur une période de 6 heures entre le 13 Mai 2013 à 21 UTC et le 14 Mai 2013 à 03 UTC.

1.1 Les satellites géostationnaires

Les satellites géostationnaires tournent à la même vitesse que la Terre sur une orbite située sur le plan de l'équateur à environ 36 000 km de la Terre (figure 1.2). Ces satellites visent toujours la même zone du globe permettant un suivi temporel des phénomènes météorologiques. La qualité des données de ces satellites est optimale à l'équateur et à la verticale du satellite. Elles sont utilisables avec une précision suffisante entre environ 60 degrés de latitudes nord et sud et 60 degrés de longitudes ouest et est. Cette précision dépend aussi de l'angle de visée du satellite et du paramètre recherché. Avec au moins cinq satellites géostationnaires régulièrement espacés à la verticale de l'équateur, il est alors possible d'avoir une couverture complète et permanente du globe à l'exception des zones polaires situées en limite de visibilité.

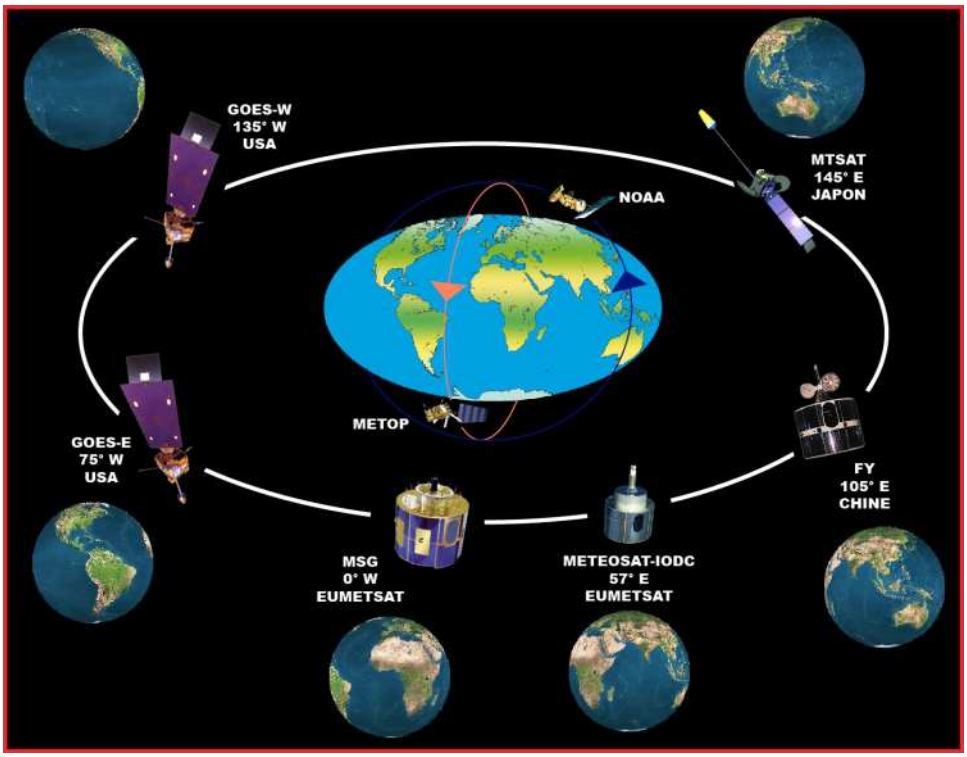


FIG. 1.2 – Exemple de constellation partielle de satellites géostationnaires et défilants. Source : http ://comprendre.meteofrance.com

1.2 Les satellites défilants

Les satellites défilants sont, eux, situés en orbite basse à environ 800 km d'altitude de manière à bénéficier d'une plus grande précision de mesure et à observer les régions polaires en limite de visibilité des satellites géostationnaires (figure 1.3). Il s'agit principalement des satellites opérationnels américains *NOAA* [7] et Suomi-NPP [8] ainsi que de la série de satellites

7. National Oceanic and Atmospheric Administration
8. Suomi National Polar-orbiting Partnership

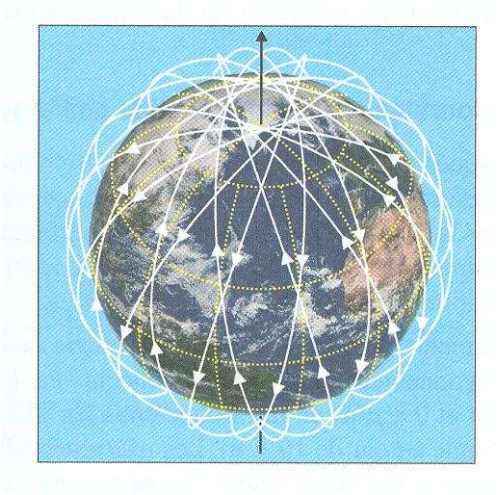


FIG. 1.3 – Schéma de l'orbite d'un satellite polaire vue pas un observateur lié à la Terre. Source : Malardel (2005)

européens *MetOp* [9]. Les satellites de recherche Terra et Aqua de la NASA [10] fournissent aussi de nombreuses données utilisées dans les centres de prévision numérique du temps. La Russie dispose également de la série de satellites défilants *Meteor*. Tournant autour de la Terre en environ 1h40, ils permettent l'acquisition de données couvrant l'ensemble du globe en quelques jours. Ils sont généralement **héliosynchrones** signifiant qu'ils observent toujours la même région avec la même heure locale donc le même éclairage solaire. On caractérise souvent ce genre d'orbite par l'heure de passage au noeud ascendant ou descendant (point d'intersection entre l'orbite et l'équateur). Ainsi, chaque point de la surface est observé au moins deux fois par jour par un satellite défilant : une fois lors du passage ascendant et une fois lors du passage descendant (sauf à l'équateur où cela dépend de la taille de la fauchée).

1.3 Le sondeur infrarouge hyperspectral IASI

1.3.1 Description de la mission

IASI, Interféromètre Atmosphérique de Sondage Infrarouge, composé d'un interféromètre de Michelson et d'un imageur infrarouge, a été lancé sur la plateforme MetOpA de satellites météorologiques européens en orbite polaire en octobre 2006 et sur la plateforme MetOpB en septembre 2012. Il est développé par le CNES [11] dans le cadre d'une coopération avec EUMETSAT [12]. Il est situé sur une orbite héliosynchrone à 840 km de la Terre, son angle de balayage est de $\pm$ 47.85° ce qui correspond à une fauchée au sol de 2400 km. Sa ligne de visée est perpendiculaire à l'orbite du satellite et présente 30 positions écartées de 3.3° de manière symétrique par rapport à la verticale. Le champ angulaire de IASI est conique et est analysé par une matrice de 2×2 pixels correspondant à un angle de 1.25° et de résolution spatiale de la trace au sol au nadir de 12 km (figure 1.4).

9. Meteorological Operational
10. National Aeronautics and Space Administration
11. Centre National d'Etudes Spatiales
12. EUropean organisation for the exploitation of METeorological SATellites

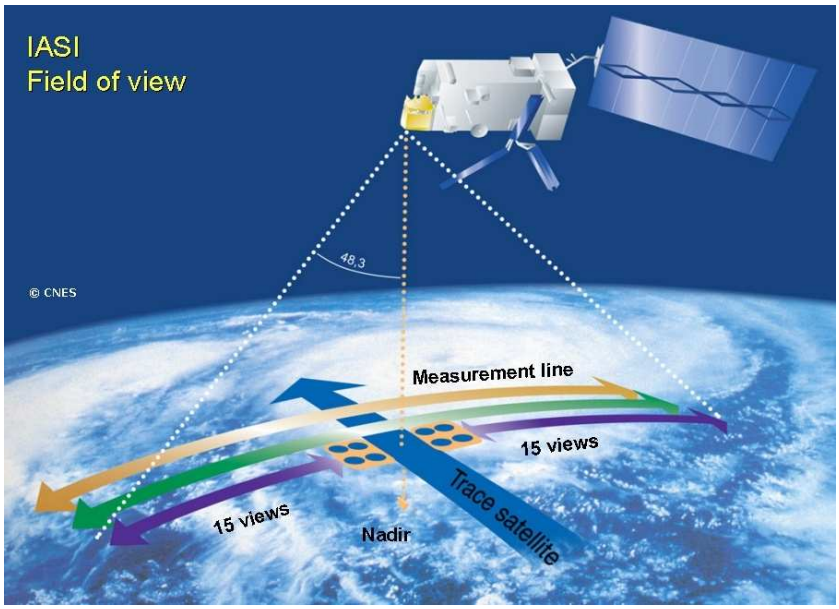


FIG. 1.4 – Géométrie de navigation de l'instrument IASI. Source : http ://smsc.cnes.fr/IASI.

IASI a été conçu pour des sondages météorologiques opérationnels avec une très grande précision dédiés à l'amélioration des prévisions météorologiques et à la recherche. Les objectifs principaux de la mission sont de fournir les informations suivantes :

- Les profils de température dans la troposphère et la basse stratosphère avec une précision de 1 K, une résolution verticale de 1 km dans la basse troposphère et un échantillonnage horizontal de 25 km.
- Les profils de vapeur d'eau dans la troposphère avec une précision de 10% sur l'humidité relative, une résolution verticale de 1 km dans la basse troposphère et un échantillonnage horizontal de 25 km.
- La répartition globale d'ozone avec une précision de 5% et un échantillonnage horizontal typique de 25 km, éventuellement aussi la distribution verticale de l'ozone avec une précision de 10% et une résolution verticale fournissant deux ou trois éléments d'information indépendants.
- Le couvert nuageux partiel et la température/pression au sommet des nuages.
- Les températures de surface des mers et des terres émergées.

La charge utile météorologique des satellites MetOpA et MetOpB comprend, en plus de IASI, les instruments suivants :

- **AMSU** (Advanced Microwave Sounding Unit) : sondeur de température micro-ondes à 15 canaux. Le rôle principal de cet instrument est de produire des sondages de température dans les zones complètement nuageuses et d'aider à la détection des nuages pour les autres instruments infrarouges. Le sondage de température exploite la bande de l'oxygène à 50 GHz.
- **MHS** (Microwave Humidity Sounder) : Cet instrument à cinq canaux est sensible à l'eau liquide dans les nuages. Il peut également fournir une évaluation qualitative du taux de précipitation.

- **HIRS** (High Resolution Infrared Radiation Sounder) : sondeur à 19 canaux dans l'infrarouge et 1 canal dans le domaine spectral visible. Il fournit des profils de température et d'humidité.
- **AVHRR** (Advanced Very High Resolution Radiometer) : imageur multispectral à 6 canaux dans le domaine spectral visible et infrarouge. Son objectif principal est la caractérisation des nuages (distribution, hauteur du sommet, émissivité, etc...), la température des mers et la couverture de glace, neige et végétation. Sa résolution spatiale est d'environ 1 km.

1.3.2 Fonctionnement de l'interféromètre

L'instrument IASI est un interféromètre de Michelson dont le principe est illustré dans la figure 1.5. L'interféromètre de Michelson contient une lame semi-réfléchissante, un miroir fixe et un miroir mobile. Le rayon incident de la source lumineuse est divisé en deux ondes d'amplitude équivalente par la lame semi-réfléchissante. Une des deux ondes est réfléchie vers le miroir fixe où elle est renvoyée vers la lame semi-réfléchissante et enfin vers le détecteur. La deuxième onde est réfléchie vers le miroir mobile où elle est réfléchie vers la lame semi-réfléchissante et le détecteur. Le miroir mobile peut être légèrement translaté pour engendrer une différence de chemin optique δ parcouru par les deux ondes avant d'atteindre le détecteur. Cette différence de chemin optique induit un déphasage entre les deux ondes amenant à l'obtention d'un interférogramme. Un interférogramme représente l'intensité lumineuse de l'onde atteignant le détecteur en fonction de la différence de chemin optique. Pour un rayonnement monochromatique, lorsque les deux ondes sont en phase, on parle d'interférence constructive, lorsque qu'elles sont en déphasage, on parle d'interférence destructive. Les équations qui suivent sont détaillées dans le travail de Weisz (2001). Un rayonnement polychromatique peut s'exprimer comme la somme infinie d'ondes planes parallèles :

$$y(z) = \int_0^\infty a(\nu) cos(2\pi\nu z) d\nu \tag{1.1}$$

où z représente la position du train d'onde et ν le nombre d'onde (inverse de la longueur d'onde).

Pour une fonction f réelle et symétrique, l'équivalence :

$$\int_0^\infty f(\nu) cos(2\pi\nu z) d\nu = \frac{1}{2} \int_{-\infty}^\infty f(\nu) exp(2i\pi\nu z) d\nu \tag{1.2}$$

permet de passer d'une intégrale entre 0 et +∞ à une intégrale entre -∞ et +∞ :

$$y(z) = \frac{1}{2} \int_{-\infty}^\infty a(\nu) exp(2i\pi\nu z) d\nu = \int_{-\infty}^\infty E(\nu) exp(2i\pi\nu z) d\nu \tag{1.3}$$

où $E(\nu) = \frac{1}{2} a(\nu)$ représente l'amplitude du champ électrique.

Les deux trains d'onde qui arrivent de chacun des bras de l'interféromètre avec une différence de chemin optique δ peuvent être exprimés par :

$$y_1(z) = \int_{-\infty}^\infty E(\nu) exp(2i\pi\nu z) d\nu \tag{1.4}$$

$$y_2(z) = \int_{-\infty}^{\infty} E(\nu) exp(2i\pi\nu(z-\delta))d\nu \tag{1.5}$$

Le flux d'ondes arrivant au détecteur est alors la somme des deux trains d'ondes :

$$y(z) = \int_{-\infty}^{\infty} E(\nu)(1+exp(-2i\pi\nu\delta))exp(2i\pi\nu z)d\nu = \int_{-\infty}^{\infty} E_R(\delta,\nu)(exp(2i\pi\nu z)d\nu \tag{1.6}$$

où $E_R(\delta,\nu) = E(\nu)(1+exp(-2i\pi\nu\delta))$ est le champ électrique fonction du nombre d'onde ν et de la différence de chemin optique δ.

L'intensité d'un champ électrique I est proportionnelle au carré de son amplitude :

$$I(\nu) = \frac{1}{2} c\epsilon_0 E(\nu)^2 \tag{1.7}$$

avec c la vitesse de la lumière dans le vide et ϵ_0 la permissivité électrique du vide.

L'intensité du flux de nombre d'onde ν arrivant sur le détecteur s'exprime alors par :

$$I(\delta,\nu) = \frac{1}{2} c\epsilon_0 E_R(\delta,\nu)^* E_R(\delta,\nu) \tag{1.8}$$

où * représente le complexe conjugué. En utilisant la propriété $cos\alpha = \frac{1}{2}(exp(i\alpha)+exp(-i\alpha))$, on montre que l'intensité du flux de nombre d'onde ν arrivant sur le détecteur est donnée par :

$$I(\delta,\nu) = 2I(\nu)(1+cos(2\pi\nu\delta)) \tag{1.9}$$

L'intensité totale I_R reçue par le détecteur est alors la somme de toutes les intensités :

$$I_R(\delta) = \int_0^{\infty} I(\delta,\nu)d\nu = 2\int_0^{\infty} I(\nu)d\nu + 2\int_0^{\infty} I(\nu)cos(2\pi\nu\delta)d\nu \tag{1.10}$$

L'interférogramme enregistré par l'instrument représente l'oscillation de l'intensité reçue $I_R(\delta)$ en fonction de la différence de chemin optique δ. Cela se traduit donc par la quantité :

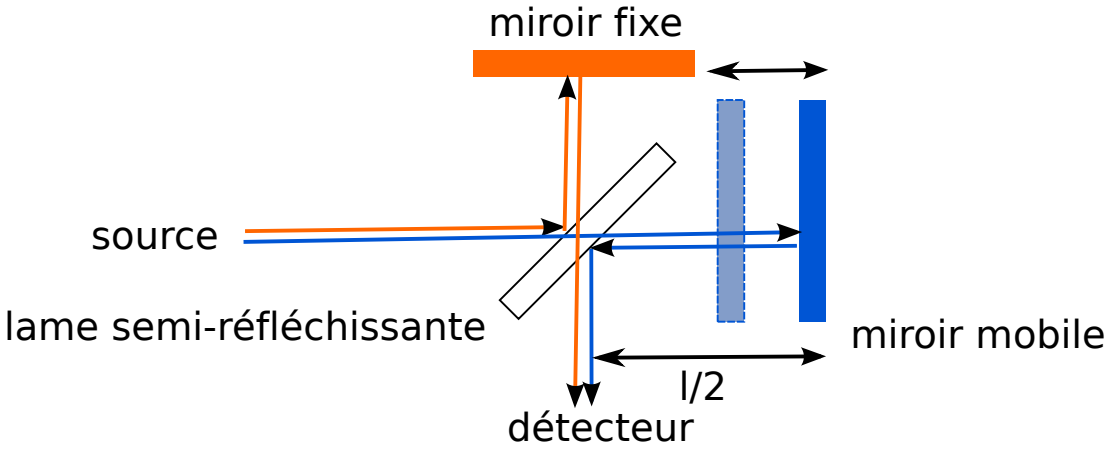
$$I_R(\delta) - \frac{1}{2} I_R(0) = 2\int_0^{\infty} I(\nu)cos(2\pi\nu\delta)d\nu \tag{1.11}$$

Le spectre en luminance recherché est alors obtenu par transformée de Fourier inverse de l'interférogramme :

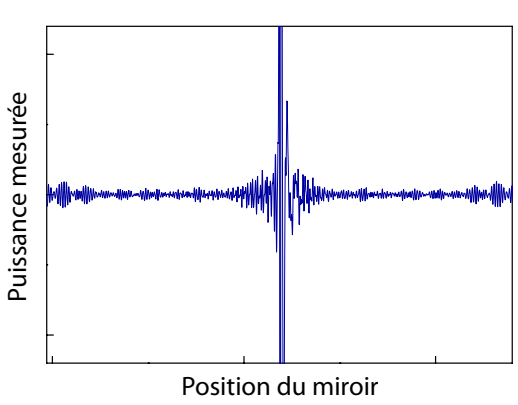
$$I(\nu) = 2\int_0^{\infty} (I_R(\delta) - \frac{1}{2} I_R(0))cos(2\pi\nu\delta)d\delta \tag{1.12}$$

Dans la pratique, cette transformée de Fourier inverse ne peut pas être calculée avec un nombre infini de différences de marche optique et le spectre est calculé sur un nombre fini de différences de chemin optique δ ($\pm$ 1 cm pour IASI). L'interférogramme est alors tronqué ce qui revient dans l'espace de Fourier à le multiplier par une fonction créneau. Le spectre instrumental réellement enregistré par l'instrument est alors la convolution du spectre de luminance recherché par la transformée de Fourier de la fonction créneau utilisée. Cette transformée de Fourier est un sinus cardinal et est appelée **Fonction de Réponse Spectrale de l'Instrument**. Si l'on veut se rapprocher du « vrai » spectre de luminance, il est important de minimiser au maximum les lobes secondaires de la fonction sinus cardinal. Cette étape du

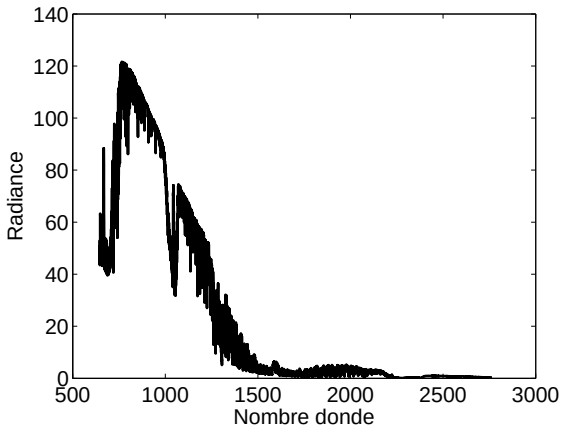
traitement de l'information s'appelle **l'apodisation**. L'apodisation permet de se rapprocher du spectre de luminance réel mais a l'inconvénient d'élargir les signatures spectrales. La résolution spectrale après apodisation est déterminée par l'inverse de la distance maximale de déplacement du miroir mobile. Pour IASI elle est de 0.5 cm^{-1}.



(a) Interféromètre de Michelson



(b) Interférogramme



(c) Spectre de luminance après transformée de Fourier

FIG. 1.5 – Schéma représentant le principe de l'interféromètre de Michelson (a), un exemple d'interférogramme indiquant la quantité de lumière observée par le détecteur en fonction de la position du miroir (b) et le spectre de luminance obtenu après transformée de Fourier de l'interférogramme (c).

1.3.3 Caractéristiques radiométriques de IASI

L'instrument IASI couvre une large gamme spectrale, depuis la limite de l'infrarouge thermique à 3.62 μm (2760 cm^{-1}) où la lumière solaire rétrodiffusée commence à apporter sa contribution, jusqu'à 15.5 μm (645 cm^{-1}) couvrant ainsi le pic de l'infrarouge thermique et particulièrement la bande d'absorption du CO2 autour de 666 cm^{-1}. Pour optimiser les performances de l'instrument IASI, le domaine spectral a été subdivisé en trois bandes spectrales : [645-1210 cm^{-1}], [1210-2000 cm^{-1}], [2000-2760 cm^{-1}] (figure 1.6).

IASI mesure le rayonnement atmosphérique dans 8461 canaux avec une résolution spec-

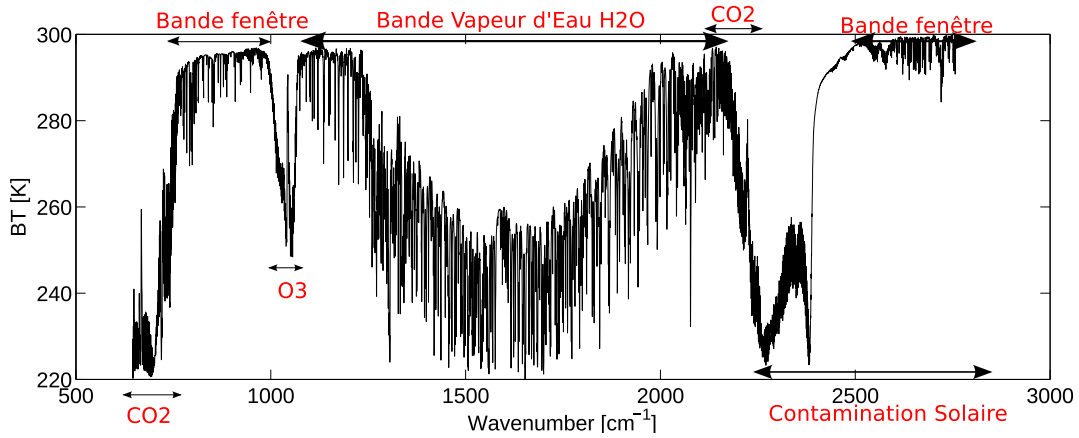


FIG. 1.6 – Paramètres étudiés en fonction du nombre d'onde des canaux IASI.

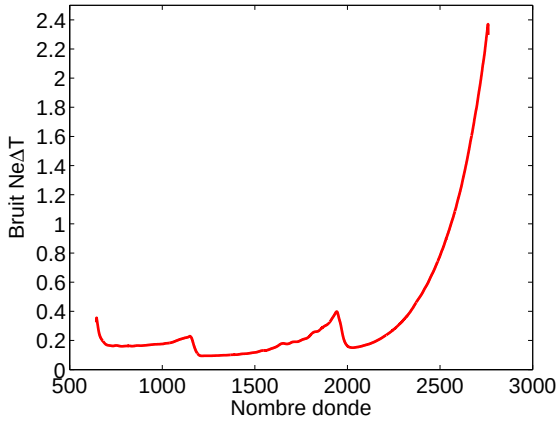


FIG. 1.7 – Bruit radiométrique de IASI exprimé en terme de NEΔT en fonction du nombre d'onde en cm^{-1}. Source : CNES

trale de 0.25 cm^{-1} avant apodisation. Sa sensibilité radiométrique est définie en NEΔT [13] correspondant à la variation de température amenant une variation de la luminance émise par un corps noir équivalente au bruit de mesure de l'instrument. Pour des raisons de commodité cette température est spécifiée de manière indépendante de la bande spectrale et la température de référence adoptée est 280 K. Le bruit NEΔT de IASI est compris entre 0.10 K et 0.40 K pour la plupart des canaux (cf figure 1.7) sauf pour les canaux contaminés par le rayonnement solaire (>2300 cm^{-1}) où il atteint 2.4 K. Le bruit instrumental sur la luminance mesurée (NEN) est transformé en NEΔT à la température de référence T_{ref} et à la longueur d'onde λ selon la formule : NEN = NEΔT$\times(\frac{\partial B_\lambda(T)}{\partial T})_{T_{ref}}$ où $B_\lambda(T)$ correspond à la fonction de Planck (voir section 2.1).

13. Noise Equivalent Delta Temperature

Chapitre 2

Théorie du transfert radiatif

Sommaire

2.1 Théorie du corps noir 22
2.2 Equation du transfert radiatif 23
2.2.1 Equation du transfert radiatif en ciel clair 25
2.2.2 Equation en conditions nuageuses 26
2.3 Les modèles de transfert radiatif 28
2.3.1 Description 28
2.3.2 RTTOV en conditions nuageuses 29
2.3.3 Hypothèse de recouvrement des couches nuageuses 31
2.3.4 Prise en compte de la diffusion nuageuse dans RTTOV-CLD . . . 35
2.3.5 Simplification du calcul de diffusion multiple 37

Introduction

Les sondeurs atmosphériques mesurent le rayonnement provenant de la surface, des couches atmosphériques mais aussi de la réflexion du flux solaire. Le transfert radiatif correspond à l'étude des échanges de flux d'énergie entre la Terre et l'atmosphère, échanges qui, sur de longues échelles temporelles, permettent de maintenir un équilibre thermodynamique.

Le but de cette partie est de définir un certain nombre d'éléments qui mis bout à bout permettront de comprendre l'**équation du transfert radiatif**. Cette équation permet d'exprimer le flux d'énergie reçu par le satellite en fonction des énergies émises par les différentes couches atmosphériques, la surface et les nuages. Cette équation est la base des **opérateurs d'observation** essentiels si l'on veut pouvoir comparer les luminances observées avec les données des modèles de prévision numérique du temps (PNT). En effet, le vecteur d'état du modèle est composé de paramètres tels la pression, la vorticité, la divergence, la température qu'il faut d'abord convertir en luminance équivalente avant de pouvoir les comparer aux luminances observées au moment de l'assimilation. Nous allons donc commencer par décrire cette théorie.

2.1 Théorie du corps noir

L'approximation du **corps noir** est souvent utilisée de façon simplificatrice. Le corps noir est un objet idéal qui absorbe toute l'énergie qu'il reçoit et qui, pour une longueur d'onde donnée, émet le maximum d'énergie possible. Planck a établi en 1901 que pour un corps noir en équilibre thermodynamique local (LTE), la distribution spectrale du rayonnement émis ne dépend que de la température et de la longueur d'onde (cf fig.2.1). L'intensité de la radiation émise par un corps noir à la température T et à la longueur d'onde λ est alors donnée par la loi de Planck :

$$B_\lambda(T) = \frac{2hc^2}{\lambda^5(e^{\frac{hc}{k\lambda T}} - 1)} \tag{2.1}$$

où $c = 2.998 \times 10^8\ m.s^{-1}$ est la vitesse de la lumière, $h = 6.62 \times 10^{-34}\ m^2.kg.s^{-1}$ la constante de Planck, $k = 1.38 \times 10^{-23}\ J.K^{-1}$ la constante de Boltzmann.

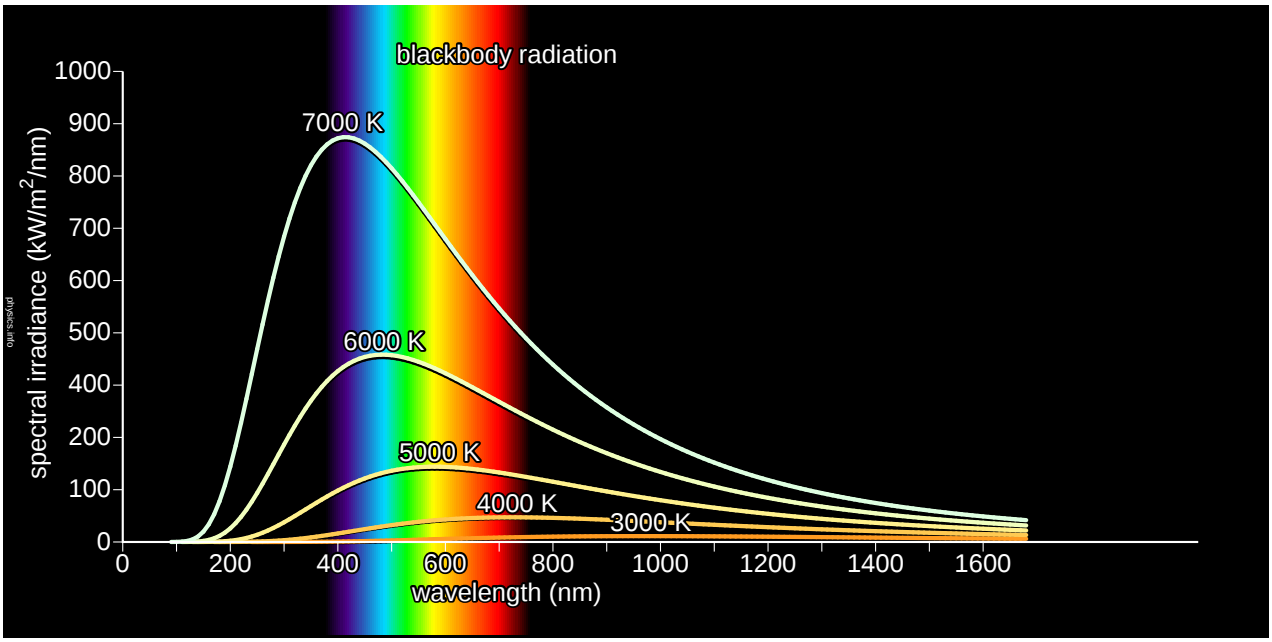


FIG. 2.1 – Fonction de Planck en fonction de la longueur d'onde. Source : http ://physics.info.

La température de brillance (BT) d'un corps quelconque est définie comme la température qu'aurait un corps noir émettant la même quantité d'énergie L_λ :

$$BT = B_\nu^{-1}(L_\lambda)$$

où L_λ est la luminance monochromatique correspondant à l'énergie émise par unité de temps, unité de longueur d'onde et unité d'angle solide ($W.m^{-2}.sr^{-1}.cm^{-1}$) et $^{-1}$ représente l'opérateur inverse. La luminance totale émise correspond alors à l'intégration sur toutes les longueurs d'ondes de la luminance monochromatique L_λ.

La loi de Stephan-Boltzmann donne la luminance totale émise par un corps noir intégrée sur toutes les longueurs d'onde du spectre :

$$B = \int_{\lambda} B_{\lambda}(T)\, d\lambda = \sigma T^4$$

où $\sigma = 5.67 \times 10^{-8}\ W.m^{-2}.K^{-4}$ est la constante de Stefan-Boltzmann. La luminance totale B émise par un corps noir est donnée en $W.m^{-2}.sr^{-1}$.

Le concept de corps noir exposé précédemment est un cas « idéal », la luminance monochromatique L_λ émise par un corps quelconque appelé **corps gris** est alors définie en fonction de celle du corps noir :

$$L_\lambda = \epsilon_\lambda B_\lambda(T)$$

où $0 \leq \epsilon_\lambda \leq 1$ est appelée **émissivité monochromatique**.

2.2 Equation du transfert radiatif

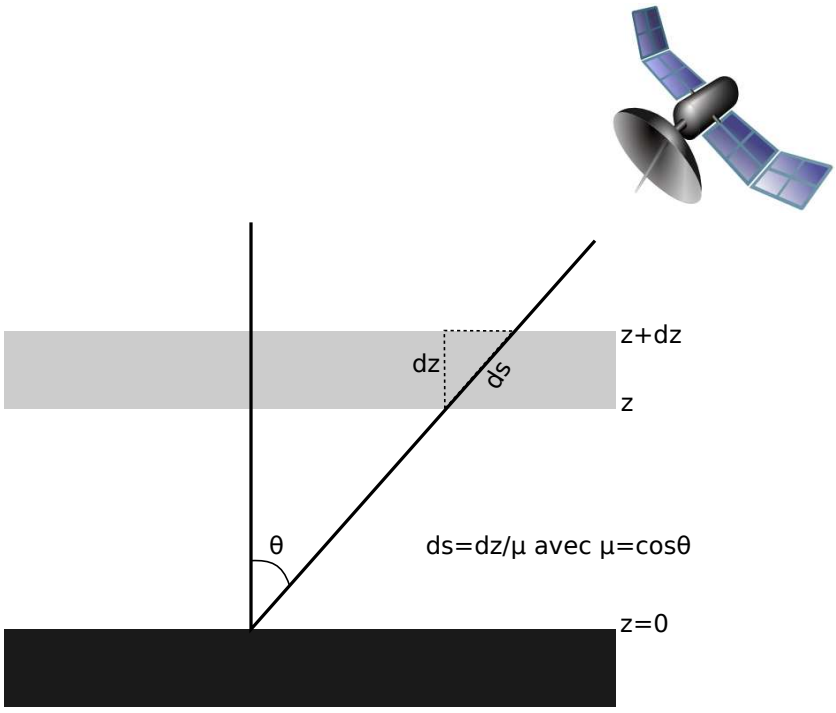


FIG. 2.2 – Relation entre la coordonnée verticale z et la coordonnée s qui suit la direction du satellite. L'angle θ représente l'angle zénithal.

Lorsqu'un rayon passe à travers un volume de matière, quatre processus sont à prendre en compte :

- A : Absorption du rayon ;
- B : Emission par le volume de matière ;
- C : Diffusion en dehors du volume ;
- D : Diffusion à l'intérieur du volume.

Le taux d'évolution de la luminance monochromatique L_λ à l'intérieur du volume de matière en fonction de la distance s'exprime alors par :

$$\frac{dL_\lambda}{ds} = A + B + C + D \tag{2.2}$$

où s représente la coordonnée verticale en direction du satellite, sous l'angle d'incidence θ (voir figure 2.2).

Les termes A et C sont appelés **termes de déplétion** car ils contribuent à la décroissance de la luminance lors de sa traversée du volume de matière. A l'inverse, les termes B et D sont appelés **termes sources** car ils augmentent la luminance totale mesurée en sortie du volume de matière. Les trois premiers termes s'expriment en fonction de β_a et β_s, coefficients d'absorption et de diffusion volumiques respectivement (cm^{-1}).

Si on ne considère que l'absorption par le milieu atmosphérique, le terme A peut s'exprimer sous la forme : $-\beta_a(\lambda)L_\lambda(s,\theta)$. On démontre que le taux de décroissance de la luminance lors de son passage à travers le milieu absorbant est proportionnel à la luminance incidente (Liou (1980)) :

$$L_\lambda(s1) = L_\lambda(0)\exp(-\int_0^{s1}\beta_a(\lambda)ds) \tag{2.3}$$

Dans cette équation, appelée loi de Beer-Bouguer-Lambert, l'indice 0 représente la surface et l'indice $s1$ l'altitude du satellite. On définit alors **l'épaisseur optique** du milieu entre la surface 0 et l'altitude du satellite $s1$ par la variable :

$$\begin{aligned}\delta(s1,0)_\lambda &= \int_0^{s1}\beta_a(\lambda)ds \\ &= \int_0^{s1}k_a(\lambda)\rho ds\end{aligned} \tag{2.4}$$

où ρ représente la masse volumique (kg.m^{-3}) du gaz absorbant et $k_a(\lambda)$ le coefficient d'absorption massique (m^2.kg^{-1}). On définit alors la **transmittance** du milieu par :

$$\begin{aligned}\tau(s1,0)_\lambda &= \exp(-\delta_\lambda(s1,0)) \\ &= \exp(-\int_0^{s1}k_a(\lambda)\rho ds)\end{aligned} \tag{2.5}$$

Pour un corps en équilibre thermodynamique local, Kirchhoff démontra l'égalité entre l'absorption d'un milieu a_λ (fraction du rayonnement incident absorbé par le milieu) et l'émissivité : $a_\lambda = \epsilon_\lambda$. Cette relation nous servira lors de simplifications de l'équation du transfert radiatif.

L'émission du rayonnemment par le milieu (terme B) suit la loi de Planck et peut donc s'exprimer par : $\beta_a(\lambda)B_\lambda(T)$ en utilisant la loi de Kirchhoff.

La diffusion de la luminance en dehors du milieu suit la loi de Beer-Bouguer-Lambert, le terme C peut donc s'exprimer sous la forme : $-\beta_s(\lambda)L_\lambda(s,\theta)$.

Le terme D de diffusion à l'intérieur du milieu est plus complexe car il doit prendre en compte la diffusion à l'intérieur du volume de matière en provenance de plusieurs directions possibles. Il s'exprime en utilisant la **fonction de phase** $p(\Omega',\Omega)$ représentant la probabilité qu'une radiation en provenance de la direction (θ',ϕ') soit diffusée dans la direction (θ,ϕ) (θ représentant l'angle zénithal, ϕ l'angle azimutal et Ω l'angle solide). Le terme D s'exprime alors selon :

$$D = \frac{\beta_s}{4\pi}\int_0^{4\pi} L_\lambda(\theta',\phi')p(\Omega',\Omega)d\Omega' \tag{2.6}$$

En combinant tous les termes, on obtient l'équation du transfert radiatif pour une luminance non-polarisée :

$$\frac{dL_\lambda}{ds} = -(\beta_a+\beta_s)L_\lambda + \beta_a B_\lambda(T) + \frac{\beta_s}{4\pi}\int_0^{4\pi} L_\lambda(\theta',\phi')p(\Omega',\Omega)d\Omega' \tag{2.7}$$

Certaines quantités peuvent être regroupées pour faire apparaître d'autres paramètres :
- $\beta_e = \beta_a + \beta_s$: Coefficient d'extinction volumique ;
- $\tilde{\alpha_\lambda} = \frac{\beta_a}{\beta_e}$: Le nombre d'absorption ;
- $\tilde{\omega_\lambda} = \frac{\beta_s}{\beta_e} = 1 - \tilde{\alpha_\lambda}$: Le coefficient de diffusion simple.

2.2.1 Equation du transfert radiatif en ciel clair

Pour obtenir l'équation du transfert radiatif en ciel clair, nous ne considérons que les processus d'extinction (A et C) et d'émission et nous négligeons la diffusion (approximation correcte dans l'infrarouge) :

$$\frac{dL_\lambda}{ds} = -\beta_e(\lambda)L_\lambda + \beta_a(\lambda)B_\lambda(T) \tag{2.8}$$

Si on utilise l'épaisseur optique δ_λ comme nouvelle coordonnée verticale, on obtient :

$$\frac{dL_\lambda}{d\delta_\lambda} = L_\lambda - B_\lambda(T) \tag{2.9}$$

Nous choisissons de manière arbitraire que l'épaisseur optique augmente quand on s'éloigne du satellite vers la surface. En multipliant toute l'équation par le terme $\exp(-\delta_\lambda)$ et en l'intégrant, on obtient l'équation du transfert radiatif en fonction de la transmittance définie précédemment :

$$L_\lambda^{clr} = \underbrace{\epsilon_\lambda^{p_s} B_\lambda(T_{p_s})\tau_\lambda(p_s)}_{\text{émission de surface}} - \underbrace{\int_0^{p_s} B_\lambda(T(p))\frac{d\tau_\lambda(p)}{dp}dp}_{\text{émission thermique atmosphérique}} \tag{2.10}$$

$\epsilon_\lambda^{p_s}$ correspond à l'émissivité de surface, $\tau_\lambda(p_s)$ la transmittance depuis la surface jusqu'au satellite, $\frac{d\tau_\lambda(p)}{dp}$ correspond à la dérivée de la transmittance par rapport à la pression et s'appelle **fonction de poids**. L_λ^{clr} correspond à la luminance observée en ciel clair.

Il faut ensuite ajouter la réflexion vers le satellite du rayonnement atmosphérique émis vers le bas. Par conservation de l'énergie, nous devons avoir :

$$a_\lambda + r_\lambda + t_\lambda = 1 \tag{2.11}$$

où a_λ est la fraction du rayonnement incident à la longueur d'onde λ absorbé par le milieu, r_λ la fraction du rayonnement incident réfléchi par le milieu et t_λ la fraction du rayonnement incident transmis par le milieu. Si on considère la surface comme un corps opaque, le terme de transmittance t_λ est nul. L'équation du transfert radiatif devient :

$$L_\lambda^{clr} = \underbrace{\epsilon_\lambda^{p_s} B_\lambda(T_{p_s})\tau_\lambda(p_s)}_{\text{émission de surface}} - \underbrace{\int_0^{p_s} B_\lambda(T(p))\frac{d\tau_\lambda(p)}{dp}dp}_{\text{émission thermique atmosphérique}} + \underbrace{(1-\epsilon_\lambda^{p_s})\tau_\lambda(p_s)L_\lambda^{\downarrow}}_{\text{réflexion du flux descendant}} \tag{2.12}$$

où $L_\lambda^{\downarrow}$ correspond au rayonnement atmosphérique émis vers le bas. L'absorption par la surface a été remplacée par son émissitivé $\epsilon_\lambda^{p_s}$ d'après la loi de Kirchhoff pour exprimer la réflectivité de la surface r_λ par le terme $1 - \epsilon_\lambda^{p_s}$.

2.2.2 Equation en conditions nuageuses

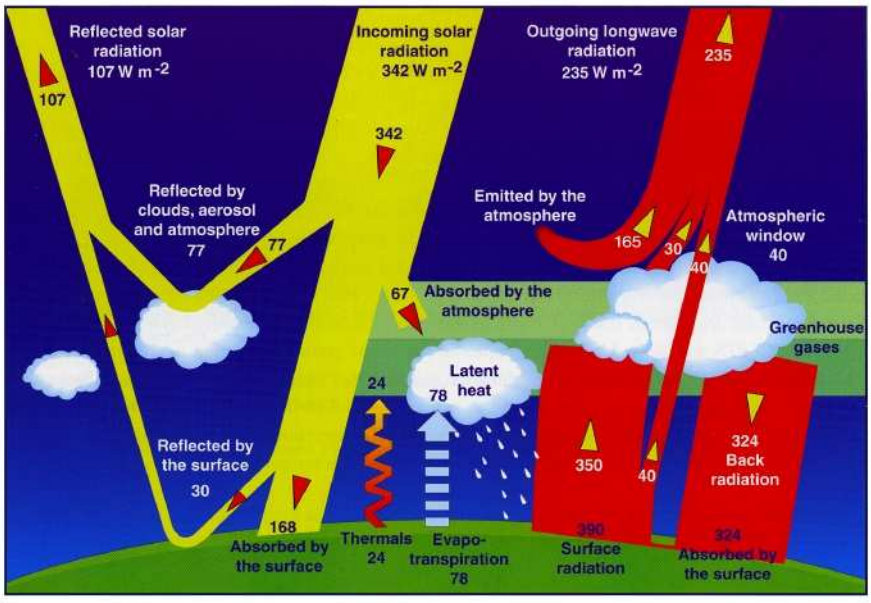


FIG. 2.3 – Principaux phénomènes radiatifs impliqués dans l'équilibre de l'énergie Terrestre. (Source : NASA, http ://ceres.larc.nasa.gov/)

Prenons maintenant en compte l'effet d'une couche nuageuse située sur un plan parallèle, homogène et isotherme. La luminance qui atteint le sommet de l'atmosphère sera la somme de quatre termes : la luminance émise par la surface transmise par les couches atmosphériques au dessus du nuage et par le nuage, la luminance réfléchie par la surface transmise par le nuage et les couches atmosphériques au dessus du nuage, la luminance émise par le

nuage, la luminance émise par les couches atmosphériques au dessus du nuage (cf figure 2.3).

Notons L_1 la luminance émise par les couches atmosphériques sous le nuage :

$$L_1 = \epsilon_\lambda^{p_s} B_\lambda(T_{p_s})\tau_\lambda(p_s) - \int_{pc}^{p_s} B_\lambda(T(p))\frac{d\tau_\lambda(p)}{dp}dp + (1-\epsilon_\lambda^{p_s})\tau_\lambda(p_s)L_\lambda^{\downarrow} \tag{2.13}$$

où pc représente la pression du sommet du nuage. La luminance L_1 devra ensuite être multipliée par la transmittance du nuage $\tau_\lambda(p_c)$ et la transmittance des couches atmosphériques situées au dessus du nuage $\tau_\lambda(p_c, psat)$ ($psat$ représentant le niveau de pression où se situe le satellite).

La luminance L_c représente la luminance émise par le nuage puis transmise par les couches au-dessus du nuage : $L_c = \epsilon_\lambda^{p_c} B_\lambda(T_{p_c})$. Elle sera ensuite multipliée par la transmittance $\tau_\lambda(p_c, psat)$ du nuage jusqu'au satellite.

La luminance émise par les couches atmosphériques au-dessus du nuage est donnée par :

$$L_2 = \tau_\lambda(p_c, psat)\int_{pc}^{p_{sat}} B_\lambda(T(p))\frac{d\tau_\lambda(p)}{dp}dp \tag{2.14}$$

La luminance émise vers le bas par les couches atmosphériques situées au-dessus du nuage puis réfléchie vers le satellite par le nuage est donnée par :

$$L_3 = \tau_\lambda(p_c, psat)r_\lambda(p_c)\int_{psat}^{p_c} B_\lambda(T(p))\frac{d\tau_\lambda(p)}{dp}dp \tag{2.15}$$

où $r_\lambda(p_c)$ représente la réflectivité du nuage.

L'ajout des quatre termes permet d'obtenir l'équation du transfert radiatif en conditions nuageuses. La réflexion solaire par la surface et les nuages a été négligée. Au final, l'équation

du transfert radiatif en conditions nuageuses peut être écrite sous la forme :

$$
\begin{aligned}
L_\lambda^{cld} = \quad & \underbrace{\epsilon_\lambda^{p_s} B_\lambda(T_{p_s})\tau_\lambda(p_s, psat)\tau_\lambda(p_c, psat)}_{\text{émission de surface}} - && (2.16)\\
& \underbrace{\tau_\lambda(p_c, psat)\int_{pc}^{p_s} B_\lambda(T(p))\frac{d\tau_\lambda(p)}{dp}dp}_{\text{émission sous le nuage}} + && (2.17)\\
& \underbrace{\tau_\lambda(p_c, psat)\tau_\lambda(p_s, psat)(1-\epsilon_\lambda^{p_s})L_\lambda^{\downarrow}}_{\text{réflexion émission vers le bas}} + \\
& \underbrace{\tau_\lambda(p_c, psat)\epsilon_\lambda^{p_c} B_\lambda(T_{p_c})}_{\text{émission du nuage}} + \\
& \underbrace{\tau_\lambda(p_c, psat)\int_{pc}^{p_{sat}} B_\lambda(T(p))\frac{d\tau_\lambda(p)}{dp}dp}_{\text{émission au dessus du nuage}} + \\
& \underbrace{\tau_\lambda(p_c, psat)r_\lambda(p_c)\int_{psat}^{p_c} B_\lambda(T(p))\frac{d\tau_\lambda(p)}{dp}dp}_{\text{réflexion du nuage}} + \\
& \underbrace{S_\lambda(\theta)}_{\text{diffusion}}
\end{aligned}
$$

où $S_\lambda(\theta)$ représente le terme de diffusion nuageuse. L_λ^{cld} correspond à la luminance observée en conditions nuageuses.

Par abus de langage et par anglicisme, nous parlerons dans la suite de cette thèse de radiance à la place du terme de luminance.

2.3 Les modèles de transfert radiatif

2.3.1 Description

Les modèles de transfert radiatif (RTM) sont aussi appelés **modèles directs** car ils permettent de passer d'un état donné de l'atmosphère à la radiance mesurée par les instruments embarqués à bord des satellites. Or, en opérationnel, nous souhaitons exploiter les radiances mesurées par le sondeur atmosphérique pour les inverser en profils de température et d'humidité. Il s'agit alors du problème dit **inverse**. Il a donc été nécessaire de développer des outils pour réaliser des inversions de radiances en profils de température et d'humidité, produits basés sur l'équation du transfert radiatif.

Cependant, le problème d'inversion étant sous-contraint, plusieurs profils atmosphériques peuvent conduire à la même radiance observée. C'est pourquoi il est nécessaire d'avoir une première estimation de l'état le plus probable de l'atmosphère, appelée **ébauche**, avant de la comparer à la radiance mesurée. Il faut donc commencer par transformer les variables de

l'ébauche en radiance simulée par le biais d'un opérateur d'observation. Cet opérateur utilise un modèle de transfert radiatif décrivant les échanges des flux Terre-Atmosphère ainsi que des interpolations horizontales et verticales pour se déplacer de l'espace du modèle vers l'espace des observations.

Il existe deux grands types de RTM : les modèles dits **raie-par-raie** et les modèles dits **rapides**. En se référant à l'expression de la transmittance, nous avons vu qu'elle dépendait du coefficient d'absorption de chaque espèce absorbante à une longueur d'onde donnée. Ce coefficient d'absorption dépend de l'épaisseur, de la forme et de la position de la raie d'absorption du constituant. Ainsi, il faudrait évaluer la somme des contributions de toutes les raies d'absorption au coefficient d'absorption $k_a(\lambda)$ et répéter ce processus pour chaque niveau vertical. Ce calcul détaillé est réalisé par les modèles raie-par-raie qui utilisent des tabulations précises des positions et largeurs des raies d'absorption, parmi ces bases de données spectroscopiques nous pouvons citer HITRAN [1](Rothman et al. (2008)) et GEISA [2](Jacquinet-Husson et al. (2011)). Cependant cette méthode est de loin trop coûteuse en temps de calcul et son utilisation impossible de manière opérationnelle, c'est pourquoi les modèles rapides sont utilisés.

Les modèles rapides évaluent les transmittances par bande spectrale et non par raie monochromatique. Ils utilisent une paramétrisation de l'épaisseur optique en fonction de coefficients de transmittance rapides et de prédicteurs :

$$\delta_l^g = \sum_{j=1}^{K} c_j^{g,l} Q_j \tag{2.18}$$

avec δ_l^g l'épaisseur optique du niveau l due au gaz absorbant g, $c_j^{g,l}$ les coefficients de transmittance rapides pour le gas g et la couche l et Q_j les prédicteurs. Les coefficients $c_j^{g,l}$ des K prédicteurs sont calculés à partir des transmissions d'un modèle de transfert radiatif raie-par-raie pour une base de profils atmosphériques représentatifs. Les prédicteurs sont déduits des variables fournies dans le profil d'entrée (température, pression, gaz). Ce calcul est effectué pour chaque longueur d'onde. La transmittance totale de l'atmosphère est obtenue en sommant l'impact de chaque couche atmosphérique et de tous les gaz pris en compte :

$$\tau = exp[-\sum_{l}\sum_{g}\delta_l^g] \tag{2.19}$$

Parmi ces modèles rapides, nous pouvons citer les modèles SARTA [3](Strow et al. (2003)), RTTOV [4](Saunders et al. (2010)) ou CRTM [5] (Han et al. (2005)).

2.3.2 RTTOV en conditions nuageuses

Le RTM RTTOV est maintenu par le SAF [6] pour la prévision numérique de l'organisation inter-gouvernementale EUMETSAT et a été initialement développé pour les instruments TOVS [7] à la fin des années 1990. RTTOV permet un calcul rapide des radiances observées

1. HIgh-resolution TRANsmission molecular absorption
2. Gestion et Etude des Informations Spectroscopiques Atmosphériques
3. Stand Alone AIRS Radiative Transfer Algorithm
4. Radiative Transfer for TIROS Operational Vertical Sounder
5. Community Radiative Transfer Model
6. Satellite Application Facility
7. TIROS (Television InfraRed Observing System) Operational Vertical Sounder

pour différents angles de visée dans les domaines infrarouge et micro-onde en utilisant en entrée des profils de température, de concentrations de gaz variables, des propriétés nuageuses et de surface. Le seul gaz variable dont la concentration est obligatoire en entrée du modèle est la vapeur d'eau. Pour les autres gaz (ozone, dioxyde de carbone, méthane, monoxyde de carbone, azote) soit un profil par défaut est utilisé, soit l'utilisateur fournit lui même les données.

Sa couverture spectrale pour le domaine infrarouge est comprise entre 3 et 20 μm (500-3000 cm^{-1}). Il est essentiellement basé sur les modèles raie-par-raie GENLN2 [8] (Edwards (1992)), KCARTA [9](DeSouza-Machado et al. (1997)) et LBLRTM [10] (Clough et al. (1992)). Pour le domaine micro-onde, il couvre le domaine 10 à 200 GHz et est basé sur le modèle raie-par-raie Liebe89 MPM (cf. Saunders et al. (2010)).

Pour simuler les radiances observées en conditions nuageuses, la version classique de RTTOV utilisée en opérationnel suppose la présence d'un nuage monocouche opaque caractérisé par sa pression au sommet du nuage et sa fraction nuageuse effective Ne (***i.e*** produit de la fraction nuageuse N par l'émissivité de la couche nuageuse ϵ_c). Cette simplification permet de passer d'une atmosphère non homogène horizontalement à une atmosphère homogène. Le nuage est donc supposé absorber tout le rayonnement émis par les couches atmosphériques sous le nuage qui est ensuite réémis par le corps noir. Le terme de réflexion n'est pas pris en compte car le nuage absorbe l'intégralité du rayonnement, la radiance nuageuse est alors similaire à l'équation 2.10 où la surface est ramenée au niveau du nuage :

$$L_\lambda^{cld} = \epsilon_\lambda^{p_c} B_\lambda(T_{p_c})\tau_\lambda(p_c) - \int_0^{p_c} B_\lambda(T(p))\frac{d\tau_\lambda(p)}{dp}dp \tag{2.20}$$

En utilisant cette approximation, les radiances claires et nuageuses sont combinées afin d'obtenir la radiance effective au sommet de l'atmosphère :

$$L_\lambda(\theta) = (1 - N\epsilon_c)L_\lambda^{clr} + N\epsilon_c L_\lambda^{cld}$$

où L_λ^{clr} et L_λ^{cld} représentent respectivement les radiances claires et nuageuses reçues au sommet de l'atmosphère. L'utilisateur doit fournir les paramètres de pression de sommet de nuage ($PTOP$) et de fraction nuageuse effective Ne en entrée de RTTOV. Cette configuration redistribue une couche partiellement recouverte de nuage en une couche homogène équivalente. L'épaisseur optique du nuage est répartie sur toute la couche de manière à obtenir une réflectance nuageuse équivalente à celle de la couche partiellement recouverte de nuage. Cette approche dégrade le calcul du transfert radiatif et pose problème pour déterminer les paramètres $PTOP$ et Ne dans les cas de nuages bas et semi-transparents mais aussi dans le cas de nuages multicouches.

La méthode alternative repose sur la division de l'atmosphère en colonnes homogènes, chaque colonne contenant soit des couches claires soit des couches totalement recouvertes de nuage. Cette méthode appelée **stream method** est implémentée dans une version avancée de

8. General Line-by-Line Atmospheric Transmittance and Radiance Model
9. the kCompressed Radiative Transfer Algorithm
10. Line-By-Line Radiative Transfer Model

RTTOV appelée RTTOV-CLD (Chevallier (2009), Chevallier et al. (2001), Chevallier et al. (2002)). Ce module avancé de RTTOV utilise donc le profil de fraction nuageuse fourni par l'utilisateur pour découper l'atmosphère en zones claires et nuageuses. Pour cela, une hypothèse de recouvrement des couches nuageuses est utilisée et est présentée dans la prochaine partie.

2.3.3 Hypothèse de recouvrement des couches nuageuses

L'hypothèse de recouvrement des couches nuageuses (cloud overlap assumption) est primordiale dans les modèles de transfert radiatif et de prévision numérique. En effet, le recouvrement entre couches nuageuses a un fort impact sur les taux de réchauffement/refroidissement et sur l'équilibre radiatif des basses couches. Les modèles de prévision numérique fournissent une valeur de fraction nuageuse pour chaque point de grille et chaque niveau vertical et utilisent une des trois hypothèses de recouvrement les plus couramment employées (figure 2.4). Ces hypothèses permettent alors de calculer la fraction de ciel clair commune à toutes les mailles d'une colonne (figure 2.5). Les trois hypothèses de recouvrement les plus courantes sont présentées ci-dessous. On notera C_{clair} la fraction de ciel clair après application de l'hypothèse de recouvrement des couches et $C_N(i)$ la fraction nuageuse de chaque couche i.

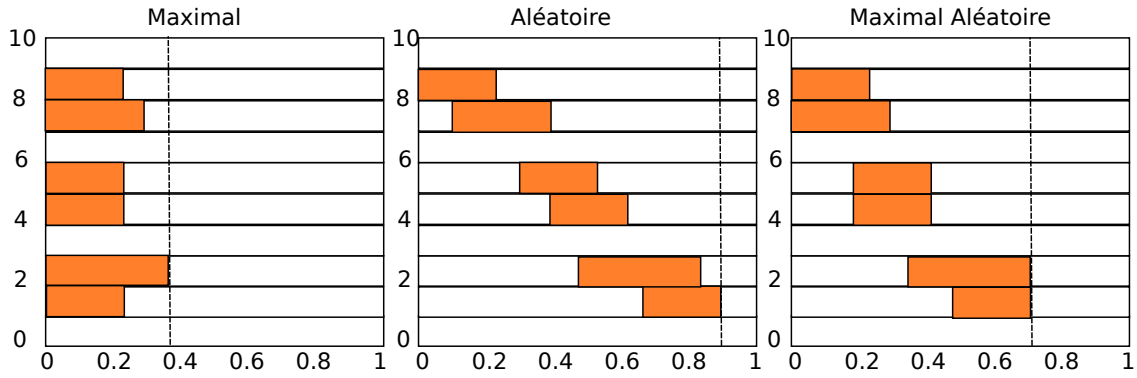


FIG. 2.4 – Schéma représentant les trois hypothèses de recouvrement des différents niveaux nuageux : recouvrement maximal à gauche, recouvrement aléatoire au milieu et recouvrement maximal aléatoire à droite.

– **Recouvrement Maximal Aléatoire** : L'hypothèse de recouvrement maximal aléatoire est celle utilisée par la majorité des modèles numériques. Cette hypothèse est commune au modèle de méso-échelle AROME et au modèle de transfert radiatif RTTOV-CLD. Elle suppose que deux couches nuageuses successives se recouvrent au maximum alors que deux couches nuageuses séparées par un niveau entièrement clair se recouvrent aléatoirement :

$$C_{clair} = \prod_{i=1}^{i=K} \left(\frac{1 - Max(C_N(i), C_N(i-1))}{1 - C_N(i-1)}\right)$$

– **Recouvrement Aléatoire** : Comme son nom l'indique, aucune règle ne prédétermine la position des couches nuageuses indépendantes les unes des autres. Elles sont pla-

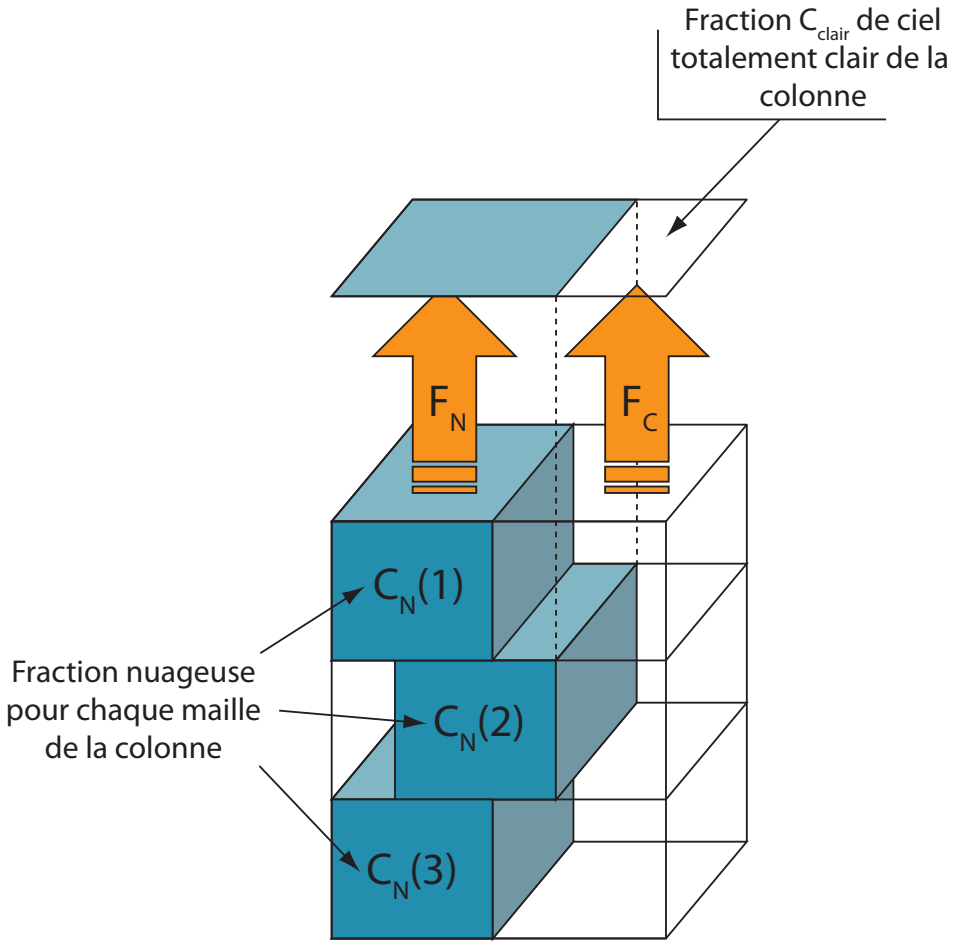


FIG. 2.5 – Schéma représentant le recouvrement des différents niveaux nuageux et l'expression finale de la fraction de ciel clair. D'après : Thouron (2006)

cées aléatoirement sur la colonne. Cette hypothèse est adaptée pour des nuages multicouches statistiquement indépendants.

$$C_{clair} = \prod_{i=1}^{i=K} (1 - C_N(i))$$

– **Recouvrement Maximal** : La fraction nuageuse au sol est égale à la valeur maximale des fractions nuageuses dans une colonne. Cette hypothèse ne permet pas de représenter les situations de nuages multicouches.

$$C_{clair} = 1 - Max(C_N(1), C_N(2), ..., C_N(K))$$

La majorité des modèles de PNT utilise l'hypothèse de recouvrement maximal aléatoire. Cependant, l'étude de Hogan and Illingworth (2000) a montré que le recouvrement moyen entre des couches nuageuses continues verticalement est beaucoup plus aléatoire que ce qui est prévu dans les modèles de prévision numérique. Ce type de nuages s'éloigne assez rapidement du recouvrement maximal et des erreurs peuvent être introduites. Il pourrait donc

être judicieux pour des modèles de méso-échelle de tester de nouvelles hypothèses de recouvrement.

L'hypothèse de recouvrement des couches nuageuses est utilisée dans la **stream method** de RTTOV-CLD pour résoudre l'équation du transfert radiatif. Nous reprenons l'exemple décrit dans le rapport de Matricardi (2005).

TABLEAU 2.1 – Exemple de fraction nuageuse sur chaque niveau vertical. D'après Matricardi (2005)

Couche	Fraction Nuageuse %
1	0
2	50
3	0
4	30
5	80
6	0
7	0

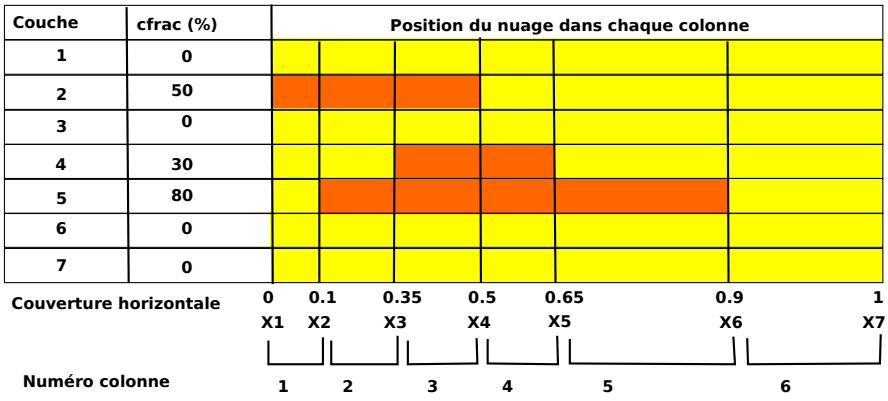


FIG. 2.6 – Distribution des couches nuageuses pour chaque colonne en utilisant l'hypothèse de recouvrement maximal aléatoire. Source : Matricardi (2005).

Les fractions nuageuses sont lues du sommet de l'atmosphère (couche 1) jusqu'au sol (couche 7). A chaque fois qu'une fraction nuageuse N est différente de 0, un nuage est placé sur cette couche. Pour chaque couche nuageuse trouvée, nous la plaçons dans un intervalle compris entre 0 et 1. Cet intervalle de fraction nuageuse dépend des hypothèses de recouvrement choisi et prend en compte le fait que l'on ne sait pas à l'avance où la couche nuageuse est placée par rapport à la précédente. Dans notre exemple (voir tableau 2.1 et figure 2.6), le nuage placé sur la couche 2 étant le premier observé il occupera l'intervalle de 0 à 0.5. Lorsqu'une deuxième couche nuageuse est détectée, nous cherchons à déterminer une fraction nuageuse cumulée qui prend en compte l'hypothèse de recouvrement utilisée. Tout comme la majorité des modèles, c'est l'hypothèse de recouvrement maximal aléatoire qui est choisie.

Si on considère la portion de l'atmosphère comprise entre les niveaux 2 et j, la couverture nuageuse totale en tenant compte de notre hypothèse de recouvrement est la suivante :

$$N_{tot} = 1 - (1 - N_1) \prod_{i=2}^{j} \frac{1 - max(N_{i-1}, N_i)}{1 - N_{i-1}} \tag{2.21}$$

La couche nuageuse observée au niveau j est alors placée dans l'intervalle [$N_{tot} - N(j)$,N_{tot}]. Dans notre exemple, le recouvrement maximal aléatoire entre les couches 2 et 4 produirait une fraction nuageuse cumulée de 0.65. De cette manière, nous placerons le nuage de la couche 4 dans l'intervalle [0.35,0.65]. De même la couche 5 sera placée dans l'intervalle [0.1,0.9]. Une fois que l'on a placé chaque couche nuageuse dans l'intervalle correspondant, nous divisons la maille en colonnes (« stream »). Pour cela, à chaque fois qu'une nouvelle couche nuageuse débute, elle marque la fin ou le début d'une nouvelle colonne. Par exemple, la couche 2 s'étend de [0,0.5] et la couche 5 de [0.1,0.9], une première colonne comprise entre 0 et 0.1 peut alors être créée. On définit la variable X_1 correspondant à la proportion occupée par la colonne 1 dans la maille, ici 0.1. Cette colonne ne contient alors que des couches entièrement claires et une couche entièrement nuageuse (couche 2). Nous nous sommes donc ramenés à une atmosphère homogène horizontalement. Notre exemple se découpe alors en 5 colonnes et une sixième complètement claire.

Les radiances observées au sommet de l'atmosphère pour chaque colonne sont alors simulées. La radiance nuageuse totale correspond à la somme des radiances de chaque colonne pondérées par un poids correspondant à la couverture horizontale de la colonne dans la maille :

$$L_\lambda^{cld} = \sum_{s=1}^{N_{stream}} (X_{s+1} - X_s) L_{\lambda,s}^{cld} + (1 - X_{Nstream+1}) * L_\lambda^{clr} \tag{2.22}$$

avec $Nstream$ le nombre total de colonnes. Si une colonne est complètement claire, elle apportera un poids défini par le terme $1 - X_{Nstream+1}$. Ceci est le cas dans notre exemple puisque nous avons une sixième colonne totalement claire.

Le module RTTOV-CLD propose donc une modélisation plus réaliste de l'impact nuageux avec l'utilisation de la **stream method** pour décomposer la scène. Ce module permet aussi de mieux modéliser l'émissivité du nuage ainsi que la diffusion nuageuse, en utilisant directement les profils de température, d'humidité, mais aussi de paramètres nuageux (couverture nuageuse, contenus en eau et glace nuageuse).

Pour chaque niveau i du modèle de transfert radiatif, la contribution des nuages au rayonnement est fonction de leur couverture horizontale N_i et de leur émissivité ϵ_λ^i, elle même dérivée du contenu en eau et en glace nuageuse (Chevallier et al. (2001), Washington and Williamson (1977)). L'émissivité nuageuse n'est plus prise égale à 1 comme dans la version simplifiée du nuage monocouche de RTTOV mais elle est définie par la formule suivante :

$$\epsilon_\lambda^i = 1 - e^{-l^i k_\lambda^i} \tag{2.23}$$

où l^i représente la quantitée intégrée d'eau nuageuse au niveau i et k_λ^i est le coefficient d'absorption pour le niveau i à la longueur d'onde λ.

2.3.4 Prise en compte de la diffusion nuageuse dans RTTOV-CLD

Un des points forts de RTTOV-CLD par rapport à la version classique de RTTOV est de prendre en compte la diffusion nuageuse. La prise en compte de la diffusion nuageuse dans RTTOV-CLD est une des améliorations apportées par rapport aux études de Chevallier et al. (2004), Chevallier et al. (2002) et Chevallier et al. (2001). Pour cela il est nécessaire de définir les angles géométriques qui seront utilisés dans les prochaines définitions (figure 2.7). L'angle solide Ω permet de déterminer un cône dans l'espace et l'élément différentiel d'angle solide est défini par :

$$d\Omega = \sin\theta d\theta d\phi \tag{2.24}$$

où θ est l'angle zénithal (angle entre le rayonnement incident et la verticale) et ϕ l'angle azimutal.

La diffusion sera alors dépendante de ce qu'on appelle la **fonction de phase** $p(\Omega', \Omega)$ qui indique la probabilité qu'une radiation en provenance de la direction (θ', ϕ') (angle solide Ω') soit diffusée dans la direction (θ, ϕ) (angle solide Ω). La variation de la radiance due à la diffusion peut alors s'exprimer par :

$$\frac{dL_\lambda^{diff}}{ds} = \frac{\beta_s}{4\pi}\int_0^{4\pi} L_\lambda(\Omega')p(\Omega', \Omega)d\Omega' \tag{2.25}$$

La fonction de phase est soumise à la condition de normalisation suivante :

$$\frac{1}{4\pi}\int_0^{4\pi} p(\Omega', \Omega)d\Omega' = 1 \tag{2.26}$$

Cette condition de normalisation assure que l'énergie se conserve en l'absence d'absorption, la direction d'un photon incident doit forcément se retrouver quelque part dans l'angle solide de 4π stéradians. Dans le cas où les particules en suspension dans l'atmosphère sont soit sphériques soit orientées de manière aléatoire, la fonction de phase ne dépend plus que de l'angle Θ entre la direction incidente Ω' et la direction de diffusion Ω avec $\cos\Theta = \Omega'.\Omega$. Cette simplication permet de passer de $p(\Omega', \Omega)$ qui dépend de 4 variables (θ, θ', ϕ, ϕ') à une seule variable Θ. La condition de normalisation devient alors :

$$\frac{1}{4\pi}\int_0^{4\pi} p(\cos\Theta)\sin\Theta d\Theta d\phi = 1 \tag{2.27}$$

ou encore :

$$\frac{1}{2}\int_{-1}^{1} p(\cos\Theta)d\cos\Theta = 1 \tag{2.28}$$

Le facteur d'asymétrie g permet de donner la proportion relative de photons diffusés vers l'avant ou vers l'arrière par rapport au rayonnement incident :

$$g = \frac{1}{2}\int_{-1}^{1} p(\cos\Theta)\cos\Theta d\cos\Theta \tag{2.29}$$

Pour une diffusion isotrope g est nul, pour une diffusion vers l'avant g est positif, pour une rétrodiffusion, g est négatif.

Dans RTTOV-CLD, la fonction de phase et le facteur d'asymétrie dépendent de la section efficace de diffusion et de la loi de distribution des particules.

Pour une population de particules de distribution de taille n(r) comprise entre rmin et rmax ($cm^{-3}.\mu m^{-1}$), la densité totale de particules par unité de volume (cm^{-3}) est donnée par :

$$N = \int_{rmin}^{rmax} n(r)dr \tag{2.30}$$

Pour le calcul nuageux, RTTOV-CLD utilise la base de données OPAC (Optical Properties of Aerosols and Clouds, Hesse et al. (1998)) dans laquelle une loi de distribution log-normale est utilisée. La fonction de phase et le facteur d'asymétrie sont alors définis en fonction de la section efficace de diffusion σ_s par :

$$p(\Theta) = \frac{\int_{rmin}^{rmax} p(\Theta, r)\sigma_s n(r)dr}{\int_{rmin}^{rmax} \sigma_s n(r)dr} \tag{2.31}$$

$$g = \frac{\int_{rmin}^{rmax} g(r)\sigma_s n(r)dr}{\int_{rmin}^{rmax} \sigma_s n(r)dr} \tag{2.32}$$

$$\tag{2.33}$$

Les coefficients d'absorption β_a et de diffusion β_s sont déduits des sections efficaces d'absorption σ_a et de diffusion σ_s par les relations suivantes :

$$\beta_a = N \int_{rmin}^{rmax} \sigma_a n(r)dr \tag{2.34}$$

$$\beta_s = N \int_{rmin}^{rmax} \sigma_s n(r)dr \tag{2.35}$$

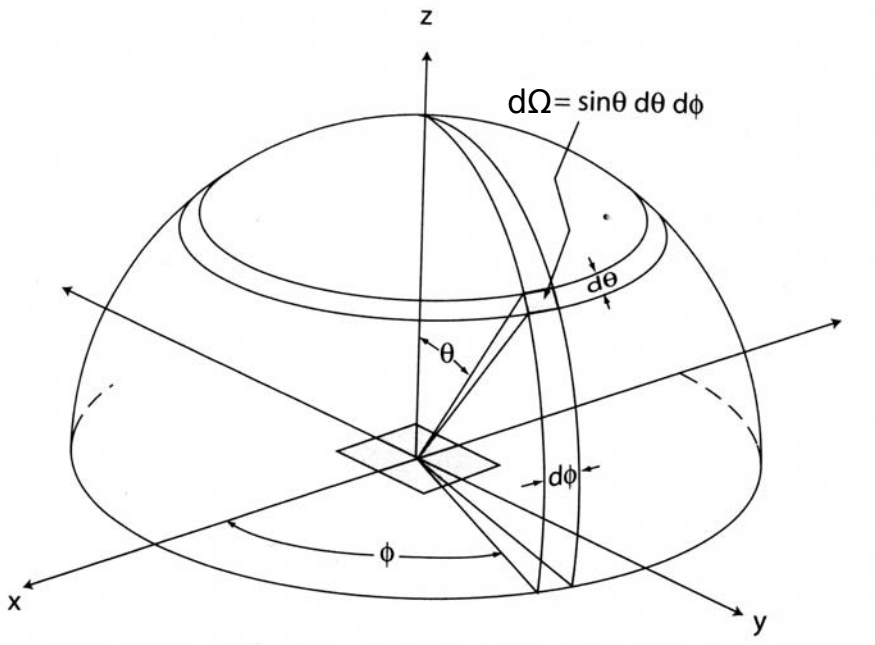


FIG. 2.7 – Description des angles zénithaux θ, azimutaux ϕ et de l'angle solide Ω. Source : (Petty, 2006).

2.3.5 Simplification du calcul de diffusion multiple

Le calcul de la diffusion multiple étant très complexe et très coûteux, RTTOV-CLD se base sur la paramétrisation de Chou et al. (1999). L'épaisseur optique due au nuage est ajoutée à celle calculée en ciel clair en incluant un paramètre de rétrodiffusion b aux coefficients d'absorption et de diffusion volumiques (β_a et β_s) :

$$\beta_e = \beta_a + b\beta_s \tag{2.36}$$

Le paramètre b est obtenu en faisant l'hypothèse d'un rayonnement isotrope à partir de la fonction de phase. Il représente l'intégration du rayonnement rétrodiffusé vers le haut. Cette simplification basée sur l'hypothèse d'isotropie du rayonnement donne de bons résultats sur le calcul des flux radiatifs mais des erreurs plus importantes peuvent survenir dans le calcul de la radiance. Les travaux de Matricardi (2005) ont évalué l'erreur due à la paramétrisation de la diffusion multiple. Elle n'excède pas 1 K pour les stratus maritimes dans l'infrarouge thermique et est même inférieure pour les cirrus. Cette paramétrisation permet de prendre en compte la diffusion multiple sans calculs explicites. En conservant une forme proche de l'équation du transfert radiatif en ciel clair, le temps de calcul n'est pas trop élevé. D'après l'étude de Greenwald et al. (2009), l'hypothèse de diffusion simple n'est valable que pour des nuages fins avec une précision de seulement 10% sur les radiances. Des diffusions multiples sont donc nécessaires pour atteindre une précision de 1%.

Nous présentons dans les prochaines parties les méthodes utilisées dans RTTOV-CLD pour calculer les coefficients d'absorption et de diffusion pour des nuages d'eau liquide ou des nuages de glace.

Nuages d'eau liquide

Les gouttelettes d'eau sont modélisées par des sphères dans RTTOV-CLD. La base de données OPAC (Hesse et al. (1998)) donne les propriétés microphysiques (distribution en taille des particules et indices de réfraction) de 5 types de nuages d'eau liquide : deux types stratus et trois types cumulus. La loi de distribution de la taille des particules est supposée suivre une loi gamma (figure 2.8) :

$$n(r) = Nar^{\alpha}exp(-Br^{\gamma}) \tag{2.37}$$

où N est la densité des particules dans le nuage, α, γ, B et a sont des constantes servant à définir la distribution. Ces constantes sont données pour chacune des 5 classes de nuages .

La diffusion dépend du rayon effectif r_{eff} des particules défini par :

$$r_{eff} = \frac{\int_{r_{min}}^{r_{max}} r^3 n(r)dr}{\int_{r_{min}}^{r_{max}} r^2 n(r)dr} \tag{2.38}$$

En supposant que la distribution de la taille des particules reste constante, on peut relier la densité des particules N au contenu en eau liquide :

$$LWC = \frac{4\pi}{3}\rho N \int_{r_{min}}^{r_{max}} r^3 n(r)dr \tag{2.39}$$

où ρ est la masse volumique de l'eau liquide.

L'utilisateur fournit à RTTOV-CLD le contenu en eau liquide moyen sur chaque couche atmosphérique. Ce contenu moyen est ensuite converti en densité de particules N en utilisant le facteur d'échelle $S = \frac{LWC}{N}$. Ce facteur d'échelle est supposé constant et est calculé pour chaque classe de nuage à partir des données de la base OPAC. Pour toutes les classes de nuage liquide, les tailles minimales et maximales de gouttelettes sont fixées à 0.02 μm et 50 μm respectivement. Les indices de réfraction des différentes classes nuageuses ont été calculés pour 31 fréquences différentes. La partie imaginaire de l'indice de réfraction permet de quantifier l'absorption du rayonnement et la partie réelle l'angle de réfraction du rayonnement. En utilisant cet indice de réfraction, les sections efficaces d'extinction, de diffusion et d'absorption pour une particule sphérique sont calculées à partir de la théorie de Mie qui permet de résoudre les équations de Maxwell. On passe ensuite aux coefficients d'extinction, de diffusion et d'absorption par la loi de distribution de la taille des particules $n(r)$ et la densité des particules N (équation 2.34). La figure 2.9 représente les coefficients d'extinction, de diffusion et d'absorption calculés avec la base de données OPAC pour les cinq classes de nuages liquides. On remarque que la diffusion est toujours prépondérante sur l'absorption sauf dans la bande d'absorption du CO_2 (nombre d'onde inférieur à 800 cm^{-1}). De plus, la diffusion est supérieure aux courtes longueurs d'onde et sur continents.

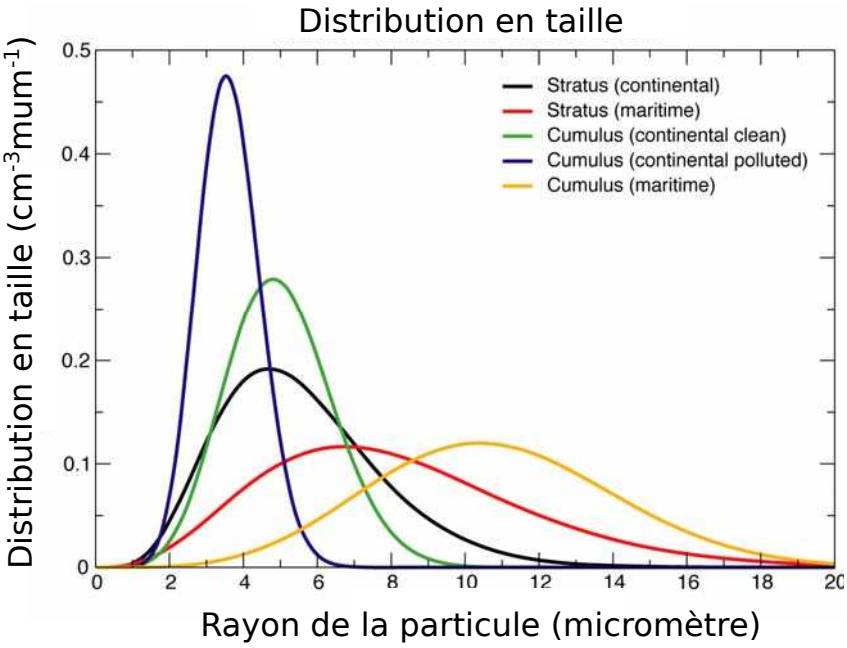


FIG. 2.8 – Distribution en taille normalisée à une particule par cm^3 pour les 5 types de nuages d'eau présents dans OPAC (source : Matricardi (2005)).

Nuages de glace

Les cristaux de glace, loin d'être sphériques, peuvent se présenter sous différentes formes : colonne, forme hexagonale, forme rosette ou encore agrégats (agglomération de cristaux, figure 2.10). On observe une très forte variabilité spatiale des cristaux à l'intérieur même des nuages. Il semblerait que la base supérieure des nuages soit constituée de monocristaux de type colonne ou hexagone alors que la base inférieure des nuages serait plus propice aux po-

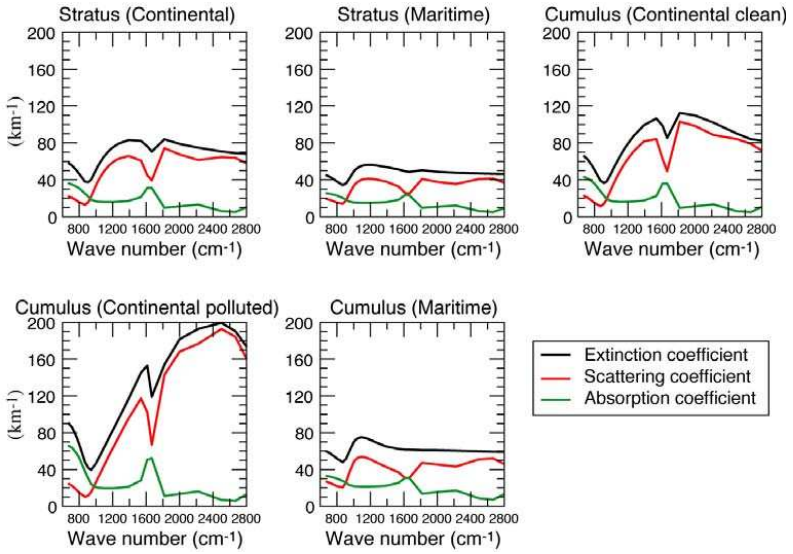


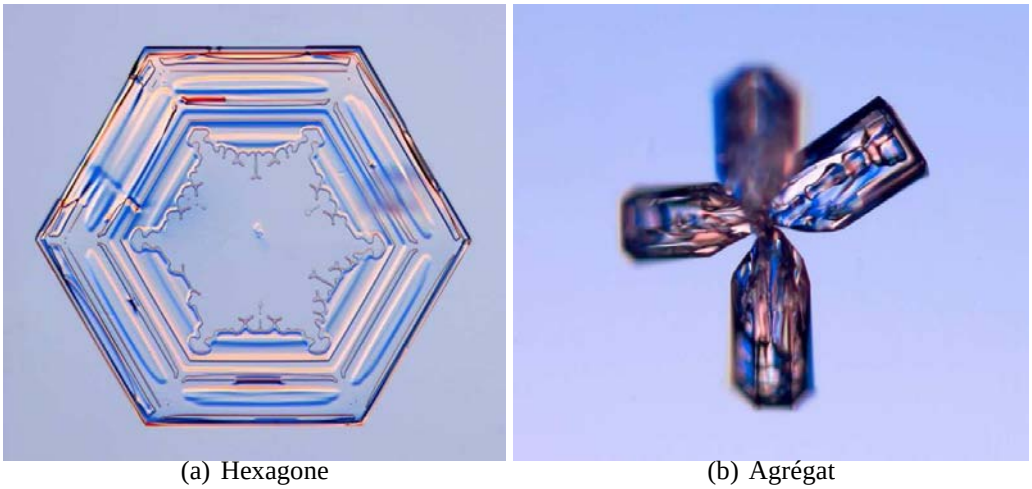
FIG. 2.9 – Coefficients d'extinction (courbe noire), de diffusion (courbe rouge) et d'absorption (courbe verte) extraits de la base OPAC pour les 5 types de nuages liquides (source : Matricardi (2005)).

lycristaux (agglomération de cristaux types rosette ou agrégat). RTTOV-CLD propose donc deux formes de cristaux : la forme hexagonale ainsi que la forme agrégat. L'interaction d'une onde électromagnétique avec un cristal de glace non sphérique ne peut pas être résolue par la théorie de Mie. Le problème de diffusion par les nuages de glace reste très complexe car il n'y a pas de résolution analytique simple qui couvre toutes les formes de cristaux possibles.

Lorsque la taille du cristal est bien supérieure à la longueur d'onde du rayonnement incident, l'approche la mieux adaptée est celle de l'optique géométrique (Takano ad Liou 1989). Cette méthode repose sur le fait qu'un rayon incident sur un cristal subira des réflexions et réfractions multiples à la surface du cristal ainsi qu'à l'intérieur du cristal.

Pour la diffusion des petits cristaux, plusieurs méthodes existent : FDTD pour Finite Difference Time Domain method (Yang and Liou (1996)) et DDA pour Direct Dipole Approximation (Draine and Flatau (1994)). Une des limitations de ces méthodes est le temps de calcul très coûteux. La méthode la plus efficace est celle de la matrice T (Mishchenko et al. (2000)) qui relie le rayonnement incident et le rayonnement diffusé au moyen d'une matrice. Cette matrice est indépendante des champs incident et diffusé et ne dépend que de la forme, du paramètre de taille (rapport entre la taille de la particule et la longueur d'onde) et de l'indice de réfraction de la particule diffusante, ainsi que de son orientation. Pour une particule sphérique, la matrice T est diagonale et on retrouve les résultats de la théorie de Mie. Dans RTTOV-CLD, la base de données a été générée par la méthode de l'optique géométrique pour les gros cristaux et par la méthode de la matrice T pour les petits cristaux.

La loi de distribution des tailles de cristaux $n(r)$ de glace a été déterminée à partir de 30 campagnes de mesure représentatives de cirrus de glace dans les régions tropicales et de moyennes latitudes. Les huit premières distributions en taille utilisées dépendent de la température entre -20°C et -60°C. Elles ont été obtenues à partir de données avions. Ces distributions ont été discrétisées selon 24 tailles de cristal L variant de 4 μm à 3500 μm.



(a) Hexagone (b) Agrégat

FIG. 2.10 – Exemples types de formes de cristaux de glace : forme hexagonale (a) et type rosette agrégat (b).

Les indices de réfraction de la glace ont été calculés pour 89 longueurs d'onde différentes en suivant les bases de données de Warren (1984) et Gosse et al. (1995). Selon la longueur d'onde et la taille du cristal, la méthode de la matrice T ou celle de l'optique géométrique est utilisée pour le calcul des sections efficaces d'absorption, de diffusion, d'extinction, la fonction de phase et le facteur d'asymétrie. Ces paramètres sont ensuite interpolés à chacune des longueurs d'onde du spectre de IASI. Les sections efficaces d'absorption, de diffusion, d'extinction ainsi que la fonction de phase et le facteur d'asymétrie sont donc calculés pour chaque taille de cristal (24 au total) puis convolués par la fonction de distribution de la taille des cristaux (figure 2.11).

Ces 30 lois de distribution des cristaux de glace ont été utilisées pour paramétrer les coefficients d'absorption, de diffusion, d'extinction et le paramètre de rétrodiffusion b en fonction du contenu en glace nuageuse (IWC) et du diamètre effectif généralisé. Ce diamètre effectif D_{eff} est donné, pour les cristaux hexagonaux, par la définition de Fu (1996) :

$$D_{eff} = \frac{\int_{Lmin}^{Lmax} D^2 Ln(L) dL}{\int_{Lmin}^{Lmax} [DL + \frac{\sqrt{3}}{4} D^2] n(L) d(L)} \tag{2.40}$$

où D est la largeur du cristal, L la longueur du cristal, $Lmin$ la longueur minimale et $Lmax$ la longueur maximale.

Les coefficients de régression permettant de relier les propriétés optiques à partir du contenu en glace et du diamètre effectif sont calculés à partir de ces campagnes de mesure afin de généraliser les résultats à différents profils nuageux :

$$\frac{\beta_s}{IWC} = c_{s,0} + c_{s,1} D_{eff} + \frac{c_{s,2}}{D_{eff}} + \frac{c_{s,3}}{D_{eff}^2} \tag{2.41}$$

$$\frac{\beta_a}{IWC} = c_{a,0} + c_{a,1} D_{eff} + \frac{c_{a,2}}{D_{eff}} + \frac{c_{a,3}}{D_{eff}^2} \tag{2.42}$$

$$b = c_{b,0} + c_{b,1} D_{eff} + c_{b,2} D_{eff}^2 + c_{b,3} D_{eff}^3 \tag{2.43}$$

En entrée de RTTOV-CLD, l'utilisateur fournit le profil de glace mais il n'a pas connaissance du diamètre effectif des particules. Pour le calculer, quatre paramétrisations physiques lui sont proposées : Boudala et al. (2002), McFarquhar et al. (2003), Wyser (1998) et Ou and Liou (1995). C'est à l'utilisateur de choisir l'une de ces paramétrisations. Les paramétrisations de Boudala et al. (2002) et Wyser (1998) utilisent à la fois la température et le contenu en glace fournis par l'utilisateur pour calculer le diamètre effectif des particules, celle de Ou and Liou (1995) utilise uniquement la température et celle de McFarquhar et al. (2003) uniquement le contenu en glace. Connaissant le contenu en glace, le diamètre effectif des particules et les coefficients de régression, on peut alors retrouver les coefficients d'absorption, de diffusion, d'extinction et le coefficient de rétrodiffusion correspondant au profil d'entrée fourni par l'utilisateur. Pour plus de détails sur le modèle de transfert radiatif RTTOV-CLD, le lecteur peut se référer aux documents suivants : Matricardi (2005) et Hocking et al. (2010).

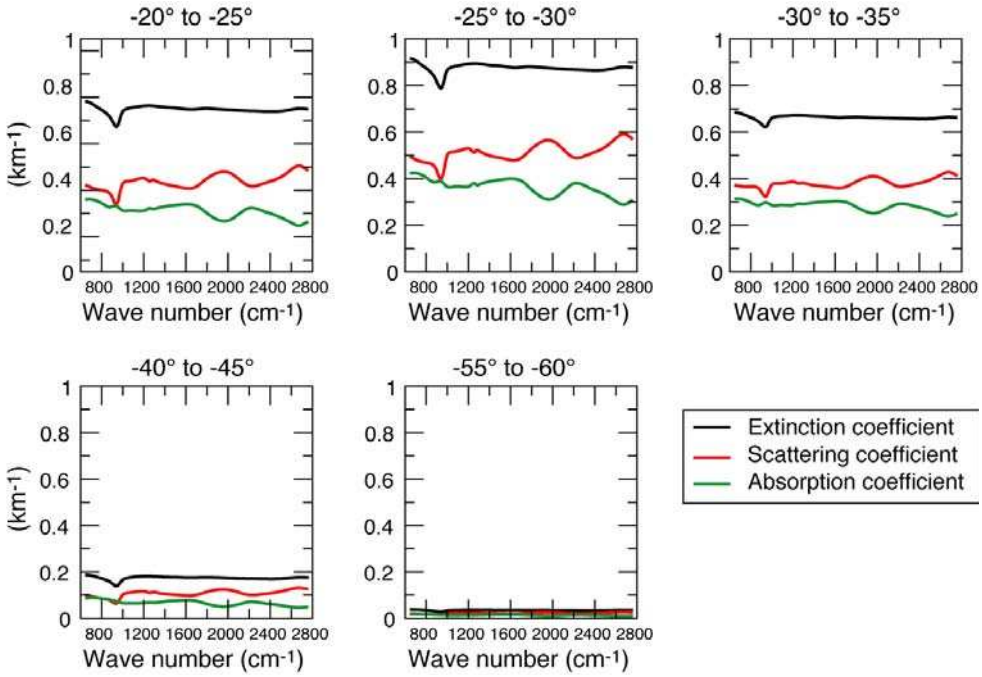


FIG. 2.11 – Coefficients d'extinction (courbe noire), de diffusion (courbe rouge) et d'absorption (courbe verte) calculés pour cinq catégories de cirrus contenus dans la base de données de RTTOV-CLD. Les distributions en taille des particules utilisées pour ces cinq catégories de cirrus dépendent de la température entre -20°C et -60°C. (source : Matricardi (2005)).

Chapitre 3

Les nuages

Sommaire

3.1 Classification des nuages 43
3.2 Microphysique des nuages 45
3.3 Paramétrisations microphysiques dans AROME 46
3.4 Paramétrisation de la fraction nuageuse dans AROME 49

Les nuages font partie intégrante de notre quotidien. Ils recouvrent environ 80 % de la Terre et jouent un rôle primordial dans le rayonnement terrestre. Les nuages sont composés de gouttelettes d'eau très fines et/ou de cristaux de glace en suspension dans l'atmosphère. Ils résultent de mouvements ascendants des masses d'air entrainant un refroidissement à l'origine de la condensation de la vapeur d'eau. Les nuages peuvent être classés en deux grandes catégories : les nuages de petite échelle provenant d'une instabilité hydrostatique sont appelés **cumuliformes** alors que les nuages stables de plus grande échelle sont appelés **stratiformes**. A travers les processus d'absorption, de réflexion et de diffusion, les nuages agissent sur le rayonnement de grandes et courtes longueurs d'onde. De plus, de par leur précipitation, ils assurent le maintien en équilibre du cycle hydrologique de l'eau.

3.1 Classification des nuages

Pour parler de nuages, il faut avant tout que la base de l'amas de particules en suspension ne touche pas le sol. Ainsi la brume et le brouillard ne font pas partie des nuages. Les nuages sont généralement classés en trois grandes catégories selon la hauteur de leur base (figure 3.1).

Nuages Hauts Les nuages élevés ont leur base située au-delà de 6 km d'altitude et sont généralement appelés **Cirrus**. A cette hauteur, la température de l'air est approximativement de -40°C et ils sont donc essentiellement formés de particules de glace. Ceci donne naissance à des phénomènes de réfraction et de réflexion des rayons solaires à l'origine des phénomènes de *halos lumineux* ou des *arcs irrisés*. Une structure en couche sera appelée **Cirrostratus** alors qu'un aspect pommelé sera dénommé **Cirrocumulus**.

Nuages Moyens Les nuages moyens ont une base située entre 3 et 5 km d'altitude. Selon s'ils sont constitués de bourgeonnements convectifs ou d'une couche plus ou moins stable, on les classera parmi les **Altocumulus** ou les **Altostratus**.

Nuages Bas Sont classés dans cette catégorie les nuages dont la base est située à moins de 2 km d'altitude. Les plus courants sont les **Stratocumulus**, nuages formant un étalement horizontal et les **Cumulus**, des nuages d'étendue relativement faible mais caractérisés par une extension verticale plus ou moins forte.
Les **Stratus** sont des nuages en couche dont la base n'est qu'à quelques dizaines de mètres du sol. L'altitude de la base des nuages est alors très basse et peut affecter les conditions d'approche des aéroports.
Les **Nimbostratus** sont caractérisés par une extension verticale importante (de 2 à 8 km) et un type de temps marqué par des précipitations continues fortes.
Les **Cumulus** résultent de mouvements ascendants qui se produisent dans l'atmosphère sur des dimensions horizontales relativement réduites. Leur extension verticale est variable selon l'intensité du courant aérien. De l'ordre de la dizaine de mètres pour les plus réduits, elle peut atteindre plusieurs kilomètres pour ceux capables de générer des averses.
Les **Cumulonimbus** sont les nuages les plus dangereux. Ils sont générateurs d'orages, d'averses de pluie ou de grêle accompagnées de rafales de vent violent. Leur dimension verticale est de l'ordre de 8 à 10 km aux latitudes moyennes et hautes. Elle peut atteindre 15 km dans les régions équatoriales.

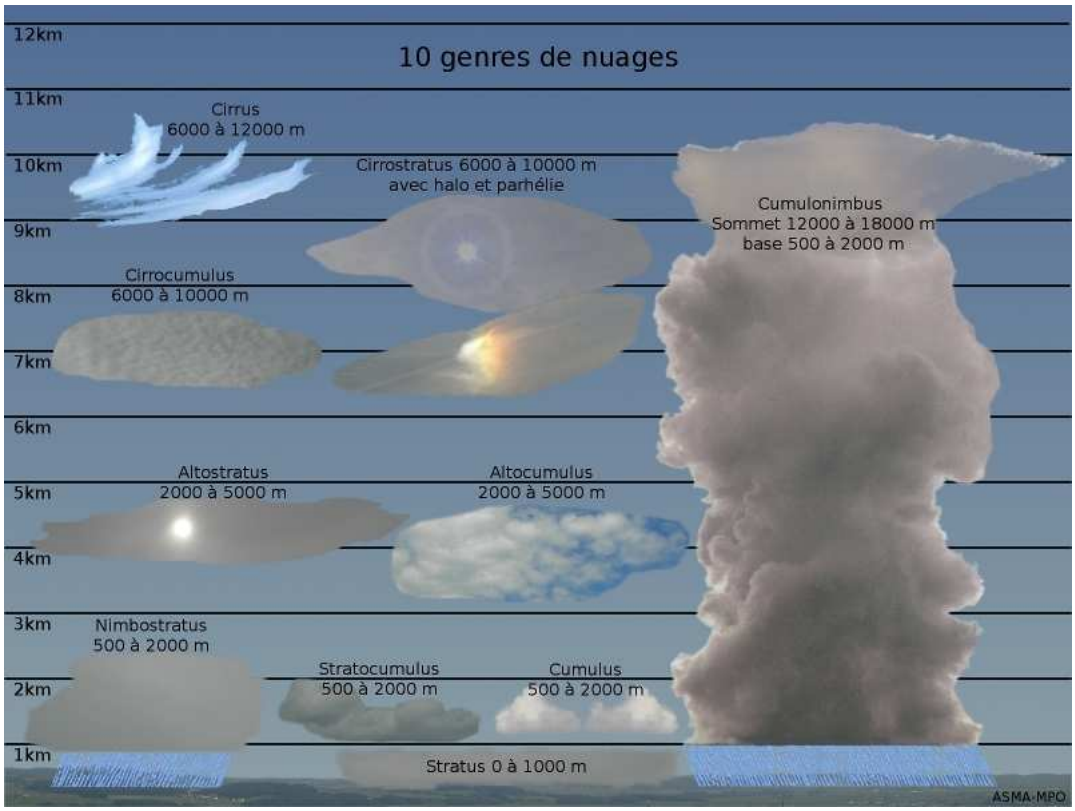


FIG. 3.1 – Schéma de classification des nuages en fonction de leur genre et de leur altitude. Source : www.prevision-meteo.ch/comprendre/classification-des-nuages-selon-omm

3.2 Microphysique des nuages

La condensation de la vapeur d'eau en eau liquide ou solide se fait essentiellement autour de micro-particules solides en suspension dans l'atmosphère (aérosols) appelés noyaux de condensation ou de congélation. Parmi ces particules, nous pouvons citer les sels marins, les cristaux de sable, les particules issues de la pollution anthropique. Ainsi, le nombre de particules qui vont croître au cours du processus de formation nuageuse dépendra à la fois du nombre et des caractéristiques des aérosols.

Pour comprendre la croissance des gouttelettes au sein du nuage, il convient d'expliciter la notion de **vapeur saturante** e_s. Pour cela, imaginons une cuve remplie d'eau liquide surmontée par le vide ou par un gaz. A l'interface entre l'eau liquide et le vide (ou le gaz), les particules vont passer de l'état liquide à l'état vapeur et vice-versa. Lorsque l'on atteint un équilibre entre l'évaporation des gouttes d'eau et la condensation de la vapeur d'eau, la pression à l'interface plane entre les deux phases est appelée **pression de vapeur saturante**. Cette pression d'équilibre entre une surface plane d'eau liquide pure et de vapeur d'eau pure est une fonction croissante de la température. Cependant, la pression de vapeur saturante dépend de la courbure de la surface d'équilibre entre les phases. Ainsi, plus le rayon de courbure d'une goutte d'eau est petit et plus la pression de vapeur saturante est forte.

Nucléation Homogène

Dans un air pur sans support de condensation, la valeur de la pression de vapeur peut donc dépasser celle de la pression de vapeur saturante mesurée pour une surface plane de courbure infinie. On parle de **sursaturation**. Un phénomène similaire existe pour la phase glace. La présence d'eau liquide à des températures inférieures à -5°C pour des pressions atmosphériques est un phénomène classique dû à l'absence de noyaux de congélation. Les nuages des couches élevées de l'atmosphère contiennent donc en général une forte proportion d'eau dite **surfondue**.

Sans support à la condensation, on observerait une condensation nette de la vapeur d'eau pure seulement pour des pressions beaucoup plus fortes que e_s et on parle de **nucléation homogène**. La nucléation atmosphérique se produit donc préférentiellement de façon hétérogène.

Nucléation Hétérogène

La nucléation hétérogène implique la présence de particules hydrophiles appelées **noyaux de condensation**. La goutte ou le cristal ne se forment plus spontanément mais par le biais de ces particules. Ces particules ont l'avantage de réduire la quantité d'énergie nécessaire pour passer de l'état vapeur à l'état liquide. La barrière énergétique étant plus faible, le passage d'un état thermodynamique à un autre se fait avec des sursaturations de seulement quelques pourcents.

Croissance des gouttes d'eau liquide

Après la première étape d'initiation des gouttes, l'excès de vapeur d'eau par rapport à la saturation est dissipé non pas par la création de nouvelles gouttes mais plutôt par la crois-

sance des gouttelettes préexistantes. La **coalescence** correspond à la rencontre de deux gouttelettes fusionnant pour en former une seule de plus grand diamètre qui peut se transformer en goutte de pluie si sa vitesse de chute est suffisamment forte. La **déposition** correspond à la condensation de la vapeur d'eau autour de la goutte d'eau préexistante. **L'accrétion** correspond à la collection d'une gouttelette d'eau liquide nuageuse par une goutte de pluie en chute libre.

Croissance des cristaux de glace

La croissance des cristaux de glace est beaucoup plus complexe que celle de l'eau liquide. **L'effet Bergeron** est un phénomène de croissance des cristaux de glace très connu. Il repose sur le fait qu'à des températures négatives, la pression de vapeur saturante par rapport à l'eau liquide ($e_w(T)$) est supérieure à la pression de vapeur saturante par rapport à la glace ($e_i(T)$). Ainsi en présence d'eau surfondue, les gouttes d'eau auront tendance à s'évaporer. Grâce à cette évaporation, le phénomène de sursaturation par rapport à la glace se traduira par une condensation de cette vapeur sur les cristaux de glace déjà préexistants. Ainsi les cristaux de glace peuvent grossir aux dépens des gouttelettes d'eau. Voici d'autres phénomènes de croissance des cristaux de glace :

- *Collection* : Congélation de gouttelettes d'eau au contact du cristal. Cette congélation peut se produire soit en une étape directement de l'état vapeur à l'état solide, soit en deux étapes en passant par un état intermédiaire liquide.
- *Nucléation Homogène* : La nucléation homogène est prioritaire pour des températures $T \preceq -35°C$.
- *Nucléation Hétérogène* : La nucléation hétérogène est prioritaire pour $-35°C \preceq T \preceq 0°C$. Elle repose sur la présence d'un noyau de condensation nuageuse à l'intérieur même de la goutte d'eau. C'est grâce à la présence de ce noyau de condensation que l'eau peut congeler à des températures proches de $0°C$.

3.3 Paramétrisations microphysiques dans AROME

Les nuages sont à l'origine de nombreuses interactions avec la dynamique atmosphérique, le rayonnement, les propriétés de surface, les aérosols et la chimie atmosphérique. Les interactions entre le rayonnement et les nuages diffèrent selon la phase, la taille et la forme des particules composant le nuage. Il est donc primordial, dans tout modèle de prévision, de porter un grand intérêt à la modélisation des paramètres microphysiques nuageux.

Ceci reste un problème complexe car la variété de nuages est telle qu'il est nécessaire de simuler un grand nombre de particules ayant des tailles et des formes différentes. Il faut fixer le nombre d'espèces d'eau liquide et d'eau solide et définir ce que l'on appelle la distribution en taille des gouttelettes.

Le schéma de microphysique d'AROME est issu du modèle MESO-NH [1] développé pour la recherche par le laboratoire d'Aérologie et le CNRM (http ://mesonh.aero.obs-mip.fr). Un schéma microphysique à un moment est appliqué dans le modèle (Pinty and Jabouille (1998), Pinty et al. (2005)). Il comporte deux espèces d'eau liquide : eau nuageuse (gouttelettes) et pluie (gouttes) et trois espèces d'eau solide : cristaux de glace primaire (issus de la nucléation hétérogène), neige (cristaux larges)/agrégats (assemblage de cristaux) et graupel. Les

1. Modèle de MESO-échelle Non-Hydrostatique de recherche

processus chauds sont paramétrés selon la méthode de Kessler (Kessler (1969)) et les processus froids selon Caniaux et al. (1994) (qui suit l'approche de Lin et al. (1983)).

Le schéma de microphysique d'AROME pronostique l'évolution des cinq rapports de mélange suivants : r_v vapeur d'eau, r_c contenu en eau nuageuse, r_r gouttes de pluie, r_i glace primaire, r_s neige et r_g graupel.

Les différents processus pris en compte dans le schéma microphysique sont décrits dans la figure 3.2 :

- Nucléation homogène ;
- Nucléation hétérogène (activation) ;
- Déposition de la vapeur d'eau ;
- Effet Bergeron ;
- Auto-conversion ;
- Agrégation (collection de cristaux ou de gouttelettes) ;
- Givrage de gouttes nuageuses sur la neige ;
- Congélation des gouttes de pluie ;
- Croissance du graupel (humide ou sèche) ;
- Fonte de la glace en gouttes d'eau ;
- Conversion des flocons de neige en graupel avant de fondre en gouttes d'eau ;
- Accrétion ;
- Evaporation ;
- Sédimentation des particules.

La loi de distribution de la taille des particules suit une loi gamma généralisée :

$$n(D) = N\frac{\alpha}{\Gamma(\nu)}\lambda^{\alpha\nu}D^{\alpha\nu^{-1}}exp(-(\lambda D)^{\alpha}) \tag{3.1}$$

$$n(D) = Ng(D) \tag{3.2}$$

où D est la dimension maximale des particules, α et ν sont des paramètres ajustables, λ est le paramètre de pente de la distribution, N est la densité totale de particules, Γ est la fonction gamma et $g(D)$ est la distribution normalisée.

La masse de la particule est reliée au diamètre par la relation suivante :

$$m(D) = aD^b \tag{3.3}$$

avec a et b des constantes dépendants de la classe d'hydrométéore. On peut ensuite en déduire $M(p)$ le p^{ieme} moment de la loi de distribution normalisée $g(D)$:

$$M(p) = \int_0^{\infty} D^p g(D)dD = \frac{\Gamma(\nu + p/\alpha)}{\Gamma(\nu)}\frac{1}{\lambda^p} \tag{3.4}$$

Le contenu en glace r_x des trois classes nuageuses (glace nuageuse, neige et graupel) se déduit du moment d'ordre b de la loi de distribution $g(D)$:

$$\rho r_x = aNM_x(b) \tag{3.5}$$

où ρ est la masse volumique de l'air.

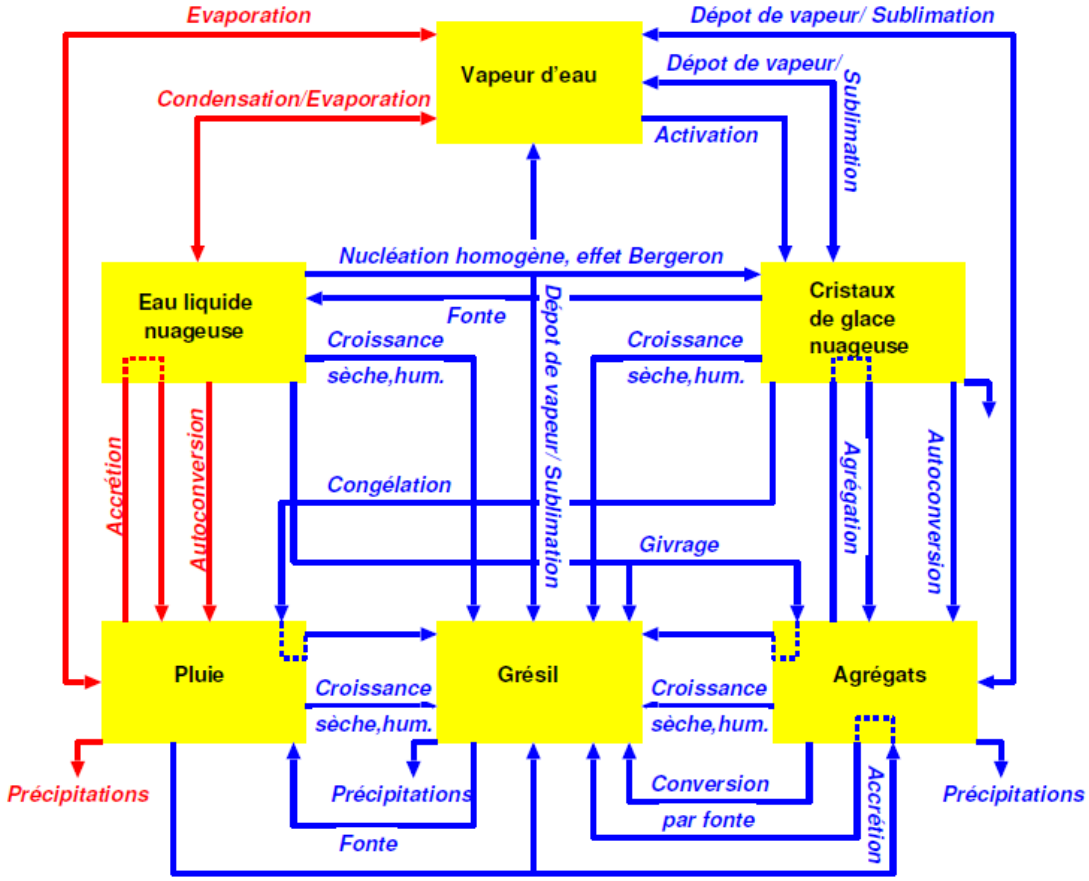


FIG. 3.2 – Schéma représentant les différents processus de conversion de l'eau en différentes phases. (Source : Caumont (2007))

Pour les trois hydrométéores d'eau liquide (vapeur d'eau, eau liquide nuageuse, pluie), le schéma de Kessler est utilisé. Nous commentons ici l'équation pronostique faisant évoluer le contenu en eau nuageuse liquide (contenu qui est lui-même utilisé dans RTTOV-CLD) :

$$\frac{d}{dt}(\rho r_c) = \rho(-P_{RA} - P_{RC} + P_{CON}) \tag{3.6}$$

avec ρ la masse volumique de l'air sec, P_{RA} représente l'accrétion des gouttes d'eau nuageuse sur les gouttes de pluie, P_{RC} la conversion des gouttes d'eau nuageuse en gouttes de pluie (phénomène d'auto-conversion) et P_{CON} les phénomènes de condensation/évaporation. Les phénomènes de condensation et évaporation sont des phénomènes très rapides qui ne peuvent pas être calculés explicitement. Une procédure implicite d'ajustement à la saturation prenant en compte les processus sous-mailles est utilisée. Les autres termes sont calculés explicitement.

Le taux d'autoconversion P_{RC} est paramétré selon Kessler (1969) :

$$P_{RC} = k \times max(r_c - \frac{q_{crit}}{\rho}, 0) \tag{3.7}$$

Les paramètres k et q_{crit} sont généralement fixés à 10^{-3} s^{-1} et 0.5 $g.m^{-3}$. De manière intuitive, le taux d'autoconversion augmente lorsque le contenu en eau nuageuse augmente (ρr_c) mais l'autoconversion ne peut avoir lieu en dessous d'un seuil d'humidité critique q_{crit}.

Le taux d'accrétion P_{RA} est donné par :

$$P_{RA} = \int_0^\infty \frac{\pi}{4} D^2 V(D) E r_c n(D) dD \tag{3.8}$$

avec E l'efficacité de collision et $V(D)$ la vitesse de chute d'une goutte de pluie de diamètre D.

3.4 Paramétrisation de la fraction nuageuse dans AROME

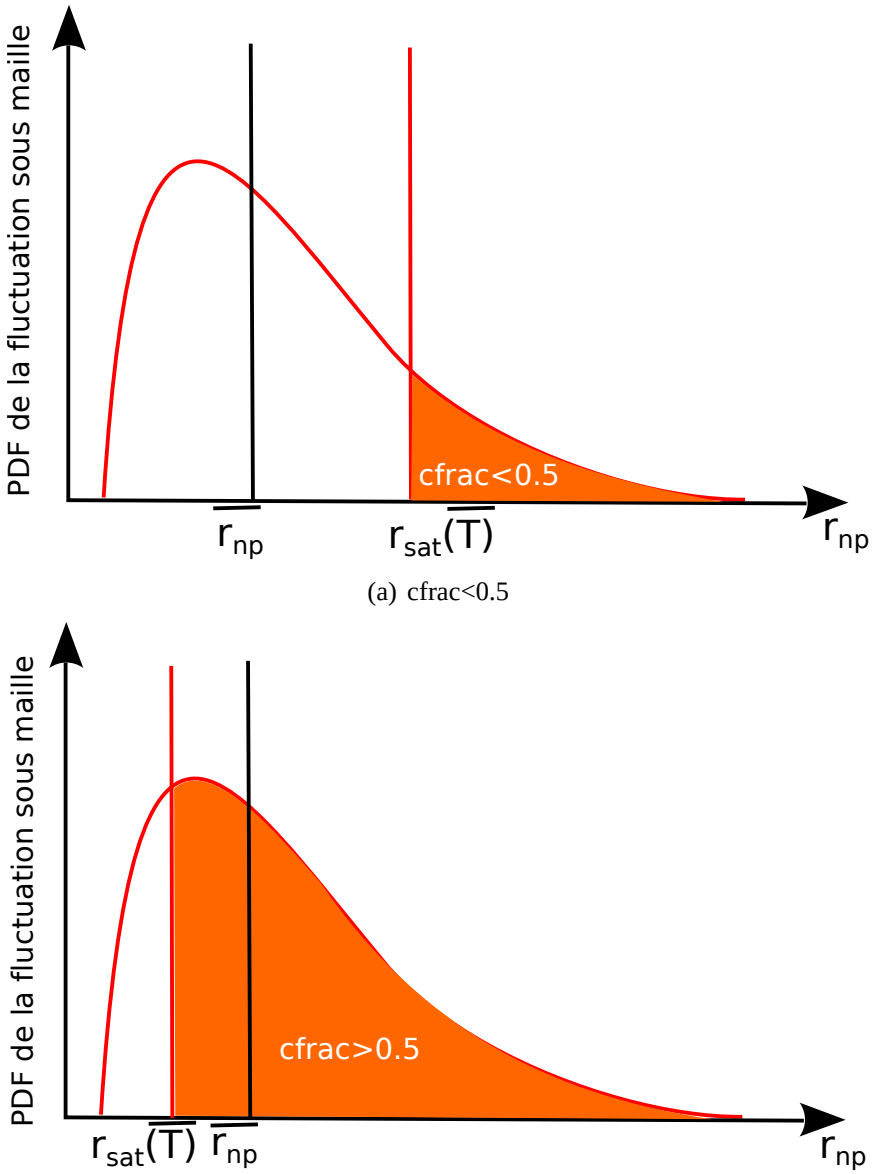
Pour simuler la radiance nuageuse, RTTOV-CLD a besoin des profils de contenus en eau liquide et solide mais aussi du profil de fraction nuageuse. Dans AROME, un ajustement à la saturation se produit dans le premier pas de temps de la physique. Cette étape permet de diagnostiquer la fraction nuageuse à partir d'un schéma d'ajustement statistique. Ce schéma de condensation sous-maille utilise en entrée des paramètres issus des schémas de turbulence (Cuxart et al. (2000)) et de convection peu profonde (Pergaud et al. (2009)). Ce schéma statistique provient du modèle MESO-NH (Bougeault (1982), Betchold et al. (1995)). Il est basé sur le calcul de la variance sous-maille de l'écart à la saturation notée σ. L'écart à la saturation correspond à la différence entre le contenu total en eau non précipitante r_{np} et le rapport de mélange saturant r_{sat} dépendant de la température et de la pression. Cet écart est calculé localement à l'intérieur de la maille. Lorsque r_{np} dépasse r_{sat}, il y a saturation locale dans la maille. Cela ne signifie pas que toute la maille est saturée et recouverte de nuage mais une sous-partie de la maille l'est.

Pour connaître la fraction nuageuse totale sur la maille, il faut définir la fonction de densité de probabilité (pdf) de la fluctuation sous-maille de l'écart à la saturation locale. La fraction nuageuse dépendra alors de la valeur du paramètre :

$$Q1 = \frac{\bar{r_{np}} - r_{sat}(\bar{T})}{\sigma}$$

avec $\bar{r_{np}}$ le contenu total en eau non précipitante moyen sur la maille, $r_{sat}(\bar{T})$ la rapport de mélange saturant dépendant de la température moyenne de la maille $\bar{T}$ et σ la variance sous-maille de l'écart à la saturation. La variance σ définit la largeur de la pdf. Plus σ est faible, plus la fraction nuageuse aura tendance à prendre les valeurs binaires 0 ou 1. On se rapprochera alors d'un schéma « tout ou rien » où la maille est totalement couverte de nuage lorsque $\bar{r_{np}} > r_{sat}(\bar{T})$ et la maille est claire lorsque $\bar{r_{np}} < r_{sat}(\bar{T})$. Si la variance σ est forte, la fraction nuageuse prendra des valeurs entre 0 et 1. Si la maille n'est pas saturée par rapport aux variables moyennes de la maille, la fraction nuageuse sera non nulle mais inférieure à 0.5 (figure 3.3a). Si la maille est saturée, la fraction nuageuse sera supérieure à 0.5 mais inférieure à 1 (figure 3.3b).

La distribution de la variabilité sous-maille (écart à la saturation) dépend de la valeur de $Q1$. Si $Q1$ est positif, cela signifie que la maille est saturée par rapport aux variables



(a) cfrac<0.5

(b) cfrac>0.5

FIG. 3.3 – Fonction de distribution de la fluctuation sous-maille de l'écart à la saturation locale. La fraction nuageuse correspond à l'aire sous la courbe à partir de la valeur du rapport de mélange saturant $r_{sat}(\bar{T})$. La fraction nuageuse correspond à la zone orange sous la courbe.

moyennes. La fonction de densité de probabilité de la fluctuation sous-maille est alors une gaussienne. Si $Q1$ est inférieur à -2, la saturation n'est pas atteinte dans la maille, la fonction de densité de probabilité est une exponentielle. La fraction nuageuse sera très petite (inférieure à 0.1). Si $Q1$ prend des valeurs entre -2 et 0, la fonction de densité de probabilité est une combinaison entre une distribution gaussienne et une distribution exponentielle.

La fraction nuageuse diagnostiquée par le schéma d'ajustement statistique est ensuite combinée à celle issue du schéma de convection peu profonde. La partie convective de la fraction nuageuse dépend du flux de masse ascendant et de la vitesse verticale (Pergaud

et al. (2009)). La description de la pdf de la variabilité nuageuse sous-maille est importante pour reproduire au mieux la fraction nuageuse observée. La combinaison linéaire de deux distributions gaussiennes, les paramètres de la première étant issus du schéma de turbulence et ceux de la deuxième du schéma de convection peu profonde, est envisagée pour améliorer la description de nuages fractionnés dans la maille (Seity et al. (2013)).

Chapitre 4

Assimilation de données

Sommaire

4.1 Concepts et formalisme de l'assimilation 53
4.1.1 Principes et notations 53
4.1.2 Minimisation de la fonction coût 56
4.1.3 Approche incrémentale 56
4.1.4 Le système variationnel 3D-Var dans AROME 57
4.2 Le modèle AROME 58
4.2.1 HyMeX et AROME WMed 59
4.2.2 Les types d'observations utilisées 60
4.3 Le contrôle des données 63
4.3.1 Suivi des données (Monitoring) 63
4.3.2 Correction de biais 64
4.4 Assimilation de radiances nuageuses 65
4.4.1 Schéma de détection du CEPMMT 66
4.4.2 Détermination des paramètres nuageux : méthode du CO_2 Slicing 66
4.4.3 Etat actuel de l'assimilation des radiances infrarouges nuageuses . 68

4.1 Concepts et formalisme de l'assimilation

4.1.1 Principes et notations

Pour réaliser des prévisions météorologiques, il nous faut connaître l'état actuel de l'atmosphère. Cependant, il est impossible de déterminer l'état *vrai* de l'atmosphère en chaque point du globe. En effet, même si nous disposions de points de mesure en chaque point du globe, les erreurs liées aux instruments utilisés seraient toujours présentes. C'est pourquoi nous déterminons l'état le plus probable de l'atmosphère en réalisant une **analyse**. L'analyse d'un système repose toujours sur des observations et sur un modèle du système. En météorologie, nous combinons à la fois des observations continues dans le temps et une prévision réalisée à l'instant précédent l'analyse appelée **ébauche du modèle**. Le but est alors de trouver l'état du modèle qui minimise à la fois l'écart aux observations et l'écart à l'ébauche par

la minimisation d'une **fonction coût**. Cette étape est nommée **l'assimilation de données**.

Le modèle AROME possède son propre système d'assimilation variationnelle tri-dimensionnel (3D-Var). L'ébauche correspond à une prévision 3h faite au réseau précédent. Le formalise suivant est adopté dans la suite :

Pour les vecteurs :
- $\mathbf{x}$: le vecteur d'état de l'atmosphère à déterminer ;
- $\mathbf{x_t}$: l'état *vrai* de l'atmosphère ;
- $\mathbf{x_a}$: vecteur représentant l'analyse du modèle ;
- $\mathbf{x_b}$: vecteur d'état de l'atmosphère *a priori* appelé ébauche ou en anglais background ;
- $\mathbf{y^o}$: vecteur des observations ;
- $\boldsymbol{\epsilon^o}$: vecteur des erreurs d'observation ;
- $\boldsymbol{\epsilon^b}$: vecteur des erreurs d'ébauche ;
- $\boldsymbol{\sigma^o}$: variance des erreurs d'observation ;
- $\boldsymbol{\sigma^b}$: variance des erreurs d'ébauche.

Pour les matrices :
- $\mathbf{B}$: La matrice des covariances d'erreur d'ébauche ;
- $\mathbf{R}$: La matrice des covariances d'erreur d'observation ;
- $\mathbf{A}$: La matrice des covariances d'erreur d'analyse.

Pour les opérateurs mathématiques :
- E : Espérance mathématique ;
- ^{T} : Transposée d'une matrice ;
- $^{-1}$: Inverse d'une matrice.

On suppose que l'on peut écrire le vecteur des observations $\mathbf{y^o}$ sous la forme :

$$\mathbf{y^o} = H(\mathbf{x_t}) + \boldsymbol{\epsilon^o}$$

où H est l'opérateur d'observation permettant de passer de l'espace du modèle de PNT à celui des observations. Il comprend à la fois les interpolations verticales et horizontales permettant de passer de la grille du modèle vers la grille des observations, les changements de variables mais aussi le modèle de transfert radiatif. L'opérateur d'observation H est un paramètre central de l'assimilation de données et de nombreux travaux de recherche se penchent sur sa formulation. Le vecteur des erreurs d'observation $\boldsymbol{\epsilon^o}$ prend en compte à la fois les erreurs de mesures instrumentales, les erreurs dans la modélisation de H et les erreurs de représentativité dues à la représentation discrétisée de l'atmosphère au travers du vecteur d'état $\mathbf{x_t}$. La matrice des covariances d'erreur d'observation $\mathbf{R}$ est définie par :

$$\mathbf{R} = E(\boldsymbol{\epsilon^o}(\boldsymbol{\epsilon^o})^{\boldsymbol{T}})$$

Le vecteur des erreurs d'ébauche correspond aux écarts entre l'ébauche du modèle et l'état *vrai* de l'atmosphère :

$$\boldsymbol{\epsilon^b} = \mathbf{x_b} - \mathbf{x_t}$$

La matrice des covariances d'erreur d'ébauche **B** est définie par :

$$\mathbf{B} = E(\boldsymbol{\epsilon}^{\boldsymbol{b}}(\boldsymbol{\epsilon}^{\boldsymbol{b}})^{\boldsymbol{T}})$$

Vocabulaire utilisé en assimilation de données :
- Les innovations $\mathbf{y^o} - H(\mathbf{x_b})$ représentent les écarts entre les observations et l'ébauche après passage dans l'espace des observations ;
- Les résidus $\mathbf{y^o} - H(\mathbf{x_a})$ représentent les écarts entre les observations et l'analyse ;
- L'incrément d'analyse $\delta\mathbf{x} = \mathbf{x_a} - \mathbf{x_b}$ représente l'écart entre l'analyse et l'ébauche.

La détermination de la matrice **B** est un problème crucial de l'assimilation de données puisqu'elle permet entre autres :
- D'étendre la portée d'une nouvelle observation au-delà du point de grille le plus proche ;
- D'assurer qu'une observation portant sur une variable météorologique (par exemple la température) produise des incréments d'analyse cohérents et équilibrés avec les autres variables (divergence et vorticité par exemple).

Le problème d'assimilation de données que nous venons d'exposer repose sur des erreurs en théorie inconnues (erreurs d'observation, erreurs d'ébauche). La solution que nous cherchons à atteindre repose donc sur des statistiques de ces erreurs. Pour des raisons de simplification et par son abondance dans la nature, les erreurs d'observation et d'ébauche sont supposées suivre une **loi gaussienne** et elles sont supposées **non biaisées**. Elle sont de plus supposées **non-corrélées** entre elles.

Afin de définir la fonction coût à minimiser pour trouver l'état le plus probable de l'atmosphère, il est possible d'utiliser le concept de probabilité conditionnelle décrit dans Lorenc (1986). On peut définir par $p(\mathbf{x})$ la densité de probabilité *à priori* de l'état de l'atmosphère, pouvant s'écrire comme la probabilité d'un écart à l'ébauche $\mathbf{x_b}$:

$$p(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi|\mathbf{B}|}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{x_b})^T\mathbf{B^{-1}}(\mathbf{x}-\mathbf{x_b})} \tag{4.1}$$

où $|\mathbf{B}|$ représente le déterminant de la matrice des covariances d'erreur d'ébauche. La densité de probabilité des observations $\mathbf{y}^o$ connaissant l'état de l'atmosphère $\mathbf{x}$ peut aussi s'écrire :

$$p(\mathbf{y}^o|\mathbf{x}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi|\mathbf{R}|}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{y^o}-H(\mathbf{x}))^T\mathbf{R^{-1}}(\mathbf{y^o}-H(\mathbf{x}))} \tag{4.2}$$

avec $|\mathbf{R}|$ le déterminant de la matrice des covariances d'erreur d'observation.

Connaissant une information *a priori* sur l'état de l'atmosphère, la recherche de l'analyse revient à chercher l'état de l'atmosphère le plus probable connaissant les observations $\mathbf{y}^o$. Cela peut se traduire par la probabilité conditionnelle $p(\mathbf{x}|\mathbf{y}^o)$. La solution peut être trouvée à partir du théorème de Bayes selon lequel :

$$p(\mathbf{x}|\mathbf{y}^o) = \frac{p(\mathbf{y}^o|\mathbf{x})p(\mathbf{x})}{p(\mathbf{y}^o)} \propto p(\mathbf{y}^o|\mathbf{x})p(\mathbf{x}) \tag{4.3}$$

L'état de le plus probable de l'atmosphère est celui qui maximise la densité de probabilité. En utilisant les équations 4.1 et 4.2, on cherche l'état $\mathbf{x}$ qui minimise la partie négative de

l'exponentielle. La fonction coût J à minimiser qui est utilisée dans l'approche variationnelle se formule alors pour un état de l'atmosphère $\mathbf{x}$ par :

$$J(\mathbf{x}) = \underbrace{\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{x_b})^T\mathbf{B^{-1}}(\mathbf{x}-\mathbf{x_b})}_{J_b} + \underbrace{\frac{1}{2}(\mathbf{y^o}-H(\mathbf{x}))^T R^{-1}(\mathbf{y^o}-H(\mathbf{x}))}_{J_o} \tag{4.4}$$

Cette fonction mesure les distances respectives de l'estimateur à l'ébauche (J_b) et aux observations (J_o). Le meilleur estimateur de l'état de l'atmosphère est alors obtenu en cherchant les zéros du gradient de J par rapport à $\mathbf{x}$.

4.1.2 Minimisation de la fonction coût

Les systèmes d'assimilation variationnelle requièrent un certain degré de linéarité de l'opérateur d'observation au voisinage de l'ébauche afin de minimiser la fonction coût. En supposant l'écart $\mathbf{x}-\mathbf{x_b}$ suffisamment petit, on linéarise l'opérateur d'observation H autour de l'ébauche x_b :

$$H(\mathbf{x}) = H(\mathbf{x_b}) + \mathbf{H}(\mathbf{x}-\mathbf{x_b}) \tag{4.5}$$

où $\mathbf{H}$ est appelé le **tangent linéaire** de l'opérateur d'observation. Le tangent linéaire permet d'obtenir l'écart de radiance $\delta\mathbf{y}$ obtenu après modification du profil d'entrée $\delta\mathbf{x}$. Chaque élément de $\mathbf{H}$ correspond à la dérivée partielle de la radiance simulée pour un canal *j* par rapport à un élément *i* du vecteur d'état, dérivée autour de l'ébauche $\mathbf{x_b}$:

$$\delta y_1 = |\frac{\partial y_1}{\partial x_1}|_{x_b}\delta x_1 + ... + |\frac{\partial y_1}{\partial x_n}|_{x_b}\delta x_n \tag{4.6}$$

Avec cette linéarisation de l'opérateur d'observation, la fonction coût devient :

$$J = \frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{x_b})^T\mathbf{B^{-1}}(\mathbf{x}-\mathbf{x_b}) + \frac{1}{2}(\mathbf{y^o}-H(\mathbf{x_b})-\mathbf{H}(\mathbf{x}-\mathbf{x_b}))^T R^{-1}(\mathbf{y^o}-H(\mathbf{x_b})-\mathbf{H}(\mathbf{x}-\mathbf{x_b})) \tag{4.7}$$

On peut alors introduire le vecteur d'innovation $\mathbf{d} = \mathbf{y^o} - H(\mathbf{x_b})$:

$$J = \frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{x_b})^T\mathbf{B^{-1}}(\mathbf{x}-\mathbf{x_b}) + \frac{1}{2}(\mathbf{d}-\mathbf{H}(\mathbf{x}-\mathbf{x_b}))^T R^{-1}(\mathbf{d}-\mathbf{H}(\mathbf{x}-\mathbf{x_b})) \tag{4.8}$$

4.1.3 Approche incrémentale

Le paragraphe précédent nous permet d'introduire la formulation incrémentale de l'assimilation introduite par Courtier et al. (1994). Définissons l'incrément $\delta\mathbf{x}$ par :

$$\delta\mathbf{x} = \mathbf{x}-\mathbf{x_b}$$

On peut alors minimiser la fonction coût non plus par rapport à $\mathbf{x}$ mais par rapport à l'incrément $\delta\mathbf{x}$:

$$J(\delta\mathbf{x}) = \frac{1}{2}(\delta\mathbf{x})^T\mathbf{B^{-1}}(\delta\mathbf{x}) + \frac{1}{2}(\mathbf{d}-\mathbf{H}\delta\mathbf{x})^T R^{-1}(\mathbf{d}-\mathbf{H}\delta\mathbf{x}) \tag{4.9}$$

où $\mathbf{d}$ représente le vecteur des innovations défini précédemment.

L'utilisation de la formulation incrémentale a permis une forte réduction du temps de calcul. En effet, on ne travaille plus sur les vecteurs complets mais sur la variation à ajouter aux champs de l'ébauche pour obtenir l'analyse. La minimisation de la fonction coût peut donc être effectuée dans un sous-espace de dimension plus petite que l'espace modèle : l'incrément peut être recherché sur un nombre réduit de variables du modèle et/ou avec une résolution spatiale plus faible. La variable de contrôle utilisée lors de la minimisation devient alors le vecteur d'incrément par rapport à l'ébauche. Dans les modèles à échelle globale comme ARPEGE, un incrément à basse résolution est ainsi utilisé pour réduire le coût de la minimisation. Dans le modèle AROME, l'incrément à haute résolution est conservé tout au long de l'assimilation.

4.1.4 Le système variationnel 3D-Var dans AROME

AROME possède son propre système d'assimilation tri-dimensionnel 3D-Var basé sur l'approche incrémentale décrite précédemment. La matrice des covariances d'erreur d'ébauche du modèle AROME est la même que celle du modèle de prévision ALADIN [1] (Bubnová et al. (1995)).

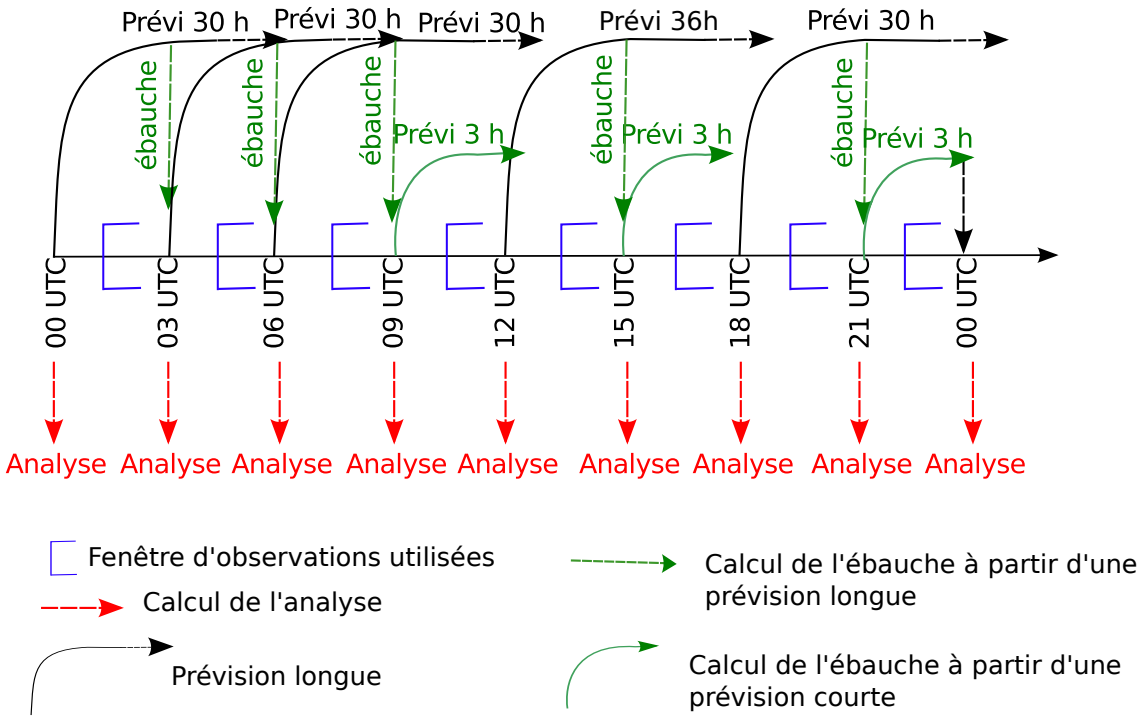


FIG. 4.1 – Cycle d'assimilation du modèle AROME

Dans le modèle AROME, la minimisation de la fonction coût s'effectue dans un cadre tri-dimensionnel où la dimension temporelle est négligée. On considère donc que toutes les observations assimilées ont été mesurées au centre de la fenêtre d'assimilation. Dans ce cadre tri-dimensionnel, l'opérateur d'observation ne comprend pas d'intégration temporelle du modèle qui permettrait de ramener l'ébauche à l'instant de la mesure. Cela permet d'économiser du temps de calcul.

1. Aire Limitée, Adaptation Dynamique, Développement InterNational

Le 3D-Var (Courtier et al. (1998)) est une méthode de minimisation itérative permettant de recalculer à chaque minimisation la fonction coût $J(\delta\mathbf{x})$ et son gradient :

$$\nabla J(\delta\mathbf{x}) = 2\mathbf{B^{-1}}\delta\mathbf{x} - 2\mathbf{H^T R^{-1}}(\mathbf{d} - \mathbf{H}\delta\mathbf{x}) \tag{4.10}$$

La minimisation de la fonction coût requiert le calcul de **l'adjoint $\mathbf{H^T}$** du tangent linéaire $\mathbf{H}$ de l'opérateur d'observation. L'adjoint permet de connaître les perturbations sur les variables atmosphériques d'entrée correspondant à une perturbation donnée de la radiance en sortie. L'utilisation du tangent-linéaire et de l'adjoint de l'opérateur d'observation ne permet pas d'assimiler des observations fortement non-linéaires. En conditions nuageuses, il est donc important de bien sélectionner les observations pour lesquelles l'hypothèse du tangent linéaire est vérifiée.

Le système 3D-Var d'AROME est découpé en fenêtres d'assimilation de 3h. A l'intérieur de chaque fenêtre, l'état du modèle au milieu de la fenêtre d'assimilation est comparé aux observations disponibles entre environ 1h30 avant et après l'heure d'analyse. Cette analyse produit alors une prévision de 3h qui servira d'ébauche au prochain cycle d'assimilation. Les quatre réseaux principaux 00h, 03h, 06h, et 18h produisent des prévisions longues de 30h. Le réseau principal de 12h produit une prévision longue de 36h. Les réseaux intermédiaires 09h, 15h et 21h ne produisent que des prévisions 3h servant d'ébauche pour le cycle suivant (figure 4.1).

Le vecteur de contrôle du modèle AROME est composé de la vorticité et de la divergence, de la température, de l'humidité spécifique et de la pression de surface. Toutes les observations conventionnelles sont assimilées ainsi que les données issues de profileurs de vent, diffusiomètres, radiances satellitaires, mesures GPS, radars etc...

4.2 Le modèle AROME

AROME (Seity et al. (2010)) est un modèle méso-échelle de prévision numérique du temps utilisé en opérationnel au sein de Météo France depuis décembre 2008. Sa maille de 2.5 km de résolution est composée de 739 $\times$ 709 points de grilles et recouvre la France ainsi que la partie nord du bassin Méditerranéen (figure 4.2a). Ce modèle a pour but d'améliorer la description des phénomènes convectifs dangereux (orages, rafales, précipitations intenses), les évènements locaux et la météorologie de basses couches (vent, température, turbulence, visibilité...). Sa résolution, quatre fois supérieure à celle d'ALADIN, a notamment permis une résolution explicite de la convection.

Afin de fournir les conditions atmosphériques situées en bord de domaine, AROME est couplé toutes les heures avec le modèle à échelle globale ARPEGE de résolution horizontale 10 km. Il comporte 60 niveaux verticaux espacés de manière inégale entre la troposphère et la stratosphère, le niveau le plus bas étant situé à 10 m. Sa résolution à 2.5 km rend impossible l'utilisation de l'approximation hydrostatique. En effet, cette approximation repose sur le fait que pour les phénomènes d'échelle supérieure à 10 km, l'accélération verticale peut être négligée par rapport à l'accélération horizontale. Ceci n'est plus le cas pour certains phénomènes locaux résolus par la maille d'AROME. La dynamique d'AROME est basée sur les équations non-hydrostatiques du modèle ALADIN. Sa microphysique prend en compte six espèces différentes (vapeur d'eau, eau nuageuse, pluie, cristaux de glace, neige

et graupel) dont les équations pronostiques sont issues des paramétrisations physiques du modèle non-hydrostatique MESO-NH (Pinty et al. (2005), Caniaux et al. (1994)). AROME a la particularité d'utiliser un modèle de surface externalisé, SURFEX [2], associé à un atlas des différents types de surface appelé ECOCLIMAP (Masson et al. (2003)), permettant une meilleure modélisation des sols et des phénomènes de basses couches.

4.2.1 HyMeX et AROME WMed

La partie Ouest de la Méditerranée est souvent impactée par des évènements de précipitation intense, d'inondation et de violents orages. Ces évènements de fine échelle sont souvent mal prévus par des modèles à échelle globale comme ARPEGE. Avec le développement d'AROME et de sa maille à 2.5 km, on peut maintenant espérer améliorer la prévision de ce type d'évènements. HyMeX [3] est une campagne de mesure intensive dans le bassin méditerranéen dont le but est d'étudier le cycle hydrologique de l'eau, la variabilité du système couplé méditerranéen en insistant plus particulièrement sur les évènements de précipitation intense. Le projet HyMeX prévoit le suivi de toutes les variables atmosphériques, océaniques, hydrologiques et biochimiques durant une longue période d'observation. La première période intensive d'observations (SOP1) a eu lieu au cours de cette thèse entre le 5 septembre et le 6 novembre 2012. Au cours de cette période d'observations spéciales, des réunions journalières se sont déroulées avec les prévisionnistes afin de décider du déploiement des observations. Ces décisions ont été prises à partir d'une prévision à méso-échelle qui a été développée pour les besoins de la campagne. Ainsi, une version d'AROME avec un domaine plus large, appelée AROME WMed, a été mise en place pour fournir en temps réel les prévisions pour la campagne expérimentale. AROME WMed (Fourrié et al. (2013)) couvre le bassin méditerranéen du Portugal à la Sicile et du Nord des Alpes jusqu'à l'Atlas et contient 6 % de mer supplémentaire par rapport au modèle AROME France opérationnel (fig. 4.2b). La dynamique et la physique d'AROME WMed sont les mêmes que celles d'AROME France mais les statistiques des erreurs d'ébauche du modèle ont été recalculées sur le nouveau domaine pour des conditions représentatives de cas de précipitation intense en suivant la méthode de Brousseau et al. (2010). Le système d'assimilation a été amélioré pour la campagne expérimentale afin de prendre en compte plus de données observées (radars, stations de surface) en réduisant l'écrémage des observations. De nombreux moyens d'observation ont été déployés pendant la première phase intensive de la campagne : radiosondages à bord de bateaux et de stations sols, dropsondes lancées à partir d'avions, déploiement de radars mobiles, bouées dérivantes, lancé de ballons, mesures lidars etc...Une période de réanalyses suivra la campagne expérimentale et cela devrait permettre de mieux comprendre les phénomènes extrêmes touchant chaque automne la région méditerranéenne. Un des buts de la campagne est d'améliorer l'assimilation des données dans les domaines pauvres en observations assimilées, notamment les régions nuageuses sur mer.

Le modèle AROME WMed a été utilisé dans cette thèse pour fournir les champs modèles (température, humidité, variables nuageuses) nécessaires pour l'assimilation des radiances du sondeur IASI. Les données ont été extraites pendant les mois d'octobre et de novembre 2010 qui ont connu des épisodes de pluie intense en Méditerranée conduisant à des vigilances oranges. Ce fut le cas entre le 9 et le 11 octobre 2010 où une vigilance orange pour fortes précipitations et orages a été placée sur les départements du Sud-Ouest de la France

2. SURface EXternalisée
3. HYdrological cycle in Mediterranean EXperiment

dont les Pyrénées Orientales, l'Aude et l'Hérault mais aussi sur la Corse. Des orages de grêle ont aussi été observés sur le département du Var le 17 octobre 2010.

4.2.2 Les types d'observations utilisées

La prévision du modèle AROME est continuellement réajustée par comparaison aux observations in situ ou satellitaires. Ces observations se classent en deux types : les observations conventionnelles et les observations satellitaires (figure 4.3).

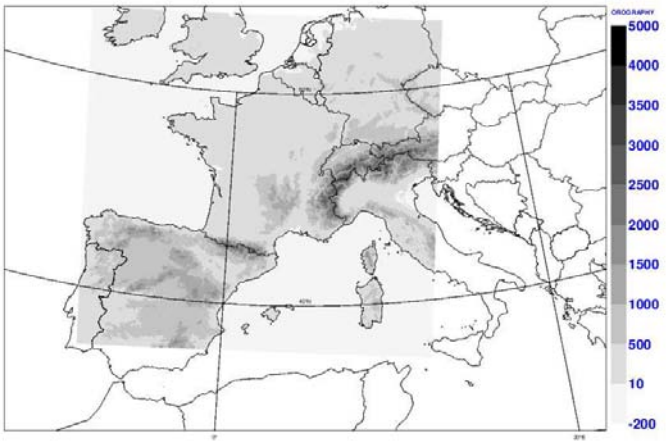
Les observations conventionnelles correspondent aux observations réalisées par des instruments n'échantillonnant qu'un volume d'air très petit comparativement au volume total occupé par les phénomènes météorologiques du modèle. Parmi ces observations nous pouvons citer :

- **SYNOP/SHIP** : données issues de stations d'observation terrestres (SYNOP) ou à bord de navires (SHIP) comprenant des mesures de pression, vent, température, température de surface de la mer ou d'humidité en surface.
- **BUOY** : données issues de bouées fixes ou dérivantes comprenant des mesures de pression, vent, température ou température de surface de la mer.
- **TEMP** : données issues de radiosondage comprenant des profils de température, d'humidité et de vent. Ces sondes peuvent être lancées depuis un navire (TEMP-SHIP), un avion (TEMP-DROP) ou une station terrestre non fixe (TEMP-MOBILE).
- **PILOT/PROFILEUR DE VENT** : données issues de ballons (PILOT) ou de radars vent (PROFILEUR DE VENT) contenant des mesures de vent à plusieurs niveaux atmosphériques.
- **AIREP, AMDAR, ACAR** : messages aéronautiques contenant des observations de vent et de température mesurées au cours des différentes phases de vol d'un avion.
- **GPS sol** : observations en provenance de stations terrestres réceptionnant le signal GPS satellite.

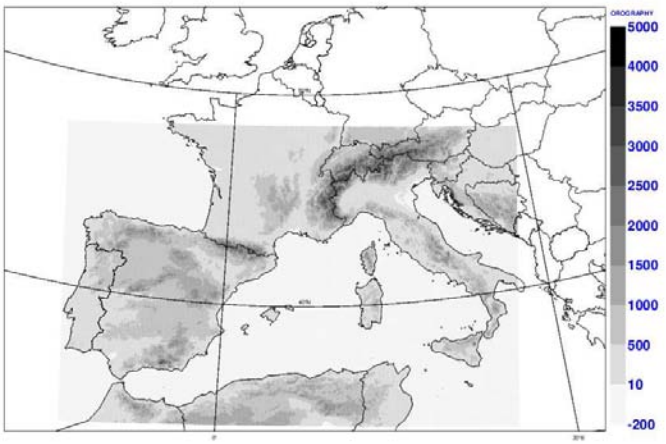
AROME a la particularité d'assimiler les données **radar** (Montmerle and Faccani (2009), Caumont et al. (2010)) : vent Doppler et réflectivité 3D. Les vents Doppler sont des mesures du vent dans toutes les directions près du radar. Leur intérêt pour la prévision réside surtout dans la description des lignes de convergence liées à la naissance et à l'évolution des grands systèmes convectifs, importants pour la prévision des orages isolés et l'assistance aéronautique. Les réflectivités nous renseignent sur la distribution et l'intensité des précipitations en altitude. AROME assimile, en plus des données conventionnelles, de nombreuses données satellitaires parmi lesquelles nous pouvons citer :

- **IASI :** Interféromètre Atmosphérique de Sondage Infrarouge : lancé en Octobre 2006 sur la plateforme MetOpA et en septembre 2012 sur la plateforme MetOpB, IASI couvre la bande spectrale infrarouge [3.62 μm ; 15.5 μm]. Il mesure le rayonnement dans 8461 canaux avec une résolution spectrale de 0.25 cm^{-1}.
- **AIRS :** AIRS [4] a été lancé en mai 2002 sur la plateforme Aqua, satellite polaire faisant partie de la constellation de l'A-train. C'est un spectromètre à haute résolution spectrale comprenant 2378 canaux principalement dans l'infrarouge (3.75 à 15.4 μm). Il mesure de manière précise des profils de température et d'humidité ainsi que des gaz traces comme l'ozone, le méthane ou le dioxyde de carbone. Il fournit aussi des informations sur les paramètres nuageux pour les études du changement climatique.

4. Atmospheric InfraRed Sounder



(a) AROME France



(b) AROME WMed

FIG. 4.2 – Domaine du modèle AROME France (a) comparé au domaine du modèle AROME WMed (b).

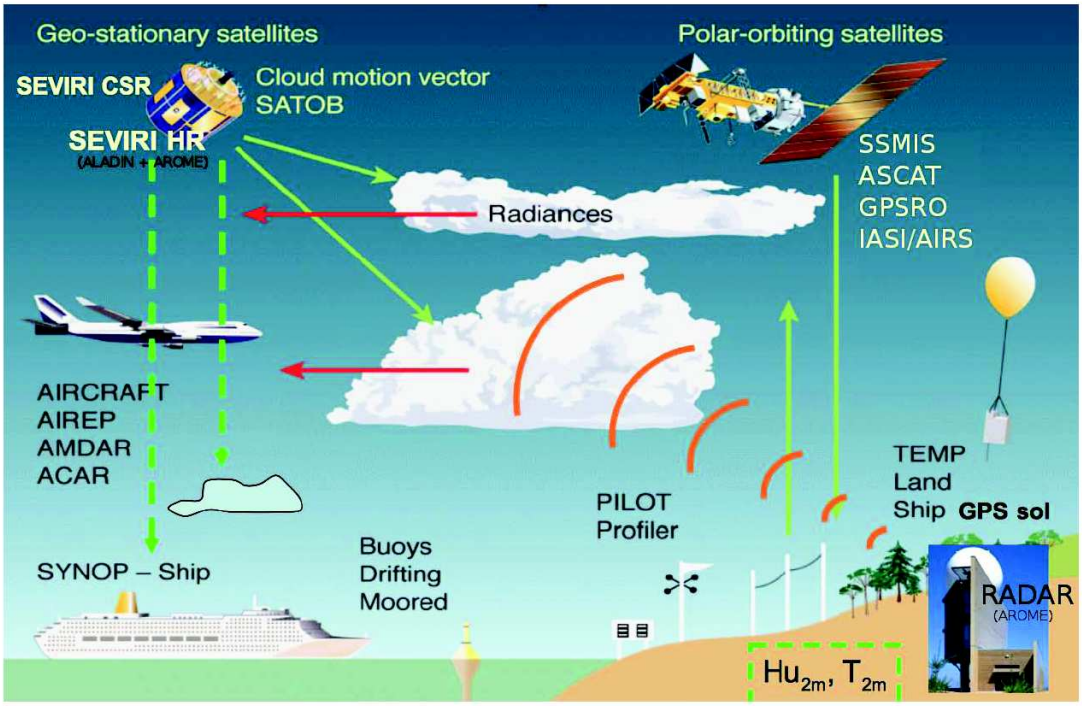


FIG. 4.3 – Les principaux types d'observation pris en compte opérationnellement à Météo France. Source : Montmerle (2012a)

- **AMSU-A, AMSU-B :** Les instruments AMSU [5] sont des radiomètres micro-ondes multi-canaux placés sur les satellites défilants NOAA 15, 16, 17,18 et 19. Ils permettent d'obtenir des profils de température même sous conditions nuageuses contrairement aux ondes infrarouges. Ils sont donc très utiles en complément des sondeurs infrarouges car sensibles à la vapeur d'eau et aux précipitations. Une version de AMSU-A est aussi présente sur la plateforme Aqua ainsi que sur la série MetOp. AMSU-B quant à lui a été remplacé par le sondeur d'humidité MHS [6] sur MetOp. AMSU-A présente 15 canaux entre 23.8 et 89 GHz et possède une résolution au nadir de 45 km. AMSU-B présente 5 canaux entre 90 et 184 GHz et possède une résolution au nadir de 15 km.
- **HIRS :** HIRS/3 [7] est la dernière version de l'instrument HIRS qui a été l'origine des tous premiers sondages atmosphériques sur le satellite TIROS-N. Il a été lancé sur les satellites NOAA mais est aussi présent sur la série MetOp. Il possède 20 canaux, 1 dans le visible et 19 dans l'infrarouge. Sa trace au sol au nadir est approximativement de 20 km. Les données ATOVS [8] incluent les instruments AMSU-A, AMSU-B, MSH et HIRS/3.
- **ASCAT :** L'instrument ASCAT [9] est un diffusiomètre fournissant des données sur la vitesse et la direction du vent sur les océans. Ces données sont déduites du signal élec-

5. Advanced Microwave Unit Sounder
6. Microwave Humidity Sounder
7. High Resolution Infrared Radiation Sounder
8. Advanced TIROS Operational Vertical Sounder
9. Advanced Scatterometer

tromagnétique émis par l'instrument et rétrodiffusé par la surface rugueuse de l'océan. ASCAT est embarqué sur la série MetOp.

– **AMV :** Les AMV (Atmospheric Motion Vectors) sont des mesures de vent déduites du déplacement des nuages ou du champs de vapeur d'eau observés depuis les satellites géostationnaires.

4.3 Le contrôle des données

La première étape du processus d'analyse est le **contrôle** de qualité. Les modèles atmosphériques étant très sensibles aux conditions initiales, l'intégration d'observations trop éloignées de l'ébauche peut avoir un impact important sur la prévision pouvant aller jusqu'à une dégradation du système si le système d'assimilation n'est pas optimal. On suppose donc qu'une donnée trop éloignée de l'ébauche est soit fausse soit mal représentée par l'opérateur d'observation H. On essaie donc de contrôler au préalable la qualité des données disponibles sur le réseau international. On utilise généralement l'ébauche comme référence et on rejette toutes les observations dont l'écart à l'ébauche est trop important. Cependant, cette méthode peut s'avérer dangereuse si la qualité du modèle est insuffisante. En effet, si l'ébauche s'éloigne trop de l'état réel de l'atmosphère, les observations qui pourraient la rappeler vers la réalité sont rejetées et la dégradation de la prévision s'amplifie rapidement. Cependant, l'assimilation d'une observation très loin de l'ébauche dans le cas d'un opérateur d'observation sous-optimal pourrait aussi nuire à la prévision même si l'observation est correcte. En effet, ce fort écart avec l'observation induira un très fort incrément d'analyse qui peut perturber l'équilibre physique local entre les variables. Il faudra donc attendre le nouvel équilibre des variables avant de pouvoir utiliser les prévisions issues d'une telle analyse. Le contrôle des observations est donc une étape clé avant l'assimilation de données.

Les observations $\mathbf{y^o}$ sont donc comparées à leur équivalent modèle $H(\mathbf{x})$ avant l'assimilation. Le seuil de rejet tient compte des covariances d'erreur d'observation et d'ébauche puisqu'il est un multiple de la combinaison de leurs écarts-types respectifs :

$$|\mathbf{y^o} - H(\mathbf{x_b})| \leqslant \lambda\sqrt{\sigma_b^2 + \sigma_o^2} \tag{4.11}$$

où λ représente une constante fixée empiriquement pour chaque type d'observation, σ_0 et σ_b représentent les écarts-types d'erreur d'observation et d'erreur d'ébauche.

4.3.1 Suivi des données (Monitoring)

Le **monitoring** consiste à réaliser des statistiques des différences entre les observations et le modèle de PNT pour surveiller leur évolution. C'est aussi dans cette étape que l'on sélectionne les canaux non affectés par des processus physiques mal représentés (présence de nuages, voir section 4.4). En mettant en lumière des écarts systématiques entre les observations et le modèle, ce suivi permet de mettre en place une correction de biais qui sera appliquée au moment de l'analyse. Les biais entre les observations satellitaires et le modèle sont dus à :

– L'instrument satellitaire lui-même : défauts d'étalonnage, changements d'orbite, vieillissement, effets environnementaux etc... ;

– Le modèle de transfert radiatif : erreurs dans la base de données spectroscopiques, dans l'utilisation du modèle « rapide » au lieu du modèle « raie-par-raie », connaissance insuffisante des paramètres de surface etc... ;

– Prétraitement des données : contamination nuageuse résiduelle, modification de la fonction de réponse spectrale de IASI en fonction de la scène observée ;
– Erreurs systématiques dans l'ébauche fournie par le modèle de PNT.

L'assimilation de données variationnelle reposant sur l'hypothèse d'erreurs d'observation non biaisées, il est important de débiaiser les observations par une **correction de biais** avant toute assimilation.

4.3.2 Correction de biais

Méthode statique La paramétrisation statique utilisée pour modéliser les biais des observations est une régression linéaire multiple basée sur N prédicteurs $p_i(x)$ dépendants de l'état du modèle de PNT, avec leurs coefficients β_i associés (Harris and Kelly (2001)) :

$$b = \sum_{i=0}^{N} (\beta_i p_i(x)) \tag{4.12}$$

Le choix d'utiliser des prédicteurs issus du modèle permet de corriger les données observées pour se rapprocher du modèle. Les prédicteurs utilisés sont les suivants :
– Une constante pour chaque canal (offset) ;
– Des prédicteurs de masse d'air variant géographiquement en fonction de la zone considérée ;
– Une correction en fonction de l'angle de visée.

L'apprentissage de la correction de biais consiste à déterminer le vecteur des coefficients $\boldsymbol{\beta}$ permettant de minimiser l'écart entre l'ébauche et les observations. En notant l'équivalent modèle :

$$H(\mathbf{x}, \boldsymbol{\beta}) = H(\mathbf{x}) + \sum_{i=0}^{N} (\beta_i p_i(\mathbf{x}) \tag{4.13}$$

on cherche à minimiser la nouvelle fonction coût :

$$J(\boldsymbol{\beta}) = \frac{1}{2}(\mathbf{y} - H(\mathbf{x}, \boldsymbol{\beta}))^T (\mathbf{y} - H(\mathbf{x}, \boldsymbol{\beta})) \tag{4.14}$$

Dans l'approche statique, le vecteur $\boldsymbol{\beta}$ optimal est calculé pour un jeu d'observations supposées représentatives du véritable biais. Le vecteur d'état $\mathbf{x}$ choisi correspond généralement à l'ébauche $\mathbf{x_b}$ du modèle provenant d'une expérience de contrôle sur une période de l'ordre d'un mois. Les coefficients sont ensuite fixés et appliqués dans toutes les analyses suivantes. La méthode statique de correction de biais a longtemps été utilisée dans le modèle ARPEGE avant d'être remplacée par une méthode **adaptative**. Au sein du modèle AROME, cette méthode adaptative appelée **correction de biais variationnelle** est utilisée.

Correction de biais variationnelle : VarBC Avec l'arrivée des sondeurs hyperspectraux tels AIRS et IASI, on utilise de nombreux instruments différents dont les biais instrumentaux peuvent ne pas être détectés, dégradant ensuite la correction de biais. Pour pallier ce risque, une méthode variationnelle (Auligné et al. (2007)) visant à calculer automatiquement la correction de biais à chaque nouvelle analyse a été mise en place de manière opérationnelle à Météo France et notamment dans le modèle AROME. Le schéma VarBC cherche

à minimiser les innovations systématiques des radiances tout en préservant les écarts entre l'ébauche et les autres observations dans le système d'analyse. Les coefficients de régression sont incorporés dans la variable de contrôle du 3D-Var de manière à ce qu'ils soient ajustés en même temps que les autres données disponibles. Cet ajustement respecte les incertitudes à la fois sur les observations et sur l'ébauche. La fonction coût est donc minimisée par rapport au vecteur de coefficients $\boldsymbol{\beta}$ mais aussi par rapport à l'état du modèle de PNT $\mathbf{x}$:

$$J(\mathbf{x},\boldsymbol{\beta}) = \frac{1}{2}(\mathbf{y}-H(\mathbf{x},\boldsymbol{\beta}))^T\mathbf{R}^{-1}(\mathbf{y}-H(\mathbf{x},\boldsymbol{\beta})) + \frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{x_b})^T\mathbf{B^{-1}}(\mathbf{x}-\mathbf{x_b}) + \tag{4.15}$$

$$\frac{1}{2}(\boldsymbol{\beta}-\boldsymbol{\beta_b})^T\mathbf{B}_\beta^{-1}(\boldsymbol{\beta}-\boldsymbol{\beta_b}) \tag{4.16}$$

avec $\mathbf{B}_\beta$ représentant la matrice de covariance des erreurs de coefficient de biais.

4.4 Assimilation de radiances nuageuses

L'assimilation des radiances nuageuses est un enjeu crucial pour les centres de PNT. Tout d'abord, le rejet des observations nuageuses représente une sous-exploitation des sondeurs hyperspectraux très coûteux comme AIRS ou IASI. En effet, un instrument ayant une trace au sol de l'ordre de 10 km ne comportera que 25 à 30 $\%$ de sondages totalement clairs. D'autre part, les études de McNally (2002) et Fourrié and Rabier (2004) ont démontré la forte corrélation entre les zones météorologiques sensibles et la couverture nuageuse. Ces zones sensibles correspondent à des domaines où une légère perturbation des conditions initiales peut se transformer en forte erreur de prévision. Ainsi, si l'on veut diminuer les erreurs de prévision, il est important de contraindre l'analyse dans les zones nuageuses.

Cependant, assimiler les radiances nuageuses reste complexe en raison (*i*) d'une modélisation pas toujours réaliste des processus de formation des nuages, (*ii*) des processus d'échelle sous-maille associés au développement et à la dissipation des nuages, (*iii*) des non-linéarités dues aux nuages qui limitent fortement l'application des méthodes variationnelles que ce soit dans les schémas d'inversion ou d'assimilation.

Malgré ces difficultés, l'assimilation des données infrarouges a beaucoup progressé ces dernières années. Les centres de PNT ont tout d'abord commencé par n'assimiler que les pixels clairs (English et al. (1999)) ce qui réduisait très fortement le nombre d'observations assimilées. Ensuite, l'utilisation de schémas de détection (McNally and Watts (2003)) a permis d'assimiler à la fois les pixels clairs et les pixels nuageux en prenant en compte uniquement les canaux non-affectés par les nuages. Avec cette méthode, un plus grand nombre d'observations peut être assimilé mais l'information apportée est limitée à la haute troposphère, où les fonctions de poids des canaux (dérivées de la transmittance par rapport à la pression) ne sont pas affectées par les nuages. L'étude de Dahoui et al. (2005) a montré que les différents schémas de détection développés dans le cadre de l'assimilation nuageuse détectaient mal les nuages proches de la surface ou les nuages fractionnés même s'ils se sont avérés corrects pour la détection et la caractérisation des masses nuageuses à l'échelle synoptique.

L'assimilation des radiances nuageuses à Météo France repose à la fois sur le schéma de détection de McNally and Watts (2003) en complément de la caractérisation des nuages par une pression de sommet de nuage $PTOP$ et d'une fraction nuageuse effective N_e. Ces deux paramètres permettent de modéliser l'impact radiatif du nuage sous forme de nuages

monocouches d'émissivité égale à 1. Grâce à cette modélisation, à la fois les canaux clairs et les canaux affectés par les nuages sont assimilés augmentant ainsi le taux d'observations assimilées. A Météo France, la méthode du CO_2 slicing est utilisée pour déterminer les paramètres $PTOP$ et N_e. Les sections 4.4.1 et 4.4.2 présentent le schéma de détection nuageuse et l'algorithme du CO_2 slicing respectivement.

4.4.1 Schéma de détection du CEPMMT

Une des méthodes de détection nuageuse utilisée de manière opérationnelle à Météo France est celle du CEPMMT (McNally and Watts (2003)). Pour cela, nous devons disposer d'un état de l'atmosphère considéré comme le plus probable : l'ébauche. La signature nuageuse sera ainsi détectée pour chaque canal grâce à son innovation (écart entre observation et équivalent modèle.). L'équivalent modèle est calculé à partir de l'ébauche et en supposant des conditions claires dans le modèle de transfert radiatif. On associe ensuite un niveau de sensibilité au nuage à chaque canal. Ce niveau correspond au niveau de pression p_i le plus bas où il faudrait placer un nuage noir opaque pour que la radiance nuageuse diffère de celle en ciel clair de 1% :

$$\frac{|R_{clear} - R_{cld}^{p_i}|}{R_{clear}} > 1\% \tag{4.17}$$

où R_{clear} est la radiance en ciel clair, $R_{cld}^{p_i}$ la radiance émise par un nuage noir opaque situé au niveau p_i. Cela revient à associer à chaque canal le niveau correspondant au maximum de sa fonction poids le plus bas en altitude (plus haute pression). On trace ensuite la courbe des innovations en fonction de l'indice des canaux ordonnés. Ces écarts sont lissés par un filtre passe-bas afin de réduire l'effet du bruit instrumental. Finalement, une recherche du canal à partir duquel les écarts à l'ébauche croissent de manière monotone (où décroissent selon le type de surface) est effectuée en fixant un seuil sur ce gradient. Après avoir identifié ce canal, tous les canaux d'indice supérieur sont, en conditions claires, sensibles à des altitudes plus basses que le niveau du nuage. Ainsi, pour ces canaux, l'écart entre la radiance en ciel clair et celle en ciel nuageux continue à croître. Ces canaux sont donc éliminés de l'assimilation car jugés trop sensibles (voir figure 4.4).

Cette méthode a démontré une bonne détection des canaux nuageux mais l'identification des canaux clairs situés dans la fenêtre atmosphérique reste tout de même un problème tant que les informations sur la surface ne seront pas plus réalistes (émissivité, température de surface). Un autre problème est celui des canaux de longueur d'onde inférieure à 4.4 μm impossibles à utiliser de jour car contaminés par le rayonnement solaire. La détection est donc meilleure de nuit que de jour.

4.4.2 Détermination des paramètres nuageux : méthode du CO_2 Slicing

La méthode du CO_2 slicing est la méthode utilisée opérationnellement à Météo France pour fournir au modèle de transfert radiatif RTTOV la pression au sommet du nuage $PTOP$ et la fraction nuageuse effetive N_e. Ces deux paramètres sont utilisés pour simuler la radiance nuageuse (Guidard et al. (2011)) en faisant l'hypothèse d'un nuage monocouche opaque (voir section 2.3.2).

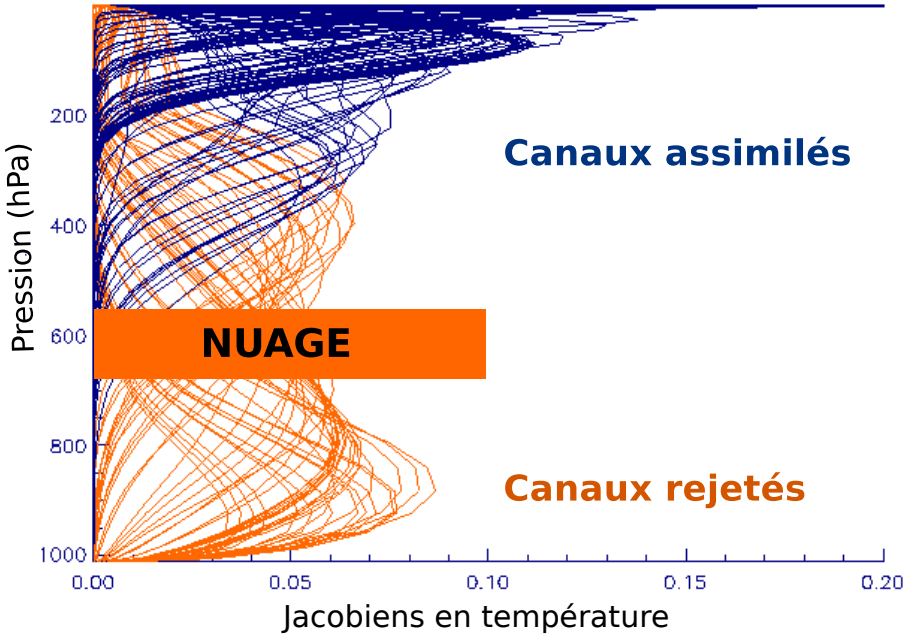


FIG. 4.4 – Schéma de détection de McNally and Watts (2003). Les canaux sont tout d'abord rangés selon le niveau de pression où il faudrait placer un nuage noir opaque pour que la radiance nuageuse diffère de celle en ciel clair de 1%. Le canal à partir duquel les innovations croissent de manière monotone permet de choisir les canaux non affectés par le nuage qui seront assimilés.

L'algorithme du CO_2 slicing (Menzel et al. (1983)) a été longuement utilisé pour extraire la couverture et la pression au sommet du nuage à partir des radiances infrarouges observées. Cet algorithme combine les données de canaux de la fenêtre atmosphérique avec les canaux situés dans la bande d'absorption du CO_2. Ainsi pour chaque canal et chaque niveau de pression, la fonction suivante est calculée :

$$F_{k,p} = \frac{R^k_{clear} - R^k_{meas}}{R^{k_{ref}}_{clear} - R^{k_{ref}}_{meas}} - \frac{R^k_{clear} - R^{k,p}_{cld}}{R^{k_{ref}}_{clear} - R^{k_{ref},p}_{cld}} \tag{4.18}$$

avec :

- k : numéro du canal dans la bande du CO_2 ;
- p : niveau de pression ;
- k_{ref} : canal fenêtre de référence. Le canal 867 (861.50 cm^{-1}) est utilisé pour IASI ;
- R^k_{meas} : radiance mesurée pour le canal k ;
- R^k_{clear} : radiance claire simulée pour le canal k ;
- $R^{k,p}_{cld}$: radiance simulée d'un corps noir pour le canal k en considérant un nuage opaque au niveau p.

Les radiances claires et opaques sont simulées à partir de RTTOV. La fonction $F_{k,p}$ est évaluée pour les 43 niveaux de pression p du modèle de transfert radiatif RTTOV utilisé pour simuler les radiances claires et opaques. Pour chaque canal k le niveau de pression $p_{c,k}$ qui minimise la fonction $F_{k,p}$ est sauvegardée. Pour obtenir une unique pression de sommet de nuage à partir d'une gamme de pressions, on utilise une moyenne pondérée. Le poids w_k

donné au canal k représente la sensibilité de ce canal à la hauteur du nuage et est défini par :

$$PTOP = \frac{\sum w_k^2 p_{c,k}}{\sum w_k^2} \tag{4.19}$$

où w_k représente la dérivée de $F_{k,p}$ par rapport à la pression : $w_k = \partial F_{k,p}/\partial(lnp_{c,k})$.

L'émissivité nette est ensuite calculée pour le canal fenêtre de référence :

$$N_e = \frac{R_{clear}^{k_{ref}} - R_{meas}^{k_{ref}}}{R_{clear}^{k_{ref}} - R_{cld}^{k_{ref}}} \tag{4.20}$$

Si l'on obtient une émissivité effective N_e inférieure à 0.1, le pixel est déclaré clair. Si l'algorithme produit une N_e non physique (inférieure à 0 ou supérieure à 1), on considère que la méthode a échoué.

4.4.3 Etat actuel de l'assimilation des radiances infrarouges nuageuses

A Météo France, les pixels ayant une fraction nuageuse effective de 1 et une pression de sommet de nuage comprise entre 600 et 950 hPa sont assimilés. Cette limitation vient principalement des problèmes de détection des nuages bas et nuages hauts très fins par le CO_2 slicing mais aussi l'hypothèse très simplifiée de nuage monocouche opaque qui est faite dans RTTOV classique. Cette méthode d'assimilation a été évaluée dans l'étude de Pangaud et al. (2009) qui a montré l'impact positif de l'assimilation des pixels nuageux du sondeur AIRS dans le modèle ARPEGE. Une réduction significative des innovations a ainsi été observée. De plus, l'assimilation des radiances nuageuses en complément des radiances claires permet de rapprocher l'analyse et l'ébauche des observations conventionnelles. Un impact positif sur la prévision a été observé pour le géopotentiel dans la stratosphère et la haute troposphère pour la période de prévision 24-48h. L'étude d'un cas de précipitation intense sur la Méditerranée (MEDICANE du 26 Septembre 2006) a aussi démontré que l'utilisation des pixels nuageux de AIRS permettait de mieux décrire la trajectoire et l'intensité de la dépression ainsi que le taux de précipitation. Ce travail a permis d'assimiler de manière opérationnelle à la fois les canaux clairs et les canaux nuageux du sondeurs AIRS avant d'être étendu au sondeur IASI. On se limite à l'assimilation des canaux de nombre d'onde inférieur à 721.5 cm^{-1}.

L'assimilation des radiances nuageuses au Met Office (Pavelin et al. (2008)) est légèrement différente. Dans cette méthode, les paramètres nuageux sont déduits par une méthode des moindres carrés (Eyre and Menzel (1989)) en minimisant l'écart entre la radiance simulée avec un certain couple ($PTOP$, N_e) et la radiance observée. Cette différence est minimisée pour environ deux canaux de l'instrument (mais un plus grand nombre de canaux pourrait être utilisé). Ces deux paramètres sont ensuite réutilisés dans un schéma d'inversion 1D-Var pour être réajustés simultanément avec les profils de température et d'humidité. Les nouveaux paramètres sont ensuite transférés au 4D-Var pour l'assimilation opérationnelle des radiances AIRS et IASI. Ils sont gardés constants au cours de la minimisation. Cette méthode d'ajustement des paramètres nuageux avant l'assimilation a aussi été testée par Dahoui (2006) dans le cas du sondeur AIRS et de l'algorithme du CO_2 slicing. Toutes les scènes nuageuses ayant convergé dans le 1D-Var sont assimilées. Cependant, seuls les canaux dont

moins de 10% du Jacobien en température est situé sous le sommet du nuage sont assimilés.

Au CEPMMT, les paramètres nuageux ont été ajoutés au vecteur de contrôle de l'assimilation (McNally (2009)). Tout comme dans la méthode du Met Office, une minimisation des moindres carrés est utilisée pour déduire une ébauche des deux paramètres nuageux. Seules les situations complètement couvertes et opaques ($N_e = 1$) sur mer sont sélectionnées et les pixels où la pression de sommet de nuage est supérieure à 900 hPa sont rejetés. Ne garder que les nuages de $PTOP$ inférieure à 900 hPa limite considérablement le nombre de canaux supplémentaires utilisés dans l'assimilation, seulement 10 $\%$, puisqu'un très grand nombre de situations à nuage bas sont opaques. Tout comme l'étude de Pangaud et al. (2009), l'analyse est légèrement améliorée en moyenne et basse troposphère ainsi que les prévisions de géopotentiel et de température à 700 hPa. Cette méthode a le fort avantage d'ajuster les paramètres $PTOP$ et N_e pendant l'assimilation. Tout comme la température de surface, les variables $PTOP$ et N_e peuvent être considérées comme des variables **puits** qui permettent d'ajuster la minimisation mais qui ne sont pas utilisées pour la prochaine fenêtre d'assimilation. Malgré tout, la corrélation entre les variables classiques type température et humidité et les paramètres nuageux se fait implicitement par le biais du modèle de transfert radiatif. Dans cette approche, tout comme celle de Météo France, tous les canaux disponibles sont assimilés y compris les canaux affectés par le nuage. Cependant, on se limite aux canaux de nombre d'onde inférieur à 895 cm^{-1}.

L'utilisation d'une méthode de clarification nuageuse permet, sous certaines conditions d'extraire la radiance qui aurait été observée par le sondeur si le pixel était totalement clair. Cette méthode est utilisée en opérationnel à la NOAA pour l'assimilation des radiances clarifiées AIRS et IASI. Elle a pu être améliorée par l'utilisation de données d'imageur colocalisé avec le sondeur (Li et al. (2005)). Cependant, les capacités des modèles de PNT à exploiter les radiances clarifiées n'ont pas été clairement validées (LeMarshall et al. (2006)). D'autre part, la méthode s'applique à un nombre restreint de situations (15% dans les travaux de Faijan (2012)).

Une comparaison des approches employées dans les différents centres de PNT est effectuée dans l'étude de Bauer et al. (2011). Toutes les méthodes proposées n'offrent toutefois que des réponses partielles au traitement des radiances nuageuses. Les canaux assimilés sont encore très peu affectés par les nuages. Il est donc nécessaire d'exploiter de nouvelles pistes.

Deuxième partie

Nouveaux développements pour l’assimilation des radiances infrarouges nuageuses

Chapitre 5

Vers l'utilisation des variables de microphysique nuageuse

Sommaire

5.1 Méthodologie mise en oeuvre dans la thèse 73
5.2 Introduction à l'article 77
5.2.1 Sélection de scènes nuageuses homogènes avec le cluster AVHRR 77
5.2.2 Matrice B en conditions nuageuses 79
5.2.3 Assimilation 1D-Var 81
5.3 Résumé de l'article 83
5.4 Article : Towards the use of microphysical variables for the assimilation of cloud-affected infrared radiances 87

5.1 Méthodologie mise en oeuvre dans la thèse

L'assimilation des données satellitaires en conditions nuageuses, à la fois infrarouges et micro-ondes, est un des enjeux majeurs de la PNT. De gros progrès ont déjà été réalisés pour l'assimilation des données micro-ondes en conditions pluvieuses et nuageuses. L'approche développée au CEPMMT (Bauer et al. (2010), Geer et al. (2010)) permet d'améliorer les écarts entre observation et simulation grâce au schéma de physique nuageuse linéarisée (Tompkins and Janiskova (2004), Lopez and Moreau (2005)) utilisé pendant la minimisation. Les profils de contenus nuageux et de précipitations sont donc indirectement modifiés par l'analyse de la température et de l'humidité à travers le schéma de physique linéarisée. Cependant, le nombre d'observations micro-ondes assimilées est restreint par un contrôle de qualité strict mais présentant l'avantage d'éviter les cas avec de fortes non-linéarités.

L'assimilation des radiances infrarouges nuageuses est plus complexe que celle des données micro-ondes à cause d'une plus grande sensibilité du transfert radiatif aux hydrométéores. Nous avons vu que les méthodes actuelles d'assimilation sont extrêmement limitées, notamment par le manque d'ajustement entre les paramètres nuageux et les variables classiques du modèle (température, humidité) mais aussi par l'approximation du transfert radiatif à un nuage monocouche opaque. Cependant, une assimilation accrue des radiances infrarouges nuageuses permet d'améliorer analyses et prévisions des champs de température et

d'humidité. Deux expériences d'assimilation des canaux infrarouges sensibles à la surface de l'imageur GOES ont été montrées dans le travail de Vukicevic et al. (2006). Un système d'assimilation régionale à 6 km prenant en compte les hydrométéores dans les variables de contrôle a été utilisé pour assimiler les observations nuageuses de GOES. L'assimilation permet une meilleure distribution verticale de la glace dans des cas où les conditions de l'ébauche sont favorables à la formation de la glace. L'impact positif sur la température et l'humidité a été démontré dans les travaux de Stengel et al. (2010) et Stengel et al. (2013) pour l'assimilation des données de l'imageur SEVIRI [1] dans le modèle HIRLAM [2]. Dans ces deux études, le modèle de transfert radiatif RTTOV-CLD est utilisé et a montré de bonnes statistiques sur les innovations. Cependant, cette étude utilise un schéma de physique linéarisée pour diagnostiquer les contenus nuageux et la fraction nuageuse à partir de la température et de l'humidité. Ce schéma diagnostique a montré des performances similaires à un schéma pronostique (Chevallier et al. (2004)). Même si ce schéma permet de tenir compte de l'interaction entre les propriétés nuageuses et la température et l'humidité, cette méthode ne permet pas d'agir directement sur les variables nuageuses. Une méthode similaire a été testée dans l'assimilation 4D-Var du modèle à échelle globale du CEPMMT par Okamoto et al. (2012).

Nous proposons donc d'utiliser les paramètres de microphysique nuageuse (contenu en eau liquide (ql), contenu en glace (qi) et fraction nuageuse (cfrac)) directement dans l'assimilation. En effet, le modèle à échelle convective AROME, grâce à sa forte résolution spatiale, ses équations non-hydrostatiques et ses paramétrisations microphysiques, permet une meilleure modélisation des profils de ql, qi et cfrac. Ces profils de microphysique nuageuse seront utilisés directement dans RTTOV-CLD pour simuler les observations IASI nuageuses afin de les inclure dans les variables de contrôle de l'assimilation.

Le principal problème d'une assimilation à méso-échelle réside dans la différence de résolution entre la maille d'AROME (2.5 km) et celle de la trace au sol de IASI (12 km au nadir). Ainsi, chaque trace au sol de IASI à l'aplomb du satellite contient environ 18 points de grille AROME et jusqu'à 100 en bord de fauchée (voir figure 5.1). Cela pose problème pour la définition du profil d'ébauche qui sera utilisé pour la simulation de l'équivalent modèle. Cette étape est très importante lors du processus d'assimilation car toute observation trop éloignée de l'ébauche du modèle sera rejetée lors d'un contrôle de qualité avant la minimisation. Ainsi, lorsque AROME simule de forts gradients en température de brillance dus à des structures de fine échelle ne pouvant pas être résolues par IASI (cf figure 5.2), on aura tendance à rejeter l'observation.

Afin d'éliminer ce problème de différence d'échelle, l'étude de Duffourg et al. (2010) a permis de tester différents opérateurs d'agrégation pour tenir compte de tous les points de grille AROME contenus dans la trace au sol de IASI. Elle a montré des résultats encourageants en conditions claires. Durant la phase préliminaire de mon travail, une étude similaire a été menée pour évaluer l'impact de ces opérateurs en conditions nuageuses. Cette étude a montré une amélioration de la radiance simulée en moyennant les températures de brillance simulées en chaque point de grille AROME contenu dans la trace au sol de IASI. Cela permet ainsi d'éliminer les forts gradients résolus par AROME et non détectés par IASI.

Cependant, avant d'utiliser de tels opérateurs, il est impératif d'évaluer les capacités du

1. Spinning Enhanced Visible and InfraRed Imager
2. HIgh Resolution Limited Area Model

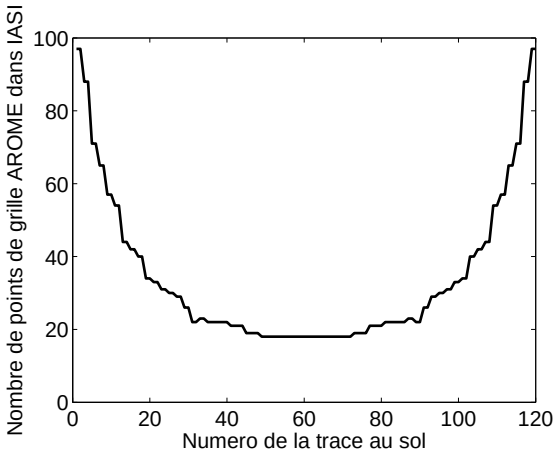
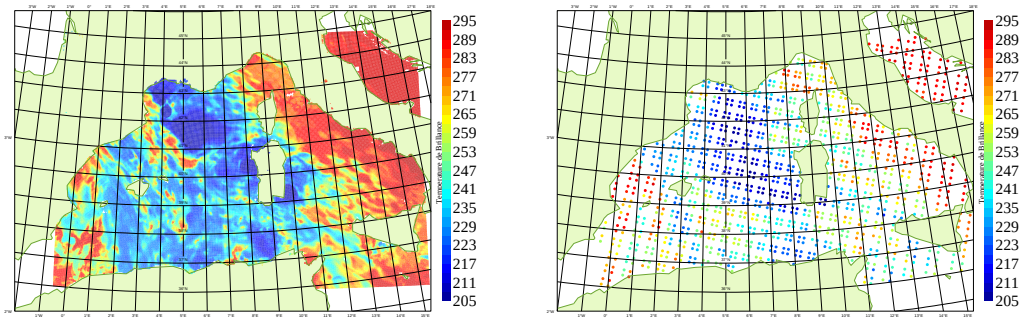


FIG. 5.1 – Nombre de points de grille AROME en fonction du numéro de la trace au sol de IASI.



(a) Simulation avec AROME (b) Observation IASI

FIG. 5.2 – (a) Température de brillance simulée à partir du modèle de méso-échelle AROME le 10 Octobre 2010 à 9 UTC correspondant au canal 1046 (906.25 cm^{-1}), (b) Température de brillance observée par IASI pour le même canal 1046.

modèle de transfert radiatif RTTOV-CLD à utiliser les profils nuageux d'AROME. Il nous faut donc être capable de séparer les différentes sources d'erreurs impliquées dans le calcul de l'équivalent modèle :

- Modèle de Transfert Radiatif ;
- Opérateur d'agrégation permettant de sélectionner le profil qui servira d'ébauche ;
- Désaccord dans le positionnement horizontal ou vertical des nuages entre l'observation et le modèle.

Afin d'évaluer le modèle de transfert radiatif, il est nécessaire de se placer dans des situations où la simulation faite à partir des profils nuageux d'AROME est la plus proche possible de l'observation afin de conserver les situations où les erreurs de représentativité sont les moins fortes. Cette condition est aussi nécessaire pour respecter l'hypothèse de linéarité de l'opérateur d'observation au voisinage de l'ébauche, condition requise dans les systèmes d'assimilation variationnelle. Il est donc important de rejeter les situations pour

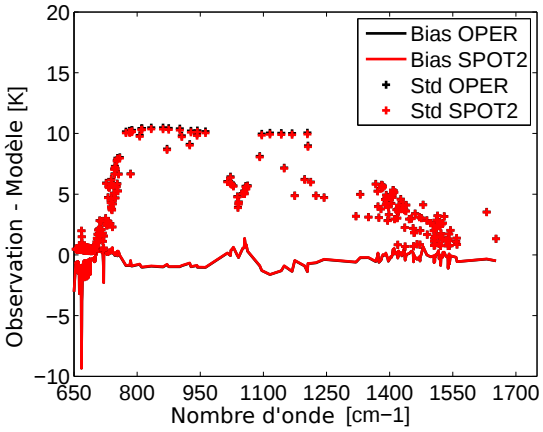


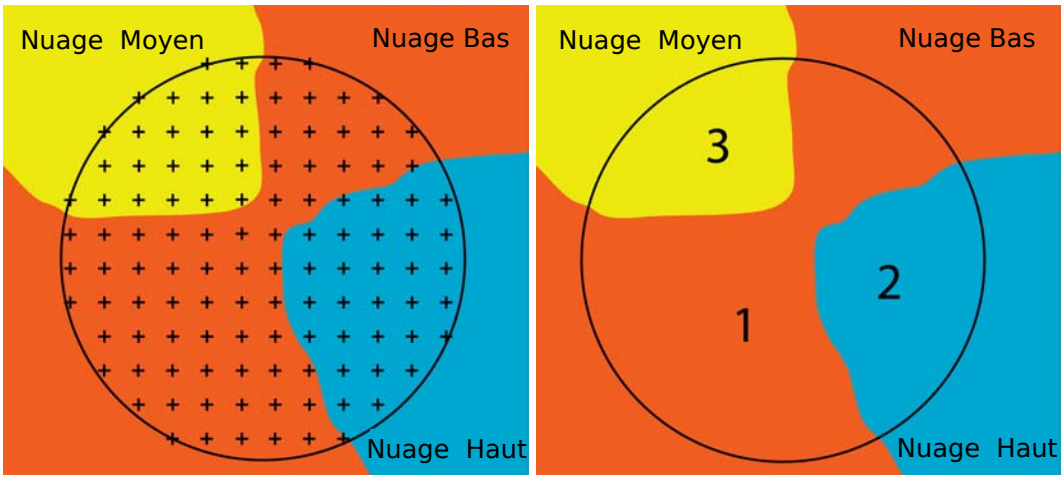
FIG. 5.3 – Comparaison des biais (ligne pleine) et écarts-types (croix) obtenus sur les scènes IASI homogènes pour deux opérateurs d'observation différents. L'opérateur OPER (courbe noire) correspond à la moyenne bilinéaire des quatre points de grille AROME autour de l'observation IASI avant le transfert radiatif RTTOV-CLD. L'opérateur SPOT 2 (courbe rouge) correspond à la moyenne des températures de brillance simulées à partir de tous les points de grille AROME contenus dans la trace au sol de IASI. Les différents opérateurs d'agrégation sont définis dans le travail de Duffourg et al. (2010).

lesquelles AROME ne localise par correctement la zone nuageuse.

Nous avons donc décidé de débuter notre travail en se concentrant sur des observations nuageuses recouvrant complètement la trace au sol de IASI de manière homogène. Ces scènes sont notamment connues pour être plus simples à modéliser que les scènes de nuages fractionnés dans les modèles de transfert radiatif.

Ce critère de scène homogène a été étendu au modèle de PNT. En effet, en sélectionnant les scènes nuageuses homogènes à la fois dans l'espace du modèle et dans l'espace des observations, on améliore les innovations observation moins ébauche et on évite le problème d'agrégation des différents points de grille AROME à l'intérieur de la trace au sol de IASI. Le nuage recouvrant tous les points de grille AROME, chaque profil nuageux est relativement semblable aux points de grille voisins. Tous les opérateurs d'agrégation testés par Duffourg et al. (2010) sont donc équivalents (voir figure 5.3). Les opérateurs d'agrégation étant équivalents en condition homogène, nous avons utilisé l'opérateur opérationnel dans toute la suite de nos travaux. Il correspond à l'interpolation bilinéaire des quatre points de grille AROME autour de l'observation.

Nous avons donc mis en place une procédure de sélection des scènes nuageuses homogènes qui a permis d'améliorer les écarts entre observation et équivalent modèle rendant ainsi possible l'inclusion des variables de microphysique nuageuse (ql et qi) dans le vecteur de contrôle d'une assimilation uni-dimensionnelle 1D-Var. Ces résultats ont été publiés au QJRMS (Quarterly Journal of Royal Meteorological Society) dans l'article Martinet et al. (2013b). Ils sont présentés dans ce chapitre, tout d'abord par une introduction à l'article, puis par l'insertion de l'article en lui-même.



(a) Pixels AVHRR dans la trace au sol de IASI (b) Agrégation des pixels en classes homogènes

FIG. 5.4 – Représentation schématique du cluster AVHRR permettant de regrouper en classes homogènes les différents pixels AVHRR compris dans une trace au sol de IASI. Dans cet exemple, les pixels AVHRR sont regroupés en trois classes de nuages : nuages moyens en jaune, nuages bas en orange et nuages hauts en bleu.

5.2 Introduction à l'article

5.2.1 Sélection de scènes nuageuses homogènes avec le cluster AVHRR

Afin de sélectionner les scènes nuageuses homogènes, nous avons utilisé l'information de l'imageur AVHRR colocalisé avec IASI sur la plateforme MetOp. La résolution spatiale des observations AVHRR est d'environ 1 km alors que celle de IASI varie de 12 km au nadir à environ 40 km en bord de fauchée. Deux produits IASI de niveau 1c fournis par EUMETSAT ont été utilisés : le cluster AVHRR (Cayla (2001)) ainsi que le pourcentage de pixels AVHRR nuageux dans la trace au sol de IASI (Pequignot and Lonjou (2009)). Le cluster regroupe les pixels AVHRR dans la trace au sol de IASI en classes homogènes ayant des caractéristiques semblables en termes de radiances (schéma simplifié en figure 5.4). Chaque pixel AVHRR est représenté par un vecteur de radiances observées pour au maximum 5 canaux différents (trois canaux visibles et deux canaux infrarouges). Chaque pixel est ensuite agrégé à une classe selon sa distance à la classe.

Cette distance est définie à partir du vecteur de radiances observées pour tous les canaux disponibles. Pour chaque classe j ainsi formée et chaque canal i, le produit nous donne accès aux informations suivantes :

- Radiance moyenne $L_{i,j}$;
- Ecart-type moyen $\sigma_{i,j}$;
- Couverture de la classe dans le pixel IASI C_j.

L'élément important qui détermine l'homogénéité d'une scène est l'écart-type de la classe. Plus cet écart-type est élevé, plus la scène est hétérogène et plus il est faible, plus la scène est homogène. Par construction du produit, deux pixels peuvent former deux classes différentes si leurs mesures dans les bandes visibles sont suffisamment éloignées. Ceci peut être

notamment le cas à cause d'effets d'ombre sur des nuages cumuliformes. Cependant, ces deux mêmes pixels auraient pu être regroupés dans la même classe du cluster si l'on n'avait considéré que leurs mesures dans les bandes infrarouges. Nous avons donc choisi d'agréger les données du cluster pour le canal infrarouge 11.5 μm et de vérifier si cette nouvelle classe unique est homogène ou hétérogène d'un point de vue radiatif. Nous avons calculé une moyenne pondérée des radiances moyennes et écarts-types moyens de chaque classe contenue dans le pixel IASI pour le canal 11.5 μm. La pondération est déterminée par l'étendue de la classe à l'intérieur du pixel IASI.

Nous avons donc commencé par calculer la radiance moyenne pondérée L_{moy} en fonction des radiances moyennes $L_{i,j}$ observées pour le canal 11.5 μm dans chaque classe j :

$$L_{moy} = \frac{1}{\sum C_j} \sum_{j=1}^{N} C_j L_{i,j} \tag{5.1}$$

où L_{moy} représente la moyenne pondérée, N le nombre de classes dans le pixel IASI, l'indice j le numéro de la classe et l'indice i le numéro du canal. Nous avons ensuite calculé un nouvel écart-type représentant l'écart-type des radiances moyennes $L_{i,j}$ observées pour le canal infrarouge 11.5 μm par chaque classe j :

$$\sigma_{inter} = \sqrt{\frac{1}{\sum C_j} \sum_{j=1}^{N} C_j (L_{i,j} - L_{moy})^2} \tag{5.2}$$

Cet écart-type permet d'évaluer **l'homogénéité inter-classe**. Si cet écart-type est faible, cela signifie que toutes les classes observent une scène nuageuse très semblable dans le canal infrarouge. Si cet écart-type est trop élevé, cela veut dire que chaque classe observe une scène différente (claire ou nuageuse) et que le pixel IASI est très hétérogène.

Afin de finaliser le critère d'homogénéité, il faut, en plus de vérifier que toutes les classes observent la même scène nuageuse, vérifier que chaque classe est suffisamment homogène. On appellera ce deuxième critère **l'homogénéité intra-classe** :

$$\sigma_{intra} = \sqrt{\frac{1}{\sum C_j} \sum_{j=1}^{N} C_j \sigma_{i,j}^2} \tag{5.3}$$

où les $\sigma_{i,j}$ sont les écarts-types de chaque classe j calculés pour le canal infrarouge i considéré. Une observation IASI est considérée comme homogène si elle vérifie les critères suivants :

- Rapport entre l'homogénéité intra-classe et la radiance moyenne $< 4\,\%$;
- Rapport entre l'homogénéité inter-classe et la radiance moyenne $< 8\,\%$;

Afin d'obtenir un critère similaire dans l'espace du modèle, chaque point de grille AROME dans la trace au sol de IASI a été utilisé pour simuler l'équivalent du canal 11.5 μm de l'AVHRR avec RTTOV-CLD. L'écart-type des températures de brillance simulées à partir des points de grille AROME permet d'établir un critère d'homogénéité dans l'espace du modèle. Cela permet d'obtenir l'équivalent du critère d'homogénéité inter-classe dans l'espace du modèle. Les observations IASI homogènes sont alors conservées à condition que le rapport entre l'écart-type des simulations AVHRR et la radiance moyenne simulée de l'AVHRR soit inférieur à 8 $\%$.

5.2.2 Matrice B en conditions nuageuses

L'utilisation des méthodes d'assimilation variationnelle repose sur la spécification de la matrice des erreurs d'ébauche **B**. La minimisation de la fonction coût dépend de cette matrice **B** qui détermine :

- Le poids donné à l'ébauche du modèle ;
- L'étendue de la portée d'une observation au delà du point de grille le plus proche de l'observation ;
- Les relations entre les variables analysées.

Cependant, il est très difficile de calculer cette matrice **B** explicitement et les covariances d'erreur d'ébauche doivent être modélisées. Actuellement, une matrice **B** statique et climatologique est utilisée dans AROME (Brousseau et al. (2010)). L'utilisation d'une telle matrice rend l'assimilation de données sous-optimale, l'échelle des erreurs d'ébauche et les relations entre variables étant différentes selon le régime de temps et les phénomènes météorologiques locaux.

Pour chaque variable de contrôle du modèle, un opérateur $\mathbf{K_b}$ permet d'expliciter les relations d'équilibre entre variables par le biais de régressions linéaires dont les coefficients sont déduits statistiquement à partir d'un ensemble de prévisions. Ces relations traduisent la relation entre les erreurs de prévision d'une variable et les erreurs de prévision des autres variables de contrôle dites non équilibrées (indice u). Les variables non équilibrées correspondent aux résidus des relations de régression. En effet, pour chaque variable de contrôle, une partie de sa variance peut être expliquée par ses relations d'équilibre avec les autres variables non équilibrées mais il faut aussi prendre en compte la variance de cette variable qui n'est pas due à l'équilibre avec les autres variables. Les variables non équilibrées sont supposées décorrélées entre elles et reliées aux variables du modèle par des relations physiques **d'équilibre** (comme les équilibres géostrophique et hydrostatique). Un deuxième opérateur $\mathbf{B_s}$ se traduisant par une matrice diagonale par bloc permet d'expliciter les autocovariances d'erreur d'ébauche de chaque variable de contrôle non équilibrée (figure 5.5). La matrice **B** finale sera alors produite par combinaison de ces deux opérateurs :

$$\begin{pmatrix} \delta\zeta \\ \delta\eta \\ (\delta T \delta P s) \\ \delta q \end{pmatrix} = \mathbf{K_b B_s} \begin{pmatrix} \delta\zeta \\ \delta\eta_u \\ (\delta T \delta P s)_u \\ \delta q_u \end{pmatrix} \tag{5.4}$$

où le vecteur de contrôle du modèle AROME est composé de la vorticité ζ, de la divergence η, de la température T, de la pression de surface Ps et de l'humidité spécifique q.

La matrice **B** utilisée dans cette étude a été calculée à partir d'un ensemble d'assimilations de six membres AROME. Chaque membre produit une prévision différente après perturbations des observations et de l'ébauche (de manière explicite et implicite respectivement, voir figure 5.6). Chaque membre est, de plus, couplé au système d'assimilation à grande échelle AEARP (Desroziers et al. (2008)). Les covariances d'erreur d'ébauche ont été calculées à l'aide de masques géographiques afin de diagnostiquer ces erreurs dans des régions nuageuses. Dix-huit cas convectifs répartis sur les mois de juillet, août et septembre 2009 ont été sélectionnés. Les zones nuageuses et claires sont séparées avant le calcul des covariances par le masque géographique. Pour chaque membre, seuls les profils dont le contenu

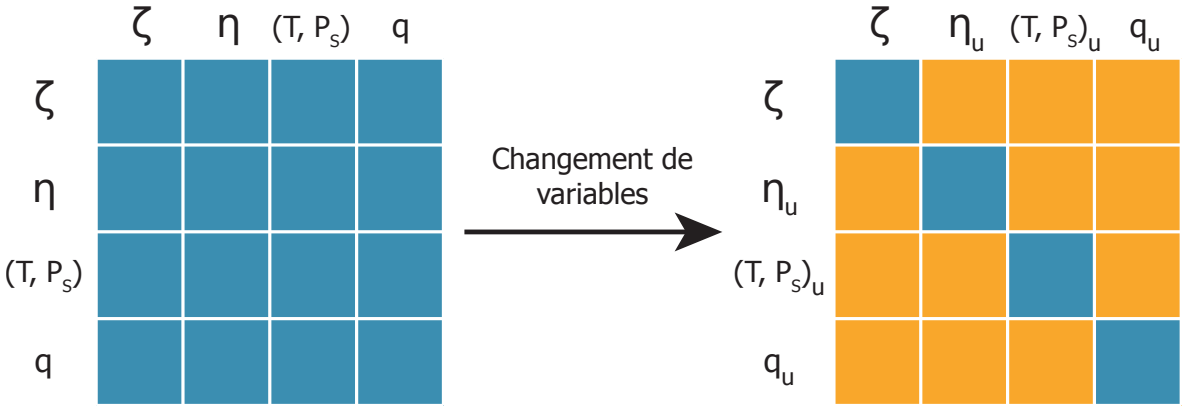


FIG. 5.5 – Illustration du changement de variables pour la modélisation de **B**. Représentation des matrices de covariance d'erreur d'ébauche associées aux variables du modèle (à gauche) et aux variables de contrôle (à droite). Les blocs de couleur bleue correspondent aux éléments non nuls. D'après Raynaud (2010).

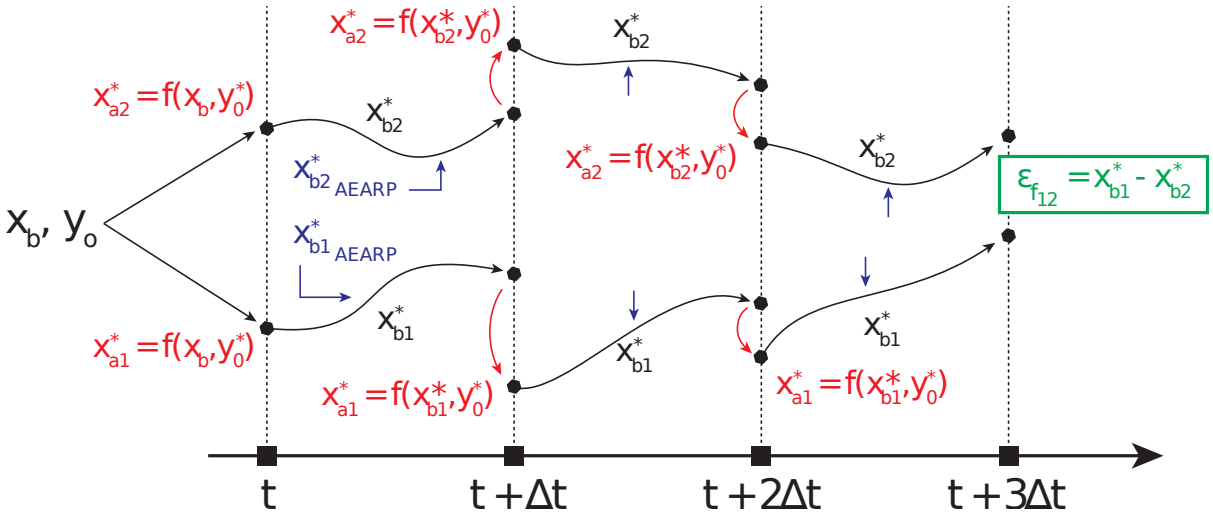


FIG. 5.6 – L'assimilation d'ensemble pour un modèle à aire limitée : au premier réseau et pour le membre i, des analyses perturbées $x^*_{a_i}$ sont obtenues par perturbations explicites des observations $y^*_o = y_o + \epsilon_o$; les perturbations d'ébauche $x^*_{b_i}$ sont ensuite obtenues implicitement via le cyclage, les perturbations des conditions aux limites latérales étant fournies par la prévision du membre i de l'AEARP $x^*_{b_{i\,AEARP}}$. Pour AROME, dt=3h est utilisé comme fréquence de cyclage. L'étalonnage des covariances d'erreur de prévision est ensuite réalisé en effectuant des statistiques sur l'ensemble des différences de prévision obtenues pour plusieurs dates. D'après Montmerle (2012a).

intégré en eau nuageuse dépasse 0.01 g.kg^{-1} sont pris en compte pour le calcul des statistiques. Ces masques géographiques binaires sont ensuite appliqués sur les différences de prévision $\epsilon_b{}^{kl} = \mathbf{x}_b{}^k - \mathbf{x}_b{}^l$ entre deux membres (k, l).

Cette méthodologie, développée par Montmerle and Berre (2010), a ensuite été utilisée pour la caractérisation des matrices **B** pluvieuses pour l'assimilation des données radars

(Montmerle (2012b)). Une étude similaire a été faite par Michel et al. (2011) sur le modèle WRF (Weather Research Forecast). Ces études ont démontré que les longueurs de corrélation horizontales pour la température et l'humidité sont nettement plus faibles dans les zones pluvieuses/nuageuses mais que les corrélations verticales d'humidité sont plus fortes à cause des mouvements ascendants et subsidents à l'intérieur du système de précipitation.

Les autocovariances obtenues pour l'eau liquide et la glace, ainsi que les covariances croisées entre l'eau nuageuse et l'humidité sont présentées sur la figure 5.7. Il est intéressant de noter la structure asymétrique des covariances croisées entre l'eau liquide ou la glace et l'humidité. Cette structure implique qu'un incrément positif sur les hydrométéores à un niveau donné se traduira par une humidification de l'atmosphère au-dessus mais surtout en dessous de ce niveau. Ceci est une conséquence directe de la sédimentation de l'eau nuageuse et de l'agrégation des gouttes de pluie et des cristaux qui précipitent. Nous avons aussi noté qu'environ 30 $\%$ de la variance des hydrométéores était expliquée par leur couplage avec les variables de température et d'humidité ; le couplage le plus important étant celui avec l'humidité spécifique.

Il est actuellement impossible d'obtenir une matrice **B** du jour en faisant tourner l'ensemble d'assimilations AROME très coûteux en temps de calculs. Le travail de Montmerle (2012b) permet d'inclure une notion de régime de temps dans la matrice **B** de façon simple. Il faut tout de même garder en tête que la matrice **B** utilisée dans notre étude reste statique et ne dépend donc pas explicitement du profil nuageux analysé. L'utilisation d'une telle matrice est néanmoins une avancée notable qui devrait permettre une meilleure assimilation des radiances nuageuses mais aussi des données radars.

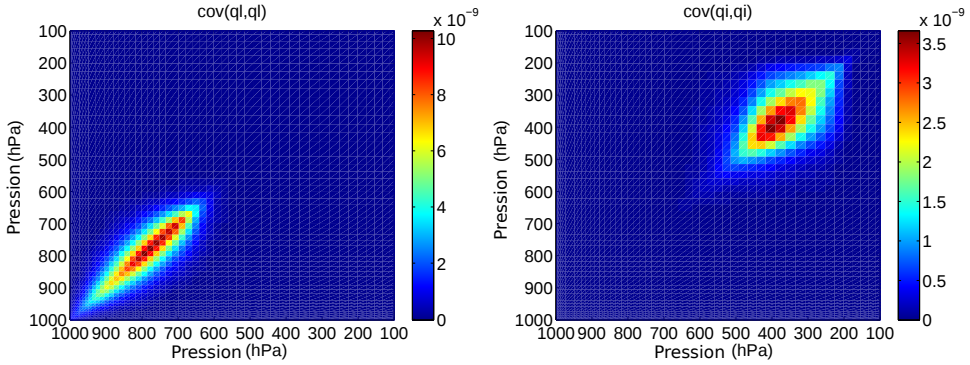
5.2.3 Assimilation 1D-Var

Dans cette étude, une assimilation variationnelle uni-dimensionnelle (1D-Var) a été utilisée. Le principe est le même que celui du 3D-Var AROME décrit dans la partie 4.1.4 mais le vecteur d'état $\mathbf{x}$ est limité à une colonne atmosphérique correspondant à un point de grille du modèle. Le vecteur d'observation $\mathbf{y}^o$ est limité à l'observation du sondeur IASI. Le code 1D-Var, version 3.3, fourni par le Met Office dans le cadre du SAF de prévision numérique du temps a été utilisé (Pavelin and Collard (2009)). Ce code a d'abord été interfacé à la version 10 de RTTOV puis les variables de microphysique nuageuse ont été ajoutées au vecteur d'état de l'analyse.

La minimisation de la fonction coût se fait de manière itérative en utilisant un algorithme de Levenberg-Marquardt :

$$\mathbf{x_{n+1}} = \mathbf{x_b} + (\mathbf{B^{-1}} + \mathbf{H^T R^{-1} H} + \gamma \mathbf{I})^{-1} (\mathbf{H^T R^{-1}} (\mathbf{H}(\mathbf{x_n}) - \mathbf{y}^o) + \mathbf{H}(\mathbf{x_n} - \mathbf{x_b})) + \gamma(\mathbf{x_n} - \mathbf{x_b})) \tag{5.5}$$

avec $\mathbf{x_n}$ l'estimation à l'itération n de l'état le plus probable de l'atmosphère. Le facteur γ dépend de la non-linéarité du problème. Cet algorithme de minimisation mélange à la fois la méthode de Gauss-Newton et celle de la descente en gradient. Elle a pour avantages d'être plus robuste et de permettre de converger vers le minimum global de la fonction coût même si l'ébauche est assez loin de la solution. Le facteur γ est modifié à chaque itération. Si la fonction coût augmente au lieu de diminuer, le facteur γ est multiplié par un facteur 10.



(a) covqlql (b) covqiqi

(c) covqlq (d) covqiq

FIG. 5.7 – Matrice **B** des covariances d'erreur d'ébauche utilisées dans l'article : autocovariances d'eau liquide (a), autocovariances de glace (b), covariances croisées entre l'eau liquide (axe des ordonnées) et l'humidité (axe des abscisses) (c) et covariances croisées entre la glace (axe des ordonnées) et l'humidité (axe des abscisses) (d). Unité : $(\text{kg.kg}^{-1})^2$.

Le vecteur de contrôle du 1D-Var est composé des quatre variables suivantes : température, humidité, eau liquide et glace. Chaque variable est analysée sur les 60 niveaux du modèle AROME. L'humidité et les variables d'hydrométéores sont analysées en kg.kg^{-1} pour être en accord avec les unités de la matrice **B**.

La minimisation du 1D-Var s'effectue donc par double boucle d'itérations avec un maximum de 10 itérations pour modifier le facteur γ et de 10 itérations pour obtenir les critères de convergence suivants :

$$abs(\frac{\mathrm{Jcost} - \mathrm{Jold}}{\mathrm{Jcost}}) < 9.9 \times 10^{-3} \tag{5.6}$$

avec Jcost la nouvelle fonction coût calculée avec le nouveau profil et Jold la fonction coût calculée à l'itération précédente.

$$\frac{\gamma}{\gamma_{old}} < 1.01 \tag{5.7}$$

où γ est le nouveau facteur γ de la minimisation de Levenberg-Marquardt et γ_{old} le facteur γ à l'itération précédente.

$$\nabla \mathrm{Jcost} < \mathrm{Jcost}^2 \tag{5.8}$$

avec $\nabla \mathrm{Jcost}$ le gradient de la fonction coût.

Ce système d'assimilation est simplifié par rapport au système 3D-Var du modèle AROME. Par exemple, il n'y a pas de pré-conditionnement du problème en normalisant l'incrément δx par $\mathbf{B}^{\frac{1}{2}}$.

Pour commencer notre étude, seulement 77 canaux parmi les 8461 canaux de IASI ont été assimilés. Ces 77 canaux correspondaient aux canaux assimilés opérationnellement au début de nos travaux (2010) et comportent 64 canaux dans la bande d'absorption du CO_2, 4 dans la fenêtre atmosphérique et 9 dans la bande d'absorption de la vapeur d'eau (voir figure 5.8). En 2013, le nombre de canaux assimilés passera à 118.

5.3 Résumé de l'article

Le but de cet article était de réaliser une première étude de faisabilité sur l'utilisation des variables de microphysique nuageuse pour simuler et assimiler les observations IASI nuageuses. Il s'agissait donc dans un premier temps de réaliser une sélection de scènes nuageuses homogènes permettant d'obtenir de bonnes performances du modèle de transfert radiatif RTTOV-CLD. Nous avons tout d'abord conservé les observations IASI dont 100 $\%$ des pixels AVHRR sont nuageux (correspondant à 32$\%$ du nombre total d'observations). Le cluster AVHRR a ensuite été utilisé pour développer un critère de sélection basé sur l'homogénéité inter-classe et intra-classe de l'observation IASI ainsi que sur l'homogénéité des simulations réalisées à partir des points de grille AROME. Le nombre d'observations homogènes à la fois dans l'espace du modèle et dans l'espace des observations correspond à 11$\%$ du nombre total d'observations (claires et nuageuses) et 35$\%$ des observations complètement nuageuses.

Avant la sélection des scènes nuageuses homogènes, le biais des innovations observation moins ébauche (O-B) atteint environ -7 K et l'écart-type 20 K. La loi de distribution (pdf) des

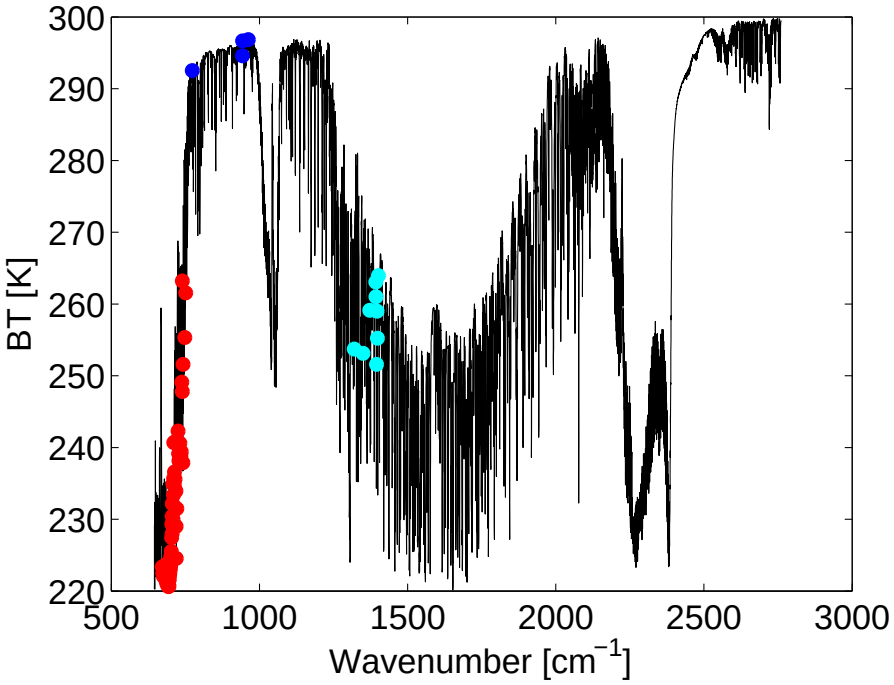


FIG. 5.8 – Nombre d'onde des 77 canaux assimilés dans notre expérience en cm^{-1}. Les 64 canaux CO_2 sont représentés en rouge, les 4 canaux de la fenêtre atmosphérique en bleu et les 9 canaux vapeur d'eau en cyan.

innovations est, quant à elle, assez loin de la distribution gaussienne de même moyenne et de même écart-type. Cette distribution est, de plus, particulièrement large pour les canaux de la fenêtre atmosphérique fortement affectés par le nuage. L'utilisation du critère d'homogénéité permet de réduire le biais et l'écart-type des innovations de 1 K et de 4 K respectivement pour les canaux de la fenêtre atmosphérique. Malgré une amélioration des statistiques, le biais est encore trop fort avant toute assimilation (-6 K pour les canaux de la fenêtre atmosphérique).

De manière à obtenir des statistiques sur les O-B acceptables avant la phase d'assimilation, une contrainte sur la nébulosité dans le modèle AROME a dû être ajoutée au critère d'homogénéité. En effet, le biais négatif observé indique que, dans de nombreux cas, l'observation est nuageuse mais le modèle est clair. D'autre part, il est important d'éviter les cas où les observations nuageuses sont associées à un modèle clair car ils ne respectent pas l'hypothèse de distribution gaussienne pour les erreurs d'ébauche (Michel et al. (2011), Auligné et al. (2011), Lawson and Hansen (2005)). Le critère d'homogénéité ne permet pas d'exclure les scènes claires dans le modèle de PNT. Cependant, le pourcentage de pixels AVHRR nuageux dans la trace au sol de IASI a été fixé à 100 $\%$ imposant la nébulosité de l'observation. La température de brillance moyenne du cluster AVHRR a donc été comparée à la température de brillance moyenne calculée à partir des simulations AVHRR issues de chaque point de grille AROME dans la trace au sol de IASI. En imposant un maximum de 7 K entre ces deux températures de brillance, nous avons réussi à conserver des scènes homogènes mais aussi complètement couvertes de nuages à la fois dans l'espace du modèle et dans l'espace des observations. Le nombre d'observations conservées atteint alors 13$\%$

des observations IASI complètement nuageuses. Les statistiques sur les innovations ont été nettement améliorées. Le biais final est proche de zéro et l'écart-type a été réduit de plus de 15 K pour atteindre des valeurs proches de 5 K. Cette forte amélioration des innovations montre qu'une procédure de sélection des scènes nuageuses à la fois dans l'observation et dans le modèle est une étape importante avant l'assimilation. Une procédure de sélection reposant sur la fraction nuageuse totale est proposée par Stengel et al. (2010) dans ce sens.

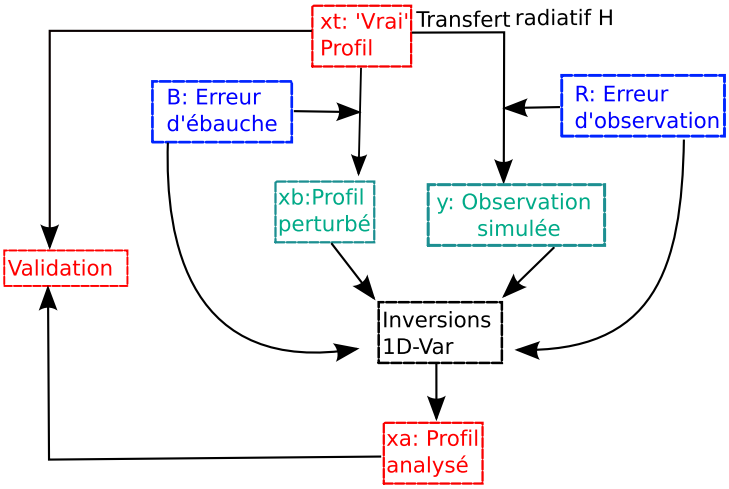


FIG. 5.9 – Schéma représentant la validation des inversions par le 1D-Var avec des observations IASI simulées.

Une fois que les conditions sur les erreurs d'observation sont respectées (non biaisées et distribution gaussienne des erreurs), le système d'assimilation 1D-Var a été utilisé pour inclure le contenu en eau liquide (ql) et le contenu en glace (qi) dans le vecteur de contrôle du système d'assimilation. Pour optimiser les inversions nuageuses, la matrice **B** décrite précédemment a été utilisée. Ce travail a été réalisé en deux temps. Tout d'abord, des inversions ont été effectuées sur des observations IASI réelles. Cela a permis de montrer la cohérence physique entre l'incrément d'analyse fourni par le 1D-Var et les innovations. En effet, dans le cas où les innovations sont négatives (observation plus nuageuse que le modèle), le 1D-Var est capable d'augmenter la quantité de nuages du modèle dans les zones de l'atmosphère les plus sensibles aux variables nuageuses.

Les inversions 1D-Var ont ensuite été évaluées avec des observations IASI simulées. En effet, l'absence de données in situ ne permet pas la validation des inversions sur des cas réels mais le recours à des observations simulées permet une première validation dans un cadre idéalisé. Dans ce cadre, l'ébauche fournie au 1D-Var est artificiellement créée à partir d'un profil AROME qui servira de référence pour l'état 'vrai' de l'atmosphère (voir figure 5.9) :

$$\mathbf{x}_b = \mathbf{x}_t + \boldsymbol{\epsilon_b}\mathbf{B}^{\frac{1}{2}} \tag{5.9}$$

$\mathbf{x}_b$ est donc l'ébauche perturbée qui sera fournie au 1D-Var, $\mathbf{x}_t$ est considéré comme le profil « vrai » de l'atmosphère, et $\boldsymbol{\epsilon_b}$ est un vecteur de nombres aléatoires qui suivent une distribution gaussienne de moyenne zéro et d'écart-type 1.

L'observation IASI est alors simulée à partir du profil « vrai » $\mathbf{x}_t$ avant d'être perturbée :

$$\mathbf{y}^o = H(\mathbf{x}_t) + \boldsymbol{\epsilon_o}\mathbf{R}^{\frac{1}{2}} \tag{5.10}$$

avec $\mathbf{y}^o$ l'observation perturbée, $H(\mathbf{x}_t)$ l'observation simulée à partir du profil « vrai » et $\boldsymbol{\epsilon_o}$ un vecteur de nombres aléatoires qui suivent une distribution gaussienne de moyenne zéro et d'écart-type 1. La matrice **R** des erreurs d'observation a été construite à partir du bruit instrumental fourni par le CNES (voir figure 1.7 page 19). Ce bruit fourni à 280 K a été converti à la température de la scène pour chaque profil. Une erreur constante de 0.2 K pour les nuages d'eau liquide et de 0.5 K pour les nuages de glace a ensuite été ajoutée pour prendre en compte l'erreur due au transfert radiatif. Cette matrice **R** a ensuite été réutilisée dans le 1D-Var.

Un jeu de 588 observations de nuages hauts opaques et de 240 observations de nuages bas opaques a été testé. Peu d'observations sont donc utilisées dans notre expérience (environ 4% du nombre total d'observations complètement nuageuses) car des contraintes supplémentaires ont été ajoutées afin de vérifier qu'à la fois le modèle et l'observation observent la même scène nuageuse. Ainsi, pour les nuages opaques hauts, les fractions nuageuses effectives issues de l'observation et de la simulation AROME doivent toutes deux être supérieures à 0.9. Cette condition est satisfaite majoritairement pour des nuages hauts, avec une pression de sommet de nuage entre 100 et 300 hPa environ. Pour les nuages bas, les pressions de sommet du nuage doivent être supérieures à 650 hPa (à la fois dans l'observation et le modèle) et la température de brillance moyenne de l'imageur AVHRR doit être supérieure à 260 K. Ces observations ont été sélectionnées à partir de la procédure présentée précédemment sur un mois de prévision du modèle AROME WMed (du 7 octobre au 7 novembre 2010). L'écart-quadratique-moyen (EQM) entre l'ébauche perturbée et le profil « vrai » a été comparé à l'écart-quadratique-moyen entre l'analyse et le profil « vrai ». Il a été montré que les analyses sont, en moyenne, plus proches du profil « vrai » que les ébauches pour les quatre variables analysées : température, humidité, eau liquide et glace. L'information est limitée au sommet du nuage pour les nuages opaques hauts alors qu'elle provient de toute la colonne atmosphérique dans le cas des nuages bas opaques.

Enfin, l'étude de l'article se termine par une discussion sur la linéarité de l'opérateur d'observation. En effet, les bons résultats obtenus sur les observations IASI simulées sont très encourageants mais limités par le cadre idéalisé de l'étude. L'opérateur d'observation utilisé dans notre étude est connu pour être non-linéaire en conditions nuageuses. Nous avons donc évalué si l'hypothèse du tangent-linéaire utilisée dans le 1D-Var est suffisamment respectée. Pour cela, les corrélations entre l'incrément du tangent-linéaire $\mathbf{H}(\delta\mathbf{x})$ et l'incrément non-linéaire ($H(\mathbf{x}^b + \delta\mathbf{x}) - H(\mathbf{x}^b)$) ont été calculées avec nos observations de nuages bas et de nuages hauts opaques. Pour ce calcul de corrélations, l'incrément $\delta\mathbf{x}$ calculé à la première itération de la minimisation a été utilisé. Nous avons comparé les résultats obtenus quand l'incrément $\delta\mathbf{x}$ est calculé à partir des observations IASI réelles ou des observations IASI simulées. Pour les nuages hauts opaques, les corrélations sont similaires, qu'elles soient calculées avec des observations réelles ou simulées, et varient de 0.76 pour les canaux de la fenêtre atmosphérique à 0.85 pour les canaux vapeur d'eau et CO_2. Pour les nuages bas, les différences entre observations réelles et simulées sont plus fortes indiquant que notre cadre idéalisé présente des non-linéarités plus faibles que dans les cas réels. Ces non-linéarités peuvent être réduites en restreignant notre sélection. Les corrélations sont toutes supérieures

à 0.85 pour les observations simulées mais peuvent descendre en dessous de 0.7 pour les cas réels sur les canaux sensibles à la surface.

Cette étude a donc montré des résultats très encourageants pour l'inclusion des variables microphysiques (eau liquide et glace) dans les variables de contrôle de l'assimilation. Le biais des innovations est proche de 0 K et leur distribution suit une loi gaussienne après un choix méthodique des observations IASI. Cette sélection d'observations IASI homogènes restreint le nombre total d'observations assimilables (13% des données totalement nuageuses) mais permet de respecter au mieux l'hypothèse de linéarité autour de l'ébauche. Les analyses produites par le 1D-Var permettent une amélioration de l'ébauche pour les quatre variables analysées (température, humidité, eau liquide et glace) dans le cadre d'observations simulées. Elles se sont aussi avérées cohérentes avec les innovations dans le cadre d'observations réelles.

5.4 Article : Towards the use of microphysical variables for the assimilation of cloud-affected infrared radiances

Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society *Q. J. R. Meteorol. Soc.* **00: 1–15 (2012)**

Towards the use of microphysical variables for the assimilation of cloud-affected infrared radiances.

P. Martinet[a] *, N. Fourrié[a], V. Guidard[a], F. Rabier[a], T. Montmerle[a] and P. Brunel[b]
[a] *Météo-France & CNRS/CNRM-GAME*
[b] *Météo-France, Centre de Météorologie Spatiale*
*Correspondence to: P. Martinet, Météo-France, CNRM/GMAP, 42 Avenue Coriolis, 31057 Toulouse, Cedex, France.
email: pauline.martinet@meteo.fr

This article focuses on the simulation and the assimilation of satellite infrared observations in convective scale numerical weather prediction (NWP) systems. A radiative transfer model that includes profiles for liquid water content, ice water content and cloud fraction was used to simulate cloud-affected radiances as background equivalents. This approach avoids the use of cloud parameters (cloud top pressure and effective cloud fraction) deduced from a CO_2 slicing algorithm and the modelling of clouds by single layer clouds. The advanced radiative transfer model was evaluated using infrared observations measured by the Infrared Atmospheric Sounding Interferometer (IASI). The observation-screening procedure that was developed to improve the selection of usable cloudy scenes led to a good agreement between observations and background equivalents. For that purpose, a radiance analysis of co-located AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer) pixels inside each IASI field of view was used. The goal of this preliminary work is to assess the feasibility of adding the cloud variables (liquid and ice water contents) to the state vector of the assimilation system. The approach is illustrated with one-dimensional variational (1D-Var) retrievals. The physical consistency of the 1D-Var adjustments is verified on real observations. Then, observing system simulation experiments (OSSE) are used to validate the 1D-Var retrievals.
Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

Key Words: convective scale NWP model, IASI, clouds, 1D-Var, RTTOV.

Received 21 November 2011; Revised 18 June 2012; Accepted 31 August 2012; Published online in Wiley Online Library

Citation: ...

1. Introduction

Nowadays, satellite observations are an important source of data assimilated in numerical weather prediction (NWP) models. They contribute positively towards NWP analysis and the accuracy of forecasts (Kelly and Thépaut (2007)). The Infrared Atmospheric Sounding Interferometer (IASI) on-board the MetOp satellite belongs to a new generation of advanced infrared sounders (Chalon et al. (2001)) and follows the launch of the Atmospheric InfraRed Sounder (AIRS) on-board the Aqua satellite in 2002. AIRS with 2378 channels and IASI with 8461 channels provide information about atmospheric temperature and humidity with a far better spectral resolution compared to previous instruments such as the High Resolution InfraRed Sounder (HIRS). All the NWP centres intend to increase the number of assimilated satellite observations which are limited, most of the time, to clear-sky locations. For instance, only 3 % of the screened radiances are used in the operational data assimilation at the European Centre for Medium-Range Weather Forecast (ECMWF) according to Kelly and Thépaut (2007). This under-exploitation of satellite data mainly caused by the thinning is also explained by the rejection of cloud-affected radiances

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

during the assimilation process because of large innovations (observation minus background) due to cloud mislocation or deficiencies in the modelling of clouds, either in radiative transfer (RT) models or NWP models. The all sky assimilation of radiances from microwave sounders developed by Bauer et al (2010) improved the agreement with the observations thanks to the analysed cloud and precipitation fields. The high correlation between cloud cover and meteorologically sensitive areas underlines the need to use infrared observations in presence of clouds (McNally (2002), Fourrié and Rabier (2004)).

Nevertheless, an incorrect modelling of clouds leads to increased errors in the RT calculations especially in the infrared (IR) spectral range which is very sensitive to cloud microphysical properties. Different techniques have been developed in the frame of global models to overcome this problem. The first one was to reject all the observations classified as cloudy using sophisticated screening procedures (English et al. (1999)). This led to a poor yield in terms of exploited soundings. Instead of identifying clear-sky locations, McNally and Watts (2003) developed a method to detect clear channels from high-resolution IR spectra to assimilate channels unaffected by clouds even in a cloud-affected sounding.

Pavelin et al. (2008) showed that it is possible to assimilate cloud-affected infrared radiances when retrieved cloud parameters are used as set constraints. The cloud-top pressure (CTOP) and the effective cloud fraction (Ne) are first retrieved by a one-dimensional variational data assimilation system (1D-Var) and then transferred to the four-dimensional variational data assimilation (4D-Var) for the assimilation of cloud-affected radiances. This method has shown to improve significantly the analysis profiles over the first guess and is used operationally at the Met Office to assimilate AIRS and IASI cloud-affected radiances. Recently, McNally (2009) has used the two cloud parameters (CTOP and Ne) to directly assimilate cloud-affected IR radiances. Two channels are used to determine the cloud parameters which are then introduced into the analysis control vector of the 4D-Var system of the global NWP model of the ECMWF. The cloud parameters are used only to constrain the minimisation but are not included in the model fields used for the forecasts.

Pangaud et al. (2009) and Guidard et al. (2010) modified the 4D-Var system of the operational NWP global model ARPEGE of Météo France to assimilate AIRS and IASI cloud-affected radiances. Channels affected by clouds whose CTOP ranges from 600 to 950 hPa are assimilated in addition to clear ones.

In this study, we propose new developments for the assimilation of cloud-affected radiances taking advantage of the high resolution of convective scale NWP models. Their kilometre-size grid mesh, non-hydrostatic equations and microphysics parameterizations enable a better modelling of cloud variables such as liquid water content (q_l), ice water content (q_i) and cloud fraction. The main purpose of this paper is to assess the feasibility of adding cloud profiles (q_l, q_i) in the control vector of a 1D-Var assimilation system preparing for the direct assimilation of such profiles in the three-dimensional variational data assimilation (3D-Var) system of the French operational AROME model. This article begins with an overview of the AROME system, IASI measurements and the observation operator (section 2). To prepare the 1D-Var, an observation-screening procedure permitting an improved selection of homogeneously covered scenes from IASI observations was developed (section 3). The feasibility of using cloudy fields from mesoscale NWP models to simulate cloudy radiances was investigated. To that end, the fast RT model RTTOV has been used to improve the simulation of multi layer clouds. Section 4 evaluates the simulated cloud-affected radiances and their departures from observations. Finally, some 1D-Var experiments, using cloud-affected IASI radiances are presented and discussed in section 5.

2. Experimental framework

2.1. The AROME model and its 3D-Var system

AROME (Application of Research to Operations at MEsoscale) is a limited area model with a 2.5 km grid covering Western Europe. It is hourly coupled with the ARPEGE (Action de Recherche Petite Echelle Grande Echelle) forecast on its lateral boundaries. The 60 unequally spaced vertical levels cover the troposphere and, more loosely, the stratosphere up to 1 hPa. AROME is based on the ALADIN (Aire Limitée, Adaptation Dynamique, Développement International) nonhydrostatic equations (Bubnová et al. (1995)). AROME improves the description of the hydrological cycle using prognostic equations for six water species (water vapour, cloud water, rain water, cloud ice crystals, snow and graupel). These equations as well as the physical parameterizations are shared with the nonhydrostatic Meso-NH model (Lafore et al. (1998)).

AROME has its own three dimensional variational data assimilation system based on that of ALADIN-FRANCE (Fischer et al. (2005)). As a result, it uses the incremental approach widely used in NWP assimilation systems originally introduced in the ARPEGE IFS (Integrated Forecast System) global data assimilation system (Courtier et al. (1994)). However, the increments are computed with the same full resolution as the model. As described in Brousseau et al. (2010), the AROME background error covariances are calibrated using a multivariate formulation (Berre (2000)) and a method based on an ensemble of perturbed assimilations whose formalism can be found in Berre et al. (2006).

In the operational AROME 3D-Var, observations collected within a $\pm$ 1 h 30 min assimilation window are used to perform the analysis from which a 3-hour forecast will serve as a first guess for the next cycle. The control vector is composed of vorticity, divergence, temperature, specific humidity and surface pressure. Other model fields are cycled from the previous AROME guess. All conventional observations are assimilated together with wind profilers, winds from space-borne measurements (Atmospheric Motion Vectors and scatterometers), Doppler winds (Montmerle and Faccani (2009)) and reflectivity (Caumont et al. (2010)) from ground-based radars, satellite radiances as well as ground-based GPS measurements. AIRS is assimilated over sea in clear and cloudy conditions with a thinning of 125 km. IASI is currently assimilated only in clear-sky locations over sea and land with a thinning of 80 km. Even if this configuration is suboptimal, it was found to give the best results in the current assimilation system. In the future, the use of a correlated observation error covariance matrix in order to reduce the thinning will be investigated.

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

2.2. IASI measurements

IASI was launched in 2006 on board the first European meteorological polar-orbiting satellite, *MetOp-A*. The second and third instruments will be mounted on the *MetOp-B* and *C* satellites with launches expected in 2012 and 2016. IASI has been designed for operational meteorological soundings with a very high level of accuracy (specifications on temperature accuracy: 1 K for 1 km and 10 % for humidity, Chalon et al. (2001)).
IASI is a passive IR remote sensing instrument using an accurately calibrated Fourier Transform Spectrometer to cover the spectral range from the edge of the thermal infrared at 3.62 μm (2760 cm^{-1}) up to 15.5 μm (645 cm^{-1}) with 8461 channels. Its spectral resolution is 0.25 cm^{-1}. IASI spectrum can be divided into three major bands:

- (1) from 645 cm^{-1} to 1210 cm^{-1}: CO_2 and window channels mainly sensitive to temperature called Long Wave (LW) channels;
- (2) from 1210 cm^{-1} to 2040 cm^{-1}: channels mainly sensitive to humidity called water vapour (WV) channels;
- (3) from 2040 cm^{-1} to 2700 cm^{-1} named Short Wave (SW) channels.

A subset of IASI channels was selected for this study. Within the standard set of 314 IASI channels (Collard (2007)) defined for NWP applications, we eliminated sun sensitive SW channels retaining only 280 channels.
IASI scans the atmosphere along a plane which is perpendicular to the satellite orbit track. The horizontal resolution of IASI measurements varies with the scan angle. The minimum (at nadir) and maximum (at swath edge) sizes of the satellite spot range from 12 km to 40 km along the major axis of the ellipsoidal spot.
IASI measures the radiance emitted by the surface and each layer of the atmosphere attenuated by the absorption of some atmospheric constituents. The measured radiance in clear sky conditions is expressed by the following RT equation:

$$L_\lambda = \epsilon_\lambda^{p_s} B_\lambda(T_{p_s})\tau_\lambda(p_s) - \int_0^{p_s} B_\lambda(T(p))\frac{d\tau_\lambda(p)}{dp}dp \quad (1)$$

where λ is the wavelength of the considered radiation, $\epsilon_\lambda^{p_s}$ is the surface emissivity, B_λ the black body radiance, $\tau_\lambda(p_s)$ the transmittance from the surface to the satellite, $\frac{d\tau_\lambda(p)}{dp}$ is the so-called weighting-function representing the relative contribution of each level to the total radiance measured by the satellite. In cloudy conditions, new terms must be added: the cloud contribution to the emitted radiance, the cloud scattering and reflection.

2.3. Observation Operator

In order to convert atmospheric profiles from the NWP model into simulated radiances, the fast radiative transfer model RTTOV is used. The RTTOV 10.1 (Hocking et al. (2010)) version used in this study contains an advanced interface to include q_l, q_i and cloud fraction profiles called RTTOVCLD hereafter. Currently, the assimilation of radiances in cloudy conditions is achieved with a CO_2 slicing method (Menzel et al. (1983)) to retrieve cloud top pressure and effective cloud fraction from the observations. This method has shown its limitations to detect low or thin high clouds and uses a simplified modelling of clouds that assumes only single layer clouds with an emissivity equal to one. The advanced interface RTTOVCLD enables a better modelling of clouds with the possibility of multi-layer clouds and two cloud types per layer. A preliminary version has already been used by Chevallier et al. (2004) and accounts for cloud scattering. Absorption is computed in each of the 101 fixed vertical levels from the interpolated cloudy profiles using fast transmittance coefficients calculated by the line-by-line transmittance model LBLRTM.
In addition to this RT model, the observation operator includes means to shift from the observation space to the model space. In the operational AROME data assimilation system, the model profile used to simulate the observation is estimated at the centre of the satellite observation spot by interpolating the four closest model columns surrounding this point.

3. Selection of homogeneously covered scenes

The assimilation of cloudy radiances in convective scale models is an innovative challenge. Focusing on homogeneously covered scenes avoids many complications associated with the forward modelling and analysis of fractional clouds. This selection was used by McNally (2009) and extended to opaque scenes, which are supposed to be better characterized and assimilated. The agreement between observations and simulations from the background is also improved with this selection. This condition is necessary to respect the linearity in the vicinity of the background required by variational assimilation methods. The selection of cases seen as homogeneous by both IASI and AROME also avoids deficiencies in the analysis and non-Gaussian distribution for background errors caused by a mislocation of clouds (Auligné et al (2010)). In this section, we propose a method to analyze the homogeneity of the scene in both observation space and model space.

3.1. The AVHRR cluster

The Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) on MetOp is helpful to define the scene type (partially cloudy or overcast). The AVHRR cluster provided by EUMETSAT in the IASI level1c files (Cayla (2001), EPS Programme (2010)) proved to be a valuable tool. This product is based on a radiance analysis of co-located AVHRR pixels inside each IASI FOV. AVHRR measures the radiance emitted by the Earth in six spectral bands: two in the visible and four in the IR. All AVHRR pixels are aggregated in classes characterized by homogeneous properties in the radiance space using a K-means clustering. For each AVHRR class and each channel, the cluster product provides the mean radiance (GCcsRadAnalMean, denomination in EUMETSAT manual), the standard deviation (GCcsRadAnalStd) and the coverage of the class (IDefCcsRadAnalWgt) within the IASI pixel. As the aggregation was performed with all the available AVHRR channels, the algorithm can produce several classes even with relatively small standard deviations for the IR channel. As a result, a FOV with several classes with each one a small standard deviation and a mean radiance close to

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

that of the other classes can be more homogeneous than a FOV with a single class. This is the reason why the number of AVHRR classes inside each IASI pixel was not used as the homogeneity criterion. Alternatively, these characteristics were used to compute global statistics of the AVHRR cluster aggregating the information provided by all the classes within the IASI FOV. We focussed on one of the IR channels (11.5 μm) to get closer to the scene observed by IASI. We calculated a weighted average considering each mean radiance and standard deviation for the 11.5 μm band (weight depending on the coverage of the class within the IASI pixel). One part of the homogeneity criterion is based on the relative standard deviation calculated from these global statistics and represents the intraclass homogeneity of the AVHRR cluster. This first criterion assures that each AVHRR class is homogeneous but not that all the classes observe the same cloudy scenes. To evaluate the interclass homogeneity, the standard deviation of the mean radiances of all the classes has been calculated.
The AVHRR cluster gives information about the scene observed by IASI but none about AROME. To keep scenes for which both the observation and the simulated radiance are homogeneous, the model homogeneity has been evaluated by a comparable method. Similar statistics as the ones used from the AVHRR cluster are reproduced. We used each AROME grid point within the IASI spot to simulate the radiances measured in the 11.5 μm band by the AVHRR imager with the use of the radiative transfer model RTTOVCLD. The standard deviation between each simulated radiance is the equivalent in the model space of the interclass homogeneity and can be used to evaluate the model homogeneity.

3.2. Observation Selection

The relative standard deviation from the AVHRR cluster is correlated with the homogeneity of the scene. Our study is performed over a period of 30 days (7 October 2010 - 7 November 2010) on a domain centred on the Mediterranean Sea (-0.5°W to 17°E, 36°N to 44.5°N). During this period, 82 % of the radiances observed by IASI were at least partially cloudy. A scatter plot comparing the values of effective cloud fraction (on the abscissa) and cluster relative standard deviations is given in figure 1. The top left panel represents the interclass homogeneity of the observed cluster, while the top right panel represents the equivalent of this criterion in the model space. The bottom panel shows the intraclass homogeneity of the observed cluster. The values of effective cloud fraction were computed by a CO_2 slicing algorithm on an IASI spectrum for the observed cluster and an AROME simulation for the simulated cluster. These plots give a calibration of what a low standard deviation is (homogeneous scene) and what a high value is (heterogeneous scene) in order to set a threshold. The arched curve can be easily explained by the fact that the more fractionated the scene ($0.1<Ne<0.9$), the more heterogeneity there is between the observed AVHRR classes. The arc is more pronounced for the simulated cluster (fig.1 top right panel) compared to the observed cluster (fig.1 top left panel).
The thresholds used for the definition of homogeneous scenes must lead to a sufficient size of the selected dataset and avoid the selection of fractional clouds. We decided to select an observation if it fulfils three criteria:

- Intra-class homogeneity of the observed cluster < 4 % (weighted average of the standard deviations of each class);
- Inter-class homogeneity of the observed cluster < 8 % (standard deviation of the mean radiances of each class);
- Inter-class homogeneity of the simulated cluster < 8 % (standard deviation of AVHRR simulations from each AROME grid point in the FOV.).

When considering these three conditions in the model space and the observation space, we keep 38 % of the overcast observations and 62 % of the overcast opaque scenes. If we use a more permissive threshold to have a bigger dataset, we can select broken clouds. This threshold seems to be a good compromise between the rejection of heterogeneous scenes and sufficient size of the selected dataset.
To evaluate the capability of AROME to reproduce the scene observed by IASI, a scatter plot comparing the CTOP retrieved either from IASI or AROME is given in figure 2 (a). Only cases for which the Ne deduced from AROME and IASI are larger than 0.1 were kept. Colours depend on the Ne retrieved from IASI with broken clouds depicted in blue and opaque clouds in red. Substantial discrepancies are observed especially for small effective cloud fractions. The restriction to high cloud fractions cannot resolve the discrepancies for medium clouds (400 hPa<CTOP<700 hPa) as AROME seems to underestimate this cloud type. A comparison with the CTOP retrieved from the imager SEVIRI on-board Meteosat Second Generation during the same period and over the same domain is shown in figure 3. This graph confirms the fact that AROME underestimates medium clouds (400 hPa<CTOP<600 hPa) but overestimates low clouds (700 hPa<CTOP<800 hPa) and very high clouds (CTOP<200 hPa). We also studied the distribution of the cloudy layers in the AROME profiles and noted a lack of medium clouds, which were covered most of the time by high clouds. However, in figure 2, a reasonable agreement between AROME and IASI is observed for opaque clouds ($Ne \geq 0.9$, in red on the graph), most of them being located for high CTOP (CTOP< 400 hPa). Optically thick clouds have greater IR sensitivity (i.e., larger differences between cloudy and clear radiances) for CTOP than transparent clouds. As for broken clouds ($0.1<Ne<0.9$), these cases are potentially the greatest problem in the context of data assimilation. They are scattered over the entire range of CTOP and it is difficult to locate a region of good agreement. This feature is somehow expected because fractional clouds are difficult to detect using IR radiances. Several studies (e.g Weisz et al. (2007)) have already shown the limitations of deriving CTOP from passive instruments in presence of non-contiguous clouds. In addition, these cloud types are also difficult to simulate with current RT models.
Figure 2 (b) shows the same comparison, considering only cases where both AROME and IASI observe an homogeneously covered scene. As expected, the correlation between AROME and IASI increases (0.52 to 0.59), higher correlations being displayed for high tropospheric homogeneous opaque clouds (0.79).

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

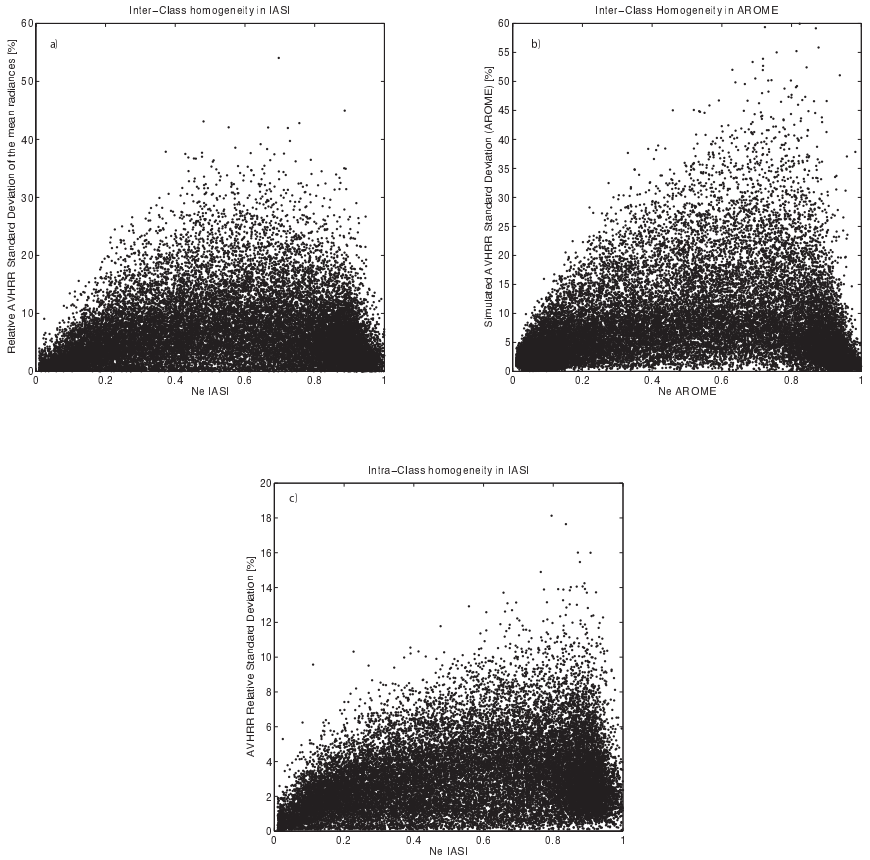


Figure 1. Scatter plot comparing the values of effective cloud fraction (on the abscissa) and the cluster relative standard deviation (on the ordinate) (a) for the inter-class homogeneity of the observed AVHRR cluster (b) for the cluster simulated with AROME, (c) for the intra-class homogeneity of the observed AVHRR cluster.

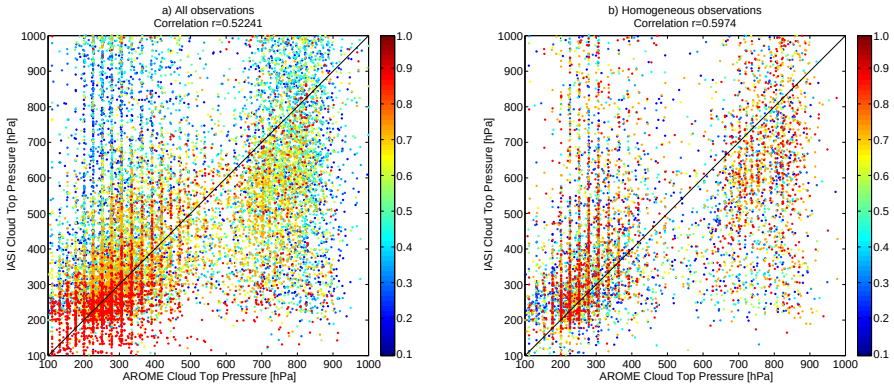


Figure 2. Scatter plot comparing the values of cloud top pressure retrieved from AROME (on the abscissa) and IASI (on the ordinate) (a) for all the observations (b) only for homogeneous scenes. The colour depends on the effective cloud fraction retrieved from IASI by a CO_2 slicing algorithm. Blue colours distinguish broken clouds from opaque clouds in red colours.

4. Evaluation of the observation operator

In this section, we monitor simulated and observed cloudy IASI radiances during our 30 day test period over the Mediterranean Sea as previously described. To be assured that the monitoring focused on overcast scenes, the percentage of cloudy AVHRR pixels within the IASI FOV (product GEUMAvhrr1BCldFrac, Péquignot and Lonjou (2009)) has been used in addition to the selection of homogeneous scenes, as described in the previous section. IASI observations with 100 % of cloudy AVHRR pixels were kept, reducing to 6781 the number of considered cases (39 % of the overcast observations).

In this screening procedure, we imposed the cloudiness of

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

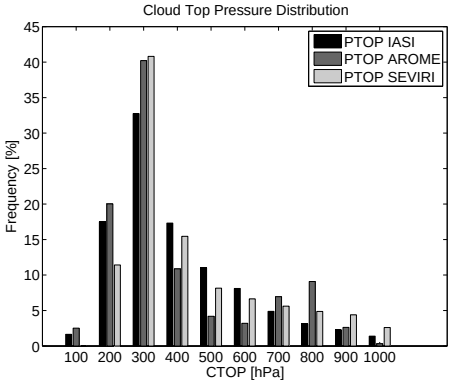


Figure 3. Cloud top pressure distributions retrieved from a CO_2 slicing algorithm applied on IASI, AROME or SEVIRI radiances.

the observation by the amount of cloudy AVHRR pixels within the IASI FOV but we did not take into account the cloudiness of AROME. To sidestep this problem and check that both the observation and the model observe the same cloudy scene, we stipulated that the difference between the mean AVHRR brightness temperatures from the observed and simulated clusters should be smaller than 7 K. Our new set of observations was reduced to 2407 cases (14 % of the overcast dataset).

It is interesting to investigate the probability density function (PDF) of the observation-operator error as it gives information on the observation-error covariance matrix **R**. For this study three channels spectrally located around 14 μm (700 cm^{-1}, CO_2 band, weighting function peaks around 250 hPa), 11 μm (942 cm^{-1}, window channel, weighting function peaks around 1000 hPa) and 7 μm (1400 cm^{-1}, water vapour channel, weighting function peaks around 500 hPa) were used. The PDF of the observation minus background (O-B) departures are shown in figure 4 where the top panels show overcast scenes, the middle panels homogeneous overcast scenes and the bottom panels homogeneous overcast scenes with a condition on the AROME cloudiness (constraint on the AVHRR brightness temperature difference). The departures are characterized by a near-symmetric distribution for all channels. The skewness of the distribution is relatively small for CO_2 and water vapour channels. The impact of clouds is obvious on the window channel with departures spreading from -70 K to 60 K when considering only overcast observations. We can note that, adding a constraint on the AROME cloudiness (bottom panels), narrower Gaussian distributions are observed for all channels with a significant improvement for the window channel. The departures for the window channel are significantly decreased spreading from -10 K to 10 K instead of -70 K to 60 K.

Standard deviations and biases of the O-B departures are shown in figure 5 for the different screenings: overcast scenes (left panel), homogeneous overcast scenes (middle panel) and homogeneous overcast scenes with a condition on the AROME cloudiness (right panel). As should be expected, the best model statistics are found in those channels least affected by clouds (CO2 and water vapour bands). Standard deviations are larger for window channels revealing a dependence on the vertical position of the sensitivity functions. Biases and standard deviations are large for overcast scenes (-7 K and 20 K respectively for window channels). The restriction to homogeneous scenes in both the model space and the observation space decreases the bias by 1 K and the standard deviation by 4 K in the window region. Thus, this criterion seems relevant to avoid the selection of broken clouds but it is not sufficient to have an acceptable level of bias prior to any assimilation. Avoiding the cloud mislocation between AROME and IASI significantly improves the bias ($\simeq$ -1 K for window channels). The standard deviation is also decreased by more than 10 K to values less than 5 K, which is a considerable improvement.

These results prove some capability of the observation operator to simulate overcast scenes. However, bias and standard deviations of the background brightness temperature compared with observations are large for channels highly sensitive to clouds. These channels are located in the window region and present large non-linearities in cloudy conditions. Without any bias correction, a screening only on the percentage of cloudy AVHRR pixels within the IASI FOV is not sufficient to assimilate these observations. The selection of homogeneous scenes with a constraint on the mean AVHRR brightness temperature enables us to decrease the bias to a value more acceptable for the assimilation. All these results support the idea that we should begin the assimilation by selecting observations of overcast clouds where an homogeneous FOV has been identified and where the NWP model is able to reproduce the observation homogeneity and cloudiness. Stengel et al. (2010) support the idea of an improved observation selection as an additional background check before any assimilation. Consequently, our subset of homogeneous overcast clouds will be used in a 1D-Var retrieval process in the next section.

5. A 1D-Var study

In this section, 1D-Var experiments are performed using the 1D-Var code (version 3.3) provided by the Met Office in the framework of the EUMETSAT NWP Satellite Application Facility (Pavelin and Collard (2009)). We interfaced this 1D-Var system with the version 10 of the RT model RTTOV and the cloud variables were added to the state vector. Chevallier et al. (2002) showed that information about liquid and ice-water contents can be extracted from infrared and microwave radiances by a 1D-Var approach. In this context, forecast errors for cloud variables that consider multivariate relationships involving forecast errors of temperature and specific humidity have been specifically computed for AROME. Cloud variables will be retrieved taking advantage of more accurate microphysical profiles provided by AROME.

5.1. 1D-Var framework

The 1D-Var analysis described here is based on linear optimal estimation but some non-linearities are taken into account with the update of the Jacobians at each iteration. The best approximation of the atmospheric state **x** is a combination of a vector of observations **y** and a background state $\mathbf{x}_b$ coming from a short-range forecast. The observations are linked to the atmospheric state by an observation operator H including interpolations from observation space to model space and a radiative

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

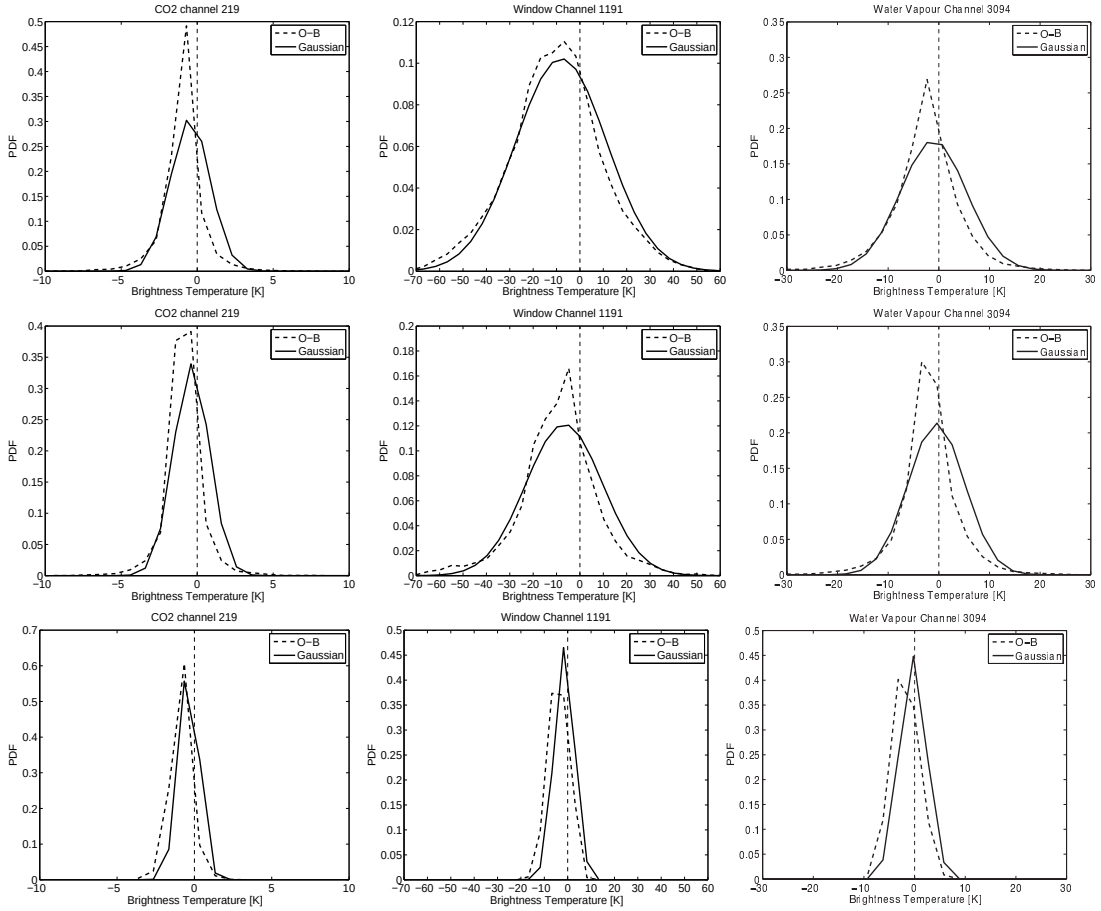


Figure 4. Relative frequency distribution of brightness temperature difference between observation and background (O-B) for all overcast scenes (top panels), homogeneously covered scenes (middle panels) and homogeneous scenes with a constraint on the AVHRR brightness temperature difference (bottom panels). The PDF are presented for three channels: (CO_2 channel (14 μm), window channel (11 μm), water vapour channel (7 μm)). The Gaussian distributions with the same error characteristics are also shown.

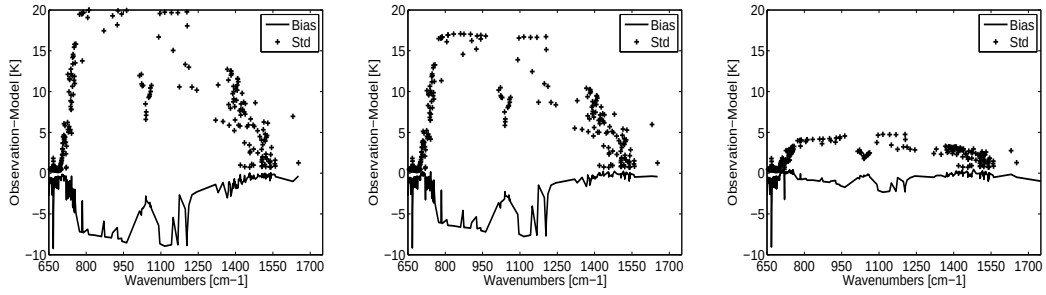


Figure 5. Bias and standard deviation (Std) of the differences between the model and the cloud-affected observed IASI brightness temperatures over a 30 day period from 7 October 2010 to 7 November 2010 on the Mediterranean Sea. Left panel: considering all overcast observations, middle panel: all homogeneous overcast scenes and right panel: only homogeneous overcast scenes with a constraint on the AVHRR brightness temperature difference.

transfer model. The best linear unbiased estimation of the atmospheric state is obtained by minimizing the cost function:

$$J(\mathbf{x}) = \frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{x}_b)^T\mathbf{B}^{-1}(\mathbf{x}-\mathbf{x}_b) + \frac{1}{2}(\mathbf{y}-\mathrm{H}(\mathbf{x}))^T\mathbf{R}^{-1}(\mathbf{y}-\mathrm{H}(\mathbf{x})) \quad (2)$$

where $\mathbf{R}$ is the measurement error covariance matrix, $\mathbf{B}$ is the background-error covariance matrix, ^{T} is the transpose

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

operator and $^{-1}$ the inverse operator. During the minimisation process, a Levenberg-Marquardt descent algorithm is applied.

To optimize the assimilation of cloudy observations, appropriate background error covariances that include couplings with the other model variables should be considered. For that purpose, background-error covariances have been diagnosed for cloudy areas with a method similar to the one described by Montmerle and Berre (2010) to diagnose forecast errors in precipitating areas. The background-error statistics were derived from an AROME ensemble assimilation that considers explicit observation perturbations and implicit background perturbations through the cycling, coupled with the operational ensemble assimilation at global scale AEARP (Desroziers et al. (2008)). They were calculated from a set of 18 convective cases observed during the months of July, August and September 2009. For separating cloudy and clear areas, a geographical cloud mask has been applied to the forecast differences $\epsilon_b{}^{kl} = \mathbf{x}_b{}^k - \mathbf{x}_b{}^l$ between members (k, l). For each member, only profiles whose vertically integrated cloud contents exceed 0.01 g.kg^{-1} have been taken into account to perform the statistics. A similar approach to that of Michel et al. (2011), which uses an extension of the multivariate formalism proposed by Berre (2000), has been chosen for the forecast errors of q_l and q_i, allowing couplings with errors of temperature and unbalanced specific humidity, the temperature being univariate.

The state vector variables used in this study are the temperature, the humidity, the cloud liquid-water content (q_l) and the cloud ice-water content (q_i). The skin temperature (Ts) was not included in the state variables for the following reasons: avoiding land surfaces, Ts is rather good over sea, in opaque cloudy conditions the observation gives much more information on the cloud top temperature than the skin temperature and finally no background error covariance was available for this variable. Figure 6 shows the total covariances for each control variable and the vertical cross-covariances of background errors between q_l, q_i and the specific humidity. These covariances correspond to the covariance values averaged over the various geographical masks that have been computed for each member of the ensemble of forecast differences. The structure of vertical covariances for temperature and humidity variables agrees well with the ones computed by Michel et al. (2011) through a 3 km resolution ensemble forecasts from the Weather Research and Forecasting model. The covariances of q_l and q_i clearly separate the vertical mixing within liquid clouds in the low troposphere and ice clouds in the upper troposphere. The cross-covariances between q_l, q_i and the specific humidity share roughly the same asymmetric structure but translated vertically for the ice-water content. Such structures mean that a positive hydrometeor increment (e.g. the analysed minus a priori values) at one vertical level will induce an increase in tropospheric moisture above but also at and mainly below this level. These features are a direct consequence of liquid cloud sedimentation and aggregation of q_l and q_i by precipitating liquid and solid hydrometeors. In order to quantify the intensity of such coupling between increments of these variables, figure 7 shows the vertical distribution of the variance ratios of q_l and q_i explained by the temperature and the specific humidity. They are given by the ratio of the variance of each balanced term divided by the variance of the full field. The total explained variance can reach 25 % for q_l and 33 % for q_i and it is mainly controlled by the unbalanced specific humidity for both hydrometeors with ratios of 17 % and 25 % respectively. These values are far from negligible and we expect the use of such cross-covariances between hydrometeors and other variables to contribute to the maintenance of the analysed cloudy structures in the forecast.

Table I. List of assimilated channel. Wavenumbers can be obtained using the formula: (channel number -1)/4+645

Description	Channel Numbers
Temperature	109, 116, 122, 128, 135, 141, 148, 154 159, 161, 167, 173, 179, 180, 185, 187 193, 199, 205, 207, 210, 212, 214, 217 219, 222, 224, 226, 230, 232, 236, 239 242, 243, 246, 249, 252, 254, 260, 262 265, 267, 269, 275, 280, 282, 294, 296 299, 306 , 323, 329, 335, 347, 354 , 360 366, 373, 379, 381, 386, 389, 414, 426
Window	515, 1191, 1194,1271
Water Vapour	2701,2819,2910,2991,2993,3002,3008 3014,3027

5.2. Application to real observations

As a first evaluation of the 1D-Var retrievals, we decided to focus on high opaque clouds (588 observations) and low clouds (240 observations). These cloudy scenes were selected according to the criteria described previously: homogeneous overcast observations with a constraint on the AVHRR brightness temperature to avoid the cloud mislocation between AROME and IASI. The sub-set of 77 channels used operationally at Météo France was chosen for use in the 1D-Var minimisation: 64 in the long-wave CO_2 band, 4 in the window region and 9 in the water vapour absorption band (see table I). This channel selection was derived using clear atmospheric profiles (Guidard et al. (2010)) and a revised channel selection may eventually be beneficial to optimize the retrieval process but this is beyond the scope of this article.

The convergence test is based on the value of the cost function, its normalised gradient and the gamma factor of the Levenberg-Marquardt minimisation. The convergence is expected in 10 iterations maximum.

The observation-error covariance matrix **R** used operationally at Météo France is assumed to be uncorrelated and the error standard deviations range from 0.50 K (for lower stratospheric and upper tropospheric temperature channels) to 0.9 K (for other temperature channels including surface channels), and 4 K for water-vapour channels. Even if it is well known that inter-channel correlations should be taken into account in cloudy conditions, we have decided to simplify these first retrievals using the operational diagonal **R** matrix. In the future, the potential benefit of using a correlated **R** matrix should be investigated.

No *in situ* data are available over the Mediterranean Sea to validate the retrievals. However, in a first step we can estimate if the retrievals look realistic and are physically consistent with the O-B departures. Indeed, if the brightness temperature difference between the observation and the simulation is negative, we expect the retrieval to add some cloud content to enhance the cloud radiative forcing. Figure 8 shows the observation minus background departures

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

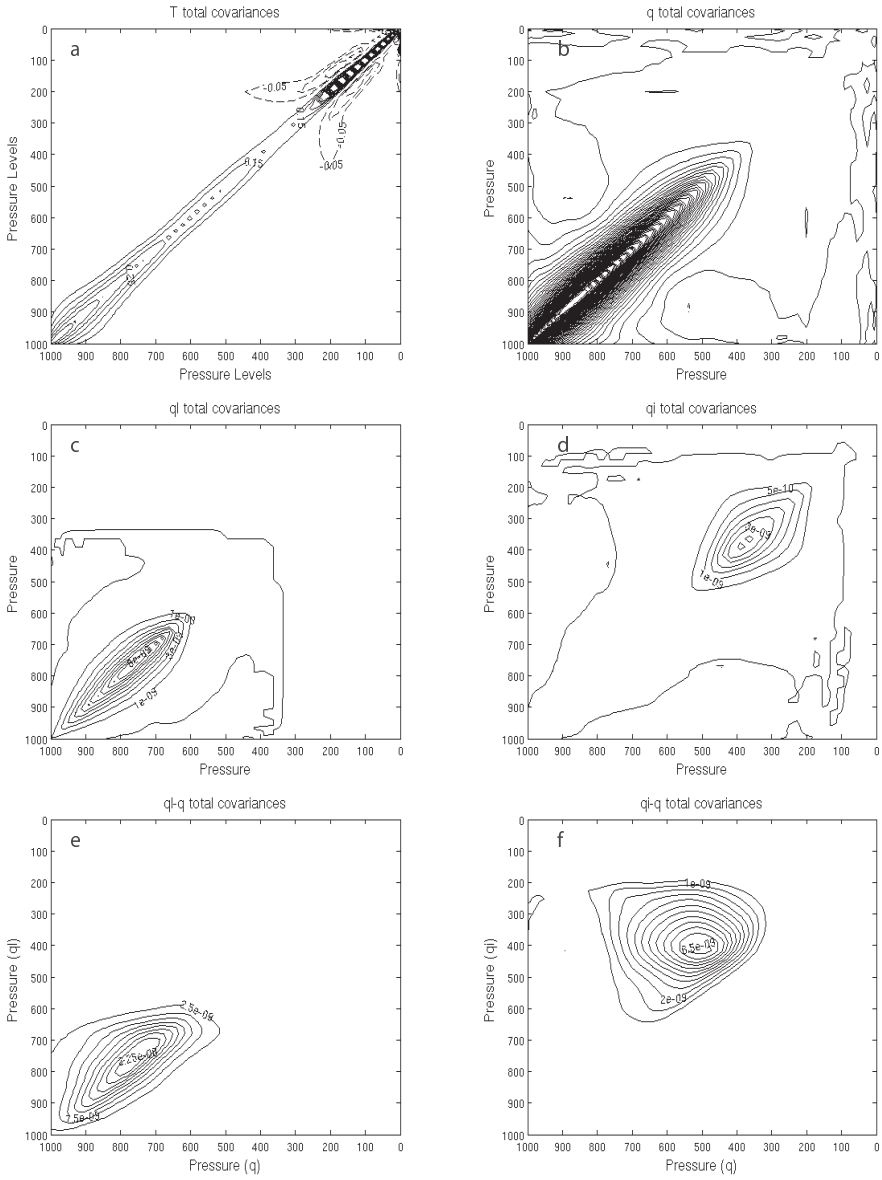


Figure 6. **B** matrix used in the 1D-Var algorithm. Average autocovariances for: (a) temperature, (b) humidity, (c) liquid-water content and (d) ice-water content. Contour interval is 0.05 K^2 for temperature (a), 10^{-8} (kg kg^{-1})^2 for humidity (b), 10^{-9} (kg kg^{-1})^2 for liquid and ice-water contents (c,d). Cross covariances of q_l and q_i (y-axis) with humidity (x-axis) are displayed in panels (e) and (f) (contour interval 10^{-9} (kg kg^{-1})^2). Negative values are plotted as dashed lines.

before the minimization, the hydrometeor Jacobians and the background and retrieved hydrometeor profiles. A high opaque ice cloud (top figures) and a low liquid cloud (bottom figure) have been selected. There is no mixed-phase cloud in these examples, the Jacobians and retrieved profiles are thus displayed only for the considered water phase. These examples illustrate that in presence of opaque clouds all the Jacobians peak around the cloud top and do not depend linearly on the atmospheric state. The ice opaque cloud (top panels) has a double peak structure and the 1D-Var can increase the ice content amount in order to fit the observation. The low liquid cloud (bottom panels) has a sharper structure with only one maximum around 900 hPa. However, using the vertical correlations of the **B** matrix, the 1D-Var modifies both the shape and the amount of the liquid-water content profile. With these examples, we can judge whether the adjustments look reasonable, adding ice or liquid-water cloud when the O-B departures are negative, and adding it in the correct region of the atmosphere (according to the nonlinear state-dependent Jacobians). These adjustments are consistent with the estimated analysis-errors (cf. figure 9) as we observe an improvement of the background in the region of the hydrometeor increment. The analysis-error covariance matrix **A** has been

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

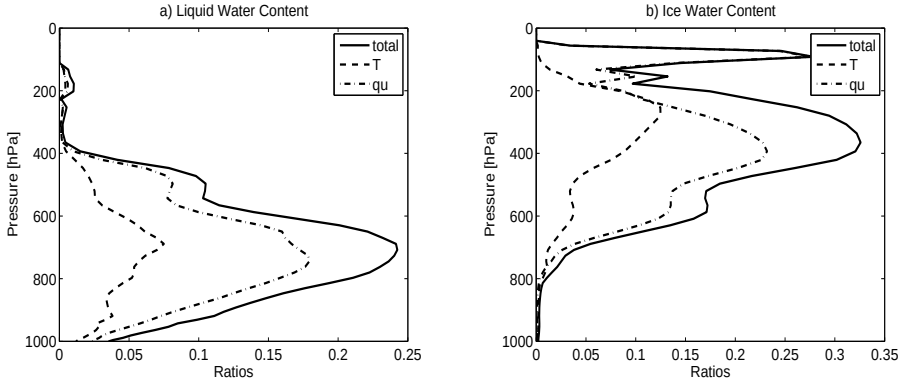


Figure 7. Explained variance ratio for (a) liquid-water content and (b) ice-water content. q_u refers to unbalanced specific humidity.

Table II. Degrees of freedom for signal for temperature, humidity and cloud variables considering either a high opaque cloud or a low cloud.

	High Opaque Cloud (ice)	Low Cloud (liquid)
DFS T	1.08	1.86
DFS q	0.01	0.99
DFS q_l	0	0.46
DFS q_i	1.86	0

calculated using the linear algebra formula:

$$\mathbf{A} = (\mathbf{B}^{-1} + \mathbf{H}^T\mathbf{R}^{-1}\mathbf{H})^{-1} \quad (3)$$

In Eqn 3, **H** is the tangent-linear approximation of H. Even if the observation operator used in the study is known to be nonlinear, our screening procedure is intended to select the population for which the tangent linear approximation is the most valid. The 1D-Var increments are realistic with the computation of the analysis-error covariance matrix **A** in the context of linear algebra for the selected observations.

In this context, some information-theory concepts are used to quantify the gain in information brought by the data, in particular the Degrees of Freedom for Signal (DFS):

$$\mathrm{DFS} = \mathrm{Tr}(\mathbf{I} - \mathbf{A}\mathbf{B}^{-1}) \quad (4)$$

where Tr denotes the trace and **I** the identity matrix. The DFS give a global measure of the information brought by the analysis to reduce the uncertainty of the background (for more details see Rodgers (2000)). The DFS value for each variable in the state vector (temperature, humidity, liquid-water content and ice-water content) has been calculated for the high opaque cloud and the low liquid cloud previously selected (table II). For the high opaque cloud, an encouraging result is obtained regarding the extraction of information about ice-water content, which represents 63 % of the total DFS. For both cloud types, high values of DFS are observed for temperature, which can be explained by the large proportion of temperature-sounding channels chosen for the retrievals. For liquid-water content, little information is extracted even in the best linear estimation theory (only 14 % of the total DFS) but the information on humidity represents one-third of the total DFS. This section has shown that the 1D-Var increments are realistic and consistent with the O-B departures. In order to quantify the validity of the retrievals, observing-system simulation experiments (OSSE) are presented in the next section.

5.3. Observing System Simulation Experiments

As no observation is available to validate the retrievals, the 1D-Var is evaluated in the context of OSSE. For that purpose, the background profiles are generated from the AROME profile dataset perturbed with the addition of simulated forecast errors. The forecast errors are calculated from the error-covariance matrix **B** such as :

$$\mathbf{x}_b = \mathbf{x}_t + \boldsymbol{\epsilon_b}\mathbf{B}^{\frac{1}{2}} \quad (5)$$

where $\mathbf{x}_b$ is the perturbed background profile, $\mathbf{x}_t$ is considered as the 'true' profile, and $\boldsymbol{\epsilon_b}$ is a random vector drawn from a Gaussian distribution with zero mean and unit standard deviation.

The observations are generated from the 'true' background profiles and simulated observation errors are added such that:

$$\mathbf{y} = \mathrm{H}(\mathbf{x}_t) + \boldsymbol{\epsilon_o}\mathbf{R}^{\frac{1}{2}} \quad (6)$$

where **y** is the perturbed observation, $\mathrm{H}(\mathbf{x}_t)$ is the observation simulated from the 'true' profile, and $\boldsymbol{\epsilon_o}$ is a random vector drawn from a Gaussian distribution with zero mean and unit standard deviation. The observation-error covariance matrix **R** was constructed with the values of the instrumental noise provided by CNES. These values valid at a temperature of 280 K are converted at the appropriate scene temperature for each profile. A constant error of 0.2 K for liquid clouds and 0.5 K for ice clouds is then added to take into account the radiative transfer model error. Thus, the observation-error values used in this section differ from the ones used operationally. The root-mean-square errors (RMSE) of the background and retrieved profiles with respect to the 'truth' (i.e. the original AROME model profiles) are shown for high opaque clouds (figure 10) and low clouds (figure 11). The profiles of RMSE indicate that the analyses are always better than the background. Information about temperature, humidity, liquid-water content and ice-water content can be successfully extracted from the IASI cloudy soundings. In the opaque-cloud cases, the analysis errors are smaller than the background errors essentially for ice-water content. The improvement for temperature is located above 200 hPa

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

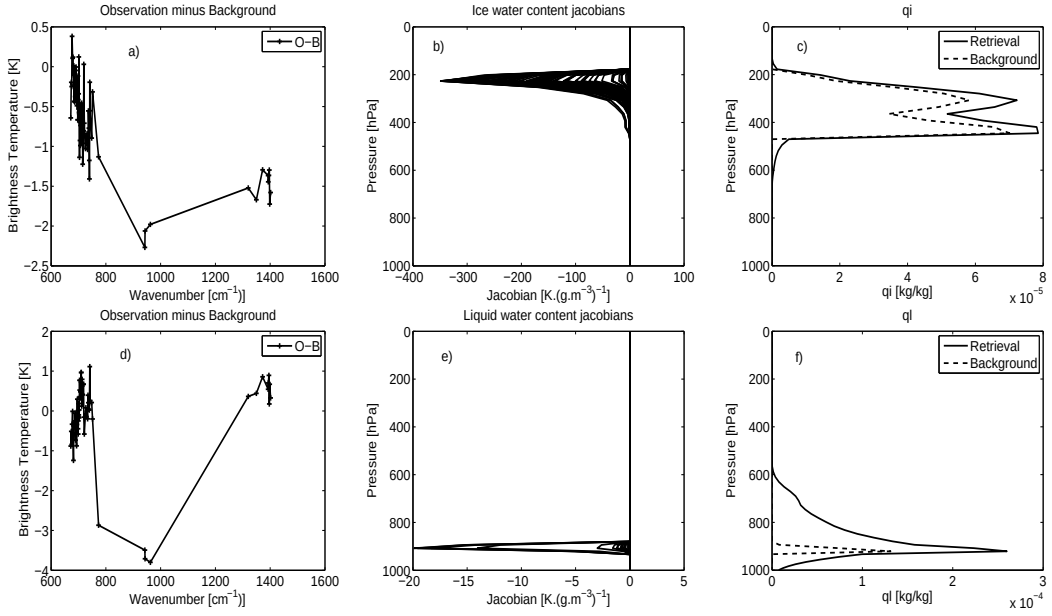


Figure 8. Observation minus background departures for the different IASI channels ((a,d) panels); hydrometeor jacobians (ice-water content for panel b and liquid-water content for panel e); background and retrieved profiles for ice-water content (panel c) and liquid-water content (panel f). Top figures show the analysis of a high opaque cloud and bottom figures, the analysis of a low cloud.

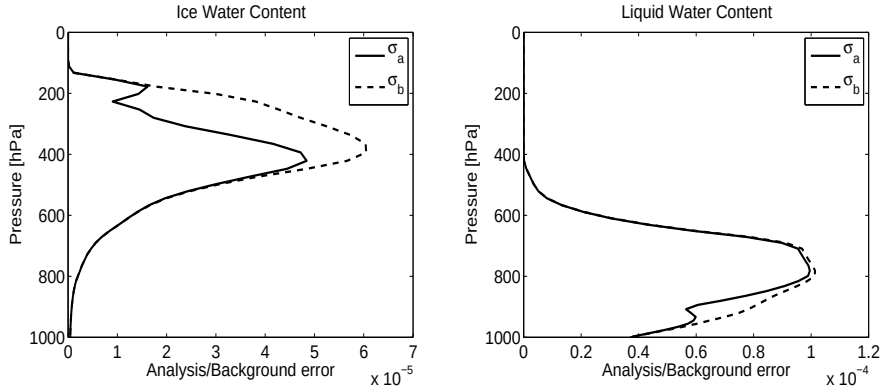


Figure 9. Analysis-error (solid line) and background error (dotted line) for ice-water content for the selected high opaque cloud (left panel) and for liquid-water for the selected low liquid cloud (right panel).

because of the cloud opacity. For humidity and liquid-water content, the background RMSE is almost equal to the analysis RMSE (not shown). In the low-cloud cases, the cloudy soundings contribute to temperature and humidity information through the entire atmospheric column. The 1D-Var also modifies liquid-water content and ice-water content profiles so as to fit the 'true' profiles better.

To conclude, it appears that the assimilation of low-level and high-level opaque clouds may bring significant benefits for the extraction of cloud information. The information gained by opaque clouds is small for temperature and humidity however, but the information brought to ice-water content is very encouraging.

5.4. Limitations of the study

Our study is performed in the context of optimal linear estimation theory and we should keep in mind the limitations of the study:

- The observation operator used in the study is nonlinear;
- The observation operator is not perfect in cloudy conditions;
- The background-error covariance **B** matrix and the observation-error covariance **R** matrix should be perfectly known.

Some failures of the 1D-Var can be observed and are certainly due to large nonlinearities. However, selecting homogeneous scenes with small observation minus background departures produces a small sample of the 'best

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

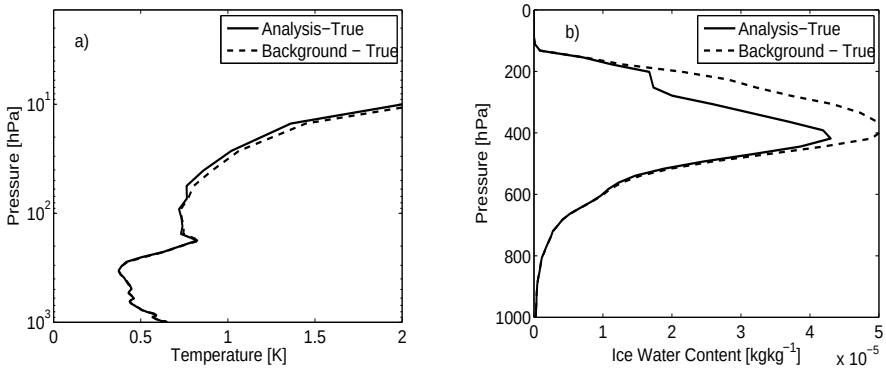


Figure 10. Vertical profiles of root mean square errors of the background and the analysis against the 'truth' (dotted and plain lines respectively) for (a) temperature and (b) ice-water content. Retrievals considering high opaque clouds.

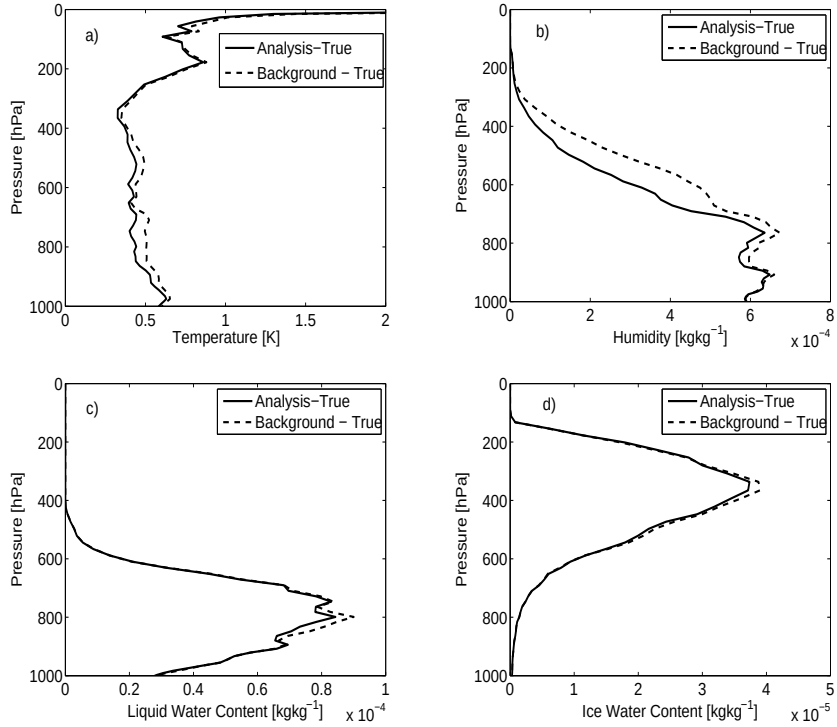


Figure 11. Vertical profiles of root mean square errors of the background and the analysis against the 'truth' (dotted and plain lines respectively) for (a) temperature, (b) humidity, (c) liquid-water content and (d) ice-water content. Retrievals considering low clouds.

cases' for which the tangent linear approximation is the most valid. This is the starting point of the feasibility study that has been performed in this article.

To check whether the tangent linear assumption is acceptable, we computed the correlation between the tangent-linear increment $\mathbf{H}(\delta\mathbf{x})$ and the nonlinear increments $(\mathrm{H}(\mathbf{x}^b + \delta\mathbf{x}) - \mathrm{H}(\mathbf{x}^b))$. The increment provided in the first step of the 1D-Var minimization was used to compute the correlation coefficients for each channel. We compared the correlations obtained with simulated experiments (OSSE) and real observations for high opaque clouds and low clouds (cf fig.12).

Firstly, it can be noted that the correlations calculated with simulated observations and the ones computed with real observations are really close for high opaque clouds whereas they are significantly different for low clouds. The selection of opaque clouds is more restrictive to select cases with small O-B departures and we are already close enough to the true state when we start. In fact, to select high opaque clouds we verified that the effective cloud fraction calculated from a CO_2 slicing algorithm applied on the IASI observation and the simulation from AROME was higher than 0.9. As cloudy simulation is very sensitive to the cloud fraction, this constraint ensures that AROME is

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

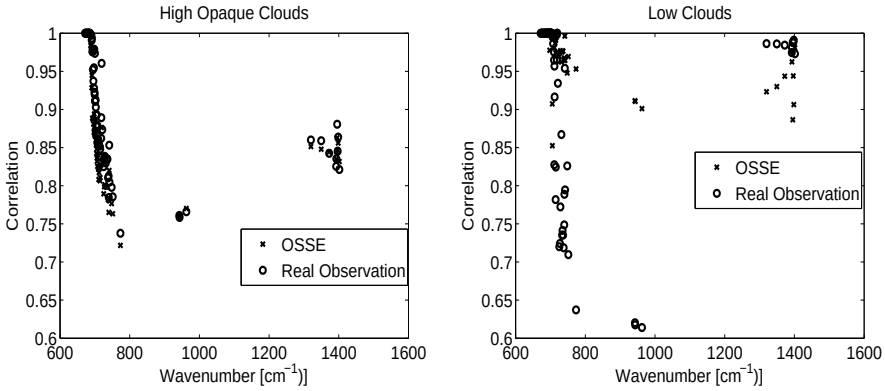


Figure 12. Correlation between tangent-linear and nonlinear radiance increments from the 1D-Var retrievals. The correlations have been computed for high opaque clouds (left panel) and low clouds (right panel). For each panel, the correlation is compared when considering simulated observations (crosses) or real observations (circles).

already close to the true state. In order to have enough data in the low cloud dataset, we only checked that the cloud top pressure from the CO_2 slicing algorithm was higher than 650 hPa but we did not stipulate a constraint on the effective cloud fraction. To have similar correlation values between simulated observations and real observations for low clouds, further data screening based on the effective cloud fraction should be studied.

Secondly, for high opaque clouds, the correlation coefficients lie between 0.8 and 0.99 for CO_2 channels, except for channel number 515 (748 cm^{-1}) with a correlation of 0.73; for window channels the correlation is approximately 0.76 and for water vapour channels it is 0.85. These correlations show that almost all channels could potentially be used. For low clouds, correlations are all above 0.85 for simulated observations but for real observations values under 0.7 are observed for surface sensitive channels. For this cloud type, if the background profile is not close enough to the true state, window channels and some CO_2 channels should be rejected to avoid nonlinearities but high tropospheric temperature channels and water vapour channels might be used.

To conclude this section, opaque clouds seem the most appropriate for variational assimilation systems as they respect the tangent-linear assumption. Opaque clouds also present the following advantages:

- They avoid interaction between cloud variables and surface variables;
- The problem of the cloud overlap assumption is negligible;
- With the termination of many channel Jacobians above the cloud top, it is possible to obtain profiles of cloud variables with a higher resolution at the cloud top.

6. Discussion and conclusions

In this article, we evaluated the capability of using the cloud variables (liquid-water content and ice-water content) for the assimilation of cloud-affected infrared radiances in convective scale models. The assimilation of radiances in such models suffers from sources of mismatch between the cloudy observations (IASI) and synthetic values simulated from clouds generated by AROME: bad location of clouds, representativeness, radiative transfer. Before any assimilation, it is important to evaluate the observation operator used to calculate the background equivalents on a given selection of observations, while minimizing all sources of mismatch.

The first part of this article presents an observation-screening procedure to select cloudy scenes valuable for the assimilation. The radiance analysis of co-located AVHRR imager inside each IASI field of view has proved to be useful to quantify the degree of homogeneity of the scene. An equivalent of the AVHRR observations was simulated using the cloud profiles of each AROME grid point within the IASI field of view. A process based on the AVHRR cluster has been implemented to divide the observations between homogeneous and heterogeneous scenes. A significant improvement of the agreement between cloudy observations and simulations from AROME was observed.

The advanced interface RTTOVCLD was evaluated using our selection of homogeneous scenes. Biases of observation minus simulation differences were mainly negative, showing an underestimation of the cloud radiative forcing. Large errors, in terms of both bias and standard deviation, were shown for the most cloud-affected channels. To avoid model cloud mislocation, the cloudiness has been checked in both the model space and the observation space. This restriction enabled us to significantly decrease biases and standard deviations.

The second part of the article describes some 1D-Var experiments. Firstly, we evaluated the physical consistency of the 1D-Var increments on real IASI observations. It was shown that the 1D-Var is working in a reasonable way, adding ice or liquid-water cloud when the O-B departures are negative and adding it in the correct region of the atmosphere. Then, the retrievals were validated with observing-system simulation experiments. The root-mean-square-error of the retrieved profiles with respect to the 'truth' is always better than the root-mean-square-error of the background with respect to the 'truth'. An improvement of temperature and ice-water content above the cloud top for opaque clouds was observed. Information on temperature, humidity, liquid-water content and ice-water content can be extracted through the entire column for low clouds.

This article described a feasibility study to investigate the

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

potential of cloud estimation to improve the use of cloud-affected radiances. Encouraging results have been found for the extraction of microphysical information. However, this study assumes an observation operator that is free from gross radiative transfer errors and is approximately linear in the vicinity of the background. Efforts have been made to select homogeneous cloudy scenes with small background departures, in order to be close enough to the 'true' state, to avoid non-linearities in the retrieval. It has been shown that the observation selection was good enough to have an acceptable level of non-linearity in the observation operator. It was noted that opaque clouds were the most appropriate to respect the tangent-linear assumption.

In future, the potential benefit of using a flow-dependent **B** matrix representative of different cloud types should be investigated. A new channel selection will also be performed and only the most useful in cloudy conditions for retrievals will be retained. For this selection, a set of profiles representative of different cloud conditions will be selected over the Mediterranean sea. The use of a non-diagonal **R** matrix taking into account the inter-channel error correlations will also be studied.

Acknowledgements

This work has been partly sponsored by MISTRALS/HYMeX program. The authors thank the NWP SAF for providing the Met Office 1D-Var code used in this study. The authors are grateful to Frédéric Chevallier and Tony McNally for helpful suggestions which permitted to carry through this study. We also thank our colleagues Gérald Desroziers, Yann Michel and Benjamin Ménétrier for useful discussions concerning the **B** matrix. The authors also thank Jean-Antoine Maziejewski for improving the quality of the wording and Jean-François Mahfouf for fruitful comments. The anonymous reviewers are thanked for their helpful suggestions to improve the manuscript.

6.1. Bibliography

References

Auligné T, Lorenc A, Michel Y, Montmerle T, Jones A, Hu M, Dudhia J, 2010. Toward a new cloud analysis and prediction system. *Bull.Amer.Meteor.Soc.*, **92**(2), 207-210, **doi:10.1175/2010BAMS2978.1**.

Bauer P, Geer A.J, Lopez P, Salmond D, 2010. Direct 4D-Var assimilation of all-sky radiances. Part I: Implementation. *Q.J.R.Meteorol.Soc.*, **136**, 1868-1885. **DOI:10.1002/qj.659**

Berre L, 2000. Estimation of synoptic and mesoscale forecast error covariances in a limited area model. *Mon. Weather Rev.* , **128(3)**, 644-667.

Berre L, Stefãnescu S-E, Belo Pereira M, 2006. The representation of the analysis effect in three error simulation techniques . *Tellus*, **58A**, 196-209.

Brousseau P, Berre L, Bouttier F, Desroziers G, 2010. Background error covariances for a convective scale data assimilation system: AROME 3D-Var. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, **137**, 409-422, DOI: 10.1002/qj.750

Bubnová R, Hello G, Bénard P, Geleyn J-F, 1995. Integration of the fully elastic equations cast in the hydrostatic pressure terrain-following coordinate in the framework of the ARPEGE/ALADIN NWP system. *Mon. Weather Rev.*, **123(2)**, 515-535.

Caumont O, Ducrocq V, Wattrelot E, , Jaubert G, Pradier-Vabre S. 2010. 1D+3D-Var assimilation of radar reflectivity data: a proof of concep. *Tellus*, **62**, 173-187.

Chalon G, Cayla F, Diebel D, 2001. IASI: An Advanced Sounder for Operational Meteorology. In *Proc.of* $52nd$ *Congress of IAF* Toulouse, France, 1-5 Oct.2001, 9p.

Cayla F-R, 2001. AVHRR Radiance Analysis inside IASI FOV's . IA-TN-0000-2092-CNE, CNES internal report.

Chevallier F, Bauer P, Mahfouf J.-F., Morcrette E, 2002. Variational retrieval of cloud profile from ATOVS observations. *Q.J.R.Meteorol.Soc.*, **129**, 2511-2525.

Chevallier F, Lopez P, Tompkins A, Janisková M, Moreau E, 2004. The Capability of 4D-Var systems to assimilate cloud-affected satellite infrared radiances. *Q.J.R.Meteorol.Soc.* **130**, 917-932.

Collard A, 2007. Selection of IASI channels for use in numerical weather prediction. *Q.J.R.Meteorol.Soc.*, **133**, 1977-1991.

Courtier P, Thépaut J-N, Hollingsworth A, 1994. A strategy for operational implementation of 4D-Var using an incremental approach . *Q.J.R.Meteorol.Soc.*, **120**, 1367-1387.

Desroziers G, Berre L, Pannekoucke O, Stefãnescu S-E, Brousseau P, Auger L, Chapnik B, Raynaud L, 2008. Flow-dependent error covariances from variational assimilation ensembles on global and regional domains. HIRLAM Technical Report No. 68. www.hirlam.org

English S, Eyre J, Smith J, 1999. A cloud-detection scheme for use with satellite souding radiances in the context of data assimilation for numerical weather prediction. *Q.J.R.Meteorol.Soc.*, **125**, 2359-2378.

EPS Programme. 2010. IASI level1 Product Format Specification. Technical report EUM.EPS.SYS.SPE.990003. www.eumetsat.int

Fischer C, Montmerle T, Berre L, Auger L, Stefanescu S.E, 2005. An overview of the variational assimilation in the ALADIN/France numerical weather prediction system. *Q.J.R.Meteorol.Soc.*, **131**, 3477-3492.

Fourrié N, Rabier F, 2004. Cloud characteristics and channel selection for IASI radiances in meteorologically sensitive areas. *Q.J.R.Meteorol.Soc.*, **128**, 2551-2556.

Guidard V, Fourrié N, Brousseau P, Rabier F, 2010. Impact of IASI assimilation at global and convective scales and challenges for the assimilation of cloudy scenes. *Q.J.R.Meteorol.Soc.*, DOI: 10.1002/qj.928, **137**, 1975-1987.

Hocking J, Rayer P, Saunders R, Matricardi M, Geer A, Brunel P, 2010. RTTOV v10 Users Guide. NWPSAF-MO-UD-023, EUMETSAT, Darmstadt, Germany.

Kelly G, Thépaut J-N, 2007. Evaluation of the impact of the space component of the Global Observing System through Observing System Experiments. *In Proceedings of Seminar on recent developments in the use of satellite observations in numerical weather prediction*, ECMWF: Reading, UK. pp 327-348.

Lafore J-P, Stein J, Asencio N, Bougeault P, Ducrocq V, Duron J, Fischer C, Hreil P, Mascart P, Masson V, Pinty J-P, Redelsperger J-L, Richard E, Vilà-Guerau de Arellano J, 1998. The Meso-NH Atmospheric Simulation System. Part I: adiabatic formulation and control simulations Integration of the fully elastic equations cast

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

in the hydrostatic pressure terrain-following coordinate in the framework of the ARPEGE/ALADIN NWP system *Ann.Geophys*, **16**, 90-109.

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**, 2551-2556.

McNally A.P and Watts P.D, 2003. A cloud detection algorithm for high spectral resolution infrared sounders. *Q.J.R.Meteorol.Soc.*, **129**, 3411-3423.

McNally A.P, 2009. The direct assimilation of cloud-affected satellite infrared radiances in the ECMWF 4D-Var. *Q.J.R.Meteorol.Soc.*, **135**, 1214-1229.

Menzel W.P, Smith W-L, Stewart T.R, 1983. Improved Cloud Motion Wind Vector and Altitude Assignment Using VAS . *American Meteorological Society* , **22**, 377-384.

Michel Y, Auligné T, Montmerle T, 2011. Heterogeneous Convective-Scale Background Error Covariances with the Inclusion of Hydrometeor Variables. *Mon. Weather Rev.*, **139**, 2994-3015.

Montmerle T, Faccani C, 2009. Mesoscale assimilation of radial velocities from Doppler radar in a pre-operational framework. *Mon. Weather Rev.*, **137**, 1937-1953.

Montmerle T, Berre L, 2010. Diagnosis and formulation of heterogeneous background-error covariances at the mesoscale. *Q.J.R.Meteorol.Soc.*, **136**, 1408-1420.

Pavelin E.G, English S.J, Eyre J.R, 2008. The assimilation of cloud-affected infrared satellite radiances for numerical weather prediction. *Q.J.R.Meteorol.Soc.*, **134**, 737-749.

Pavelin E.G, Collard A, 2009. NWP SAF Met Office 1D-Var User Manual. NWPSAF-MO-UD-006. www.research.metoffice.gov.uk

Pangaud T, Fourrié N, Guidard V, Dahoui M, Rabier F, 2009. Assimilation of AIRS Radiances affected by Mid- to Low-Level Clouds. *Mon. Weather Rev.*, **137**, 4276-4292.

Péquignot E, Lonjou V, 2009. Dossier de définition des algorithmes IASI. CNES internal report. IA.DF.0000.2006.CNE. http://sms.cnes.fr

Rodgers CD, 2000. Inverse methods for atmospheric soundings: theory and practice. World Scientific: Singapore.

Seity Y, Brousseau P, Malardel S, Hello G, Benard P, Bouttier F, Lac C, Masson V, 2010. The AROME-France convective-scale operational model. *Mon. Weather Rev.*, **139**, 976-991.

Stengel M, Lindskog M, Undén P, Gustafsson N, Bennartz R, 2010. An extended observation operator in HIRLAM 4D-VAR for the assimilation of cloud-affected satellite radiances. *Q.J.R.Meteorol.Soc.*, **136**, 1064-1074.

Weisz E, Li J, Menzel W-P, Heidinger A, Kahn B, Liu C-Y, 2007. Comparison of AIRS, MODIS, CloudSat and Calipso cloud top height retrievals. *Geophys. Res. Lett.*, **34**, L17811, doi:10.1029/2007GL030676.

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

Chapitre 6

Nouvelle sélection de canaux IASI en conditions nuageuses

Sommaire

6.1 Résumé de l'article 104
6.1.1 Méthode de sélection reposant sur le DFS 104
6.1.2 Méthode de sélection reposant sur la sensibilité du spectre aux hydrométéores 105
6.1.3 Résultats 105
6.1.4 Conclusion 107
6.2 Article : Evaluation of a revised IASI channel selection for cloudy retrievals with a focus on the Mediterranean basin. 107

Dans le chapitre précédent, nous avons montré qu'il était possible, dans un schéma d'assimilation 1D-Var, d'améliorer les ébauches des variables de microphysique nuageuse en les incluant dans le vecteur de contrôle de l'assimilation. Même si ces résultats sont encourageants, ces inversions n'ont été réalisées qu'en utilisant 77 canaux IASI. Pour des contraintes d'assimilation en temps réel, il est impossible d'assimiler tous les canaux du sondeur IASI. Une sélection de 366 canaux a déjà été réalisée en ciel clair par le CEPMMT (Collard and McNally (2009)). Cette sélection, que l'on appellera CM2009, est disséminée aux centres opérationnels afin de surveiller l'évolution des innovations sur ces canaux.

Dans ce chapitre, nous comparons plusieurs méthodes de sélection de canaux pour ajouter 134 canaux à cette sélection, EUMETSAT limitant à 500 le nombre de canaux IASI pouvant être envoyés aux centres météorologiques (communication personnelle) par le biais du système global de télécommunication (GTS). A travers cette étude, nous avons cherché à répondre à trois questions essentielles :

- La sélection CM2009 est-elle optimale pour l'inversion des variables nuageuses ?
- Peut-on améliorer l'inversion des variables nuageuses en ajoutant un nombre restreint de canaux ?
- Les méthodes de sélection de canaux existantes sont-elles optimales en conditions nuageuses ?

Ces résultats ont été réalisés en collaboration avec Lydie Lavanant du centre de météorologie spatiale (CMS) pour ses connaissances sur les inversions 1D-Var et avec Antonia Gambacorta de la NOAA pour sa maîtrise de la méthode de sélection physique. Ces travaux sont l'objet d'un article accepté avec révisions mineures au QJRMS (Quarterly Journal of Royal Meteorological Society) dans l'article Martinet et al. (2013c). Dans un premier temps cet article est résumé avant d'être inséré.

6.1 Résumé de l'article

Afin de limiter le temps de calcul au moment de l'assimilation en temps réel des observations IASI et pour ne pas dépasser le nombre maximum de canaux IASI pouvant être transmis aux centres opérationnels, 134 canaux ont été ajoutés aux 366 déjà présélectionnés pour leur qualité en ciel clair. Dans ce papier trois méthodes de sélection ont été testées, les deux premières sont décrites dans les sections suivantes.

6.1.1 Méthode de sélection reposant sur le DFS

La première méthode repose sur l'utilisation des degrés de liberté du signal (DFS) pour sélectionner les canaux les plus informatifs sur les hydrométéores. Le DFS permet d'évaluer la réduction d'incertitude apportée par l'analyse sur l'ébauche :

$$\mathrm{DFS} = \mathrm{Tr}(\mathbf{I} - \mathbf{A}\mathbf{B}^{-1}) \tag{6.1}$$

où Tr indique la trace de la matrice, $\mathbf{I}$ est la matrice identité et $\mathbf{A}$ est la matrice des covariances d'erreur d'analyse.

Cette méthodologie décrite dans Rodgers (2000) est une des plus optimales pour la sélection de canaux (Rabier et al. (2002), Fourrié and Thépaut (2003), Collard (2007)). Cette sélection de canaux se déroule en trois étapes :

- Modification de la matrice $\mathbf{B}$ par la matrice $\mathbf{A}$ calculée avec les 366 canaux pour prendre en compte l'information apportée par ces canaux ;
- Calcul du DFS pour chaque canal restant. Choix du canal i permettant de maximiser le DFS ;
- Mise à jour de la matrice $\mathbf{B}$ par la matrice $\mathbf{A}_i$ calculée avec les 366 canaux et le nouveau canal choisi.

Cette méthode itérative est automatique mais le calcul du produit matriciel $\mathbf{A}\mathbf{B}^{-1}$ pour les 8461 canaux de IASI peut être long en temps de calcul. Ce calcul matriciel est nécessaire pour ensuite évaluer le DFS sur les variables nuageuses uniquement (ql et qi). Un des avantages de cette méthode est d'utiliser la matrice $\mathbf{B}$ pour sélectionner les canaux qui décriront au mieux les zones de l'atmosphère où les erreurs de modèle sont les plus fortes. Cela peut aussi être un inconvénient lorsque la matrice $\mathbf{B}$ est encore peu connue, ce qui est le cas pour les hydrométéores. Enfin, le gros inconvénient repose sur l'hypothèse de linéarité sous-jacente à l'utilisation du DFS. En effet, le concept du DFS est issu de la théorie de l'estimation linéaire optimale. Nous avons donc décidé de comparer la sélection par le DFS avec une sélection non-linéaire pour évaluer la pertinence du DFS dans des situations non-linéaires.

6.1.2 Méthode de sélection reposant sur la sensibilité du spectre aux hydrométéores

La deuxième méthode de sélection appelée méthode physique repose sur la sensibilité du transfert radiatif à la perturbation des profils d'hydrométéores. Cette méthode a déjà été utilisée pour la sélection en ciel clair des canaux opérationnels utilisés pour le sondeur AIRS (Susskind et al. (2003)) et le nouveau sondeur CrIS [1] (Gambacorta and Barnet (2012)). Pour chaque canal du spectre, la réponse en température de brillance due à la perturbation de chaque variable atmosphérique est étudiée séparément : eau liquide, glace, température, température de surface, humidité, ozone et gaz traces (méthane, monoxyde de carbone CO, dioxyde de carbone CO_2). L'écart en température de brillance obtenu entre la simulation RTTOV-CLD avec le profil initial et la simulation à partir du profil perturbé permet de connaître les canaux les plus sensibles à une variable (figure 6.1). Cette méthode moins automatique que le DFS permet de sélectionner les canaux maximisant la sensibilité aux hydrométéores et minimisant la sensibilité aux autres variables (température, humidité, etc..). En effet, il est important, dans la mesure du possible, de sélectionner les canaux les plus « purs » avec peu de sensibilité aux variables autres que les hydrométéores. Cela permet de diminuer le nombre de degrés de liberté de la minimisation pour obtenir la vraie solution du problème lors de l'analyse. En effet, le problème d'inversion est mal conditionné car plusieurs profils atmosphériques peuvent aboutir à la même température de brillance. Si un canal est sensible à la fois à l'humidité et aux hydrométéores, un incrément sur les hydrométéores peut donc être interprété comme un incrément en humidité et aboutir malgré tout à la même température de brillance. Pour limiter l'interférence avec les variables autres que les hydrométéores, la méthode physique se base à la fois sur l'étude de sensibilité en température de brillance mais aussi sur les Jacobiens. Les Jacobiens correspondent à la dérivée partielle de la température de brillance BT par rapport à une variable atmosphérique donnée i à un niveau vertical z :

$$J_{\lambda,i,z} = \frac{\partial BT_\lambda}{\partial i(z)} \tag{6.2}$$

avec $J_{\lambda,i,z}$ le Jacobien par rapport à la variable i au niveau d'altitude z calculé à la longueur d'onde λ. Les Jacobiens désignent, par leurs maxima, l'altitude des principales couches atmosphériques sensibles à la variable i étudiée. La méthode physique cherche les canaux permettant de maximiser les Jacobiens par rapport aux hydrométéores et de minimiser les Jacobiens par rapport aux autres variables atmosphériques, notamment la température et l'humidité.

6.1.3 Résultats

Les deux sélections précédentes ont été évaluées par rapport à une sélection aléatoire se limitant à trois bandes spectrales informatives pour les propriétés nuageuses : 800-1000 cm^{-1}, 1090-1200 cm^{-1} et 1800-2150 cm^{-1}. Vingt canaux contaminés par le rayonnement solaire ont été supprimés de la sélection CM2009. Des inversions 1D-Var avec des observations IASI simulées ont été menées pour comparer les écarts-quadratiques-moyens obtenus avec 346 canaux ou 480 canaux après ajout des 134 canaux choisis par chaque sélection. Pour cette étude, trois types de nuages ont été testés : 588 nuages hauts opaques, 390 nuages semi-transparents et 240 nuages bas opaques. La même sélection de scènes nuageuses homogènes

1. Cross-track Infrared Sounder

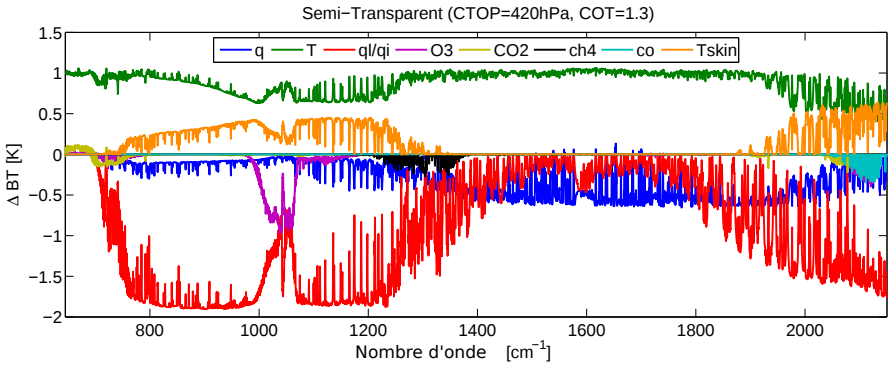


FIG. 6.1 – Différence en température de brillance (K) due à la perturbation des différentes variables atmosphériques pour chaque canal : humidité (bleu), température (vert), hydrométéores (rouge), CO (cyan), ozone (violet), température de surface (orange), CO_2 (vert clair), CH_4 (noir). Un nuage semi-transparent avec un sommet de nuage à 420 hPa est étudié dans ce cas

que celle décrite dans le chapitre 5 est utilisée. Cette étude a montré la pertinence des 366 canaux sélectionnés par Collard and McNally (2009) pour l'assimilation des radiances IASI en conditions nuageuses. En effet, malgré le peu de canaux choisis spécifiquement pour la détermination des propriétés nuageuses, la sélection CM2009 apporte une quantité d'information significative sur les variables nuageuses (ql, qi). Cependant, nous sommes capables d'améliorer les écarts-quadratiques-moyens du 1D-Var d'environ 8% pour les nuages opaques hauts et 7% pour les nuages bas grâce à la sélection de nouveaux canaux. Les trois sélections permettent d'améliorer les performances de la sélection CM2009 mais le gain maximum est obtenu avec la sélection par le DFS. Ceci vient probablement du fait que le DFS permet de sélectionner les canaux réduisant au mieux l'incertitude sur la matrice **B** qui est ensuite réutilisée dans le 1D-Var. La sélection aléatoire, même si elle ne donne pas les meilleurs résultats, donne des résultats corrects en améliorant les performances de la sélection CM2009. Ce résultat indique que les sélections de canaux testées dans cette étude semblent sous-optimales pour les paramètres nuageux. Cependant, ce résultat peut aussi s'expliquer par la faible variabilité des Jacobiens en fonction des variables nuageuses entre les différents canaux IASI. En effet, ces Jacobiens sont nuls pour les niveaux atmosphériques clairs et piquent au sommet du nuage avec une forme proche d'un Dirac. Cette faible variabilité des Jacobiens rend difficile le gain d'information d'un canal à l'autre.

La dépendance des sélections à la paramétrisation microphysique utilisée dans RTTOV-CLD a aussi été étudiée. Les deux sélections de canaux se sont montrées peu sensibles à la paramétrisation choisie. La paramétrisation de Boudala a été conservée car elle a permis d'obtenir les meilleures statistiques des innovations observation moins ébauche. Les deux sélections de canaux ont aussi montré des corrélations très proches entre l'incrément non-linéaire et l'incrément du tangent-linéaire.

Les Jacobiens en température et humidité des canaux sélectionnés ont aussi été étudiés pour évaluer l'interférence avec ces variables. Ces Jacobiens sont beaucoup plus fins et plus localisés au sommet du nuage pour la sélection physique. Ils sont plus élevés aux niveaux hors nuages avec le DFS et la sélection aléatoire avec des maxima d'un ordre de grandeur 10

à 100 fois supérieurs à ceux calculés avec la sélection physique. L'impact des canaux supplémentaires sur l'analyse de la température et de l'humidité a aussi été étudié. Les résultats ont montré un impact neutre avec des améliorations et des dégradations peu significatives sur l'analyse d'humidité en fonction du type nuageux (opaque haut, bas opaque ou semi-transparent).

Enfin, nous avons étudié la sensibilité de la sélection physique au nombre de canaux retenus ou au régime de temps. L'utilisation de 60 canaux au lieu de 134 dégrade l'écart-quadratique-moyen des nuages hauts opaques d'environ 4%. Une nouvelle sélection a été menée sur des profils du modèle à échelle globale du CEPMMT afin de couvrir une plus forte variabilité de régime de temps : polaire, moyennes latitudes nord, moyennes latitudes sud et tropical. La sélection de canaux physique menée sur les profils du CEPMMT a été appliquée sur les profils AROME. Les inversions 1D-Var ont donné des résultats très proches de ceux déjà obtenus avec les canaux sélectionnés sur les profils AROME.

6.1.4 Conclusion

Les résultats présentés dans cet article sont encourageants quant à l'utilisation de nouveaux canaux IASI pour l'analyse des variables de microphysique. Dans la suite de cette thèse, les 134 canaux sélectionnés par la méthode physique ont été conservés. Cette méthode a montré de bons résultats dans les inversions 1D-Var, une bonne couverture des bandes fenêtres du spectre IASI ainsi que peu d'interférences avec la température et l'humidité. Cependant, il semble difficile de départager les différentes sélections de canaux avec le cadre idéalisé utilisé. Des futurs tests dans le 3D-Var AROME devraient permettre de mieux évaluer l'apport de ces canaux pour l'assimilation d'observations réelles. Des études de sensibilité de nos sélections à différentes matrices **B** nuageuses devront aussi être menées.

6.2 Article : Evaluation of a revised IASI channel selection for cloudy retrievals with a focus on the Mediterranean basin.

Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society *Q. J. R. Meteorol. Soc.* 00: 1–17 (2012)

Evaluation of a revised IASI channel selection for cloudy retrievals with a focus on the Mediterranean basin

P. Martinet[a] *, L. Lavanant[b], N. Fourrié[a], F. Rabier[a], A. Gambacorta[c]

[a] *Météo-France & CNRS/CNRM-GAME, Toulouse, France*
[b] *Météo-France, Centre de Météorologie Spatiale, Lannion, France*
[c] *IM Systems Group, NOAA/NESDIS/STAR, College Park, MD, USA*
*Correspondence to: P. Martinet, Météo-France, CNRM/GMAP, 42 Avenue Coriolis, 31057 Toulouse, Cedex, France.
email: pauline.martinet@meteo.fr

The Infrared Atmospheric Sounding Interferometer (IASI) provides 8461 channels in the infrared spectrum. In current numerical weather prediction (NWP) models, it is not feasible to assimilate all channels and it is known that the information content between adjacent channels is redundant. This issue has been addressed in NWP centres by employing a channel selection strategy. The goal of this paper is to add new channels to the existing IASI operational channel selection aimed at improving the data assimilation in cloudy conditions and the simultaneous retrieval of cloud microphysical variables, specifically liquid and ice water contents. Cloudy profiles from the French convective scale model AROME are used in the study to focus on the retrieval of cloud variables over the Mediterranean region. Three channel selection methodologies were evaluated in this study : a statistical approach based on the Degrees of Freedom of the Signal (DFS), a physical method based on the channel spectral sensitivity to the cloud variables and a random selection. To validate the new selections, an idealized framework is used with observing system simulation experiments (OSSE) in the context of one-dimensional variational retrievals. The current operational IASI selection was shown to already provide good retrievals of cloud variables. However, all the different channel selections improve the results with small differences in the 1D-Var retrievals. Based on the physical and the DFS methods, the final sets of 134 channels sensitive to cloud variables are finally proposed for future investigation in operational implementation. Additional tests on temperature and water vapour retrieval results, air mass dependence and cloud microphysical parameterization have also been conducted. **Copyright © 2012 Royal Meteorological Society**

Key Words: IASI, microphysical variables, 1D-Var, DFS, channel selection, Mediterranean Sea.

Received 23 October 2012; Revised 10 July 2013; Accepted 23 July 2013

Citation: …

1. Introduction

The Infrared Atmospheric Sounding Interferometer (IASI) on-board the MetOp satellite belongs to a new generation of advanced infrared sounders (Chalon et al. (2001)) and follows the launch of the Atmospheric InfraRed Sounder (AIRS) on-board the Aqua satellite in 2002. IASI is a Fourier interferometer with 8461 channels in the infrared spectrum, ranging from 645 cm^{-1} to 2760 cm^{-1}, and providing information about atmospheric temperature, humidity, cloud variables, ozone, methane, carbon dioxide, carbon monoxide and other trace gases with a spectral resolution (0.25 cm^{-1}) similar to that of AIRS but far better compared to previous instruments such as the High Resolution InfraRed Sounder (HIRS).

To reduce the significant computational costs of data processing, out of the 8461 IASI channels, approximately 366 are monitored by most numerical weather prediction (NWP) centres. This channel selection was performed on clear profiles of temperature, humidity, ozone, carbon dioxide and surface temperature (Collard (2007)). This selection is satisfactory for the assimilation of clear channels which represent most of the assimilated radiances. However, the high correlation between cloud cover and meteorologically sensitive areas underlines the need to use infrared observations in presence of clouds (McNally

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

(2002), Fourrié and Rabier (2004)). In fact, in areas widely covered by clouds, initial errors in the atmospheric state can develop in significant forecast errors. In most NWP centres, the operational assimilation of infrared cloud-affected data relies on the assumption of single layers of opaque clouds described by the cloud top pressure and the effective cloud fraction (Pavelin et al. (2008), Pangaud et al. (2009), McNally (2009), Guidard et al. (2011), Lavanant et al. (2011)). This simple modelling of clouds limits the use of satellite data to overcast opaque conditions. Advanced radiative transfer models (RTM) are able to simulate cloudy radiances using background profiles of liquid water content, ice water content and cloud fraction. The effects of cloud scattering and multi-layer clouds are taken into account for a better modelling of cloudy radiances. Encouraging results were found for the use of the advanced interface RTTOV-CLD for the assimilation of AIRS (Chevallier et al. (2004)) and SEVIRI (Stengel et al. (2010)) cloud-affected radiances. The possibility of initialising the cloud variables (liquid water content and ice water content) in the NWP models is one the main interests of these advanced RTMs. The all-sky assimilation of radiances already used from microwave sounders at the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) (Geer et al (2008),Bauer et al (2010), Geer et al (2010)) improved the agreement with observations, thanks to the analysed cloud and precipitation fields.

In order to make progress in the use of infrared cloud-affected radiances and to add the cloud variables (liquid water content, ice water content) in the state vector of the assimilation system, encouraging results have been found by Martinet et al (2013) with one-dimensional variational (1D-Var) assimilations.The performance of RTTOV-CLD to simulate cloudy IASI spectra was evaluated on real observations. A screening procedure based on the AVHRR cluster was proposed to restrain the assimilation of cloudy radiances to homogeneously covered scenes with approximately the same cloud in both the NWP model and the observation. These constraints on the cloud homogeneity and the cloudiness of the NWP model are essential to have acceptable observation minus background (O-B) innovations but also Gaussian distributions of background and observation errors. The retrievals of liquid water content and ice water content were found to be realistic and physically consistent with the O-B departures. An idealized framework where IASI radiances are simulated from 'true' AROME profiles was used to demonstrate that profiles of liquid water content and ice water content are improved by the analysis. This idealized framework is expected to be applicable to real observations after the selection of homogeneously covered scenes for which the tangent linear approximation is the most valid.

This paper directly follows the study of Martinet et al (2013) and uses the selection of homogeneously covered scenes extracted from the French convective scale model AROME (Application of Research to Operations at MEsoscale, Seity et al. (2010)) to investigate the benefit of a new channel selection to be exploited under cloudy conditions. This work, in line with the HyMeX campaign (Hydrological Mediterranean EXperiment), focusses on cloudy profiles extracted over the Mediterranean Sea.

Several methods have been suggested to select the most useful channels in order to minimize the total loss of information for each control vector variable. Different techniques have been compared by Rabier et al (2002), who concluded that the channel selection method of Rodgers (2000) is the most optimal. This method was then applied to the selection of AIRS channels by Fourrié and Thépaut (2003) and IASI channels by Collard (2007).

This paper attempts to assess the optimality of the 366 IASI channels used operationally at ECMWF in the context of cloud affected profiles. In fact, this channel selection (Collard and McNally (2009), called CM2009 hereafter) was performed on clear atmospheric profiles with the Degrees of Freedom of the Signal (DFS) as the figure of merit of the selection. The observation operator (RTTOV-CLD) used for the retrieval of cloud variables is known to be non linear in cloudy conditions making disputable the use of the DFS for the channel selection. After the evaluation of this already existing channel selection, a subset of 134 new channels were added to the CM2009 IASI channel selection to evaluate the gain in information brought by channels specifically selected for their sensitivity to cloud properties. Comparing the performance of the 1D-Var retrievals with 366 channels and 500 channels, three main questions are investigated in this paper:

- Is the CM2009 selection optimal for the retrieval of cloud variables ?
- Can we improve the retrieval of cloud variables by adding a limited number of new channels ?
- Are the already existing channel selection methodologies optimal in the context of a non-linear observation operator ?

To answer the third question, three channel selections are performed in this paper. The first one is based on the DFS and the second one on the sensitivity of the brightness temperature to a perturbation of the cloud variables, following the approach of Susskind et al. (2003) and Gambacorta and Barnet (2012) for the sounders AIRS and CrIS respectively. To evaluate the optimality of these two well-known channel selections, another subset of 134 channels was randomly selected without any constraint on the channels (linearity, spectral purity or instrumental noise).

This article begins with an overview of the cloudy profiles used in the channel selection (section 2) followed by a presentation of the two methodologies. The comparison between the DFS selection and the physically-based selection is presented in section 3. In section 4, the channel selections are evaluated by mean of 1D-Var retrievals performed in the context of observing system simulation experiments. Both channel selections are also carefully studied with respect to cloudy Jacobians, ice optical parameterization and tangent-linear approximation. The sensitivity of the physically-based channel selection to the number of channels and the weather regime is discussed in section 5.

2. Model and Data

Profiles of temperature, humidity, liquid water content, ice water content and cloud fraction were extracted from short-range forecasts (3-hour) of the convective scale model AROME W MED. AROME W MED is a research version of the operational convective scale model AROME dedicated to the HyMeX campaign which covers an extended large domain from Portugal to Italy and North-Africa to France. 47 % of its domain are covered by

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

Sea instead of 41 % for the operational AROME model. AROME W MED is a limited area model with a 2.5 km grid based on non-hydrostatic equations (Seity et al. (2010)). Our study is performed over a period of 30 days (7 October 2010 to 7 November 2010) on a domain centred on the Mediterranean Sea (-0.5°W to 17°E, 36°N to 44.5°N). As this study follows the work of Martinet et al (2013), the AROME W MED profiles used for the channel selection were chosen to focus on homogeneously covered scenes in both the observation and the forecast. A radiance analysis (Cayla (2001)) of co-located AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer) pixels inside each IASI FOV was used for this screening stage as described in Martinet et al (2013). It has been shown that homogeneously covered scenes with a quality check on both the NWP model and IASI cloudiness respect most of the variational assimilation constraints (Gaussian distributions of background and observation errors, tangent-linear approximation).

Cloudy scenes can be divided into two main classes: semi-transparent and opaque clouds. In the case of semi-transparent clouds, the radiance emitted by the surface and atmospheric layers below the cloud can be measured by the instrument. In the case of opaque clouds, all the information comes from the cloud top level and atmospheric layers above the cloud. In addition to these two classes, it is worth differentiating low clouds that are opaque to the surface but can provide information about atmospheric variables through the entire atmospheric column above the cloud. On the contrary, the amount of information brought by high opaque clouds is limited by the altitude of the thick cloudy layer. Thus, our profile dataset has been divided into three classes: low liquid clouds, opaque ice clouds and semi-transparent ice clouds. Medium clouds are not represented in this dataset due to some deficiencies in the convective scale model AROME to represent this cloud type (Martinet et al (2013)). The distinction between opaque and semi-transparent clouds relies on the effective cloud fraction (Ne) deduced from a CO_2 slicing algorithm applied on both the IASI observation and the simulated spectrum from the AROME W MED forecast. For semi-transparent clouds, an additional constraint was added on the slope of the spectrum between 900 cm^{-1} and 980 cm^{-1}.

In order to reduce the number of atmospheric profiles while preserving the cloud variability, smaller samples of each cloud type were produced by maximizing a distance D representative of the cloud variability. The distance D that measures the dissimilarity between two cloudy profiles was constructed following the approach of Chevallier (2006). This distance relies on the total column for liquid water and solid water in the model space:

$$D(i,j) = \sqrt{\sum_{m=1}^{m=2} \left(\frac{\theta_i(m) - \theta_j(m)}{\sigma(m)} \right)^2} \qquad (1)$$

with $\theta_i(m)$ the cloud condensate total colum for liquid (m=1) and solid water (m=2) and $\sigma(m)$ the standard deviation of $\theta(m)$, i and j indices of two cloudy profiles. The method consists in successively calculating the distance D between the profile previously selected and all the remaining profiles. The profile which maximizes this distance is added to the sample.

After this process of selection, about 50 profiles were chosen in each dataset. In order to reduce the computation time of both the DFS method which requires the calculation of the DFS for each of the 8461 channels and the physical method which requires a careful choice of the channels, 15 profiles of single layer clouds were finally kept to perform the channel selections: 5 ice opaque clouds, 5 semi-transparent ice clouds and 5 low liquid clouds. For each cloud type, the final 5 profiles were manually selected in order to maximize the cloud top pressure variability (top panels in Figure 1). For this initial study, complex multi-layer and mixed-phase situations have been rejected due to the inaccuracy of the radiative transfer calculations. This rejection omits a large number of realistic cases (Lavanant et al. (2011)) during the process of selection.

The measurement-error covariance matrix **O** was constructed with the values of the instrumental noise provided by the French space agency CNES. The IASI noise provided by the CNES is given in terms of NEDT, Noise equivalent temperature difference at 280 K. This noise can be converted at the corresponding scene temperature T by the formula:

$$NEDT_{TK} = \frac{NEDT_{280K}}{(\frac{\partial B}{\partial T})_{280K}} * (\frac{\partial B}{\partial T})_{TK} \qquad (2)$$

where $280K$ means at 280 K and TK means at the scene temperature. This conversion was applied for each wavenumber and each profile (bottom panels in Figure 1). A constant error is added to take into account the radiative transfer model error. We chose a value of 0.2 K for liquid cloud profiles which are assumed to be better simulated and 0.5 K for ice clouds (which are very sensitive to the ice cloud optical parameterization) for all channels. These values are arbitrary due to the lack of statistics in representative cloudy conditions performed with RTTOV-CLD. However, these values look sensible for a study with simulated IASI observations. Further investigations on forward model errors for operational assimilation should be carried out but this is beyond the scope of this paper. Forward model errors are also probably higher for channels the most impacted by clouds. However, the channel choice would have been biased towards the selection of the CO_2 absorption band or the water vapour band with no selection of window channels. Window channels are the most impacted by clouds but also the most informative on cloud properties and some of them should be represented in the final channel selection. Thus, the forward model noise is assumed to be constant for all channels. Values of observation-error range from 0.25 to 8 K at wavenumbers 645-2250 cm^{-1} and can be extremely large for short-wave channels. Consequently, the wavenumbers above 2150 cm^{-1} were eliminated to avoid solar contamination and large observation-errors. This pre-selection reduces the number of considered channels from 8461 to 6000 and is used before each selection.

3. Experimental framework

Two channel selections are tested in this paper: one based on the Degrees of Freedom of the Signal and one based on the sensitivity of the brightness temperature spectrum to cloud microphysical variables (physical method). The Global Telecommunication System (GTS) used to provide IASI observations to operational centres limits the number of disseminated channels to 500 (personal communication).

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

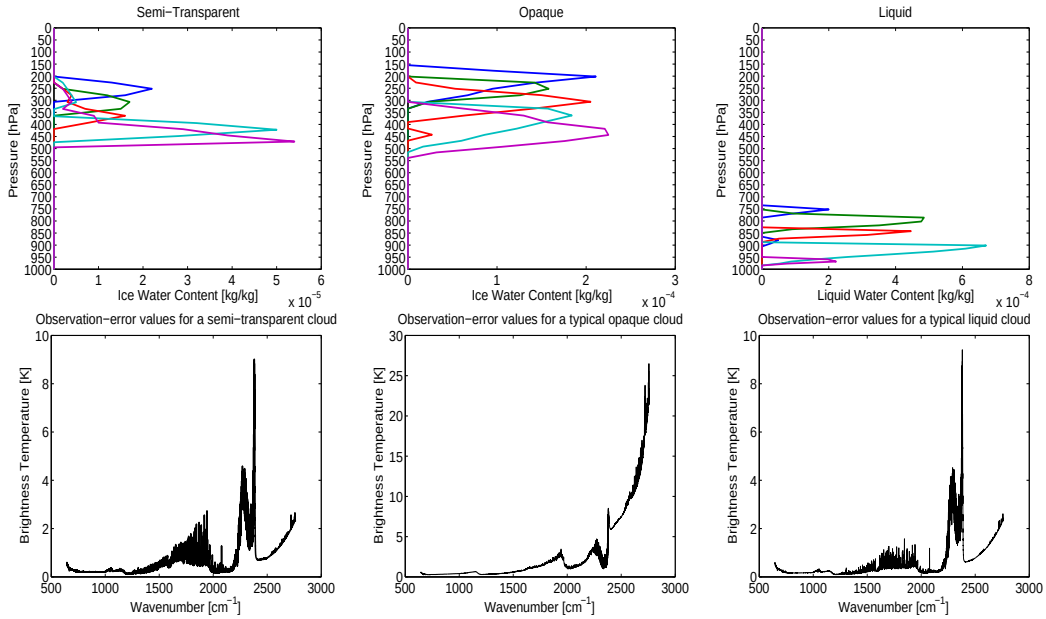


Figure 1. Vertical profiles of cloud contents extracted from 3 hour forecasts of the convective scale model AROME W MED for each cloud type : semi-transparent clouds (left panel), opaque clouds (middle panel) and liquid clouds (right panels). For each cloud type, a typical spectrum of observation-error values is presented (bottom panels).

Thus, it was decided to propose a selection of 500 channels comprising the 366 channels of the CM2009 selection and 134 new channels selected for the retrieval of microphysical variables. In this study, the version 10 of the fast radiative transfer model RTTOV (Hocking et al. (2010)) has been used to simulate cloudy IASI spectra. Profiles of liquid water content, ice water content and cloud fraction are provided to the advanced interface RTTOVCLD for a better modelling of clouds with the possibility of multi-layer clouds. Details on the explicit calculations of cloud absorption and scattering in RTTOVCLD can be found in Matricardi (2005). The cloudy profiles are extracted from a 3-hour short range forecast of the AROME W Med model.

3.1. Channel selection based on the DFS

The general framework of the first channel-selection is a linear optimal estimation in the context of NWP. In the following section, we summarize the main elements presented at length by Rabier et al (2002). The IASI measurements are represented by the vector **y** and the atmospheric profiles of temperature, humidity, liquid water content and ice water content by the vector **x**. An observation operator including vertical and horizontal interpolations and a radiative transfer model is used to link the observations to the atmospheric state:

$$\mathbf{y} = H(\mathbf{x}) + \epsilon_o + \epsilon_F \tag{3}$$

where H is the observation operator. The measurement and forward model errors ϵ_o and ϵ_F are assumed to follow a Gaussian distribution with covariance matrices **O** and **F**. The assumption of Gaussian distributions is applicable in cloudy conditions only after the selection of observations for which both the NWP model and the instrument observe the same cloudy scenes. For these cloudy obervations, the tangent-linear approximation is also the most valid as shown in Martinet et al (2013). We will denote **R**=**O**+**F** the resulting observation-error covariance matrix. The error covariance matrix of the background state $\mathbf{x}_b$ is denoted **B**. The radiative transfer equation is assumed to be weakly nonlinear in the vicinity of the background state, making the tangent linear assumption valid:

$$H(\mathbf{x}) = H(\mathbf{x}_b) + \mathbf{H}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_b) \tag{4}$$

where **H** is the tangent linear model of the radiative transfer model H. The best linear approximation $\mathbf{x}_a$ of the true atmospheric state, also called analysis is given by:

$$\mathbf{x}_a = \mathbf{x}_b + \mathbf{K}(\mathbf{y} - \mathbf{y}_b) \tag{5}$$

with $\mathbf{A}^{-1}$=($\mathbf{B}^{-1}$+$\mathbf{H}^T\mathbf{R}^{-1}\mathbf{H}$) the analysis-error covariance matrix and **K**= $\mathbf{A}\mathbf{H}^T\mathbf{R}^{-1}$ the Kalman gain matrix.
The DFS is an information-theory concept to evaluate the reduction of the uncertainty brought by the analysis over the background:

$$\mathrm{DFS} = \mathrm{Tr}(\mathbf{I} - \mathbf{A}\mathbf{B}^{-1}) \tag{6}$$

where Tr denotes the trace, **I** the identity matrix and **A** is the analysis-error covariance matrix.
The first channel selection that was chosen for this study is based on the methodology described by Rodgers (2000) and is called DFS method hereafter. This method has been compared to other methodologies by Rabier et al (2002) and then used by Fourrié and Thépaut (2003) for the AIRS channel selection and by Collard (2007) for the IASI channel selection. The method consists in performing successive analyses considering only one channel at a time. The impact of the addition of single channel is evaluated by the DFS which is used as the figure of merit of the

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

channel selection. The background-error covariance matrix is updated at the next step by the previously calculated analysis-error covariance matrix to take into account the gain brought by the previously selected channels. The process can be summarized in two main steps:

- Select the channel that most improves the chosen figure of merit among the remaining channels. For that step, the analysis-error covariance matrix $\mathbf{A}_i$ after i channels have been chosen, is computed for each remaining channel.
- After the choice of the most informative channel, the analysis-error covariance matrix $\mathbf{A}_i$ is used as the $\mathbf{B}$ matrix for the selection of the next channel.

Thus, we firstly evaluated the analysis-error covariance matrix $\mathbf{A}$ considering the 366 IASI channels of the CM2009 selection. New channels were then selected, updating the $\mathbf{B}$ matrix by the previously calculated $\mathbf{A}$ matrix. The selected channels are the ones that most improve the DFS of liquid water content (q_l) and ice water content (q_i).
Assuming that the observation-error covariance matrix is diagonal, when a new channel i is added, the computation time of the analysis-error covariance matrix changes can be improved according to the formula described in Rodgers (2000):

$$\mathbf{A}_i = \mathbf{A}_{i-1}\left(\mathbf{I} - \frac{\mathbf{h}_i(\mathbf{A}_{i-1}\mathbf{h}_i)^T}{1+(\mathbf{A}_{i-1}\mathbf{h}_i)^T\mathbf{h}_i}\right) \qquad (7)$$

Here $\mathbf{h}_i$ is the line of the Jacobian matrix that corresponds to channel i normalized by the standard deviation of the observation-error.
In this study, we aim to preserve information related to liquid water content and ice water content. As we are interested in a channel selection in cloudy conditions, a specific $\mathbf{B}$ matrix has been computed. The background-error statistics were derived from an AROME ensemble assimilation, that considers explicit observation perturbations and implicit background perturbations through the cycling, coupled with the operational ensemble assimilation at global scale (Desroziers et al. (2008)). They were calculated from a set of 18 convective cases observed during the months of July, August and September 2009. Geographical cloud masks (Montmerle and Berre (2010)), based on values of simulated vertically integrated cloud contents, were then applied to differences of background perturbations in order to gather data from which the statistics are performed. As in Michel et al. (2011), the multivariate formalism proposed by Berre (2000) has been extended to q_l and q_i, allowing couplings with forecast errors of temperature and specific humidity (see Martinet et al (2013)). The use of a static $\mathbf{B}$ matrix is not optimal for all cloudy cases. However, it is currently too time consuming to run an AROME ensemble in near real time to recompute a state dependent $\mathbf{B}$ matrix.
As previously described, the starting point of the new channel selection is the CM2009 selection used at ECMWF and 134 new channels were added to reach the maximum number of 500 IASI channels. In an operational context, it is not feasible to perform a new channel selection atmosphere by atmosphere. The main NWP requirement is to find a set of channels small enough to be assimilated efficiently within operational time constraints but large enough to capture all the atmospheric variabilities. Thus, a 'constant' channel selection is proposed in agreement with these near-real time operational constraints. For each channel picked

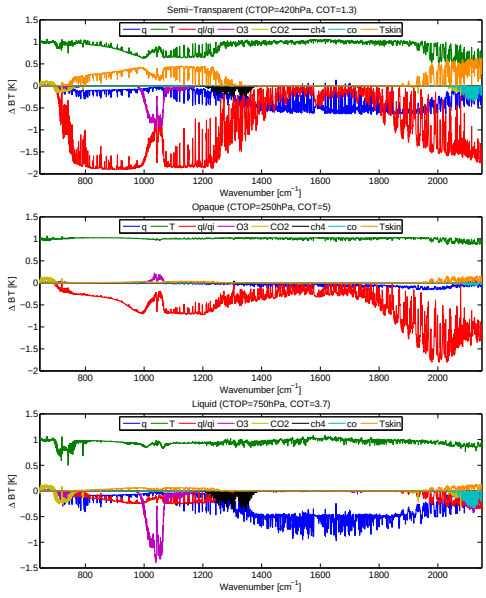


Figure 2. Sensitivity analysis of IASI channels. Blue curve: humidity perturbation. Green curve: temperature perturbation. Red curve: q_l and q_i perturbation. Cyan curve: CO. Dark purple: O_3. Orange curve: skin temperature. Light green: CO_2. Black curve: CH_4. The sensitivity analysis is performed for three cloud types: semi-transparent (top), opaque (middle) and liquid (bottom). The cloud top pressure and the cloud optical thickness derived from the q_l and q_i profiles are given for each representative profile extracted from the database.

by the selection, a rank from 1 to 134 is assigned corresponding to its rank in the iterative selection process. Then, for each profile, a set of 9 channels with the lowest rank is selected. To avoid redundancy in the selected channels, we force the process to ignore a channel already selected in the previous profiles. As the IASI instrument spectral-response function has a width of 0.5 cm^{-1} after apodization and no inter-channel correlation is accounted for, adjacent channels are also rejected from the selection. At the end, the final set of 134 channels is composed of 45 channels dedicated to semi-transparent clouds, 45 dedicated to opaque clouds and 44 to liquid clouds.

3.2. *Physically based channel selection method*

The second channel selection follows the methodology developed by Gambacorta and Barnet (2012) for the Cross-Track Infrared Sounder (CrIS) and by Susskind et al. (2003) for the Advanced InfraRed Sounder (AIRS) and is called physical method hereafter. A spectral sensitivity study of the full IASI spectrum has been conducted with RTTOV-CLD. We evaluated the brightness temperature (BT) response to the perturbation of each atmospheric constituent separately: q_l, q_i, temperature (T), skin temperature (Tskin), humidity (q), ozone (O_3), methane (CH_4), carbon monoxide (CO), carbon dioxide (CO_2). The brightness temperature response ΔBT_ν is represented by the difference between the RTTOV-CLD simulations with the perturbed profile and the unperturbed profile. These BT differences indicate the sensitivity of each channel to each specific atmospheric species.
The vertical profile of each species has been modified throughout the entire column with a constant perturbation

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

typical of the atmospheric variability over sea consistent with the values used by Gambacorta and Barnet (2012):

- Temperature: 1 K;
- Skin temperature: 1 K;
- Humidity: 10 %;
- Liquid Water Content: 10 %;
- Ice Water Content: 10 %;
- Ozone: 10 %;
- CO_2: 2 %;
- CH_4: 3 %;
- CO: 10 %.

For q_l and q_i variables, a perturbation of 10 % was chosen in agreement with the humidity perturbation and making sure that when using another perturbation, the final channel selection remains unchanged. In fact, even if the brightness temperature response does not increase linearly with higher q_l and q_i perturbations, the spectral shape of the brightness temperature response remains unchanged. Consequently, the channels with the highest sensitivity to q_l and q_i are the same no matter which value is used to perturb the q_l and q_i profiles. For trace gases appropriate values have been added according to Clerbaux et al (1998) and Chedin et al. (2003). Figure 2 is an example of this sensitivity analysis applied to three profiles representative of semi-transparent, opaque and liquid clouds over the Mediterranean Sea. Each curve represents the difference in brightness temperature due to the perturbation of each atmospheric species. We can notice that the sensitivity analysis is highly dependent on the cloudy profile. The brightness temperature response to the temperature perturbation is strong for all channels. The perturbation in the temperature profile leads to a modification of the cloud top temperature. This change in the cloud top temperature governs the brightness temperature response. A pure perturbation of the temperature in layers non affected by clouds would produce a smaller brightness temperature response. Based on the sensitivity analysis, channels with the highest sensitivity to q_l and q_i variables and the lowest sensitivity to other species are chosen. To select the channels with the lowest sensitivity to interfering species, the selection is based on the following criterion:

$$\Delta BT_\nu^i \leq \alpha \times \Delta BT_\nu^{ql,qi} \quad (8)$$

where ΔBT_ν^i is the sensitivity to the species i at wavenumber ν and $\Delta BT_\nu^{ql,qi}$ is the sensitivity to cloud variables at wavenumber ν. For cases the sensitivities to q_l and q_i are high enough compared to the sensitivity to other atmospheric species, the interference with these variables is neglected. A good compromise has to be found between eliminating channels sensitive to other cloud variables and selecting channels highly sensitive to q_l and q_i. If the thresholds used to minimize the interference with other atmospheric species are too restrictive, too few channels are selected. As a result, the α thresholds are adapted to each profile and each atmospheric species in order to select a sufficient number of channels (134). These thresholds are chosen to be as small as possible and range approximately from 0.10 for trace gases, to 0.20 for skin temperature and 0.50 for humidity.
However, even if less restrictive α thresholds are used, the sensitivity to humidity and skin temperature can be of the same order of magnitude as the sensitivity to q_l and q_i in the case of low liquid clouds. For these profiles, the minimization of the interference with humidity and skin temperature is based on the following criterion:

$$\Delta BT_\nu^i \leq \beta \times max(\Delta BT_\nu^i) \quad (9)$$

where ΔBT_ν^i is the BT response to the perturbation of the species i, $max(\Delta BT_\nu^i)$ is the maximum over the entire spectrum of the BT response to the perturbation of the species i and β is a constant threshold. The β thresholds used for the 5 low liquid clouds are approximately 0.40 for humidity and 0.20 to 0.60 for skin temperature. Efforts have also been made to select channels with the lowest instrumental noise and forward model uncertainties. Shortwave channels with wavenumbers higher than 2150 cm^{-1} are thus rejected from the selection. In addition, during the selection of the channels with the highest BT response to the ql/qi perturbation, we check that the observation-error value of the considered channel is smaller than 5 % of the highest observation-error value found over all the channels (Figure 1).
The final goal of this study is to use the new selected channels for the retrieval of temperature, humidity, liquid water content and ice water content simultaneously. Thus, in the selection of cloud parameter sensitive channels, it is extremely important to minimize any interference arising from the remaining atmospheric species, especially temperature and water vapour. After the preliminary screening described above, we closely studied the properties of the temperature and humidity Jacobians for each profile and each channel. A metric based on the maximum value of the temperature and humidity Jacobian peaks was used to remove all channels showing a large residual sensitivity to temperature and water vapour. Finally, for each cloudy profile, the purest 9 channels with the highest liquid water content and ice water content Jacobians were selected. The final set of 134 channels is thus composed of the purest 45 channels for semi-transparent clouds, the purest 45 for opaque clouds and the purest 44 for liquid clouds.
The channels selected by both methodologies highly depend on the cloud characteristics: optical thickness, cloud top pressure, cloud fraction. These cloud properties vary with the cloud type (semi-transparent, opaque) but significant differences are also observe between cloudy profiles from the same cloud type. Thus, during the construction of our database, in order to be as representative as possible of the cloud variability, it was necessary to select different channels for different cloud classes but also for different cloud profiles in the same cloud type.

4. Channel selections

4.1. Comparison of selected channels

Figure 3 shows the two global selections considering the DFS method and the physical method. The channels selected by opaque clouds are displayed in blue points, the ones selected by semi-transparent clouds in black points and the ones selected by liquid clouds in red points. To evaluate the optimality of these well known channel selections, a third methodology has been applied by randomly selecting the new channels while avoiding the channels already selected by the CM2009 selection. Not to penalize this random channel selection, the new channels have been selected in three spectral regions that are known to be

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

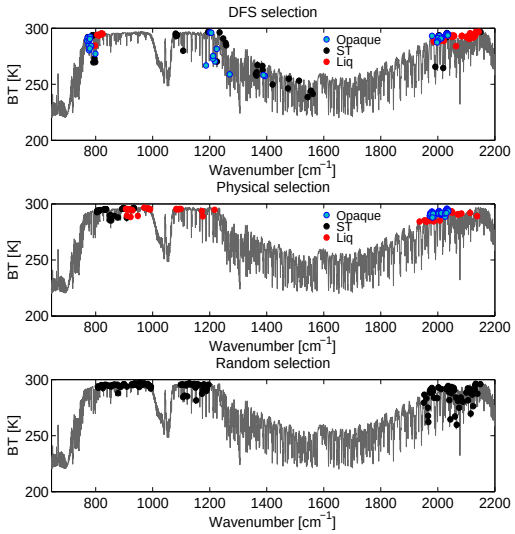


Figure 3. Location of the selected channels averaged over all the profiles. The DFS selection (top) is compared to the physical selection (middle panel) and a random selection (bottom).

Table I. Number of channels selected in different spectral regions of a typical IASI spectrum.

Band	Wave number (cm^{-1})	DFS selection	Physical selection	CM2009
A	650-800	22	0	175
B	800-1000	14	61	15
C	1090-1200	8	6	25
D	1200-1800	28	1	102
E	1800-2150	62	66	49

Table II. Bias and standard deviation of observation minus background departures based on the study of Martinet et al (2013) depending on the spectral region.

Band	Wave number (cm^{-1})	Bias	Standard deviation
A	650-800	-0.68 K	1.33 K
B	800-1000	-1.04 K	4.04 K
C	1090-1200	-0.89 K	3.05 K
D	1200-1800	-0.15 K	2.23 K
E	1800-2150	-1.64 K	4.38 K

the most informative for cloud properties: 800-1000 cm^{-1}, 1090-1200 cm^{-1}, 1800-2150 cm^{-1}.

To discuss the results, five spectral regions were designed and correspond to those described in table I. The different spectral bands are labelled by letters to facilitate the discussion. Table II shows the standard deviation and bias of the observation minus background departures computed with RTTOVCLD after a rigourous screening method described in the study of Martinet et al (2013). Similar performance has been found in the study of Faijan et al (2012) with standard deviations of residuals lower than 4 K. With the DFS selection, almost each spectral region is picked in the different cloud types. With the physical method, every channel dedicated to semi-transparent clouds is located in band B (800-1000 cm^{-1}) and the selection dedicated to opaque clouds in band E (1800-2150 cm^{-1}). The brightness temperature response to the perturbation of each atmospheric component is highly dependent on the cloud phase and opacity (fig. 2) explaining the variability of the channels selected by the physical method. In fact, the physical method selects channels in the spectral regions most sensitive to q_l and q_i, in agreement with the sensitivity analysis performed in figure 2.

The DFS selection favours the window channels at the end of the water vapour band (E) whereas the channels selected with the physical approach are almost equally divided between both window regions B and E, which are expected to be the most informative for cloud properties. In fact, in window regions, the transmittance is close to one and the flux emitted by the surface can reach the satellite. In cloudy conditions, the surface emission is partly or totally attenuated by clouds and the upwelling information mainly comes from the cloud top. The physical approach completes well the already existing IASI channel selection (CM2009) by filling in window bands B and E. To retrieve cloud parameters, a good coverage of band B is expected as this band highly used in split-window algorithms is sensitive to ice cloud optical thickness and effective particle size (Wei et al (2004)). The DFS does not span this spectral band whereas it is properly done by the physical channel selection. We can also notice that the physical approach selects window channels on weak water vapour absorption lines in band B which are also known to be informative for the derivation of cloud emissivity and cloud top pressure as described in Huang et al. (2004).

The physically based channel selection shares only 24 channels with the DFS selection, the main difference being the selection of water vapour channels by the DFS. The non selection of water vapour channels by the physically based channel selection was expected as this approach discards water vapour channels by minimizing the interference between cloud variables and humidity. On the contrary, the DFS selection focuses on the information content without taking into account the spectral properties of the channels. The selection of water vapour channels by the DFS can be explained by both their contribution to cloud variable information (even if they are primarily sensitive to humidity) and the cross-correlations between humidity and the cloud variables provided by the cloudy **B** matrix used in this study. We should be careful with the use of water vapour channels as primary providers of liquid and ice water content information as they contain information on both temperature and water vapour. This is due to non-linearities in the radiative transfer coupling temperature, water vapour, and cloud variables. The induced uncertainty in Jacobians may not be well taken into account by the linear approach. The Jacobian structure and the respect of the tangent linear assumption necessary in linear estimation theory will be investigated in sections 4.3 and 4.4.

At first sight, the physically based channel selection seems to span the infrared window regions more evenly than the DFS selection. In the following sections, we investigate if both methodologies are dependent on the ice cloud optical parameterization used in RTTOVCLD.

4.2. *Dependence on optical parameter parameterizations*

In the radiative transfer model RTTOVCLD, the ice cloud optical parameters are parameterized as a function of the effective diameter of the size distribution. Consequently, for

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

ice clouds the user must choose what assumption to use to parameterize the effective diameter (Hocking et al. (2010)). Four parameterizations are available: Ou and Liou (1995), Wyser (1998), Boudala et al. (2002), McFarquhar et al (2003). The use of a different parameterization can have a large impact on the simulation of semi-transparent ice clouds up to 20 K according to Faijan et al (2012). The user must also specify a ice crystal shape (hexagonal columns or ice aggregates) but the hexagonal shape was chosen as it was found to fit better the IASI observations (Faijan et al (2012)). We compared both selections with two different parameterizations: Boudala (already used in the last sections) and McFarquhar (Figure 4). Selected channels are similar with about 60 % of channels shared by both parameterizations. Most of the channels are located in band E (1800-2150 cm^{-1}) for both parameterizations.
However, significant differences are also observed. We can notice that, with both channel selections, more channels are picked for high wavenumbers (around 2150 cm^{-1}) by opaque clouds when using the McFarquhar parameterization. Studying the BT response to the q_i perturbation of an opaque cloud (left panel in Figure 5), we detect with the Boudala parameterization a maximum of sensitivity at 2000 cm^{-1} with a decrease of the sensitivity for wavenumbers higher than 2000 cm^{-1}. On the contrary, with the McFarquhar parameterization, the maximum of the sensitivity is also located around 2000 cm^{-1} but the sensitivity stays high over the range 2000 cm^{-1}-2150 cm^{-1}, which explains the selection of channels with high wavenumbers (around 2150 cm^{-1}) with the McFarquhar parameterization. This is confirmed by higher ice water content Jacobian values in spectral band E with the McFarquhar parameterization (right panel in Figure 5). For semi-transparent clouds, the sensitivity to skin temperature is higher when using the McFarquhar parameterization. Consequently, the minimization of the skin temperature interference with cloud variables is more difficult and no channel is picked in the absorption lines of band B by semi-transparent clouds.
Both the DFS selection and the physically-based channel selection seem to be insensitive to the ice optical parameterization. As it is difficult for users to know in advance what parameterization is the best for each cloudy situation (Faijan et al (2012)), we decide to keep the Boudala parameterization which was found to be the best to fit IASI observations with backgrounds from the convective scale model AROME W Med (Martinet et al (2013)) and favours weak absorption lines of band B with the physically-based channel selection.

4.3. Study of Jacobians

Either when solving by steps or using a simultaneous optimal estimation approach, as we already mentioned, it is important that when selecting channels sensitive to cloud variables, we minimize the interference from other atmospheric species of non interest, in particular temperature and water vapour. If many channels tend to be sensitive to multiple variables and have coarse peaking Jacobians, the minimization of the cost function can be ill-posed, meaning that many sets of atmospheric profiles (temperature, humidity, cloud variables etc..) can tend to the same solution in the radiance space. Consequently, many solutions can be found during the minimization of the cost function without knowing which one is the truth. The CM2009 was designed to contain information on temperature and humidity. Consequently, the new channels potentially added to the CM2009 selection must be the least sensitive to temperature and humidity as possible to constrain the analysis of cloud variables by limiting the degrees of freedom of the minimization. Figure 6 studies the Jacobians of the associated selected channels (left panels for the DFS , middle panels for the physically-based channel selection and right panels for the random selection) for three atmospheric variables: temperature (top), humidity (middle) and liquid water content (bottom). The specific case of a low liquid cloud with two layers at around 750 hPa and 900 hPa is investigated.
Firstly, we can notice that the temperature Jacobians of the physical method are significantly sharper and better localized, with a maximum around the cloud top pressure, implying a lower interference from the temperature variable compared to the Jacobians of the DFS method.
Secondly, the study of the humidity Jacobians shows differences more prominent, indicating that the channels selected by the DFS method and the random selection are more contaminated by humidity interference than the physical selection which shows minimal interference. Humidity Jacobians associated to the DFS and the random approaches have higher values than the ones associated to the physical selection with order of magnitudes of 10^{-2} and 10^{-3} respectively compared to 10^{-4} for the physical approach. This result was expected and rests in the minimization of the interferences between variables which is taken into account only in the physical approach.
The liquid water content and ice water content Jacobians are very similar for all the selections with non zero values only at the cloud top levels. However, we can notice that the channels selected by the physical approach have less channels with small Jacobian values compared to the other approaches.

4.4. Validity of the tangent linear approximation for 1D-Var applications

The iterative selection based on the DFS as the figure of merit has the advantage to be automatic and can be computed on a high number of profiles. However, the main issue when using the DFS as the figure of merit of the selection is to be sure to respect the tangent linear approximation of the optimal linear estimation. In fact, in clear conditions, this assumption seems reasonable but in cloudy conditions the observation operator used in this study presents some non-linearities. The goal of this study was not only to propose a subset of new channels sensitive to cloud properties but also to evaluate the suitability of the DFS in cloudy conditions.
We computed the correlation between the tangent-linear increment $\mathbf{H}(\delta\mathbf{x})$ and the non-linear increments $(\mathrm{H}(\mathbf{x}^b + \delta\mathbf{x}) - \mathrm{H}(\mathbf{x}^b))$. The increment used to compute the correlation is extracted at the first step of the 1D-Var minimization described in section 4.5. This correlation was calculated on the 480 channels selected by both methodologies. Figure 7 shows for each cloud type the correlation computed with the 1D-Var increment for channels associated to the physical selection (black crosses) and the DFS selection (red crosses). The correlations are high (above 0.8) for each cloud type except for some water vapour channels in the semi-transparent cloud cases (below 0.7). These good correlations (above 0.8)

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

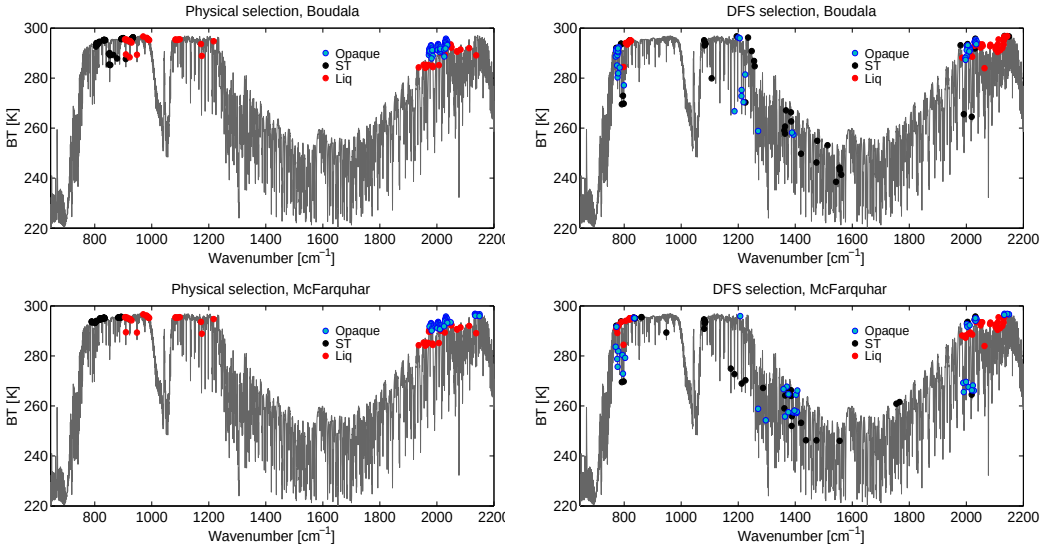


Figure 4. Location of the selected channels averaged over all the profiles. The selection with the McFarquhar parameterization (bottom) is compared to the one with the Boudala parameterization (top). The channels selected by the physical approach are displayed in the left panels, the ones selected by the DFS in the right panels.

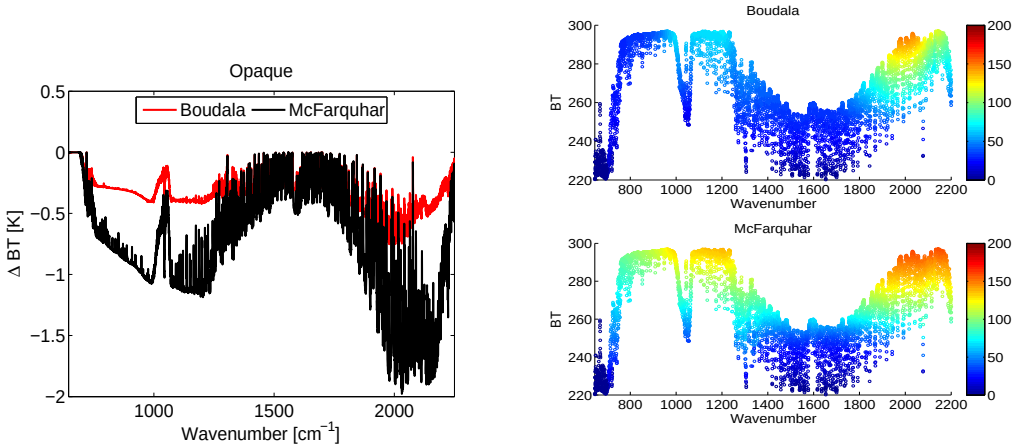


Figure 5. Left panel: BT response to the ice water content perturbation depending on the RTTOV ice optical parameterization, Boudala (red curve) and McFarquhar (black curve). Right Panel: Maximum value of the ice water content Jacobians for each channel and each selection (Boudala: top figure, McFarquhar: bottom figure).

prove that for all cloud types and most channels, the tangent linear approximation is respected in the context of simulated observations. In fact, the backgrounds used in the 1D-Var are close enough to the 'true' state to respect the tangent linear approximation because small perturbations proportional to the **B** matrix are added before the minimization. No significant differences are observed for the correlation coefficients computed with the increments associated to the DFS selection or the physical selection. However, we can note that the correlations are slightly better with the physical selection for water vapour and window channels in the semi-transparent cloud cases and opaque cloud cases.

Although both channel selections seem to respect the tangent-linear approximation, the physical selection shows less impact of interfering sources (temperature and humidity). As the correlations between the tangent-linear increment and the non-linear increments can be highly decreased when dealing with real IASI observations (Martinet et al (2013)), the water vapour channels selected by the DFS might contribute to larger non linearities than the ones presented here in the framework of simulated observations.

In the following section, linear 1D-Var analyses of temperature, humidity, liquid water content and ice water content are performed to compare the performance of each channel selection.

4.5. Evaluation by means of 1D-Var retrieval applications

We have chosen to perform 1D-Var retrievals at this stage in order to test our channel sets. As no observation is available

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

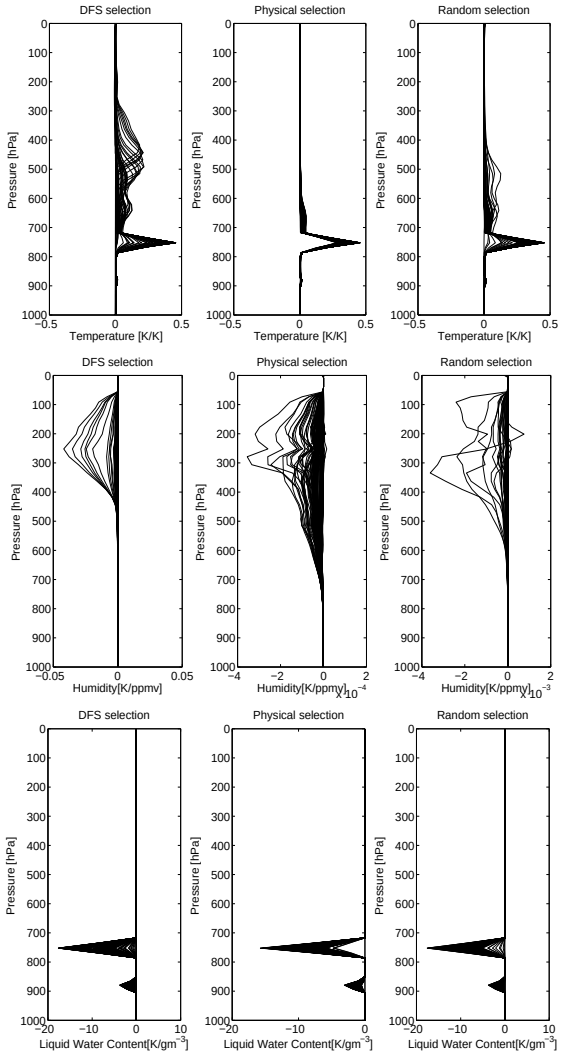


Figure 6. Temperature (top panels), humidity (middle panels) and liquid water content (bottom panels) Jacobians for a low liquid cloud with two cloudy layers at 750hPa and 900 hPa. The Jacobians are compared with the channels selected by the DFS method (left panels), the physical approach (middle panels) and the random selection (right panels).

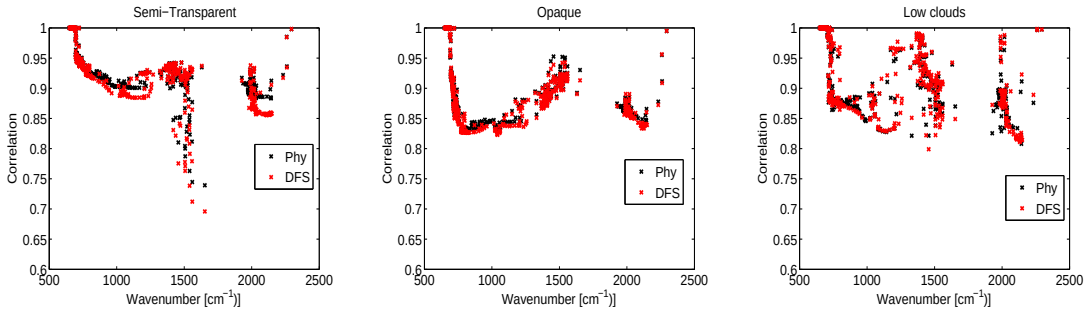


Figure 7. Correlation between tangent-linear and nonlinear radiance increments from the 1D-Var retrievals. The correlations have been computed for semi-transparent clouds (left panel), opaque clouds (middle panel) and low clouds (right panel). For each panel, the correlation is compared with the 1D-Var increments computed with the DFS selection or the physical selection. The linearity is computed for the 346 channels of the CM2009 selection plus the 134 channels selected by each approach.

to validate the retrievals, the 1D-Var is evaluated in the context of OSSE. For that purpose, the background profiles

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

are generated from the AROME W Med profile dataset perturbed with the addition of simulated forecast errors. The forecast errors are calculated from the background error-covariance matrix **B** such as :

$$\mathbf{x}_b = \mathbf{x}_t + \boldsymbol{\epsilon_b}\mathbf{B}^{\frac{1}{2}} \tag{10}$$

where $\mathbf{x}_b$ is the perturbed background profile, $\mathbf{x}_t$ is considered as the 'true' profile, and $\boldsymbol{\epsilon_b}$ is a random vector drawn from a Gaussian distribution with zero mean and unit standard deviation. From these random perturbations, cloudy layers can be either created or dissolved from the 'true' profile.
The observations are generated from the 'true' background profiles and simulated observation errors are added so that:

$$\mathbf{y} = \mathrm{H}(\mathbf{x}_t) + \boldsymbol{\epsilon_o}\mathbf{R}^{\frac{1}{2}} \tag{11}$$

where $\mathbf{y}$ is the perturbed observation, $\mathrm{H}(\mathbf{x}_t)$ is the observation simulated from the 'true' profile, and $\boldsymbol{\epsilon_o}$ is a random vector drawn from a Gaussian distribution with zero mean and unit standard deviation.
1D-Var retrievals are performed on a subset of 588 high opaque clouds, 390 semi-transparent clouds and 240 low clouds using the 1D-Var code (version 3.3) provided by the Met Office in the framework of the EUMETSAT NWP Satellite Application Facility (Pavelin and Collard (2009)). Multi-layer clouds as well as mixed-phase clouds where liquid water content and ice water content are coexisting are taken into account in the 1D-Var experiments. Thus, even if these complex situations have first been rejected to simplify the channel selection process, the new channels are validated on cloudy scenes representative of realistic cases for an operational assimilation. Cloud variables have been added to the state vector of the 1D-Var interface. Temperature, humidity, liquid water content and ice water content are retrieved at each of the 60 vertical levels of the AROME W Med model. The potential benefit of adding the cloud fraction as a new control variable will be investigated in the future but it is beyond the scope of this paper. Thus, as the cloud fraction profile is kept constant during the minimization, the 1D-Var is only able to modify cloudy layers already existing in the background. Both selections are compared against each other and the improvement brought to the CM2009 selection is shown in Figure 8. Twenty channels whose channel number is higher than 6962 have been removed from the CM2009 leading to 346 channels because of the high instrumental noise in this spectral region. The RMSE (root-mean-square errors) with 346 channels (black curve) is compared with that of the 346 channels plus the additional experimental 134 channels (480 total) of all the selection candidates (the DFS method in blue, the physical method in red and the random selection in purple). The rates of profiles that converged in the 1D-Var are 72 % for opaque clouds, 83 % for low clouds and 44 % for semi-transparent clouds. The small convergence rate for semi-transparent clouds can be explained by the difficulty in properly simulating thin ice clouds in both NWP models and radiative transfer models. The 1D-Var convergence characteristics were found to be very similar between channels associated to the physical approach or the DFS approach.
Firstly, we can notice that whatever the channel selection is, the profiles of RMSE indicate that, in a statistical sense, the analyses are always better than the backgrounds for cloud variables. This result demonstrates the robustness of the channel selection algorithm employed by Collard (2007) in providing the major part of the CM2009 selection. Even if the CM2009 selection was not dedicated to the extraction of cloud variable information, the 346 selected channels manage to bring a significant amount of information about liquid water content and ice water content. This can be explained by the fact that, although only 20 channels were specifically added for surface emissivity and cloud variables, about 70 channels were selected in window regions sensitive to cloud variables. Most of these channels located in band E (see table I) were selected to optimize temperature and humidity information but also provide information on cloud variables.
Secondly, we can notice that all the new channel selections are capable of improving the RMSE of the cloud microphysical variable analyses performed with the CM2009 selection for low clouds and opaque clouds. The maximum and average gain over the vertical in terms of RMSE improvement compared to the CM2009 selection are for low clouds: 6% and 1.23% with the physical approach, 6.5% and 1.13% with the random selection, 7.5% and 1.36% with the DFS. Thus, for low clouds, the DFS selection seems slightly better than the two others but the performance is very similar for each selection. The values for the maximum and the average gain in the case of opaque clouds are: 7.7% and 0.97% with the physical approach, 7.1% and 0.78% with the random selection, 9.7% and 0.66% with the DFS. The maximum gain is again better with the DFS selection.
To conclude, all the new selections provide similar liquid water and ice water content retrievals but we noticed some good results with the DFS selection. Firstly, this result sheds light on the validity of the DFS and more generally on the applicability of the optimal linear estimation theory in cloudy conditions with small non linearities. The study of Fourrié and Thépaut (2003) has already shown that the physically-based selection provides similar results in terms of analysis-errors to a global selection preserving the DFS but this conclusion was restricted to clear conditions. Martinet et al (2013) have shown that if the model backgrounds are close enough to the 'true' state of the atmosphere, the hypothesis of linear estimation theory is fairly accurate for cloudy situations well selected. The similar performance of the 1D-Var retrievals with all channel selections confirms the idea that the DFS can be suitable in cloudy conditions in the cases of small non linearities. The maximum gain in terms of RMSE is better with the DFS for low clouds and opaque clouds. This can be explained by the fact that the channels selected by the DFS method aim at finding the best channels to reduce the model uncertainty explained in the **B** matrix, which is then used in the 1D-Var. The information contained in the **B** matrix is not taken into account in the physical approach. The use of the **B** matrix in the process of selection can be an advantage but also a drawback if the background errors are not properly known. Our knowlegde of cloudy **B** matrices is still under investigation and further study will be performed to evaluate the sensitivity of the retrievals to the **B** matrix. Secondly, the good results obtained with the random selection question about the optimality of the DFS and the physical approaches. These two channel selections are well-known for channel selections in clear conditions but none of the two methodologies has ever been tested for the assimilation of cloudy radiances and the simultaneous

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

retrieval of ice/liquid water content, which is the scope of this paper. These two channel selections seem suboptimal to identify the channels the most informative on cloud properties as a random selection in spectral regions sensitive to clouds give similar results in terms of 1D-Var retrievals. However, this is probably due to the small variability of liquid water content and ice water content Jacobians from channel to channel. All the cloud Jacobians peak around the cloud top level with a sharp structure similar for all channels. This leads to difficulty in identifying the channels which bring the most information on cloud variables. Nonetheless, the addition of new channels is quite relevant to gain new information in the case of low clouds and opaque clouds whatever the chosen methodology which is quite encouraging.

When adding new variables to the control vector of the assimilation system, the degrees of freedom are increased. The channels added to the CM2009 selection for their sensitivity to cloud variables also give information on temperature and humidity. Thus, it is important to evaluate the performance of the global set of 480 channels on the analysis of temperature and humidity. Figure 9 shows the vertical profiles of RMSE for temperature and humidity with both selections and the CM2009 selection.

Firstly, it is worth noting the good contribution of cloudy retrievals to the temperature and humidity analyses through the entire column for semi-transparent and low clouds proving a good behaviour of the 1D-Var analysis for cloudy soundings.

We can note a neutral impact, with marginal improvements and degradations compared to the CM2009 selection for humidity depending on the levels and the cloud type. For semi-transparent clouds, the degradation is mainly observed between 600 and 850 hPa with the physical and the DFS approaches and it is extended until 1000 hPa with the random selection. On the contrary, for low clouds the CM2009 analysis is improved between 700 and 850 hPa with all the selections. For semi-transparent clouds, the degradation is located under the cloudy layers with a possible ambiguity between variables. For low clouds, the improvement is located above the cloud with a gain of information.

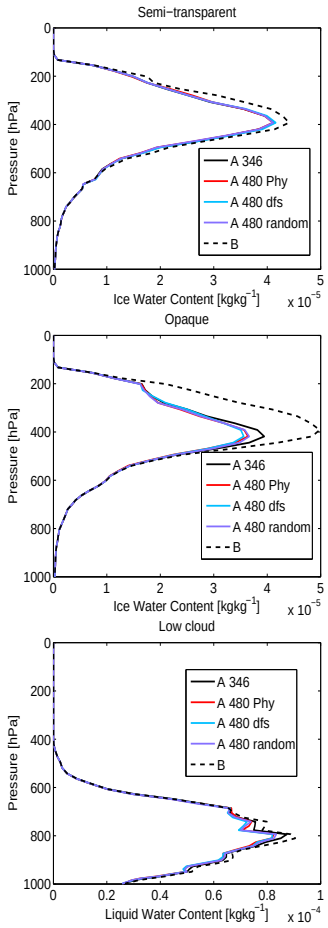


Figure 8. Vertical profiles of root-mean-square errors of the background and the analysis against the 'truth' (dotted and plain lines respectively) for ice water content of semi-transparent clouds (top panel), ice water content of opaque clouds (middle panel) and liquid water content of low clouds (bottom panel). Comparison between the analysis with the new channel selection based on the physical method (red line), the DFS method (blue line) , the CM2009 selection used operationally at ECMWF (black line) and the random selection (purple line)

5. Sensitivity of the physically-based channel selection

In this section, we investigate the robustness of the physical selection to the number of channels added to the 366 IASI channels and to the air mass type.

5.1. Influence of the number of channels selected

We have evaluated the potential benefit of using 500 IASI channels instead of 366. In this section, we study if this number could be decreased in order to be able to add channels sensitive to other properties in the future before exceeding the maximum number of 500 channels prescribed by EUMETSAT. Instead of selecting 9 channels per profile, we decided to only keep 4 channels per profile. For each cloud type, 20 channels are selected and the final selection of 60 channels is compared to the previous one of 134 channels. We evaluated the loss of information brought by the reduction of the channel set performing 1D-Var retrievals. The vertical profiles of RMSE are shown in Figure 10. The use of 60 channels instead of 134 channels does not degrade the analysis of semi-transparent and low clouds. This result highlights the fact that most of the cloudy information is brought by the first selected channels which are well spread in the three window regions (B, C and E) of the IASI spectrum. However, for opaque clouds, a loss of 4 % is observed in terms of RMSE of the analysis against the 'truth'.

Thus, we would recommend the use of the entire set of 134 channels to optimize the retrievals of ice water content but further investigation would be necessary to give the optimal number of channels to add in an operational context.

5.2. Dependence on the air mass type

In the previous sections, we used a confined test case, a sample of 15 profiles from the Mediterranean regime, to evaluate side by side three channel selection approaches. We have identified the points of strength of each selection, and the three approaches were found to equally perform 1D-Var analyses of cloud variables. In this section, we investigate the sensitivity of the cloudy channel selection to

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

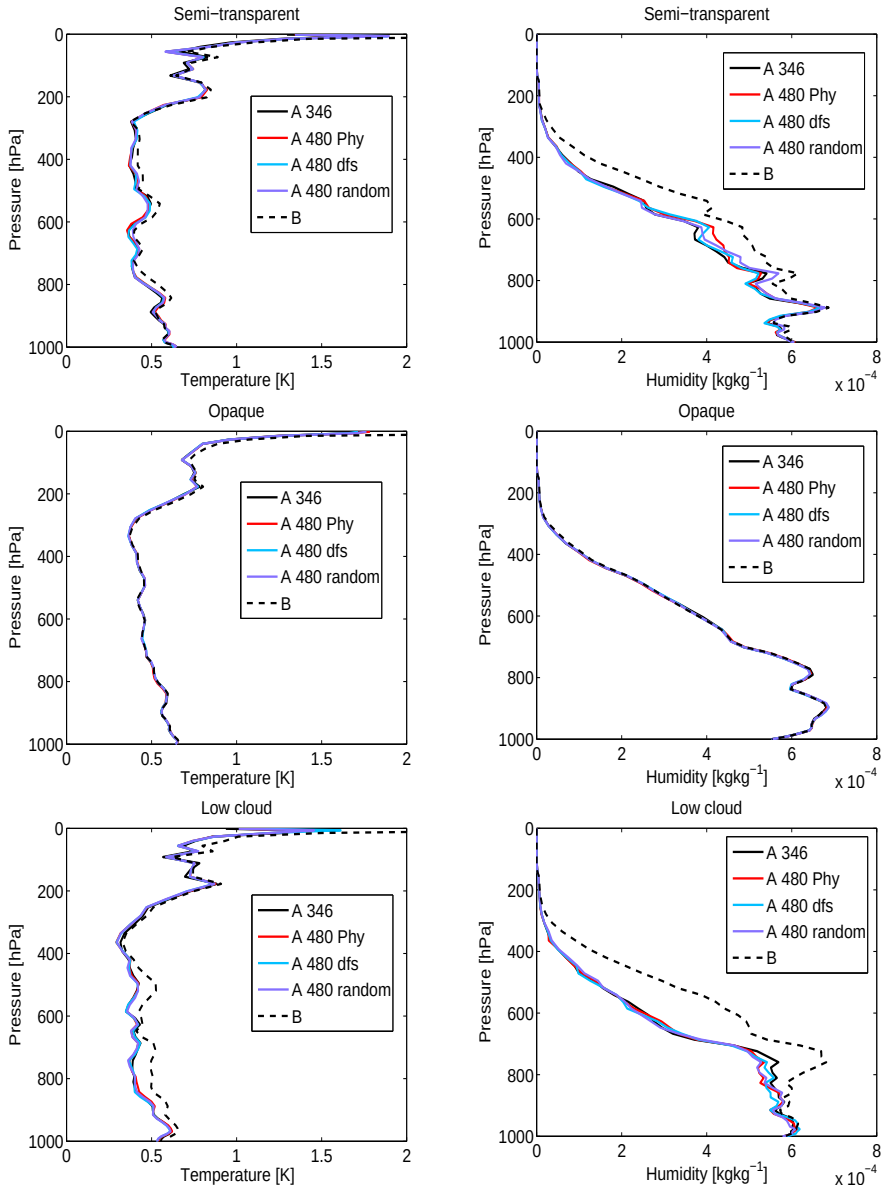


Figure 9. Vertical profiles of root-mean-square errors of the background and the analysis against the 'truth' (dotted and plain lines respectively) for temperature (left panels) and humidity (right panels). The physically-based channel selection (red line) is compared to the CM2009 selection (black line), the DFS method (blue line) and the random selection (purple line). The RMSE are computed for semi-transparent clouds (top), opaque clouds (middle) and low clouds (bottom).

the atmospheric air mass type (polar, midlatitude, tropical). This study cannot be performed with the convective scale model AROME W Med centred on the Mediterranean Sea. To include a larger sample of geophysical regimes, multiple atmospheric profiles from the recently released ECMWF database (Eresmaa et al (2012)) were chosen. Four air-mass types are studied: polar, tropical, mid-latitude South and mid-latitude North. We employ 15 profiles for each air mass type and perform a channel selection study for each band of latitude, using the physical method as described in the previous sections. Then, in order to provide a global selection from all ECMWF profiles, a new database composed, for each cloud type, of four cloudy profiles (one per latitude) is used. For example, the set of semi-transparent clouds is composed of one polar profile, one tropical profile, one Northern mid-latitude profile and one Southern mid-latitude profile. We selected the profiles in each band of latitude in order to distribute the different cloud top pressures through the vertical. Then, for each profile, 11 channels were selected ending in a selection of 44 channels for each cloud-type for a total of 132 final channels. For the sake of convenience, we keep the same profile perturbation values as the ones used in the Mediterranean regime. The comparison of the selected

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

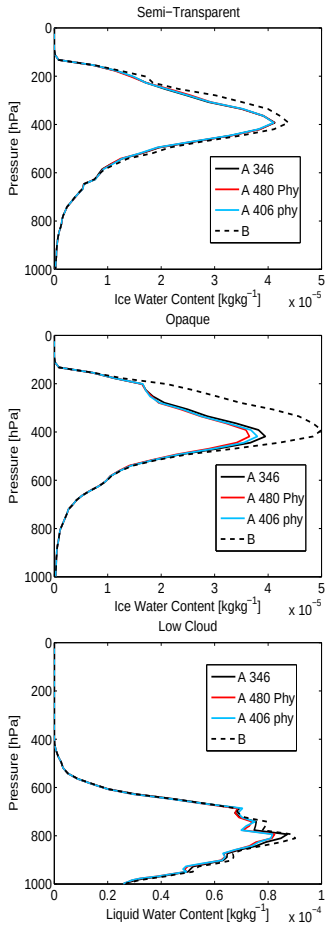


Figure 10. Vertical profiles of root-mean-square errors of the background and the analysis against the 'truth' (dotted and plain lines respectively) for ice water content of semi-transparent clouds, ice water content of opaque clouds and liquid water content of low clouds. Comparison between the analysis with the addition of 75 channels (blue line) or 134 channels (red) computed with the physically-based channel selection on Mediterranean profiles.

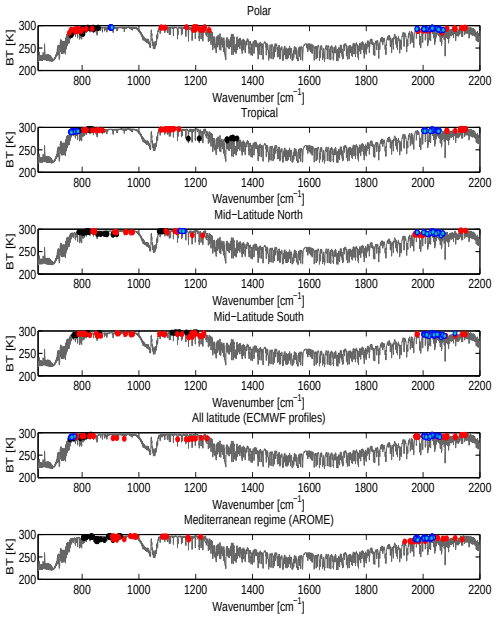


Figure 11. Location of the selected channels depending on the air-mass type. From top to bottom: averaged over polar profiles, tropical profiles, northern mid-latitude profiles, southern mid-latitude profiles, averaged over all the ECMWF profiles, Mediterranean selection with AROME W Med profiles.

channels depending on the air-mass type is shown in Figure 11 and the number of channels selected in each spectral band in table III.

We can note that for all selections, window channels of bands B and E are predominant in the final selection. Few channels are selected in band C for the polar selection. The region 1050-1135 cm^{-1} is very important because it is only sensitive to ice cloud optical thickness (Wei et al (2004)). A good coverage of band C is observed with the mid-latitude selections.

Currently, the cloudy **B** matrix appropriate for the ECMWF profiles similarly to the one computed for AROME is not available to the scientific community, which prevents us to perfom 1D-Var analyses with ECMWF profiles. A thorough retrieval impact analysis like the one described earlier will be part of a separate study, once the cloudy **B** matrix appropriate for the ECMWF profiles will become available to the scientific community. Focus of this future study will be the evaluation of this 'all latitude' selection with 1D-Var retrievals performed on ECMWF profiles. Nevertheless, the 'all latitude' selection can already be tested on the same Mediterranean profiles of the earlier sections in order to offer a preliminary evaluation of the weather regime dependence of the physical selection. We computed 1D-Var retrievals with this global selection on our pre-selected AROME W Med profiles over the Mediterranean Sea (Figure 12). The analysis performed with the 346 plus 134 channels based on the AROME W Med experiment is displayed in red and the one performed with the 346 plus 132 channels based on the global ECMWF sample in blue.

The use of the Mediterranean selection is almost equivalent to the use of the 'all latitude' selection for the analyses of ice water content and liquid water content.

This study proves the physical channel selection to be quite independent on the air-mass type. The weather regime does not seem to highly impact the selection of channels sensitive to microphysical variables.

6. Summary and Outlook

In this paper, we evaluated the optimality of the IASI selection (CM2009) used operationally at ECMWF in the context of cloud affected profiles. This selection has been performed on clear atmospheric profiles representative of standard atmospheres. In order to remain below the limits of the GTS, we proposed a revised channel selection adding 134 new channels to the existing CM2009 selection. The new channel selection was performed using a sample of cloudy profiles of temperature, humidity, liquid water content and ice water content extracted from short-range forecasts of the convective scale model AROME W Med. With the view to improve the forecast of heavy rainfall events over the Mediterranean region in the frame of the HyMeX campaign, we focused on cloudy profiles over this

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

Table III. Number of channels selected in different spectral bands with the physically-based selection applied on different air-mass types.

Band	Wave number (cm^{-1})	Mediterranean	Mid-Latitude North	Mid-Latitude South	Polar	Tropical
A	600-800	0	4	10	24	27
B	800-1000	61	48	37	43	35
C	1090-1200	6	22	25	7	19
D	1200-1800	1	1	8	8	9
E	1800-2150	66	59	54	51	45

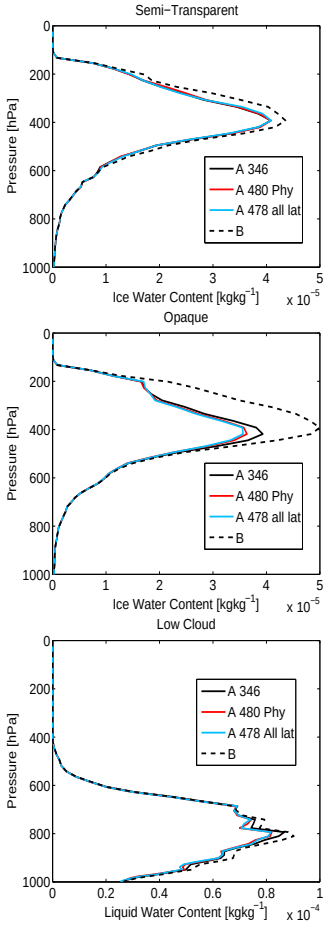


Figure 12. Vertical profiles of root-mean-square errors of the background and the analysis against the 'truth' (dotted and plain lines respectively) for ice water content of semi-transparent clouds, ice water content of opaque clouds and liquid water content of low clouds. Comparison between the analysis with the new channel selection based on the AROME W Med profiles over the Mediterranean (red line) and the analysis with the new channel selection based on the different air-mass type profiles from ECMWF (blue line).

basin. We investigated three methods of selection. The first one is a statistical approach based on the DFS methodology. The second one is a physically-based approach based on the channel spectral sensitivity to cloud variables. The third one is a random selection with a focus on spectral regions known to be sensitive to cloud properties.

In conclusion, our study has shown the robustness of the CM2009 selection which is able to bring information on liquid and ice water contents, despite the few channels dedicated to the determination of cloud properties. Then, we can state that all the channel selections are capable of improving the retrieval of cloud variables compared to the current operational CM2009 selection with a maximum of approximately 8 % in terms of RMSE of the analysis against the 'truth' for the case of opaque clouds and 7 % in the case of low clouds. The maximum gain in terms of RMSE is better with the DFS for low clouds and opaque clouds. This can be explained by the fact that the channels selected by the DFS method aim at finding the best channels to reduce the model uncertainty explained in the **B** matrix, which is then used in the 1D-Var. The information contained in the **B** matrix is not taken into account in the physical approach. The use of the **B** matrix in the process of selection can be an advantage but also a drawback if the background errors are not properly known. The random selection was found to perform good analyses making disputable the optimality of the two other channel selections in cloudy conditions. In addition to the suboptimality of the channel selections, the small variability of cloud Jacobians from channel to channel might explain this difficulty in gaining new information about cloud variables.

The temperature, humidity and cloud Jacobians were also studied. The Jacobians were found to be more localized and sharper with the physical approach which is based on the minimization of the interference between cloud variables and interfering sources like temperature and humidity. Even without the minimization of interferences between variables, the channels selected by the DFS were shown to provide good results in terms of linearity. Nonetheless, the use of channels 'spectrally purer' with a sensitivity to only one variable is interesting for operational monitoring in order to quickly identify what model variable is responsible for large observation minus background innovations. It was also noticed that the channels selected by the physical approach span better the infrared window regions and complete well the already existing IASI channel selection.

Impacts on temperature and water vapour retrievals have been investigated as well. Our results have shown a neutral impact, with marginal improvements and degradations for humidity depending on the levels and cloud types.

Then, the sensitivity of the physically-based channel selection to the number of new channels added to the CM2009 selection and to the weather regime was investigated. The addition of 60 channels instead of 134 was found to be quite robust and improved the 366 channel selection. However, a significant loss of information in the ice water content analysis of opaque clouds was observed.

Finally, the dependence of the physical channel selection on the weather regime was evaluated with the use of ECMWF profiles representative of polar, Northern Mid-latitude, Southern Mid-latitude and tropical regimes. The

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

'all latitude' selection was found to provide similar results in terms of 1D-Var retrievals than the Mediterranean selection. This study proves the physically-based channel selection to be quite independent on the air-mass type.
The new channels selected by the DFS and the physical approach are given in appendix A for future investigation in an operational context.
The addition of the cloud variables in the state vector of the three-dimensional variational (3D-Var) assimilation system of AROME has not been implemented yet. For this reason, the new channel selections have only been validated with 1D-Var retrievals in the context of the Mediterranean regime. Based on the encouraging results shown in this study, we can expect these channel selections to be suitable in operational contexts.
Even if promising advances in data compression can be expected with the use of principal components, the addition of new channels sensitive to cloud microphysical properties is necessary to develop the use of cloud-affected radiances in the near future.

Acknowledgements

The authors are grateful to Cathy Clerbaux and Juliette Hadji-Lazaro for providing us with the CO profile used in this study. The anonymous reviewers are thanked for their helpful suggestions to improve the manuscript.The authors also thank Jean-Antoine Maziejewski for improving the quality of the wording.

Appendix A: Selected channels with AROME profiles and ECMWF profiles.

Listed below are the 134 channels selected with the physical and the DFS methods applied on AROME profiles over the Mediterranean Sea.

Table IV. List of the 134 channel numbers selected with the physical method applied on AROME profiles over the Mediterranean Sea. The wavenumber is expressed by the formula: ν=645+0.25*(n-1) where n is the channel number

638	641	643	649	657	666
670	673	686	742	745	748
750	752	754	759	767	769
818	820	829	834	838	840
882	935	994	996	998	1000
1002	1009	1016	1018	1020	1044
1052	1056	1058	1064	1079	1105
1110	1119	1130	1137	1140	1142
1144	1147	1149	1151	1156	1158
1213	1300	1352	1361	1369	1374
1385	1752	1757	1779	1792	1814
2123	2289	5165	5234	5259	5273
5275	5303	5308	5310	5315	5317
5319	5321	5330	5333	5335	5338
5340	5342	5346	5348	5351	5354
5356	5359	5362	5365	5426	5428
5430	5432	5434	5437	5439	5441
5446	5449	5464	5466	5468	5471
5473	5476	5522	5524	5532	5535
5537	5539	5541	5543	5545	5547
5549	5551	5553	5560	5565	5567
5614	5621	5626	5700	5706	5752
5874	5972				

Table V. List of the 134 channel numbers selected with the DFS method applied on AROME profiles over the Mediterranean Sea. The wavenumber is expressed by the formula: ν=645+0.25*(n-1) where n is the channel number

503	507	509	513	519	522
526	528	532	534	538	540
544	557	576	578	583	588
605	612	615	617	642	664
670	688	691	693	697	699
702	705	707	710	714	716
1743	1750	1755	1760	1762	1848
2169	2199	2223	2242	2266	2268
2295	2319	2323	2359	2410	2444
2452	2500	2868	2877	2879	2891
2961	2964	2975	2995	3102	3318
3330	3474	3593	3642	3647	3666
5340	5363	5386	5407	5409	5411
5424	5426	5428	5430	5433	5435
5437	5439	5441	5446	5448	5463
5468	5471	5474	5477	5496	5505
5534	5537	5539	5541	5543	5545
5547	5551	5553	5560	5565	5567
5614	5621	5645	5651	5676	5753
5759	5829	5831	5838	5840	5859
5864	5872	5895	5927	5943	5945
5950	5952	5954	5956	5959	5985
5996	6020				

References

Bauer P, Geer A.J, Lopez P, Salmond D, 2010. Direct 4D-Var assimilation of all-sky radiances. Part I: Implementation. *Quart.J.Roy.Meteor.Soc.*, **136**, 1868-1885. **DOI:10.1002/qj.659**

Berre L, 2000. Estimation of synoptic and mesoscale forecast error covariances in a limited area model. *Monthly Weather Review* , **128(3)**, 644-667.

Boudala F.S, Isaac G.A, Fu Q, Cober S.G, 2002. Parameterization of effective ice particle size for high latitude clouds . *Int.J.Climatol.* , **22**, 1267-1284.

Cayla F-R, 2001. AVHRR Radiance Analysis inside IASI FOV's . IA-TN-0000-2092-CNE, CNES internal report.

Chalon G, Cayla F, Diebel D, 2001. IASI: An Advanced Sounder for Operational Meteorology. In *Proc.of 52nd Congress of IAF* Toulouse, France, 1-5 Oct.2001, 9p.

Chedin A, Saunders R, Hollingsworth A, Scott N, Matricardi M, Etcheto J, Clerbaux C, Armante R, Crevoisier C, 2003. The feasibility of monitoring CO2 from high-resolution infrared sounders, *J. Geophys. Res.*, **108**, D2, doi:10.1029/2001JD001443.

Chevallier F, Lopez P, Tompkins A, Janisková M, Moreau E, 2004. The Capability of 4D-Var systems to assimilate cloud-affected satellite infrared radiances. *Quart.J.Roy.Meteor.Soc.* **130**, 917-932.

Chevallier F, 2006. Diverse profile dataset from the ECMWF 91-level short range forecasts. *NWPSAF-EC-VS-013*

Clerbaux C, Chazette P, Hadji-Lazaro J, Mégie G, Müller J-F and Clough S.A, 1998. Remote sensing of CO, CH4 and O3 using a space-borne nadir-viewing interferometer,

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

J. Geophys. Res., **103**, D15, 18,999-19,013.

Collard A, 2007. Selection of IASI channels for use in numerical weather prediction. *Quart.J.Roy.Meteor.Soc.*, **133**, 1977-1991.

Collard A, McNally A.P, 2009. The assimilation of Infrared Atmospheric Sounding Interferometer radiances at ECMWF. *Quart.J.Roy.Meteor.Soc.*, **135**, 1044-1058.

Desroziers G, Berre L, Pannekoucke O, Stefănescu S-E, Brousseau P, Auger L, Chapnik B, Raynaud L, 2008. Flow-dependent error covariances from variational assimilation ensembles on global and regional domains. *HIRLAM Technical Report No. 68*.

Eresmaa R, Benedetti A, McNally AP, 2012. Diverse profile database of aerosol and trace gas concentrations from the Monitoring Atmospheric Composition and Climate short-range forecasts. *NWPSAF-EC-TR-015*.

Faijan F, Lavanant L, Rabier F, 2012. Towards the use of cloud microphysical properties to simulate IASI spectra in an operational context. *J. Geophys. Res.*, **117**, D22205.

Fourrié N, Thépaut J.N, 2003. Evaluation of the AIRS near-real-time channel selection for application to numerical weather prediction. *Quart.J.Roy.Meteor.Soc.*, **129**, 2425-2439.

Fourrié N, Rabier F, 2004. Cloud characteristics and channel selection for IASI radiances in meteorologically sensitive areas. *Quart.J.Roy.Meteor.Soc.*, **128**, 2551-2556.

Gambacorta A, Barnet C, 2012. Methodology and information content of the NOAA NESDIS operational channel selection for the Cross-Track Infrared Sounder (CrIS). *IEEE Remote Sensing*, doi:10.1109/TGRS.2012.2220369, in press.

Geer A.J, Bauer P, Lopez P, 2008. Lessons learnt from the operational 1D+4D-Var assimilation of rain and cloud-affected SSM/I observations at ECMWF. *Quart.J.Roy.Meteor.Soc.*, **134**, 1513-1525.

Geer A.J, Bauer P, Lopez P, 2010. Direct 4D-Var assimilation of all-sky radiances part II: Assessment. *Quart.J.Roy.Meteor.Soc.*, **136**, 1886-1905.

Guidard V, Fourrié N, Brousseau P, Rabier F, 2011. Impact of IASI assimilation at global and convective scales and challenges for the assimilation of cloudy scenes. *Quart.J.Roy.Meteor.Soc.*, DOI: 10.1002/qj.928, **137**, 1975-1987.

Hocking J, Rayer P, Saunders R, Matricardi M, Geer A, Brunel P, 2010. RTTOV v10 Users Guide .NWPSAF-MO-UD-023, EUMETSAT, Darmstadt, Germany.

Huang H-L, Smith WL, Li J, Antonelli P, Wu X, Knuteson RO, Huang B, Osborne BJ, 2004. Minimum local emissivity variance retrieval of cloud altitude and effective spectral emissivity: Simulation and initial verification. *J.Appl.Meteorol*, **43**, 795-809.

Lavanant L, Fourriié N, Gambacorta A, Grieco G, Heillette S, Hilton F, Kim M-J, McNally A.P, Nishihata H, Pavelin E.G and Rabier F, 2011. Comparison of cloud products within IASI footprints for the assimilation of cloudy radiances. *Quart.J.Roy.Meteor.Soc.*, **137**, 1988-2003.

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. *Quart.J.Roy.Meteor.Soc.*, doi: 10.1002/qj.2046.

Matricardi M, 2005. The inclusion of aerosols and clouds in RTIASI, the ECMWF fast radiative transfer model for the infared atmospheric sounding interferometer. *ECMWF Technical Memorandum*.

McFarquhar G.M., Iacobellis S., Somerville R.C.J, 2003. SCM simulations of tropical ice clouds using observationally based parameterizations of microphysics. *J. Clim*, **16**, 1643-1664.

McNally A.P, 2002. A note on the occurrence of cloud in meteorologically sensitive areas and the implications for advanced infrared sounders. *Quart.J.Roy.Meteor.Soc.*, **128**, 2551-2556.

McNally A.P, 2009. The direct assimilation of cloud-affected satellite infrared radiances in the ECMWF 4D-Var. *Quart.J.Roy.Meteor.Soc.*, **135**, 1214-1229.

Michel Y, Auligné T, Montmerle T, 2011. Heterogeneous Convective-Scale Background Error Covariances with the Inclusion of Hydrometeor Variables. *Monthly Weather Review*, **139**, 2994-3015.

Montmerle T, Berre L, 2010. Diagnosis and formulation of hetereogeneous background-error covariances at the mesoscale. *Quart.J.Roy.Meteor.Soc.*, **136**, 1408-1420.

Ou S., Liou K.-N., 1995. Ice microphysics and climatic temperature feedback. *Atmos. Res*, **35**, 127-138.

Pangaud T, Fourrié N, Guidard V, Dahoui M, Rabier F, 2009. Assimilation of AIRS Radiances affected by Mid- to Low-Level Clouds. *Monthly Weather Review*, **137**, 4276-4292.

Pavelin E.G, English S.J, Eyre J.R, 2008. The assimilation of cloud-affected infrared satellite radiances for numerical weather prediction. *Quart.J.Roy.Meteor.Soc.*, **134**, 737-749.

Pavelin E.G, Collard A, 2009. NWP SAF Met Office 1D-Var User Manual. *NWPSAF-MO-UD-006*.

Rabier F, Fourrié N, Chafaï D, Prunet P, 2002. Channel selection methods for Infrared Atmospheric Sounding Interferometer. *Quart.J.Roy.Meteor.Soc.*, **128**, 1011-1027.

Rodgers CD, 2000. Inverse methods for atmospheric soundings: theory and practice. World Scientific: Singapore.

Seity Y, Brousseau P, Malardel S, Hello G, Benard P, Bouttier F, Lac C, Masson V, 2010. The AROME-France convective-scale operational model. *Monthly Weather Review*, **139**, 976-991.

Stengel M, Lindskog M, Undén P, Gustafsson N, Bennartz R, 2010. An extended observation operator in HIRLAM 4D-VAR for the assimilation of cloud-affected satellite radiances. *Quart.J.Roy.Meteor.Soc.*, **136**, 1064-1074.

Susskind J, Barnet C.D, Blaisdell J.M, 2003. Retrieval of Atmospheric and surface parameters from AIRS/AMSU/HSB data in the presence of clouds. *IEEE Remote Sensing*, **136**, 1064-1074.

Wyser K, 1998. The effective radius in ice clouds. *Journal of Climate*, **11**, 1793-1802.

Wei H, Yang P, Li J, Baum B, Huang H-L, Platnick S, Hu Y, Strow L, 2004. Retrieval of semi-transparent ice cloud optical thickness from Atmospheric Infrared Sounder (AIRS) measurements. *IEEE Remote Sensing*, **42**, 2254-2267.

Copyright © 2012 Royal Meteorological Society

Chapitre 7

Apport des observations IASI nuageuses dans AROME

Sommaire

7.1 Cadre expérimental 125
7.2 Cohérence entre le modèle AROME 1D et le modèle AROME 3D . . . 127
7.3 Evolution des profils de contenus nuageux 130
7.3.1 Observations réelles 130
7.3.2 Observations simulées 136
7.4 Conclusion 143

Nous avons vu dans les chapitres précédents que l'utilisation des variables de microphysique (ql et qi) pour l'assimilation des radiances nuageuses donne des résultats très encourageants. En se plaçant dans des situations nuageuses correctement modélisées par le modèle de PNT, les profils de température, humidité, contenu en eau liquide (ql) et contenu en eau solide (qi) peuvent être inversés à partir des observations IASI nuageuses. Avant d'aller plus loin dans les inversions, en améliorant le système de minimisation, il convient de se demander si l'information apportée par IASI pourra être correctement intégrée dans le modèle AROME. En effet, les processus microphysiques faisant évoluer les contenus en eau nuageuse (cf partie 3.3) sont des processus d'ajustement très rapides. En quelques pas de temps du modèle, les variables nuageuses sont ajustées en fonction de l'humidité, de la pression et de la température de la maille. Maintenant que nous sommes capables de mieux connaître le contenu en eau nuageuse grâce aux observations IASI nuageuses, nous allons étudier l'évolution de l'incrément d'analyse fourni par le 1D-Var dans le modèle AROME. En effet, il est important de trouver la meilleure variable de contrôle et le meilleur équilibre initial entre variables pour conserver l'information le plus longtemps possible.

7.1 Cadre expérimental

L'inclusion des variables microphysiques dans le vecteur d'état du modèle AROME est très complexe. De manière à avoir rapidement une idée de l'impact des observations nuageuses dans le modèle de prévision numérique, nous avons choisi de travailler avec une version simplifiée uni-dimensionnelle du modèle AROME. Le modèle MUSC (Modèle Unifié

Simple Colonne) développé au CNRM dans le but de valider les paramétrisations physiques a été utilisé pour notre étude (communication personnelle, Yves Bouteloup et Eric Bazile). Le modèle MUSC permet de faire évoluer plusieurs variables de manière *off-line* en appelant la physique du modèle AROME uniquement. Dans la thèse, nous parlerons soit de MUSC soit d'AROME 1D pour faire référence à ce modèle uni-dimensionnel reproduisant les paramétrisations physiques du modèle AROME 3D. De manière à se rapprocher du modèle 3D, des forçages peuvent être ajoutés à MUSC, notamment les advections de température et d'humidité.

De manière à obtenir des profils réalistes avec MUSC, les advections de température et d'humidité calculées toutes les heures à partir du modèle complet 3D-Var AROME ont été ajoutées :

$$adv_T = u\frac{\partial T}{\partial x} + v\frac{\partial T}{\partial y} + w\frac{\partial T}{\partial z} \tag{7.1}$$

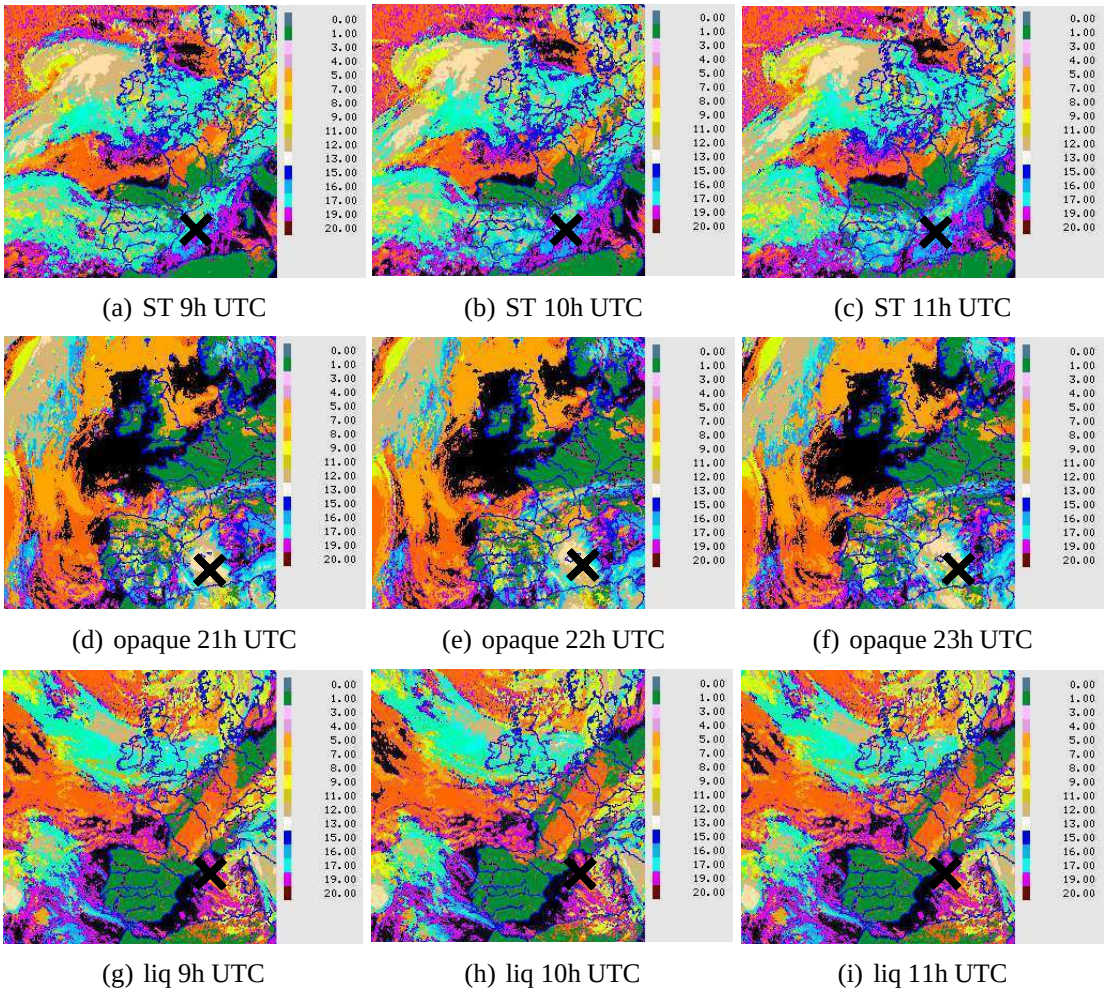
$$adv_q = u\frac{\partial q}{\partial x} + v\frac{\partial q}{\partial y} + w\frac{\partial q}{\partial z} \tag{7.2}$$

avec u, v et w les composantes du vent.

Pour cette étude, nous avons sélectionné trois cas représentatifs de nuages : un nuage de glace type cirrus, un nuage bas d'eau liquide et un nuage mixte opaque. Ces trois cas sont issus d'observations IASI réelles présélectionnées avec l'utilisation du cluster AVHRR (cf chapitre 5). De manière à éviter toute situation où la dynamique non prise en compte dans MUSC pourrait avoir beaucoup d'impact sur l'évolution du profil, nous avons considéré des situations où le nuage est conservé pendant près de trois heures dans l'observation et dans la simulation de référence. Sur la figure 7.1, l'image de classification nuageuse de l'imageur SEVIRI à bord du satellite géostationnaire MSG [1] est représentée pour chaque observation considérée. Le tableau 7.1 présente les 21 classes nuageuses MSG et les 9 sous-catégories associées. La localisation de l'observation IASI est représentée par une croix noire. Le nuage semi-transparent est classé dans la catégorie 17 de la classification qui représente les nuages semi-transparents épais et hauts. Le nuage opaque mixte est en classe 12 type opaque haut et le nuage liquide en classe 8 type nuage bas. Le nuage semi-transparent a été observé le 28 octobre 2010 à 9h UTC, le nuage opaque le 11 octobre 2010 à 21h UTC et le nuage bas le 18 octobre 2010 à 9h UTC. On voit bien sur l'image 7.1 que les situations choisies sont plutôt stables pendant les premières heures de prévision ce qui devrait permettre d'obtenir des profils MUSC aussi proches que possible des profils AROME 3D.

Le modèle simplifié à une colonne MUSC a été utilisé pour regarder l'évolution des contenus en eau liquide et solide pendant trois heures de prévision. En l'absence de données in situ, nous n'avons aucun moyen de connaître l'état vrai de l'atmosphère et donc de valider la prévision des contenus en eau nuageuse faite à partir de notre analyse. Cependant, nous pouvons regarder si l'information apportée sur les ql et qi lors de l'inversion des observations nuageuses se conserve au cours du temps ou si très rapidement les profils sont ajustés par la microphysique d'AROME. La méthodologie mise en oeuvre s'est décomposée en deux grandes étapes : vérifier la cohérence du modèle MUSC avec le modèle 3D en faisant évoluer

1. METEOSAT Seconde Génération



(a) ST 9h UTC (b) ST 10h UTC (c) ST 11h UTC

(d) opaque 21h UTC (e) opaque 22h UTC (f) opaque 23h UTC

(g) liq 9h UTC (h) liq 10h UTC (i) liq 11h UTC

FIG. 7.1 – Evolution pendant 2 heures de la classification nuageuse de l'imageur SEVIRI à bord de MSG. Les observations IASI étudiées sont repérées par des croix noires. Les images (a,b,c) représentent la situation du nuage semi-transparent du 28/10/2010 à 9h, les images (d,e,f) correspondent au nuage opaque du 11/10/2010 à 21h et les images (g,h,i) correspondent au nuage bas du 18/10/2010 à 9h.

l'ébauche qui servira à l'analyse pendant trois heures puis comparer l'évolution de différents profils prenant en compte ou non l'analyse des hydrométéores.

7.2 Cohérence entre le modèle AROME 1D et le modèle AROME 3D

Nous avons observé que sans forçage dynamique, les nuages sont très vite dissipés dans le modèle MUSC. Pour corriger ce problème, MUSC a été forcé par les advections de température et d'humidité. Pour cela, nous avons utilisé la boîte à outils ddh (diagnostic sur des domaines horizontaux, Piriou (2009)). Cette boîte à outils permet de calculer le bilan des variables pronostiques du modèle à partir du modèle 3D. De manière simplifiée, on peut

Catégorie	Type de nuage	sous-catégories utilisées
0	non processé	Ø
1	ciel clair sur terre	ciel clair
2	ciel clair sur mer	ciel clair
3	neige sur terre	ciel clair
4	neige/glace sur mer	ciel clair
5-6	très bas	très bas
7-8	bas	bas
9-10	moyen	moyen
11-12	opaque haut	opaque haut
13-14	opaque très haut	opaque très haut
15	semi-transparent fin et haut	semi-transparent
16	semi-transparent assez épais et haut	semi-transparent
17	semi-transparent épais et haut	semi-transparent
18	semi-t au dessus de moyen ou bas	semi-t au dessus de moyen ou bas
19	fractionné	fractionné
20	non défini	Ø

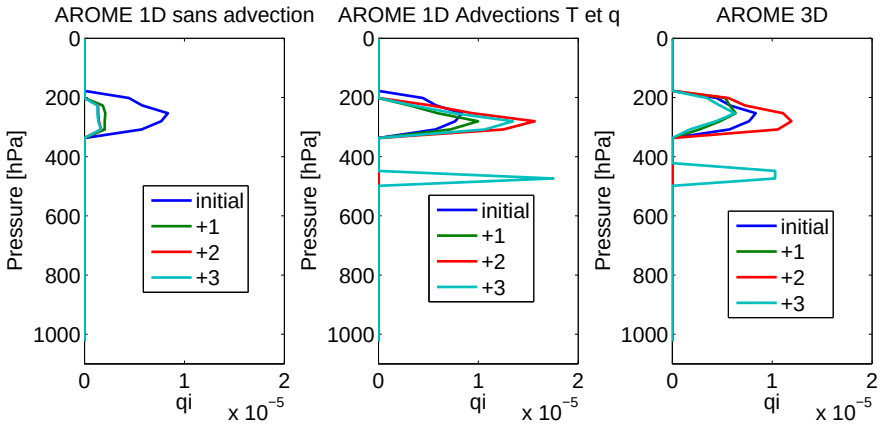
TABLEAU 7.1 – Description des catégories nuageuses obtenues par MSG et des sous-catégories associées.

modéliser l'évolution d'une variable pronostique du modèle par l'équation suivante :

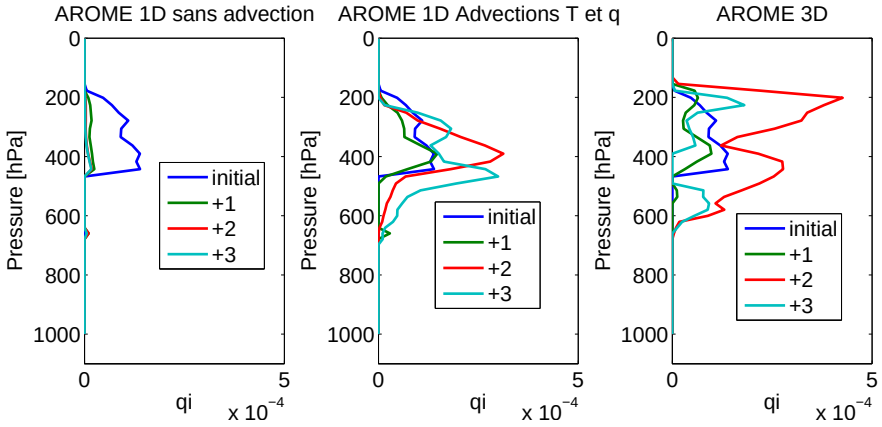
$$\frac{\partial X}{\partial t} + \overrightarrow{v}.\overrightarrow{\nabla} X = \phi \tag{7.3}$$

où ∇ est la dérivation par rapport à x, y, z de chaque composante de la variable X et ϕ représente la physique du modèle. Le pas de temps du modèle MUSC est le même qu'AROME, soit 60 secondes. En spécifiant des points de grille du modèle 3D, l'outil ddh permet d'extraire à chaque échéance de prévision (+1h,+2h,+3h), les valeurs initiales (à t=0) et finales des variables pronostiques ainsi que la somme des contributions des paramétrisations physiques à la variable X étudiée. A partir des valeurs initiales et finales des champs, on a accès à la tendance $\frac{\partial X}{\partial t}$ de chaque variable pronostique. En soustrayant la tendance à la somme des contributions physiques, l'outil ddh permet d'obtenir une solution approchée des advections de température et d'humidité. Ces advections peuvent être fournies au modèle MUSC pour forcer les champs d'hydrométéores.

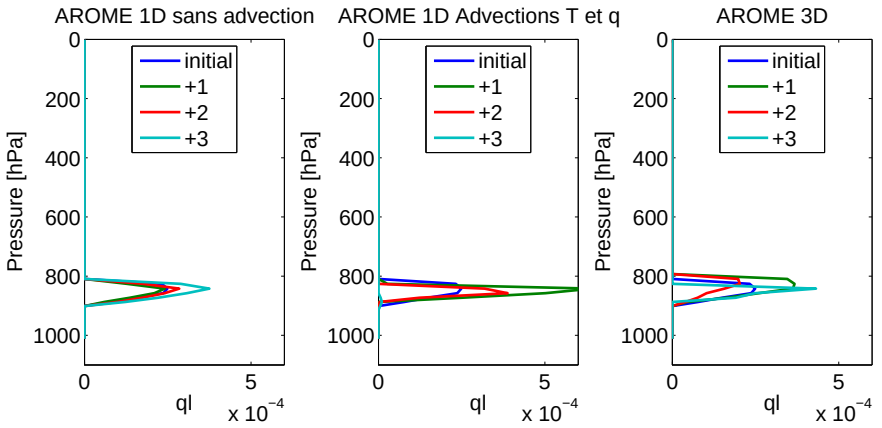
Comme les advections sont calculées pour chaque point de grille du modèle 3D, le processus d'extraction est assez long. Nous nous sommes donc limités à l'étude de trois cas représentatifs. Pour chacun des trois cas décrits précédemment, les advections de température et d'humidité ont été extraites sur les neuf points de grille AROME autour de l'observation IASI toutes les heures pendant trois heures de prévision. Nous avons ensuite comparé l'évolution de l'ébauche pendant trois heures de prévision à la fois dans le modèle MUSC et dans le modèle AROME 3D. Nous avons testé 10 configurations différentes de MUSC en forçant le modèle par une des advections des 9 points de grille AROME autour de l'observation ou par l'advection moyenne sur les 9 points de grille. L'advection permettant de se rapprocher au mieux du modèle 3D a été sélectionnée et utilisée ensuite lors de l'évolution des profils analysés de ql et qi.



(a) Semi-transparent



(b) Opaque



(c) Liquide

FIG. 7.2 – Evolution pendant trois heures du profil d'eau liquide (ql) ou de glace (qi) pour les trois cas testés : nuage semi-transparent (a), nuage opaque (b), nuage bas liquide (c). L'ébauche initiale est tracée en bleu, la prévision 1h en vert, la prévision 2h en rouge et la prévision 3h en cyan. L'évolution dans AROME 1D utilisé sans forçage (gauche) est comparée à l'évolution dans AROME 1D avec forçage (milieu) et à celle dans le modèle 3D complet (droite).

La figure 7.2 montre l'évolution de l'ébauche extraite du modèle AROME 3D pendant 3 heures de prévision avec le modèle MUSC. Pour se rapprocher de la configuration opérationnelle et des inversions effectuées précédemment, nous regardons le profil des quatre points de grille AROME interpolés bilinéairement au point d'observation. L'évolution de ce profil interpolé dans le modèle AROME 3D est comparée à celle obtenue dans le modèle 1D. Dans la figure 7.2, l'évolution de l'ébauche dans MUSC utilisé sans advection est comparée à celle obtenue avec l'utilisation de MUSC forcé par la meilleure advection parmi les 10 testées. On peut observer que dans les deux cas de nuages de glace (semi-transparent et opaque), l'évolution de l'ébauche dans MUSC est bien meilleure lorsqu'on ajoute les advections de température et d'humidité. La forme et les quantités de glace sont assez semblables dans les deux modèles. A l'inverse, on voit clairement que sans advection dans MUSC, le nuage de glace est dissipé très rapidement dès la première heure de prévision. Pour le nuage bas, le modèle MUSC sans advection parvient à conserver le nuage pendant les 3 heures de prévision mais on observe très peu d'évolution dans le profil initial. Même si l'utilisation des advections permet de faire évoluer le profil initial, on observe encore des différences marquées. On repère par exemple qu'au bout de 3 heures, MUSC fait quasiment disparaître le nuage alors qu'il est recréé dans le modèle 3D. Notre but étant de voir si l'information apportée par l'analyse des hydrométéores peut être conservée dans AROME, il n'est pas important que MUSC reproduise parfaitement le modèle 3D. MUSC est globalement capable de reproduire la forme et la quantité d'eau dans le nuage, ce qui est suffisant dans le cadre de notre étude.

7.3 Evolution des profils de contenus nuageux

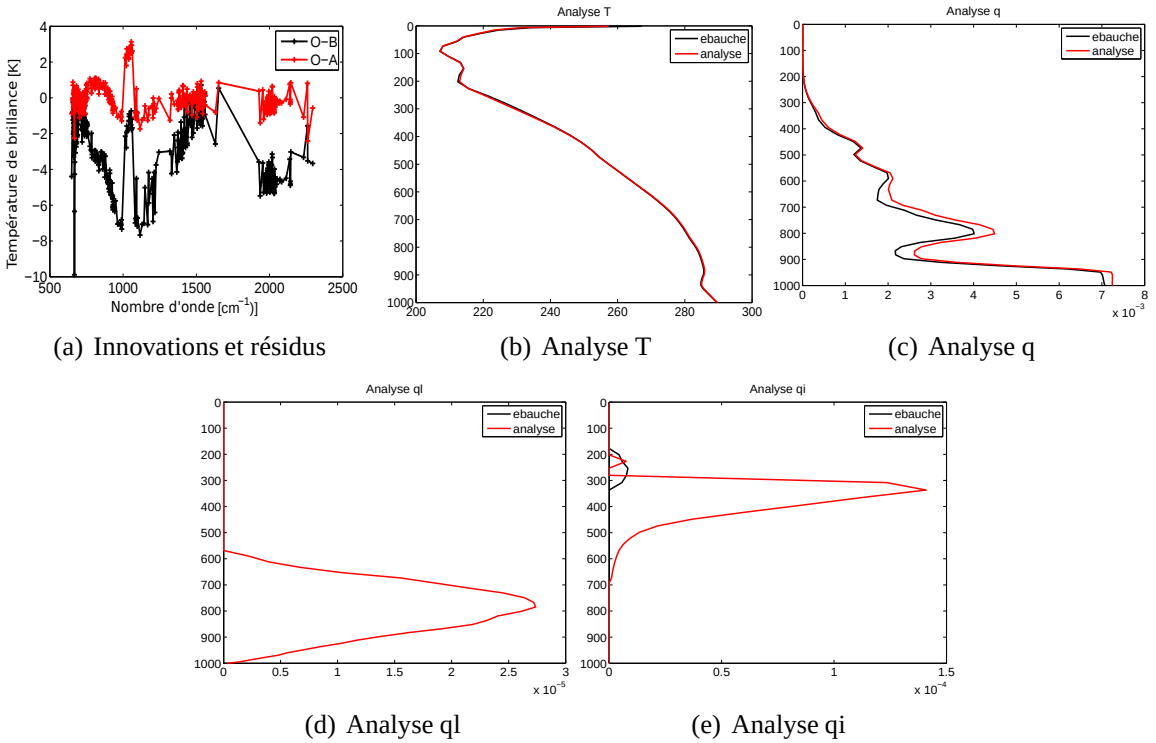
Maintenant que la qualité des simulations faites à partir de MUSC a été validée, nous pouvons utiliser les profils analysés à partir du 1D-Var décrit dans les chapitres précédents. L'ébauche du modèle 3D correspondant à l'interpolation bilinéaire des quatre points de grille AROME autour de l'observation IASI a été utilisée pour inverser les profils de température, d'humidité, de contenu en eau liquide et de contenu en glace. Les inversions sont effectuées avec la nouvelle sélection de 480 canaux choisis par la méthode physique. De manière à évaluer s'il semble pertinent de modifier les variables ql et qi en plus des variables classiques, l'évolution pendant 3 heures de l'ébauche a été comparée aux évolutions de deux profils différents. Dans le premier cas, les quatre variables T, q, ql et qi sont initialisées avec les analyses du 1D-Var. Dans le deuxième cas, seules les variables de température et d'humidité sont initialisées par l'analyse du 1D-Var, les hydrométéores sont conservés égaux à ceux de l'ébauche. Cette deuxième configuration est la plus proche de la configuration opérationnelle. Les deux configurations testées sont résumées dans le tableau 7.2. Les résultats obtenus sur les trois nuages choisis sont présentés ci-dessous.

7.3.1 Observations réelles

Le premier cas étudié est celui du nuage semi-transparent. La figure 7.3 montre la courbe des innovations (O-B) et des résidus (O-A) pour chacun des 480 canaux utilisés dans l'inversion ainsi que les profils d'ébauche et d'analyse pour les quatre variables utilisées. Après analyse, les résidus sont inférieurs aux innovations sauf pour quelques canaux situés dans la bande d'absorption de l'ozone. Le 1D-Var ajoute du nuage à l'ébauche pour compenser le manque de forçage radiatif. En effet, les innovations sont nettement négatives indiquant un

	Initialisation T	Initialisation q	Initialisation ql	Initialisation qi	Couleur Courbe
cas 1	Analyse	Analyse	Analyse	Analyse	Bleu
cas 2	Analyse	Analyse	Ebauche	Ebauche	Rouge

TABLEAU 7.2 – Récapitulatif des deux configurations testées dans MUSC pour évaluer l'impact de l'initialisation des profils de contenu en eau liquide (ql) et en glace (qi) en plus des variables de température (T) et d'humidité (q). Les quatre variables ont été analysées en conditions nuageuses mais à chaque cas correspond une initialisation différente des variables.



(a) Innovations et résidus (b) Analyse T (c) Analyse q

(d) Analyse ql (e) Analyse qi

FIG. 7.3 – Innovations (courbe noire) et résidus (courbe rouge) pour les 480 canaux utilisés dans le 1D-Var (a). Ebauche (courbe noire) et analyse (courbe rouge) des quatre variables du vecteur d'état de l'assimilation : température (b), humidité (c), eau liquide (d) et glace (e). Cas de nuage semi-transparent du 28/10/2010.

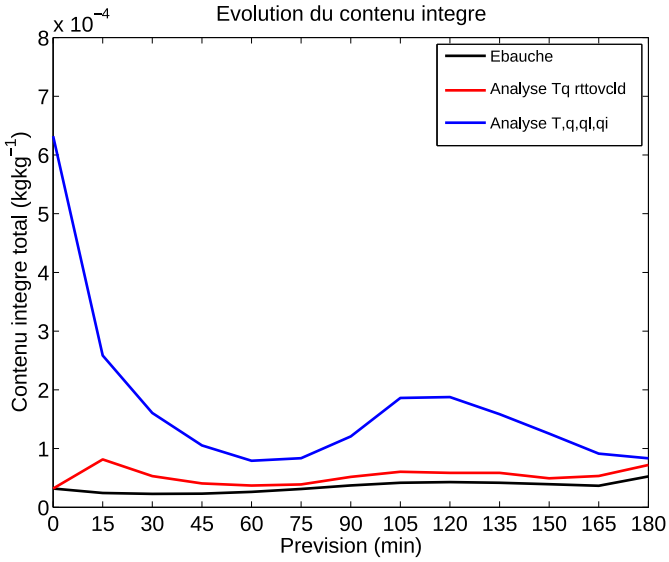
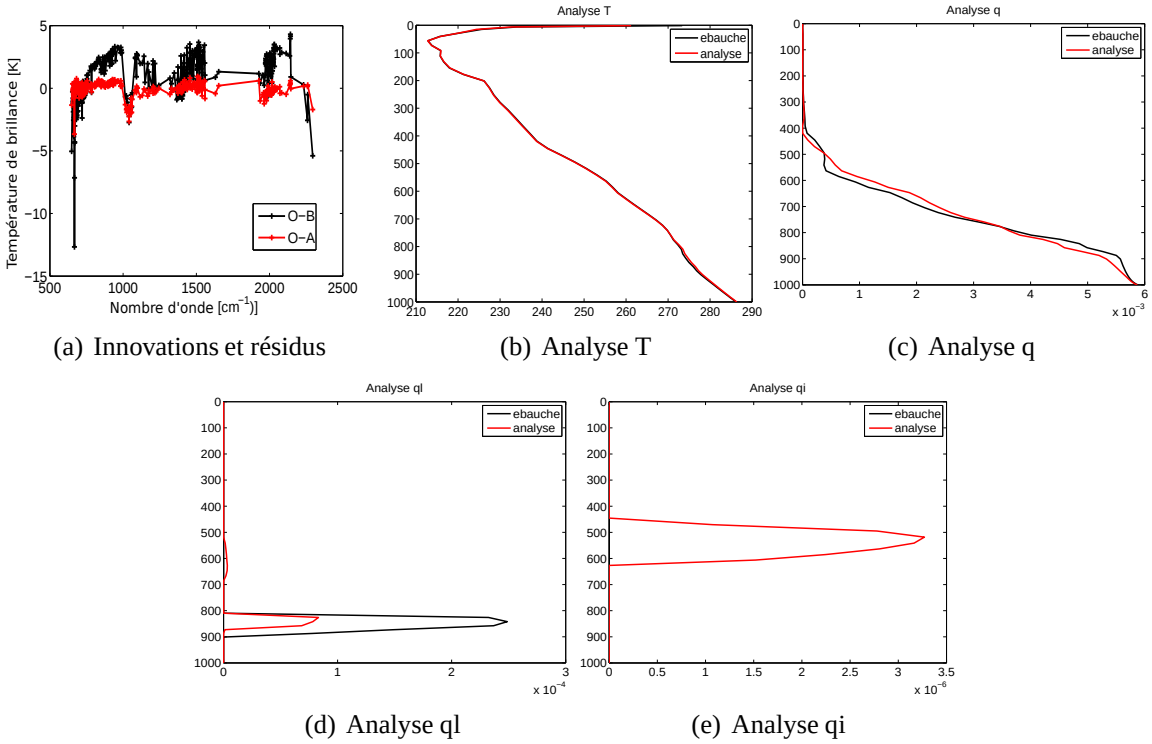


FIG. 7.4 – Evolution du contenu intégré total de glace nuageuse selon les trois configurations : l'ébauche (courbe noire), initialisation de la température, de l'humidité et des hydrométéores par l'analyse du 1D-Var (courbe bleue), initialisation de la température et de l'humidité par l'analyse du 1D-Var et conservation de l'ébauche pour les hydrométéores (courbe rouge). Cas de nuage semi-transparent du 28/10/2010.

manque de nuage dans AROME. De l'eau liquide est aussi ajoutée autour de 800 hPa à cause des corrélations croisées avec l'humidité. Cet ajout n'est pas significatif (10^{-5} kg.kg^{-1}) et est supprimé dès les premiers pas de temps d'ajustement du modèle.

La figure 7.4 représente donc l'évolution du contenu total intégré sur la colonne en glace nuageuse (qi) uniquement pendant 3 heures de prévision. MUSC est utilisé avec la meilleure advection sélectionnée dans la section 7.2. Tout d'abord, on peut noter que l'information apportée par l'observation IASI nuageuse à l'ébauche est conservée pendant les 3 heures de prévision. En effet, l'augmentation du contenu en glace apportée par l'analyse est toujours présente au bout de 3 heures de prévision même si un fort ajustement est observé au bout de 15 minutes de prévision. D'autre part, on peut noter que l'initialisation des hydrométéores par l'analyse apporte une information supplémentaire par rapport à l'initialisation de la température et de l'humidité uniquement. En effet, l'écart entre les courbes des cas 1 et 2 (avec ou sans initialisation des hydrométéores) est significatif (de l'ordre de 6×10^{-4} kg.kg^{-1} en début de fenêtre et de 6×10^{-5} kg.kg^{-1} en fin de fenêtre) .

Nous nous intéressons maintenant au cas de nuage bas sélectionné. La figure 7.5 montre les courbes des innovations et des résidus pour chacun des 480 canaux utilisés dans l'inversion ainsi que les profils d'ébauche et d'analyse pour les quatre variables utilisées. Cette fois les innovations sont principalement positives, l'observation est donc moins nuageuse que le modèle. Là encore l'ajustement fait par le 1D-Var est en accord avec ces innovations puisque le contenu en eau liquide est diminué par rapport à l'ébauche et qu'on observe un assèchement au niveau du nuage. Les résidus sont nettement diminués par rapport aux innovations indiquant une bonne prise en compte de l'observation lors de la minimisation. On peut noter un ajout de glace à 600 hPa induit par l'humidification de l'atmosphère sur ce niveau vertical



(a) Innovations et résidus (b) Analyse T (c) Analyse q

(d) Analyse ql (e) Analyse qi

FIG. 7.5 – Innovations (courbe noire) et résidus (courbe rouge) pour les 480 canaux utilisés dans le 1D-Var (a). Ebauche (courbe noire) et analyse (courbe rouge) des quatre variables du vecteur d'état de l'assimilation : température (b), humidité (c), eau liquide (d) et glace (e). Cas de nuage bas du 18/10/2010.

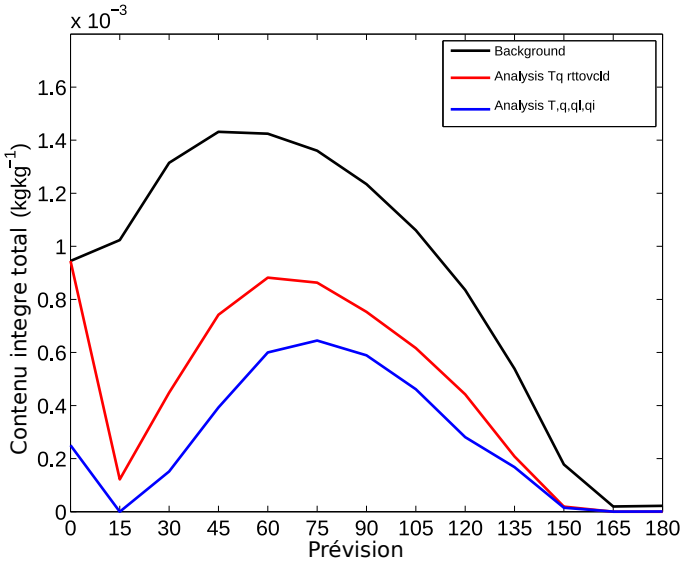


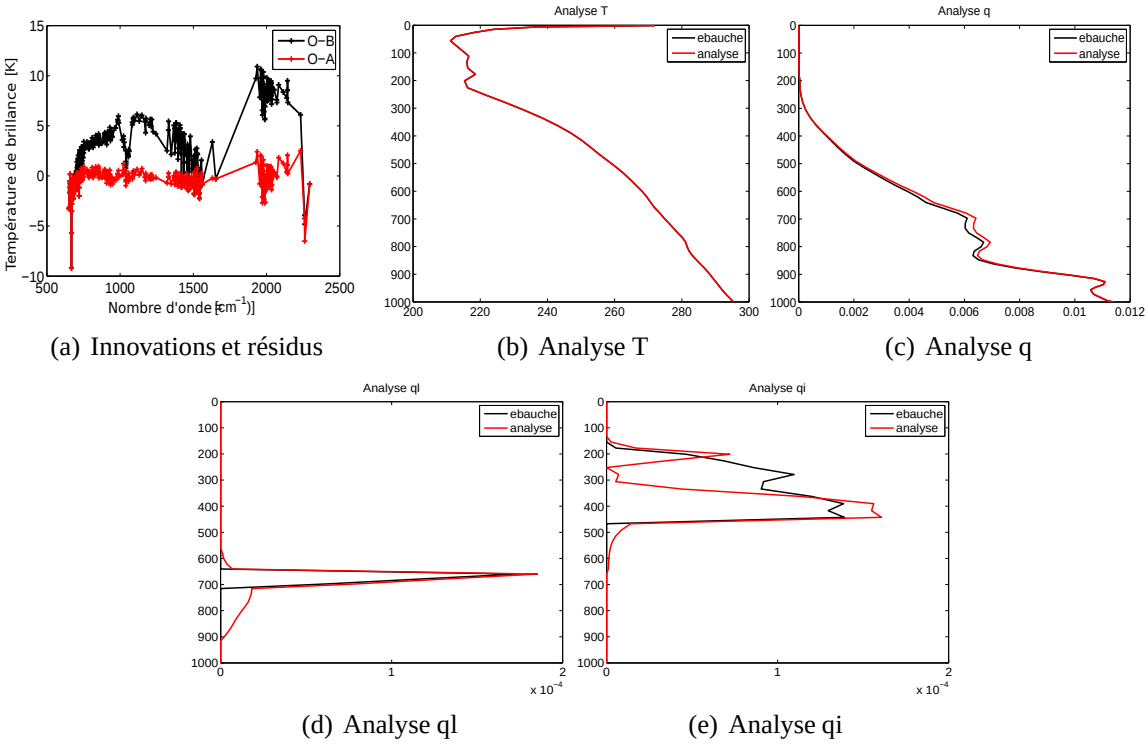
FIG. 7.6 – Evolution du contenu intégré total d'eau liquide selon les trois configurations : l'ébauche (courbe noire), initialisation de la température, de l'humidité et des hydrométéores par l'analyse du 1D-Var (courbe bleue), initialisation de la température et de l'humidité par l'analyse du 1D-Var et conservation de l'ébauche pour les hydrométéores (courbe rouge). Cas de nuage bas du 18/10/2010.

par le biais des corrélations croisées entre l'humidité et la glace. Cependant, la quantité de glace ajoutée n'est pas significative. L'évolution temporelle du profil de glace est alors très proche qu'il soit issu de l'ébauche ou de l'analyse des hydrométéores.

La figure 7.6 montre donc l'évolution du contenu total en eau liquide uniquement. Tout comme pour le cas semi-transparent, l'information nuageuse apportée par IASI est bien conservée tout au long des 3 heures de prévision même si un ajustement très rapide est observé au bout de 15 minutes (15 pas de temps de 60 secondes). Le contenu en eau liquide du profil analysé reste toujours inférieur à l'ébauche tout au long des 3 heures de prévision (baisse de 73% du contenu total en eau liquide par rapport à l'ébauche en début de fenêtre et de 52% en milieu de fenêtre). La baisse du contenu en eau liquide a donc été conservée par le modèle. La différence sur le contenu total en eau liquide entre les profils initialisés avec ou sans les hydrométéores est de 7×10^{-4} kg.kg^{-1} (soit environ 73%) en début de fenêtre et de 1.6×10^{-4} kg.kg^{-1} (22%) en milieu de fenêtre. Cela montre donc un gain d'information significatif apporté par l'initialisation des hydrométéores en plus des variables classiques.

Nous regardons maintenant l'évolution du contenu en glace (qi) dans le cas d'un nuage opaque. La figure 7.7 montre les innovations et les résidus. L'analyse parvient à réduire considérablement les différences entre l'observation et l'ébauche en diminuant le contenu total en glace indiquant une bonne minimisation de la fonction coût. Le nuage bas n'est pratiquement pas modifié par l'analyse. Seul un étalement sur la verticale du nuage est observable. L'évolution temporelle du profil d'eau liquide est très proche selon les différentes configurations testées.

Seule l'évolution du contenu intégré total en glace nuageuse est donc montrée au cours des 3 heures de prévision (figure 7.8). Les résultats sont un peu moins encourageants que



(a) Innovations et résidus (b) Analyse T (c) Analyse q

(d) Analyse ql (e) Analyse qi

FIG. 7.7 – Observation moins ébauche (courbe noire) et observation moins analyse (courbe rouge) pour les 480 canaux utilisés dans le 1D-Var (a). Ebauche (courbe noire) et analyse (courbe rouge) des quatre variables du vecteur d'état de l'assimilation : température (b), humidité (c), eau liquide (d) et glace (e). Cas de nuage opaque du 11/10/2010.

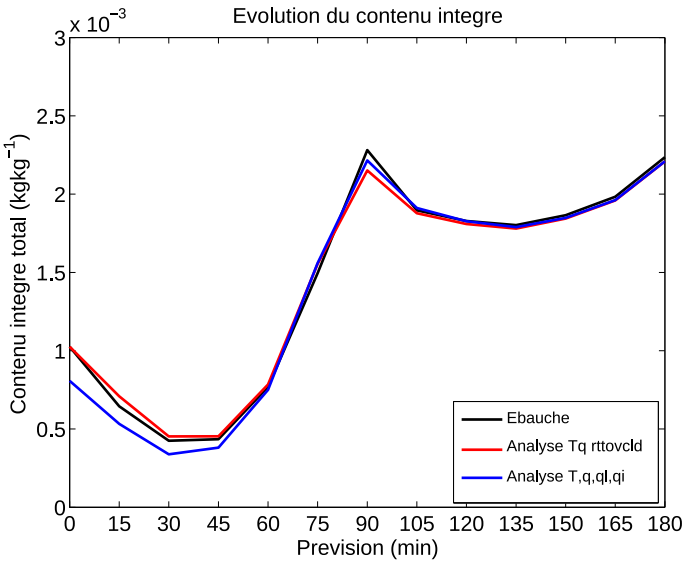


FIG. 7.8 – Evolution du contenu intégré total de glace nuageuse selon les trois configurations : l'ébauche (courbe noire), initialisation de la température, de l'humidité et des hydrométéores par l'analyse du 1D-Var (courbe bleue), initialisation de la température et de l'humidité par l'analyse du 1D-Var et conservation de l'ébauche pour les hydrométéores (courbe rouge). Cas de nuage opaque du 11/10/2010.

ceux obtenus avec les cas de nuage bas et de nuage semi-transparent. En effet, au bout d'une heure de prévision, toutes les courbes sont quasiment confondues. La baisse du contenu en glace provoquée par l'analyse est tout de même conservée pendant près d'une heure de prévision (baisse de 21% par rapport à l'ébauche en début de fenêtre et de seulement 3% en milieu de fenêtre).

Si l'évolution temporelle du qi dans le cas de nuage opaque paraît moins significative que les autres cas nuageux, cela peut s'expliquer en partie par la saturation du transfert radiatif. Dans le cas de nuages opaques hauts, la température et l'humidité ne sont pratiquement pas modifiées par l'analyse car aucune information sur les couches atmosphériques situées sous le nuage ne peut être extraite de la radiance nuageuse. Toute l'information provient du nuage et des couches atmosphériques situées au dessus du nuage. De plus, quand l'épaisseur optique devient trop importante, on observe une saturation du spectre nuageux (Faijan et al. (2012)). Cela signifie que le spectre d'un nuage d'épaisseur optique 5 sera identique à celui d'un nuage d'épaisseur optique 15. Dans le cas étudié, l'incrément d'analyse ajouté à l'ébauche de qi est relativement faible à cause de la saturation du spectre. Dans le cas d'un nuage semi-transparent, l'incrément d'analyse ajouté au profil de glace pourra être plus important que dans le cas d'un nuage opaque car le transfert radiatif est beaucoup plus sensible à une modification de l'épaisseur optique. Comme le profil de glace est peu modifié par rapport à l'ébauche, il est normal que le profil analysé converge plus rapidement vers l'ébauche.

7.3.2 Observations simulées

L'étude précédente menée sur des observations réelles a permis de montrer que l'initialisation des hydrométéores en plus de la température et de l'humidité apporte un gain

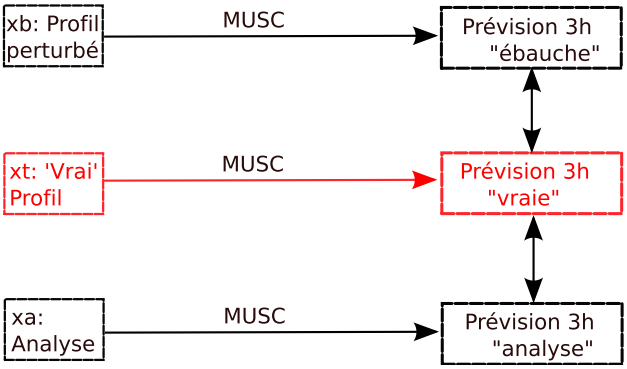


FIG. 7.9 – Schéma représentant la validation des inversions 1D-Var par le modèle MUSC en comparant une prévision 3 heures faite à partir du profil AROME « vrai » aux prévisions 3 heures obtenues avec l'ébauche ou l'analyse.

d'information significatif et que cette information peut être conservée par le modèle de prévision numérique jusqu'au prochain cycle d'assimilation. Cependant, même si nous avons observé des différences notables dans l'évolution des profils analysés, il est difficile d'évaluer quelle configuration permet de se rapprocher au mieux de la vérité dans le cas d'observations réelles.

Afin d'obtenir une validation plus quantitative, des observations simulées (cadre OSSE) ont été utilisées de nouveau. Dans ce cadre de travail présenté dans le chapitre 5, l'état vrai de l'atmosphère est donné par l'ébauche non perturbée du modèle AROME. On connait donc les conditions initiales à l'instant t_0 de la prévision. En supposant notre modèle 1D comme « parfait » on peut donc connaître l'état vrai de l'atmosphère vers lequel on veut tendre au bout de 3 heures de prévision. Il s'agit bien sûr d'une hypothèse forte qui n'est surement pas vérifiée mais cela permet d'avoir une idée de la prévision la plus juste vers laquelle on peut tendre. Nous avons donc utilisé l'ébauche AROME non perturbée pour tracer l'évolution du profil d'hydrométéores pendant 3 heures de prévision avec le modèle MUSC. Cette prévision sera donc notre référence et sera appelée « profil vrai ». Nous avons ensuite utilisé l'ébauche perturbée qui nous sert d'ébauche au début de l'analyse 1D-Var. C'est donc un profil de prévision 3 heures que l'on souhaite modifier pour qu'il se rapproche au mieux de notre « profil vrai ». Nous faisons évoluer cette ébauche dans AROME 1D ainsi que le profil analysé par le 1D-Var (voir figure 7.9). Si l'information nuageuse apportée par IASI est bien conservée par AROME, le profil analysé doit avoir une évolution temporelle plus proche du « profil vrai » (l'ébauche non perturbée) que l'ébauche initiale (l'ébauche perturbée). Nous avons comparé l'évolution de deux analyses différentes : dans la première les quatre variables sont initialisées avec leurs analyses, dans la deuxième seules la température et l'humidité sont initialisées avec leurs analyses, les hydrométéores étant conservés égaux à l'ébauche. Dans cette deuxième approche, la température et l'humidité sont tout de même analysées en conditions nuageuses avec les hydrométéores en variables de contrôle (variables « puits »). Les différentes configurations testées sont résumées dans le tableau 7.3.

Pour cette étude, les profils de nuage semi-transparent et bas ont été choisis à la même date que ceux présentés dans les cas réels. Cependant, à cause de la non convergence du 1D-Var dans un cadre OSSE, nous n'avons pas pu conserver exactement les mêmes profils

	Initialisation T	Initialisation q	Initialisation ql	Initialisation qi	Couleur Courbe
cas 1	Analyse	Analyse	Analyse	Analyse	Bleu
cas 2	Analyse	Analyse	Ebauche	Ebauche	Rouge
cas 3	Ebauche	Ebauche	Ebauche	Ebauche	Jaune

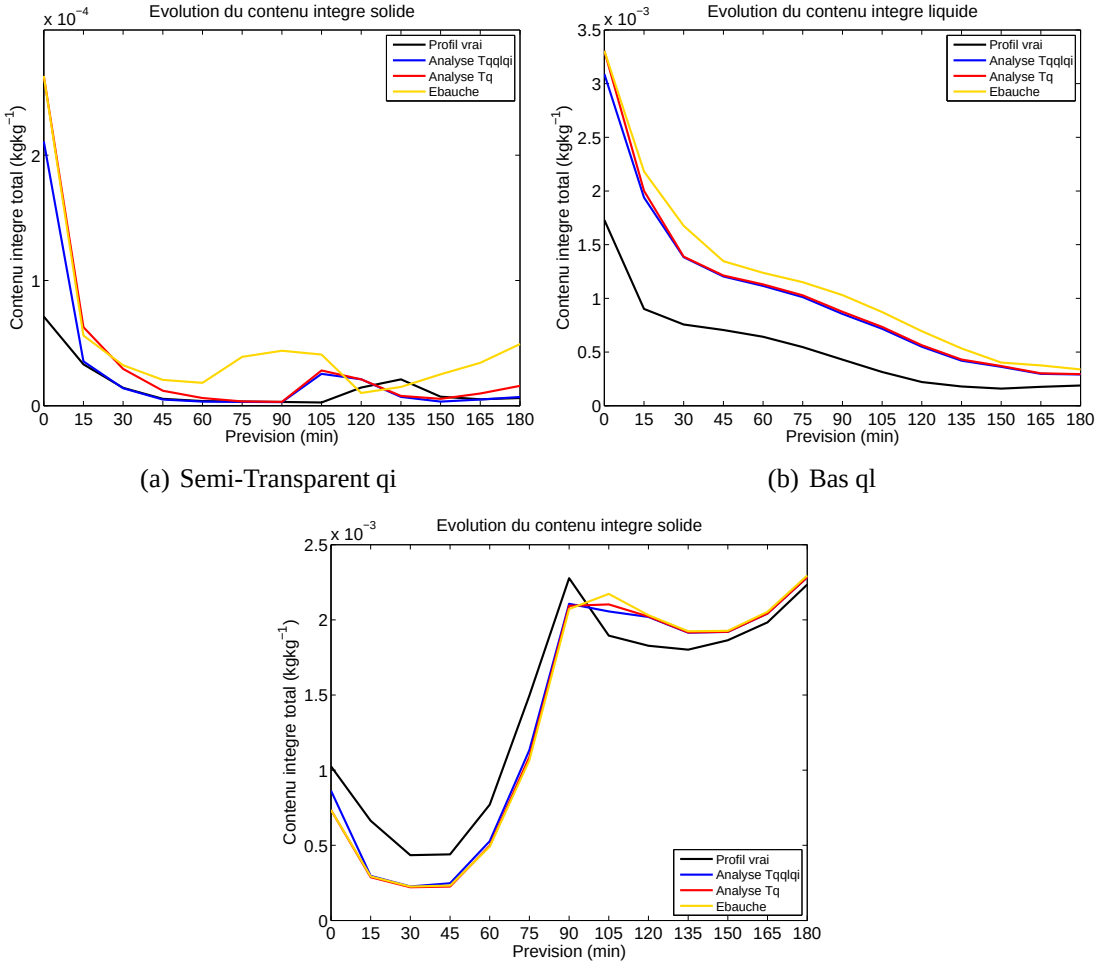
TABLEAU 7.3 – Récapitulatif des trois configurations testées dans AROME 1D après analyse avec des observations IASI simulées. Les quatre variables ont été analysées en conditions nuageuses mais à chaque cas correspond une initialisation différente des variables.

et nous avons choisi à la place des profils très proches de ceux déjà sélectionnés. Le cas de nuage opaque a, lui, convergé à la fois dans le contexte OSSE et dans le cas réel, il est donc resté identique.

L'évolution temporelle des trois profils avec MUSC est présentée sur la figure 7.10. Dans le cas du nuage semi-transparent, on voit que l'analyse des variables nuageuses permet de se rapprocher du « profil vrai » par rapport à l'ébauche initiale. La quantité de glace est d'ailleurs quasiment identique à celle du « profil vrai » au bout de 15 minutes et jusqu'à 1h30 de prévision. La hausse du contenu en glace au bout de 2h15 de prévision est légèrement en avance par rapport au « profil vrai » mais l'évolution se retrouve encore très proche de notre référence au bout des 3 heures de prévision. On remarque aussi que l'initialisation des hydrométéores par l'ébauche au lieu de l'analyse (courbe rouge) s'écarte du « profil vrai » au bout de 3 heures de prévision alors que l'initialisation des quatre variables permet de se rapprocher au mieux de la prévision 3 heures. Cet écart est significatif : 9.8×10^{-6} kg.kg^{-1} lorsque les hydrométéores ne sont pas initialisés avec l'analyse contre 8.7×10^{-7} kg.kg^{-1} lorsque l'analyse est prise en compte (comparé à 6×10^{-6} kg.kg^{-1} pour le « profil vrai »).

Pour le nuage bas, l'écart entre la prévision issue du profil analysé et le « profil vrai » est plus faible que celui entre l'ébauche et le « profil vrai » (54% d'écart avec le « profil vrai » contre 80%). L'information apportée par l'analyse a donc pu se propager tout au long de la fenêtre de prévision. Peu de différences sont observées entre l'évolution du profil initialisé avec les analyses des quatre variables et celui initialisé avec les analyses de température et humidité uniquement. Un ajustement rapide au bout de quinze minutes permet au contenu en eau liquide de s'équilibrer avec les analyses de température et d'humidité qui ont été réalisées en tenant compte des hydrométéores. L'information nuageuse fournie à la température et l'humidité lors de l'analyse est donc transférée aux variables microphysiques en début de prévision.

Pour le nuage opaque les résultats sont moins encourageants (de manière similaire à ce que nous avons pu observer sur le cas réel). L'écart entre le profil analysé et le « profil vrai » est plus faible que celui entre l'ébauche et le « profil vrai » essentiellement au début de la fenêtre et au bout de 1h45 de prévision. Pour toutes les autres échéances, toutes les courbes sont très proches les unes des autres. Cette faible différence entre les courbes peut venir du peu de modifications des profils dû à l'opacité du nuage. L'ébauche étant très proche de l'analyse en début de prévision, les deux profils convergent très vite vers le même état. Le profil initialisé avec les analyses des quatre variables est plus proche du « profil vrai » au bout de 1h45 de prévision que celui initialisé avec les analyses de température et d'humidité

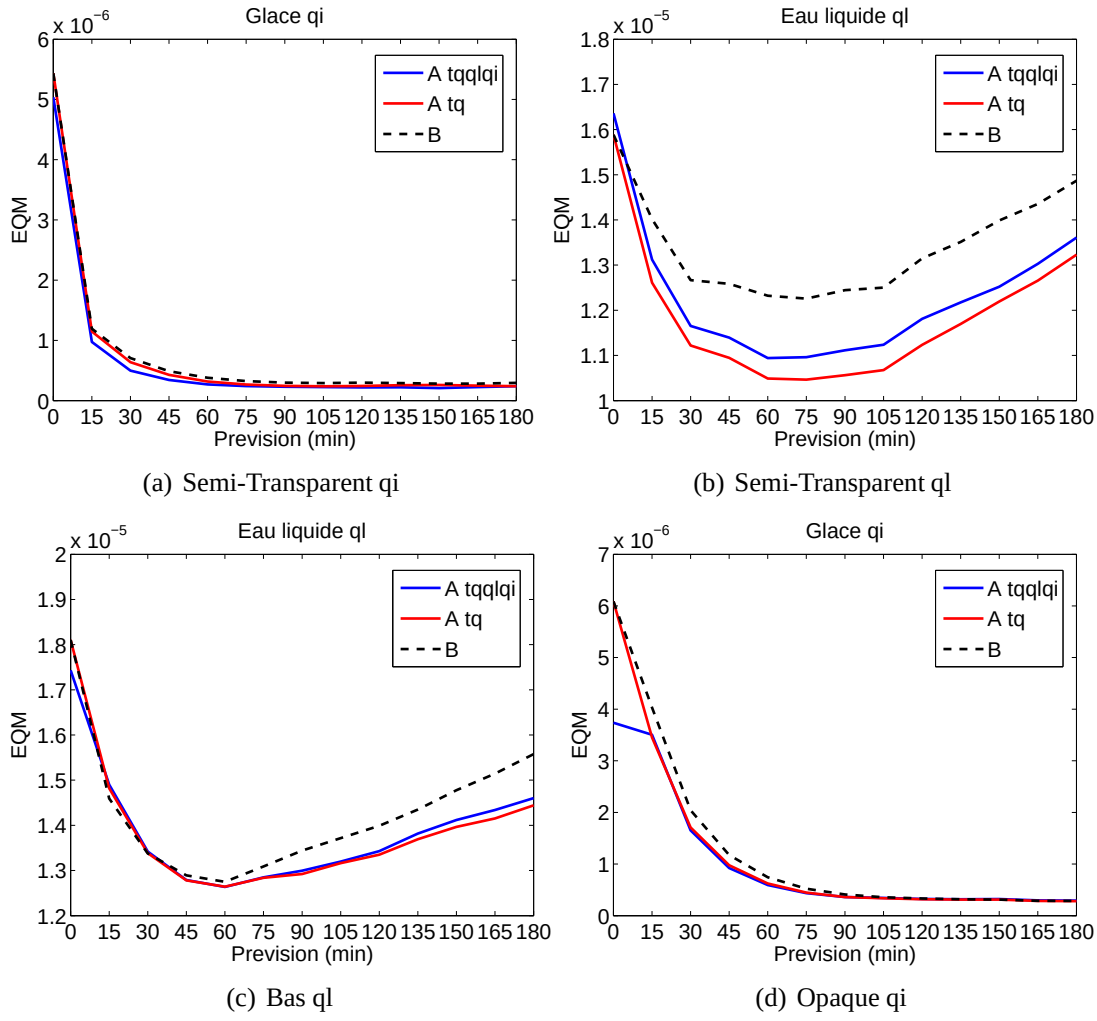


(a) Semi-Transparent qi

(b) Bas ql

(c) Opaque haut qi

FIG. 7.10 – Evolution du contenu intégré total en eau nuageuse selon les 3 configurations décrites dans le tableau 7.3 : « profil vrai » en noir, l'ébauche en jaune, le profil initialisé avec l'analyse des quatre variables en bleu et le profil initialisé avec les analyses de température et d'humidité en conservant les hydrométéores égaux à l'ébauche en rouge. L'étude est menée sur un cas de nuage semi-transparent (a), un cas de nuage bas (b) et un cas de nuage opaque (c). Des observations IASI simulées sont utilisées pour l'inversion.



(a) Semi-Transparent qi

(b) Semi-Transparent ql

(c) Bas ql

(d) Opaque qi

FIG. 7.11 – Ecart-quadratique-moyen entre l'ébauche et le « profil vrai » (trait tireté), entre le profil initialisé avec les quatre variables et le « profil vrai » (courbe rouge) et entre le profil initialisé avec les analyses de température et d'humidité uniquement (courbe bleue) : (a) prévision de qi pour les semi-transparents, (b) prévision de ql pour les semi-transparents, (c) prévision de ql pour les nuages bas et (d) prévision de qi pour les nuages opaques.

Initialisation	Semi-Transparents ql	Semi-Transparents qi	Bas ql	Opaques qi
T, q, ql qi	9%	23%	3%	11%
T, q	12%	13%	3%	8%

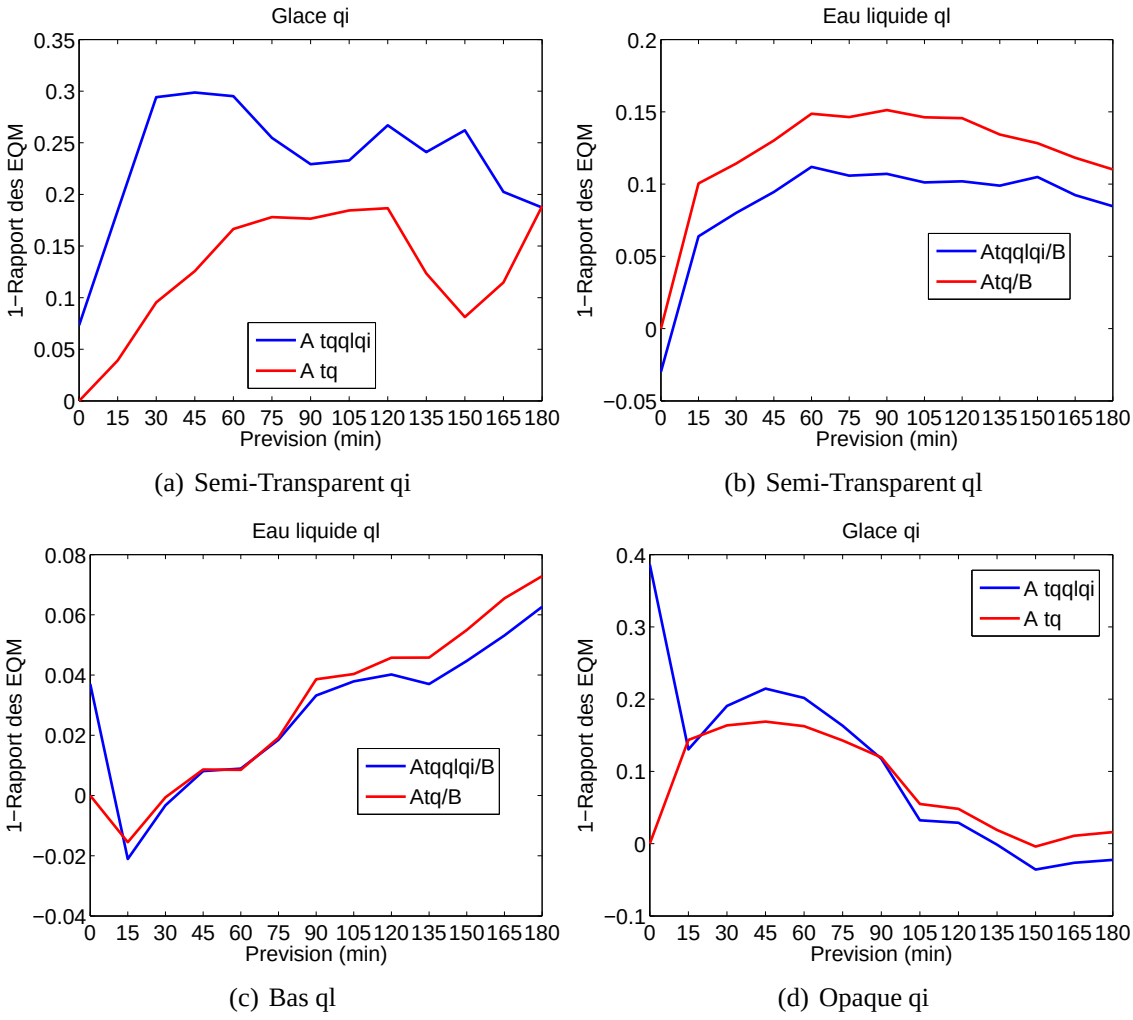
TABLEAU 7.4 – Pourcentage moyen d'amélioration de l'écart-quadratique-moyen calculé entre l'ébauche et la vérité ($EQM(ebauche)$) après analyse ($EQM(analyse)$) : $\sum \frac{EQM(analyse)-EQM(ebauche)}{EQM(ebauche)}$. Comparaison des améliorations obtenues avec l'évolution du profil initialisé avec les analyses des quatre variables (T, q, ql, qi) et celles obtenues avec le profil initialisé avec les analyses de T et q uniquement.

uniquement.

Afin de généraliser ces résultats, des courbes temporelles d'écart-quadratique-moyen (EQM) ont été réalisées. Pour cela, tous les profils de nuages opaques, de nuages semi-transparents et de nuages bas ayant convergé dans le 1D-Var ont été utilisés en entrée du modèle MUSC (200 profils de nuages bas, 168 profils de nuages semi-transparents et 424 cas de nuages opaques hauts). L'extraction des termes d'advection par le biais des simulations du modèle complet AROME 3D est chère en temps de calculs. Comme nous travaillons dans le contexte d'observations simulées, il a été décidé de travailler avec MUSC sans forçage. Les figures 7.11a, 7.11b, 7.11c et 7.11d montrent les EQM sur les nuages bas, nuages opaques et nuages semi-transparents. Les nuages opaques et semi-transparents sont principalement mixtes alors que les nuages bas sont essentiellement liquides. Pour les nuages opaques, l'incrément d'analyse sur l'eau liquide est très faible à cause de l'opacité du nuage (tout l'incrément est concentré sur la couche de glace au dessus de la couche liquide). Nous montrons donc l'évolution des prévisions de glace uniquement. Les nuages semi-transparents permettent, quant à eux, d'extraire de l'information sur l'eau liquide. Pour les semi-transparents, nous montrons donc l'impact de l'analyse à la fois sur l'eau liquide et sur la glace. L'initialisation des quatre variables par leurs analyses (courbe bleue) est comparée à l'initialisation de la température et de l'humidité uniquement (courbe rouge).

Pour chaque type de nuage, les EQM entre la prévision issue de l'analyse et le « profil vrai » sont en moyenne plus faibles que ceux entre l'ébauche et le « profil vrai » (voir tabeau 7.4). Le pourcentage moyen d'amélioration est le plus élevé pour la prévision de la glace dans les nuages semi-transparents et les nuages opaques. Même si l'impact de l'analyse est plus faible pour les nuages bas, l'écart-quadratique-moyen sur la prévision d'eau liquide est diminué par l'analyse des hydrométéores tout au long des 3 heures de prévision que ce soit dans le cas des nuages bas ou des nuages semi-transparents (figures 7.11c et 7.11b). Cependant, dans le cas des nuages bas, après le premier ajustement obtenu au bout de 15 minutes de prévision, les évolutions des profils issus des analyses s'écartent du « profil vrai » contrairement à l'ébauche. Cette dégradation s'estompe rapidement au bout de 30 minutes de prévision. On peut noter que les EQM sur la prévision de glace des nuages semi-transparents et des nuages opaques (figures 7.11a et 7.11d) décroient tout au long de la prévision. Ceci provient du fait que MUSC sans forçage dissipe les nuages de glace (voir figure 7.2, page 129) alors qu'il arrive à conserver les nuages d'eau liquide.

Afin de quantifier la réduction d'erreur apportée par l'analyse, nous avons tracé le para-



(a) Semi-Transparent qi

(b) Semi-Transparent ql

(c) Bas ql

(d) Opaque qi

FIG. 7.12 – Paramètre $1 - EQM(analyse)/EQM(ebauche)$ où $EQM(analyse)$ correspond à l'écart-quadratique-moyen entre l'analyse et le profil vrai et $EQM(ebauche)$ l'écart-quadratique-moyen entre l'ébauche et le « profil vrai ». L'initialisation des quatre variables (courbe bleue) est comparée à l'initialisation de la température et de l'humidité uniquement (courbe rouge). (a) prévision de qi pour les semi-transparents, (b) prévision de ql pour les semi-transparents, (c) prévision de ql pour les nuages bas et (d) prévision de qi pour les nuages opaques. La normalisation s'effectue par rapport à la moyenne du « profil vrai ».

mètre suivant :

$$1 - \frac{EQM(analyse)}{EQM(ébauche)}$$

où $EQM(analyse)$ correspond à l'écart-quadratique-moyen entre l'analyse et le « profil vrai » et $EQM(ébauche)$ l'écart-quadratique-moyen entre l'ébauche et le « profil vrai ». Lorsque ce paramètre vaut zéro, l'analyse n'apporte pas d'amélioration à l'ébauche, lorsque ce paramètre est positif, l'analyse améliore l'ébauche et lorsqu'il est négatif, l'analyse dégrade l'ébauche. Les résultats sont montrés sur les figures 7.12a, 7.12b, 7.12c et 7.12d. Pour les nuages semi-transparents, l'erreur sur la prévision de glace est réduite de 20% en fin de fenêtre. L'initialisation des hydrométéores permet de réduire l'erreur d'analyse d'environ 10%. Pour l'eau liquide des semi-transparents, la réduction d'erreur est moins importante mais atteint tout de même 10 à 15%. L'initialisation des hydrométéores dégrade cette réduction d'erreur d'environ 5%. On peut noter que l'analyse de l'eau liquide dégrade l'ébauche d'environ 3% au début de la prévision. Ceci peut s'expliquer par l'utilisation d'une matrice **B** non adaptée aux nuages semi-transparents. En effet, cette matrice est plus représentative de nuages convectifs. Pour les nuages bas (fig. 7.12c), l'analyse réduit l'erreur de l'ébauche d'environ 4% mais un ajustement dégrade l'ébauche au bout de 15 minutes de prévision. La prévision issue de l'analyse est ensuite meilleure que la prévision issue de l'ébauche au bout de 45 minutes. L'erreur est réduite de 6 à 7% après 3 heures de prévision. L'initialisation des hydrométéores dégrade la réduction d'erreur d'environ 1%. Pour les nuages opaques (fig. 7.12d), l'erreur sur la prévision de glace est réduite d'environ 40% en début de fenêtre et 20% au bout d'une heure de prévision. Au delà de deux heures de prévision, l'analyse des hydrométéores ne permet pas de réduire l'erreur de prévision. Elle est légèrement dégradée en fin de fenêtre lorsque les hydrométéores sont initialisés.

En moyenne, d'après le tableau 7.4, l'initialisation des quatre variables permet tout de même un gain de 10% sur la prévision de glace des semi-transparents et de 3% sur la glace des nuages opaques par rapport à l'initialisation de la température et de l'humidité uniquement. L'impact est neutre pour la prévision d'eau liquide des nuages bas et une perte d'information de 3% est observée pour la prévision de l'eau liquide des semi-transparents. L'initialisation des hydrométéores semble donc apporter un gain significatif essentiellement pour la prévision des hydrométéores glacés. Pour la prévision de l'eau liquide, l'utilisation des hydrométéores en tant que variables « puits » lors de la minimisation semble suffisant à réduire les erreurs de prévision de manière significative.

7.4 Conclusion

L'étude de l'évolution des profils analysés avec le modèle simplifié MUSC a permis de montrer une bonne évolution des variables nuageuses dans le modèle de prévision numérique. En effet, dans deux des trois cas étudiés, l'information apportée par l'observation IASI est conservée pendant trois heures de prévision. Les résultats sont particulièrement encourageants dans les cas de nuage bas et de nuage semi-transparent où la différence entre le profil analysé et l'ébauche est significative pendant les trois heures de prévision. Les cycles d'assimilation opérationnels du modèle AROME étant de trois heures, il est très important de pouvoir garder l'information nuageuse apportée par IASI jusqu'au prochain cycle d'assimilation.

Dans le cas du nuage opaque, l'information apportée au profil analysé se conserve pendant environ une heure de prévision avant de converger vers l'ébauche. Ceci peut être en partie expliqué par l'utilisation d'une matrice **B** non adaptée au profil analysé. En effet, le profil de glace du nuage opaque présente deux maxima très loin de la forme de la courbe de variance de glace. D'autre part, à cause de la saturation du transfert radiatif pour des nuages très opaques, l'incrément d'analyse est relativement faible (contrairement aux nuages bas et nuages semi-transparents). Le profil analysé étant plus proche de l'ébauche au début de la prévision, les deux profils convergent très rapidement vers la même solution. Nous avons aussi démontré le gain d'information apporté par l'initialisation des hydrométéores en plus de l'initialisation de la température et de l'humidité.

Nous avons pu valider les prévisions effectuées à partir de nos profils analysés en utilisant un cadre idéalisé. Les inversions ont été réalisées avec des observations simulées de manière à connaître le « profil vrai » (l'ébauche non perturbée) en début de simulation. Nos résultats ont montré que l'écart entre la prévision issue de l'analyse et l'état vrai de l'atmosphère est plus faible que celui entre l'ébauche et l'état vrai (surtout pour les nuages bas et semi-transparents). Cela montre donc que l'information nuageuse apportée par les observations IASI est bien intégrée par le modèle de manière à améliorer les prévisions de contenus nuageux. Un gain significatif est observé pour la prévision de glace des semi-transparents lorsque les hydrométéores sont initialisés par l'analyse par rapport à leur initialisation avec les valeurs de l'ébauche. Ces résultats ont été généralisés sur un grand nombre de profils et ont montré une amélioration significative des prévisions de glace et d'eau liquide tout au long des trois heures de prévision. La réduction d'erreur de prévision apportée par l'analyse est particulièrement forte pour la prévision du contenu en glace où elle peut atteindre 40%. L'initialisation des hydrométéores apporte de l'information pour la prévision de glace des semi-transparents et des nuages opaques. Pour la prévision de l'eau liquide, il ne semble pas nécessaire d'initialiser les hydrométéores. Les hydrométéores sont cependant essentiels en tant que variables « puits » lors de la minimisation (Zupanski et al. (2011)).

Les condensats nuageux (ql et qi) semblent donc être des variables de contrôle adéquates pour l'assimilation permettant de conserver l'information. Cependant, d'autres variables pourraient être utilisées afin d'évaluer le meilleur vecteur de contrôle pour l'assimilation. L'approche de Gong and Hólm (2011) et Hólm and Gong (2010) est différente puisqu'elle utilise le contenu total en eau nuageuse (eau liquide plus eau solide) comme variable de contrôle. Afin de respecter l'hypothèse de distribution gaussienne des erreurs d'ébauche, Hólm and Gong (2010) et Michel et al. (2011) proposent de normaliser le contenu total en eau nuageuse par une fonction dépendant du flux atmosphérique et de l'ébauche.

Dans le futur, l'inclusion des variables microphysiques dans le vecteur de contrôle du modèle AROME 3D devrait permettre de vérifier les résultats obtenus dans un cadre idéalisé en termes d'analyse et d'évolution des variables nuageuses dans le modèle de prévision. La campagne expérimentale HyMeX sera un très bon outil pour valider les prévisions d'AROME sur des cas de précipitation intense en Méditerranée. Les données issues de lidars, radars à nuages et disdromètres (capteur de gouttelettes) permettront de valider les analyses et prévisions de contenus nuageux.

Chapitre 8

Vers une modification de la fraction nuageuse

Sommaire

8.1 Matrice B pour la fraction nuageuse 148
8.2 Modifications de couches nuageuses déjà existantes dans l'ébauche . . 148
8.3 Peut-on déplacer le nuage sur la verticale ? 153
8.4 EQM des inversions 1D-Var 157
8.5 Conclusion 161

Jusqu'à présent nous avons limité notre étude aux variables de microphysique nuageuse ql et qi. La modification de la fraction nuageuse simultanément à celles des ql et qi est une étape très complexe due aux contraintes suivantes :

- Très forte sensibilité du transfert radiatif à la fraction nuageuse ;
- Forte dépendance entre l'humidité, le contenu en eau liquide, le contenu en glace et la fraction nuageuse ;
- Différence entre la fraction nuageuse observée par IASI et la fraction nuageuse modèle exprimée en chaque point de grille ;
- Absence de matrice **B** nuageuse prenant en compte la fraction nuageuse.

Nous nous sommes limités aux observations nuageuses complètement recouvertes de nuages. La fraction nuageuse diagnostiquée par le modèle est alors proche de la fraction nuageuse observée. Cependant, dans le cas de nuages fractionnés, la maille d'AROME à l'échelle 2.5 km peut être complètement couverte alors que le pixel IASI n'est lui recouvert qu'à 50%. Le problème de représentativité entre la grille du modèle et l'espace des observations est donc à traiter. D'autre part, même si la fraction nuageuse diagnostiquée par le modèle est proche de l'observation, la bonne localisation du nuage sur la verticale n'est pas assurée. L'ajustement de la fraction nuageuse par des produits issus des observations n'est donc pas direct. En effet, les produits de fraction nuageuse ne fournissent pas de profil vertical et ne correspondent pas forcément à la vraie définition de la fraction nuageuse observée par IASI (c'est notamment le cas de la fraction nuageuse effective fournie par le CO_2 slicing).

Dans un premier temps nous avons essayé de voir comment la fraction nuageuse peut

être modifiée de manière cohérente avec la modification des ql et des qi sur les scènes homogènes. Même si ces scènes nuageuses sont moins sensibles à la fraction nuageuse que les scènes fractionnées, il est important de modifier la fraction nuageuse de manière à densifier ou étaler le nuage à la fois sur l'horizontale et sur la verticale en cohérence avec l'analyse de l'eau liquide et de la glace. De plus, les corrélations croisées de la matrice **B** ont tendance à faire apparaître de l'eau nuageuse sur des niveaux de fraction nuageuse nulle. Il est donc important que l'impact de ces corrélations puisse être pris en compte dans le transfert radiatif en ajustant la fraction nuageuse de manière cohérente.

La fraction nuageuse est une variable clé du transfert radiatif qui montre une sensibilité plus forte à cette variable qu'aux autres variables nuageuses. L'étude de sensibilité menée au chapitre 6 a été étendue à la fraction nuageuse. Le profil de fraction nuageuse a été perturbé de plus ou moins 0.1 de manière à rester dans des valeurs comprises entre 0 et 1. La sensibilité à la fraction nuageuse pour trois des profils utilisés pour la sélection de canaux est comparée à la sensibilité aux autres variables sur la figure 8.1. On peut noter que la sensibilité à la fraction nuageuse domine très nettement la sensibilité aux autres variables nuageuses. Elle est même jusqu'à dix fois supérieure à la sensibilité à la glace dans le cas du nuage opaque. La fraction nuageuse risque donc d'être ajustée en priorité lors de la minimisation.

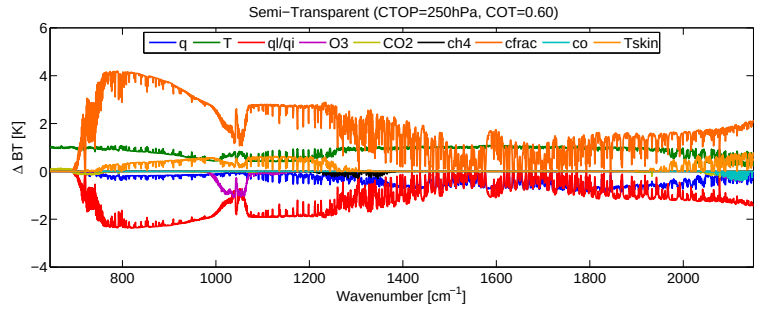
Cette étude a été menée lors d'une visite scientifique au Met Office financée par le SAF de prévision numérique du temps d'EUMETSAT. Les profils AROME ont été utilisés et la fraction nuageuse a été incluse dans les variables de contrôle du 1D-Var du Met Office qui est distribué aux centres opérationnels dans le cadre du SAF prévision numérique. Une autre alternative à l'inclusion de la fraction nuageuse dans les variables de contrôle du 1D-Var aurait été l'utilisation d'une relation diagnostique permettant d'ajuster la fraction nuageuse à chaque minimisation en fonction de l'analyse de la température, de l'humidité et des hydrométéores. Deux raisons nous ont poussé à ne pas diagnostiquer la fraction nuageuse en fonction des autres variables :

1. La relation diagnostique utilisée dans le modèle AROME repose sur un paramètre de turbulence contrôlant la saturation locale de la maille (cf section 3.4). Comme nous travaillons en dehors du modèle de prévision numérique, nous n'avons pas accès à ce paramètre de turbulence ;
2. Le fort couplage entre les hydrométéores et la fraction nuageuse induit par la relation diagnostique utilisée est correct dans le cadre du modèle de prévision numérique mais n'est pas forcément approprié pour les observations IASI.

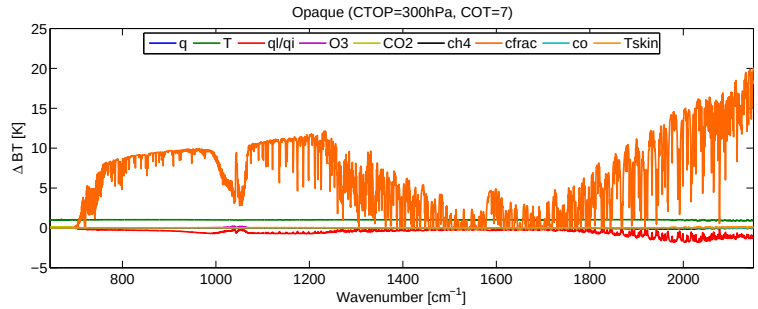
Les résultats de cette étude ont fait l'objet d'un rapport technique publié sur le site du SAF NWP (Martinet et al. (2013a)). Cette collaboration montre le grand intérêt porté par la communauté scientifique sur l'initialisation des hydrométéores dans les modèles de prévision numérique. Pour cette étude, des observations IASI simulées ont été utilisées pour valider les inversions. Trois profils représentatifs (nuage semi-transparent, nuage haut opaque et nuage bas opaque) ont été choisis pour répondre à trois questions :

- Peut-on modifier correctement toutes les variables nuageuses sur une couche déjà existante dans l'ébauche ?
- Peut-on créer une nouvelle couche nuageuse dans l'ébauche ?
- Peut-on généraliser les résultats sur un large échantillon de profils ?

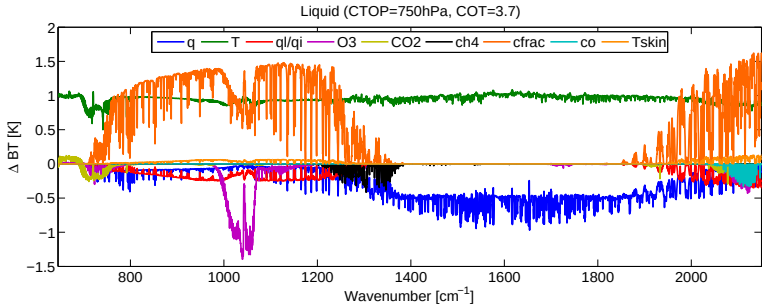
Nous commençons par présenter la matrice **B** utilisée pour cette étude avant de répondre



(a) Semi-transparent



(b) Opaque



(c) Liquide

FIG. 8.1 – Sensibilité du spectre de température de brillance après perturbations de différentes variables atmosphériques indépendamment les unes des autres : humidité (bleu), température (vert), hydrométéores (rouge), CO (cyan), ozone (violet), température de surface (orange clair), CO_2 (vert clair), CH_4 (noir) et fraction nuageuse (orange foncé). Trois profils nuageux issus du modèle AROME sont testés : un nuage semi-transparent (a), une nuage opaque haut (b), un nuage bas (c).

à chacune des trois questions.

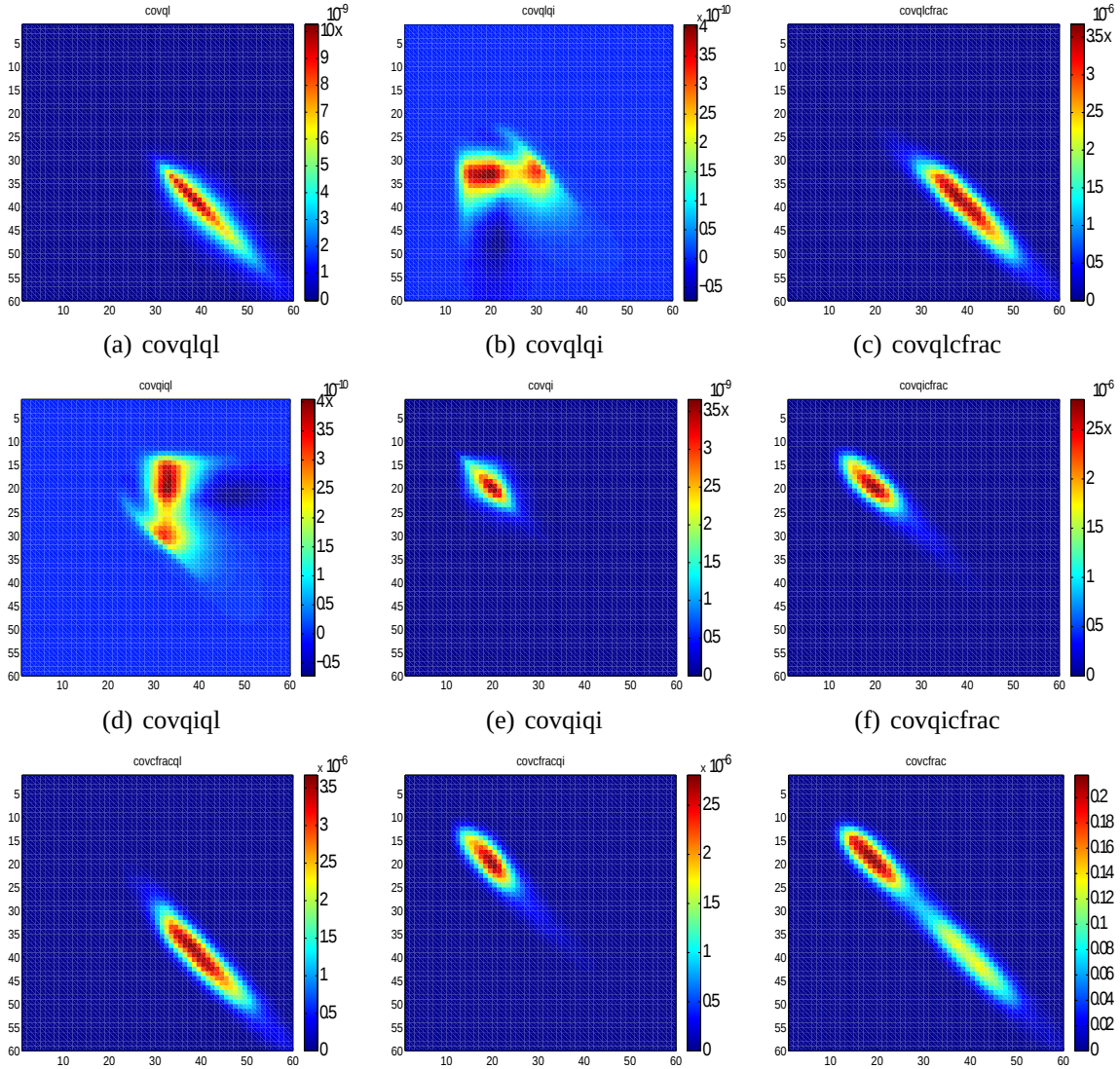
8.1 Matrice B pour la fraction nuageuse

La matrice **B** qui nous a été fournie pour le modèle AROME ne contient pas la fraction nuageuse (cfrac) dans les variables de contrôle. Il a donc été décidé d'utiliser le profil d'écart-type de la fraction nuageuse calculé sur notre base de profils AROME. Ces valeurs d'écart-type calculées à chaque niveau modèle ont été utilisées pour les éléments diagonaux de la matrice **B** pour le bloc de fraction nuageuse. Ces écarts-types varient entre 0.1 et 0.45 (figure 8.3a). La base de profils utilisée contient à la fois des nuages hauts et des nuages bas, monophases ou mixtes, opaques ou semi-transparents. Le but final était d'obtenir une nouvelle matrice **B** statique convenant pour une majorité de cas nuageux. Sachant qu'une dépendance existe entre le contenu en eau liquide, le contenu en glace et la fraction nuageuse, une corrélation de 0.1 a été ajoutée entre la fraction nuageuse et les contenus en eau nuageuse. De manière à obtenir des incréments d'analyse cohérents entre niveaux verticaux adjacents, des corrélations verticales suivant une distribution gaussienne ont aussi été ajoutées. Pour choisir le nombre de niveaux verticaux à corréler entre eux, plusieurs matrices **B** ont été testées. La valeur de 12 niveaux verticaux corrélés a donné les meilleurs résultats pour l'inversion des trois variables nuageuses : ql, qi et cfrac. La figure 8.2 montre les différents blocs de covariance de la matrice **B** utilisée dans cette étude. Les variables du vecteur de contrôle sont analysées sur les 60 niveaux du modèle AROME et sont rangées dans l'ordre suivant : température, humidité, eau liquide, glace et fraction nuageuse. Les écarts-types des erreurs d'ébauche des variables nuageuses sont présentés sur la figure 8.3. Pour ces inversions, les 480 canaux sélectionnés par la méthode physique sont utilisés (cf chapitre 6).

8.2 Modifications de couches nuageuses déjà existantes dans l'ébauche

Dans cette première étude, nous étudions les cas nuageux les plus simples où l'ébauche place le nuage sur le bon niveau vertical mais surestime la quantité de nuage. Pour les trois profils nuageux choisis, l'ébauche AROME « vraie » a été perturbée pour augmenter la fraction nuageuse de 0.1 et les contenus nuageux de 10 %. Cette ébauche perturbée est utilisée dans le 1D-Var qui doit diminuer la quantité de nuage pour se rapprocher de l'observation IASI simulée à partir du profil « vrai ».

Le premier cas est un nuage bas liquide (figure 8.4). L'observation est bien prise en compte dans l'analyse avec des résidus moins forts que les innovations observation moins ébauche. Afin de diminuer le forçage radiatif du nuage, le contenu en eau liquide est diminué par le 1D-Var même si l'incrément est légèrement trop fort. La fraction nuageuse est bien diminuée de 1 à 0.9 pour converger vers le profil « vrai » sur la couche nuageuse supérieure. Après l'analyse, des valeurs non nulles de fraction nuageuse apparaissent au dessus et en dessous du nuage. Cela provient des corrélations verticales de la matrice **B**. Cet étalement de nuages bas se produisant souvent sous des couches d'inversion de température peut être problématique en contexte opérationnel. L'utilisation d'une matrice **B** dépendant du profil analysé devrait limiter cet étalement en adaptant la longueur de corrélation verticale à la si-

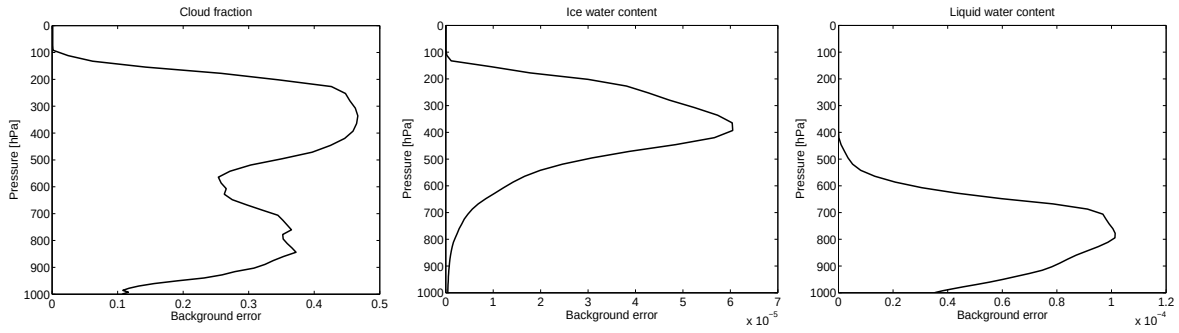


(a) covqlql (b) covqlqi (c) covqlcfrac

(d) covqiql (e) covqiqi (f) covqicfrac

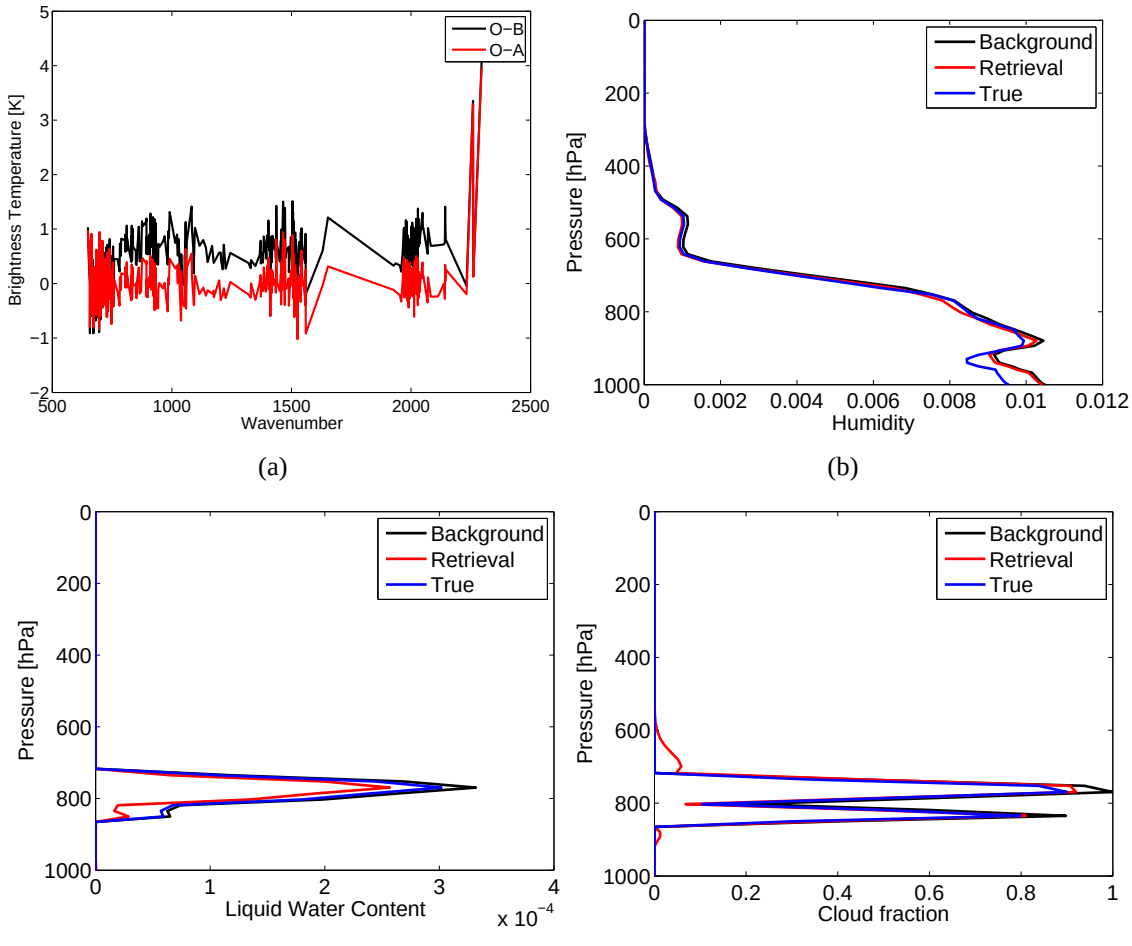
(g) covcfracql (h) covcfracqi (i) covcfraccfrac

FIG. 8.2 – Matrice **B** des covariances d'erreur d'ébauche pour les trois variables nuageuses : eau liquide (ql), glace(qi) et fraction nuageuse (cfrac).Le vecteur d'état contient 60 niveaux verticaux pour chacune des variables de contrôle dans l'ordre suivant : eau liquide, glace, fraction nuageuse.



(a) (b) (c)

FIG. 8.3 – Erreurs d'ébauche (racine carrée de la diagonale de la matrice **B**) pour la fraction nuageuse (a), la glace (b) et l'eau liquide (c).



(a) (b) (c) (d)

FIG. 8.4 – **Analyse du nuage bas liquide** : innovations (O-B) et résidus (O-A) (a), profils d'humidité (b), d'eau liquide (c) et de fraction nuageuse (d) pour l'ébauche (courbe noire), le profil AROME « vrai » (courbe bleue) et l'analyse (courbe rouge).

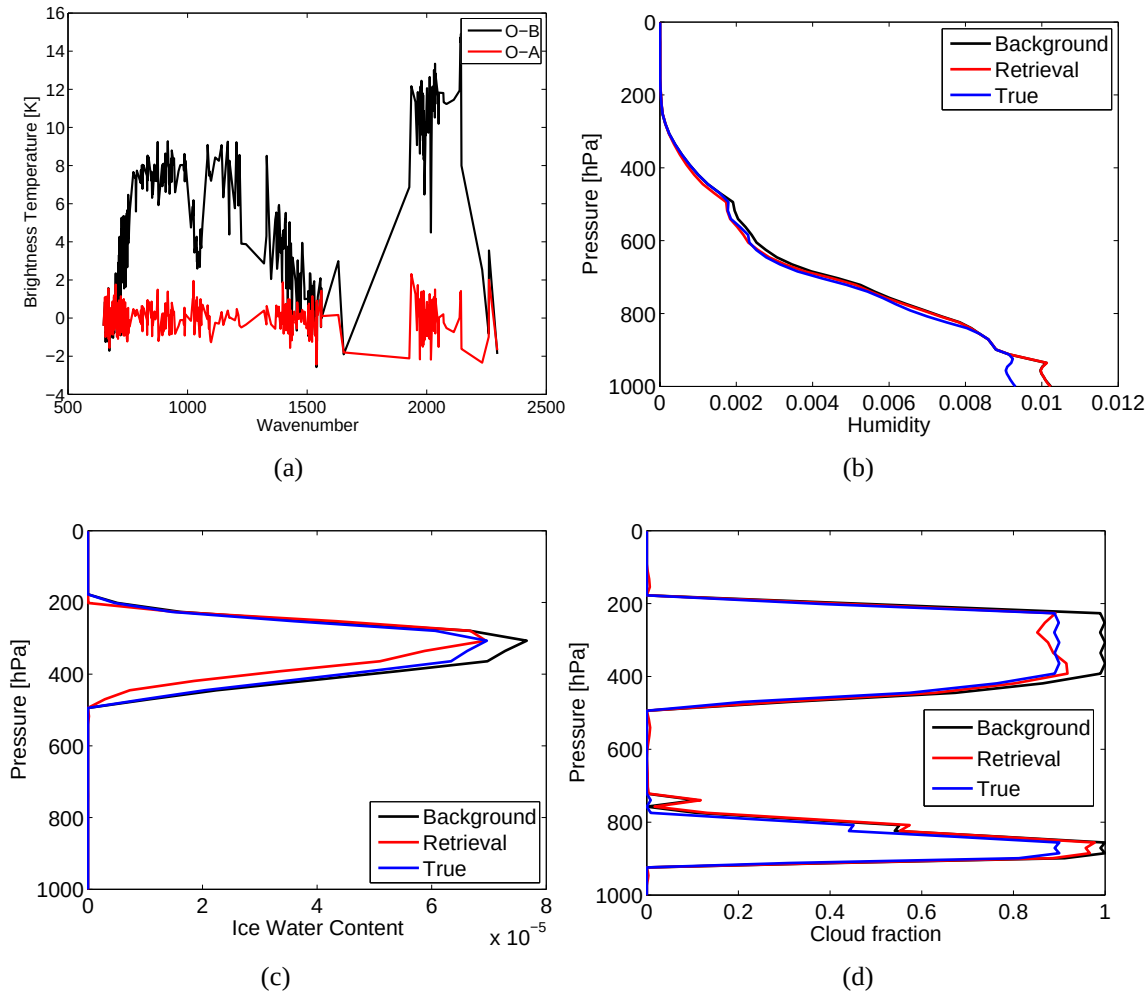
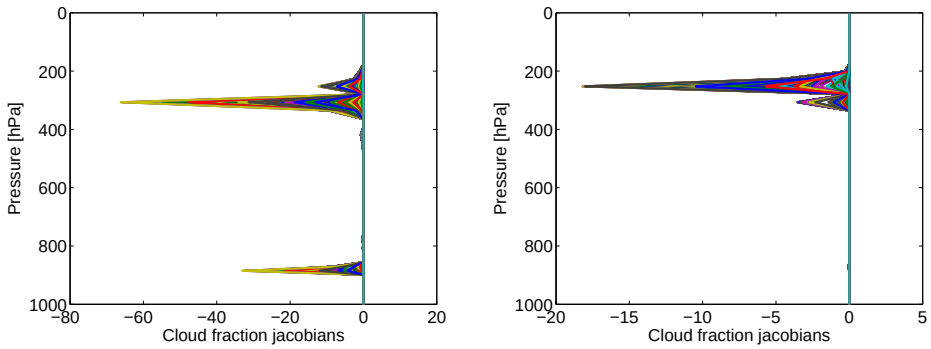


FIG. 8.5 – **Analyse du nuage opaque** : innovations (O-B) et résidus (O-A) (a), profils d'humidité (b), de glace (c) et de fraction nuageuse (d) pour l'ébauche (courbe noire), le profil AROME « vrai » (courbe bleue) et l'analyse (courbe rouge).

tuation.

Le deuxième cas est un nuage opaque mixte contenant à la fois un nuage liquide et un nuage de glace (figure 8.5). On observe des innovations fortes avec des valeurs allant jusqu'à 8 K pour les canaux de la fenêtre atmosphérique entre 800 et 1000 cm^{-1} et jusqu'à 15 K pour les canaux de nombre d'onde supérieur à 2000 cm^{-1}. Les écarts entre l'observation et l'analyse sont nettement réduits avec des valeurs proches de 0 K indiquant une bonne minimisation du 1D-Var. Le profil d'humidité n'est pas modifié dans les basses couches, les courbes rouges et noires étant superposées en dessous de 900 hPa. Après analyse, le contenu en glace est très proche du profil « vrai ». La fraction nuageuse est aussi bien diminuée avec un incrément meilleur pour la couche de glace que pour la couche d'eau liquide. Même si ce nuage a été classifié en nuage opaque à cause d'une fraction nuageuse effective supérieure à 0.9, ce nuage laisse passer de l'information provenant des couches inférieures ce qui permet de modifier la fraction nuageuse dans les basses couches (sous 800 hPa). Ceci est illustré par le calcul des Jacobiens de fraction nuageuse (figure 8.6). Le profil de glace initial de



(a) Profil qi initial (b) Profil qi multiplié par 10

FIG. 8.6 – **Nuage opaque** : Jacobiens de fraction nuageuse calculés avec le profil initial de glace (a) et le profil de glace multiplié par 10 (b).

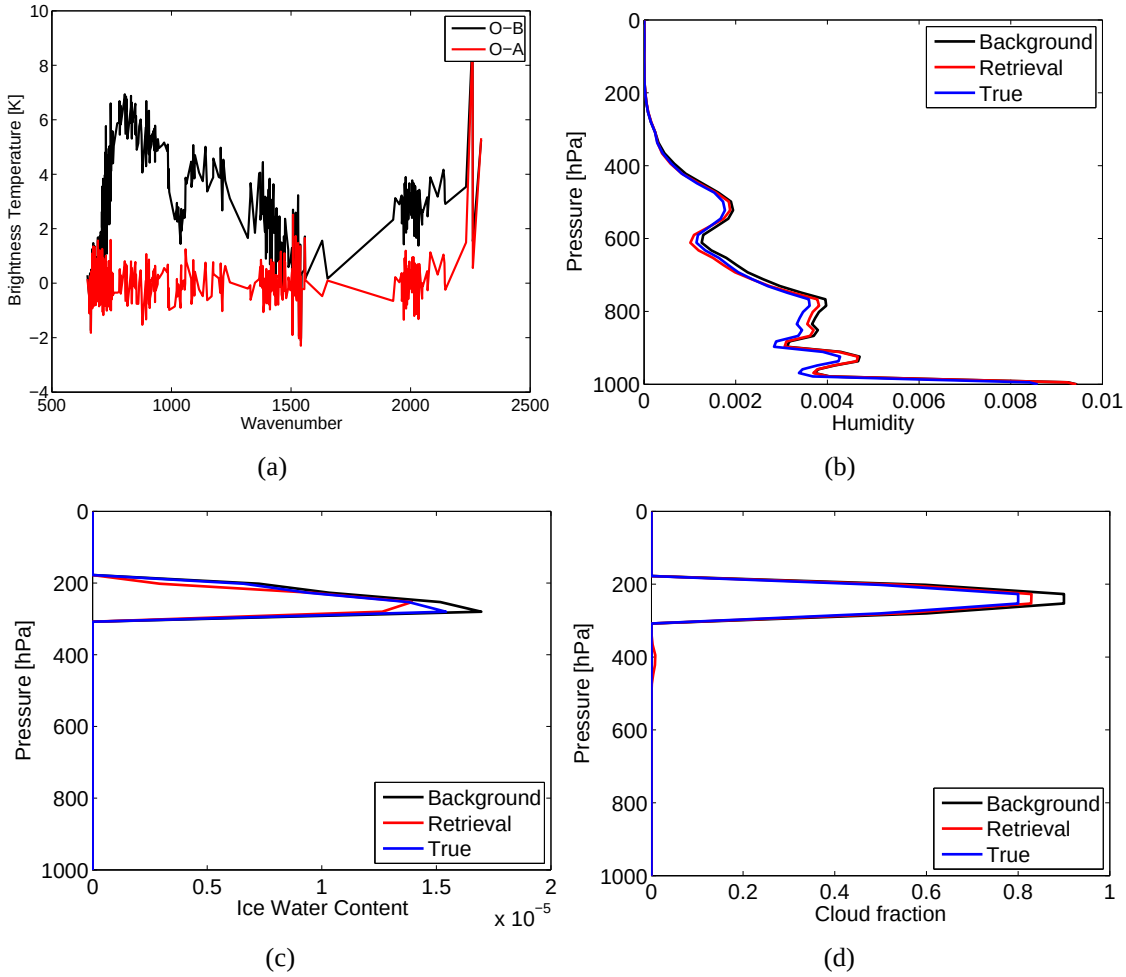


FIG. 8.7 – **Analyse du nuage de glace semi-transparent** : innovations (O-B) et résidus (O-A) (a), profils d'humidité (b), de glace (c) et de fraction nuageuse (d) pour l'ébauche (courbe noire), le profil AROME « vrai » (courbe bleue) et l'analyse (courbe rouge).

l'ordre de 10^{-5} kg.kg^{-1} montre des Jacobiens de fraction nuageuse significatifs autour de 900 hPa correspondant à la couche de nuage liquide. Si on multiplie le profil de glace par 10, le nuage est plus dense et plus opaque (10^{-4} kg.kg^{-1}) et la sensibilité des Jacobiens en dessous de 350 hPa est nulle.

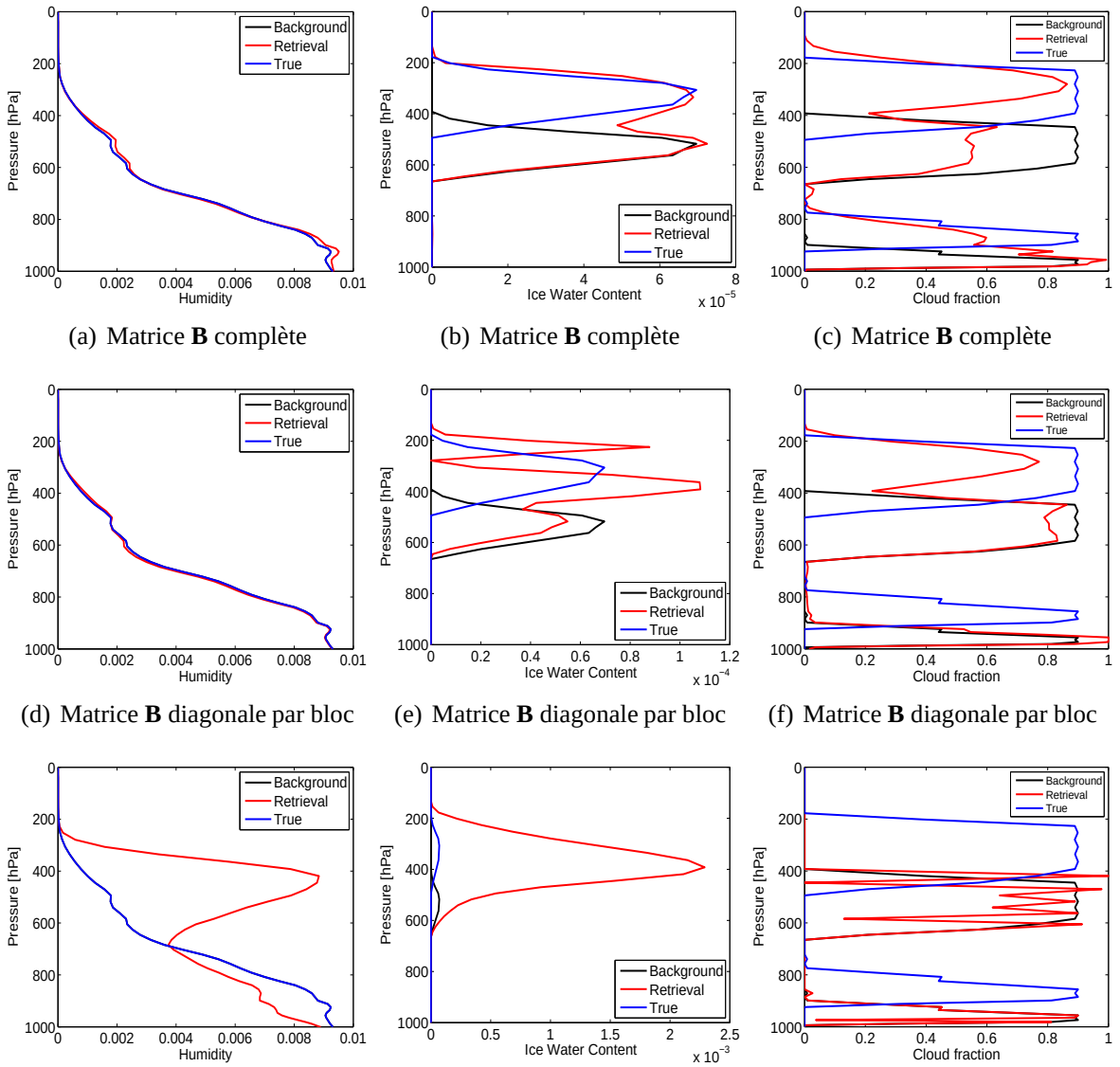
Le dernier exemple est un nuage semi-transparent de glace (figure 8.7). Là encore, le 1D-Var réussit à fortement diminuer les innovations. Le contenu en glace est bien diminué à 200 hPa au sommet du nuage mais l'incrément d'analyse est légèrement trop fort à 250 hPa. Le profil de fraction nuageuse est aussi diminué mais l'incrément est un peu trop faible pour s'ajuster parfaitement au profil « vrai ».

Ces résultats préliminaires se sont donc montrés encourageants pour l'ajout de la fraction nuageuse dans les variables de contrôle du 1D-Var. Ces cas nuageux restent les plus simples puisque l'ébauche du nuage est bien placée sur la verticale, l'incrément ne porte alors que sur la quantité de nuage à modifier. Nous allons maintenant traiter des cas plus complexes où le nuage doit être déplacé sur la verticale dans des couches atmosphériques initialement sèches dans l'ébauche. Ces cas nuageux sont les plus compliqués car les Jacobiens en fonction des variables nuageuses sont nuls sur les niveaux verticaux hors nuage.

8.3 Peut-on déplacer le nuage sur la verticale ?

Dans cette partie, le « vrai » profil AROME a été perturbé de façon à déplacer le nuage sur la verticale sur des niveaux secs de l'ébauche. Si la minimisation fonctionne bien, le 1D-Var doit être capable de déplacer le nuage sur la verticale pour se rapprocher du profil « vrai ». Deux exemples où le nuage a été déplacé vers le haut sont présentés en figure 8.8 (nuage opaque haut) et 8.9 (nuage bas). Les résultats obtenus sont prometteurs (figures a, b, c). Pour le nuage opaque, une nouvelle couche de glace est créée par le 1D-Var autour de 300 hPa avec des profils de glace et de fraction nuageuse proches du profil « vrai ». Pour le nuage bas, une nouvelle couche d'eau liquide est créée autour de 750 hPa. Le contenu en eau liquide et la fraction nuageuse sont sous-estimés et le nuage est situé légèrement au-dessus du profil « vrai » mais ce second résultat reste très encourageant. Des études similaires ont été menées où le 1D-Var parvient à créer une nouvelle couche nuageuse en basses couches tout en diminuant la couche située trop haut sur la verticale.

Les Jacobiens en fraction nuageuse et en contenus nuageux étant nuls en dehors des niveaux nuageux, il paraît a priori impossible de pouvoir créer de nouvelles couches nuageuses dans l'ébauche. L'étude de Vukicevic et al. (2004) montre qu'il est difficile de minimiser les erreurs de fraction nuageuse négatives lorsque l'observation est nuageuse mais que le modèle est clair avec les observations visibles et infrarouges de l'imageur GOES. Cette problématique a déjà été abordée par Chevallier et al. (2002) lors de l'inversion 1D-Var des variables nuageuses à partir des données ATOVS. De manière à pouvoir créer des Jacobiens non nuls dans des couches ne contenant pas de nuages, les valeurs nulles de fraction nuageuse, contenus en eau liquide et en glace de l'ébauche $\mathbf{x_b}$ ont été remplacées par de très petites valeurs : 10^{-4} pour la fraction nuageuse, 2×10^{-10} kg.kg^{-1} pour les condensats nuageux. Ce problème a aussi été évoqué dans le cadre de l'assimilation des observations radars lorsqu'une observation pluvieuse doit être assimilée alors que les champs modèles sont secs (Lopez (2010)). Une des solutions proposées par Caumont et al. (2010) est de saturer artificielle-

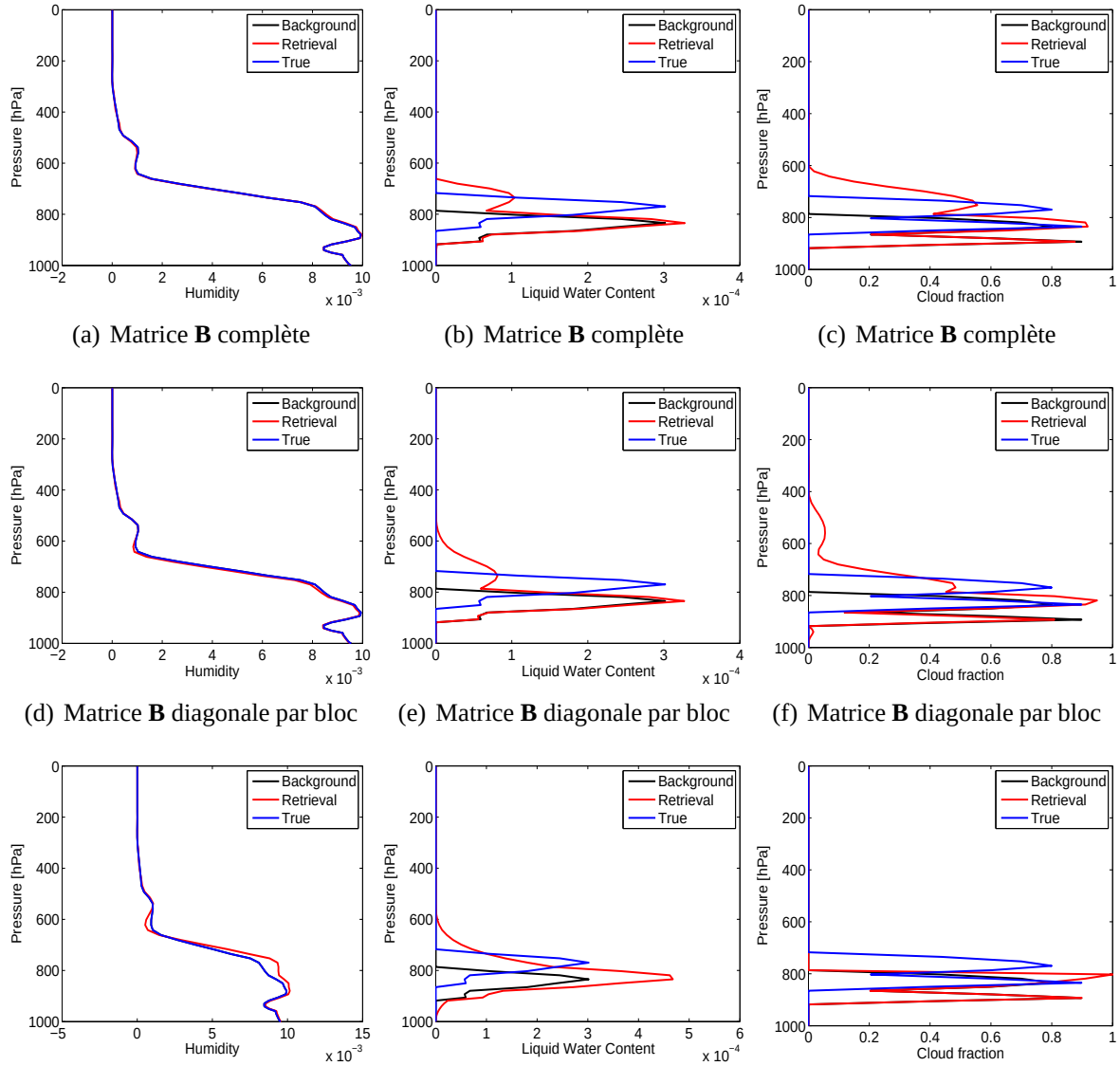


(a) Matrice **B** complète (b) Matrice **B** complète (c) Matrice **B** complète

(d) Matrice **B** diagonale par bloc (e) Matrice **B** diagonale par bloc (f) Matrice **B** diagonale par bloc

(g) Matrice **B** diagonale par bloc sans corr vert cfrac (h) Matrice **B** diagonale par bloc sans corr vert cfrac (i) Matrice **B** diagonale par bloc sans corr vert cfrac

FIG. 8.8 – **Nuage opaque** : profils d'humidité (gauche), de glace (milieu) et de fraction nuageuse (droite) pour l'ébauche (courbe noire), le profil « vrai » (courbe bleue) et l'analyse (courbe rouge). Les analyses ont été effectuées soit avec la matrice **B** complète (a,b,c), soit la matrice **B** diagonale par bloc (d,e,f), soit la matrice **B** diagonale par bloc sans corrélations verticales pour la fraction nuageuse (g,h,i).



(a) Matrice **B** complète (b) Matrice **B** complète (c) Matrice **B** complète

(d) Matrice **B** diagonale par bloc (e) Matrice **B** diagonale par bloc (f) Matrice **B** diagonale par bloc

(g) Matrice **B** diagonale par bloc sans corr vert cfrac (h) Matrice **B** diagonale par bloc sans corr vert cfrac (i) Matrice **B** diagonale par bloc sans corr vert cfrac

FIG. 8.9 – **Nuage bas** : profils d'humidité (gauche), d'eau liquide (milieu) et de fraction nuageuse (droite) pour l'ébauche (courbe noire), le profil « vrai » (courbe bleue) et l'analyse (courbe rouge). Les analyses ont été effectuées soit avec la matrice **B** complète (a,b,c), soit la matrice **B** diagonale par bloc (d,e,f), soit la matrice **B** diagonale par bloc sans corrélations verticales pour la fraction nuageuse (g,h,i).

ment l'ébauche avant l'assimilation de façon à créer une sensibilité non nulle de l'adjoint aux variables nuageuses.

Dans notre cas, nous avons d'abord cherché à comprendre comment nos inversions 1D-Var étaient capables de créer ces nouvelles couches nuageuses sans modification artificielle de l'ébauche au préalable. De façon à comprendre le rôle de la matrice **B** nuageuse utilisée dans cette étude, nous avons étudié les inversions obtenues avec différentes configurations de la matrice **B** (figures 8.8 et 8.9) :

- Matrice **B** complète avec corrélations croisées entre variables (figures a, b, c) ;
- Matrice **B** sans corrélations croisées entre variables (figures d, e, f) ;
- Matrice **B** diagonale par bloc sans corrélations verticales sur le bloc de fraction nuageuse (figures g, h, i).

On peut noter que, même sans corrélations croisées entre variables, le 1D-Var réussit à créer une nouvelle couche nuageuse au dessus de celle présente dans l'ébauche. Cependant, la position du nuage ainsi que les contenus nuageux sont beaucoup plus loin du profil « vrai » que ceux obtenus avec une matrice **B** complète surtout dans le cas du nuage de glace opaque.

Si on supprime les corrélations verticales de fraction nuageuse, le 1D-Var n'est cette fois plus capable de créer une nouvelle couche nuageuse dans les niveaux initialement secs de l'atmosphère. L'incrément de fraction nuageuse est confiné au sommet du nuage sur des niveaux verticaux déjà recouverts de nuages dans l'ébauche. Dans le cas du nuage opaque, on peut aussi noter que l'incrément d'humidité est très fort dans la haute troposphère et semble peu réaliste.

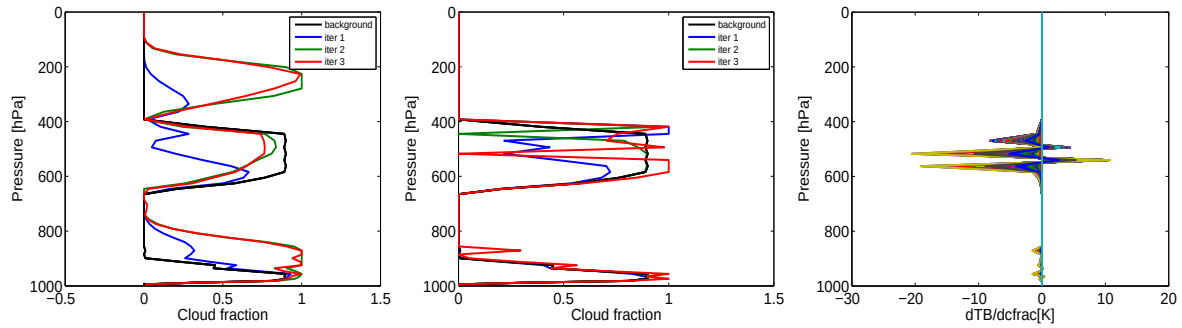
La possibilité de déplacer le nuage sur la verticale semble donc provenir des corrélations verticales incluses dans le bloc de covariances de la fraction nuageuse. Pour illustrer cela, la figure 8.10 montre les profils de fraction nuageuse pendant les trois premières itérations de la minimisation, ainsi que les Jacobiens de fraction nuageuse calculés avec l'ébauche dans le cas du nuage opaque haut. Les Jacobiens sont significatifs sur les niveaux correspondants au maximum de fraction nuageuse ainsi qu'au sommet de la couche nuageuse de glace juste en dessous de 400 hPa. Cette sensibilité juste en dessous de 400 hPa est associée à un incrément d'analyse positif. Si on utilise la matrice **B** complète, cet incrément d'analyse est étalé sur la verticale jusqu'à 200 hPa. Au contraire, sans les corrélations verticales de fraction nuageuse, l'incrément reste confiné autour de 400 hPa. L'apparition de valeurs positives de fraction nuageuse entre 200 et 400 hPa, lorsque les corrélations verticales de fraction nuageuse sont prises en compte, permet de créer des Jacobiens non nuls dans la haute troposphère à partir de la deuxième itération. Cette sensibilité permet de faire apparaître une nouvelle couche nuageuse au fur et à mesure des itérations. Sans ces corrélations verticales, l'incrément reste bloqué à 400 hPa, les Jacobiens restant nuls sur les couches supérieures.

La figure 8.11 montre les résidus (O-A) obtenus à chaque itération de la minimisation pour les différentes matrices **B** sur le cas de nuage opaque. La convergence est obtenue si les deux critères suivants sont vérifiés :

$$abs(\frac{\mathrm{Jcost} - \mathrm{Jold}}{\mathrm{Jcost}}) < 9.9 \times 10^{-3} \tag{8.1}$$

avec Jcost la fonction coût calculée avec le nouveau profil et Jold la fonction coût calculée à l'itération précédente.

$$\frac{\gamma}{\gamma_{old}} < 1.01 \tag{8.2}$$



(a) Matrice **B** complète (b) Matrice **B** diagonale par bloc (c) Jacobiens cfrac

FIG. 8.10 – **Nuage opaque** : profils de fraction nuageuse obtenus lors des trois premières itérations du 1D-Var avec une matrice **B** complète (a) et une matrice **B** diagonale par bloc sans corrélations verticales pour la fraction nuageuse (b) et Jacobiens de fraction nuageuse calculés à la première itération à partir de l'ébauche (c). L'ébauche est en noire et les itérations une à trois en bleu, vert et rouge respectivement.

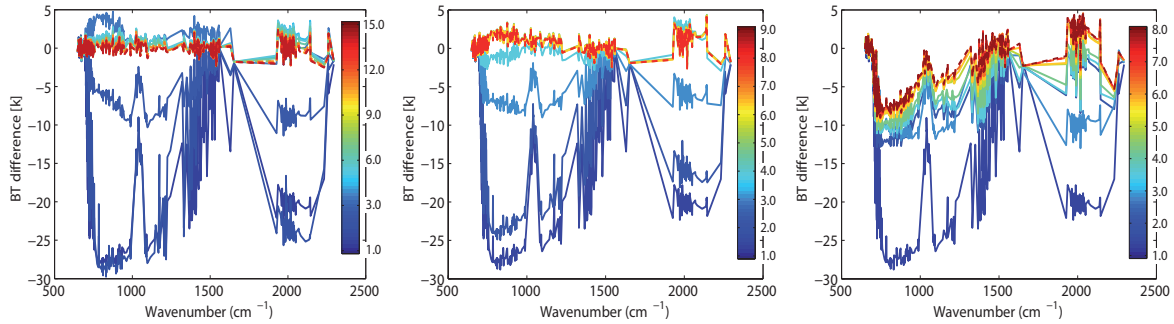
avec γ le nouveau facteur gamma de la minimisation de Levenberg-Marquardt et γ_{old} le facteur gamma calculé à l'itération précédente (voir section 5.2.3 pour sa définition). La contrainte sur le gradient ($\nabla \mathrm{Jcost} < \mathrm{Jcost}^2$) a été supprimée pour permettre au 1D-Var de converger. Avec la matrice **B** complète, 15 itérations sont nécessaires pour faire converger le 1D-Var mais les O-A sont beaucoup plus proches de zéro à la dernière itération que pour les autres matrices **B**. Avec une matrice **B** diagonale par bloc, 9 itérations sont nécessaires mais les résidus finaux sont légèrement positifs pour les canaux de la fenêtre atmosphérique. Avec une matrice **B** diagonale par bloc sans corrélations verticales sur la fraction nuageuse, la convergence est obtenue au bout de 8 itérations mais les O-A atteignent 6 K pour les canaux de la fenêtre atmosphérique. La minimisation est donc moins bonne lorsque les corrélations verticales sur les erreurs de fraction nuageuse ne sont pas prises en compte.

8.4 EQM des inversions 1D-Var

Nous avons utilisé nos jeux de profils AROME pour réaliser des inversions 1D-Var dans le cadre d'observations IASI simulées en analysant les cinq variables suivantes : température, humidité, contenu en eau liquide, contenu en glace et fraction nuageuse. Les figures 8.12, 8.13 et 8.14 montrent les écarts-quadratiques-moyens (EQM) de l'analyse et de l'ébauche avec le profil « vrai » pour 491 nuages opaques, 187 nuages bas et 148 nuages semi-transparents respectivement (le nombres de profils pris en compte dans le calcul de l'EQM dépend de la convergence du 1D-Var).

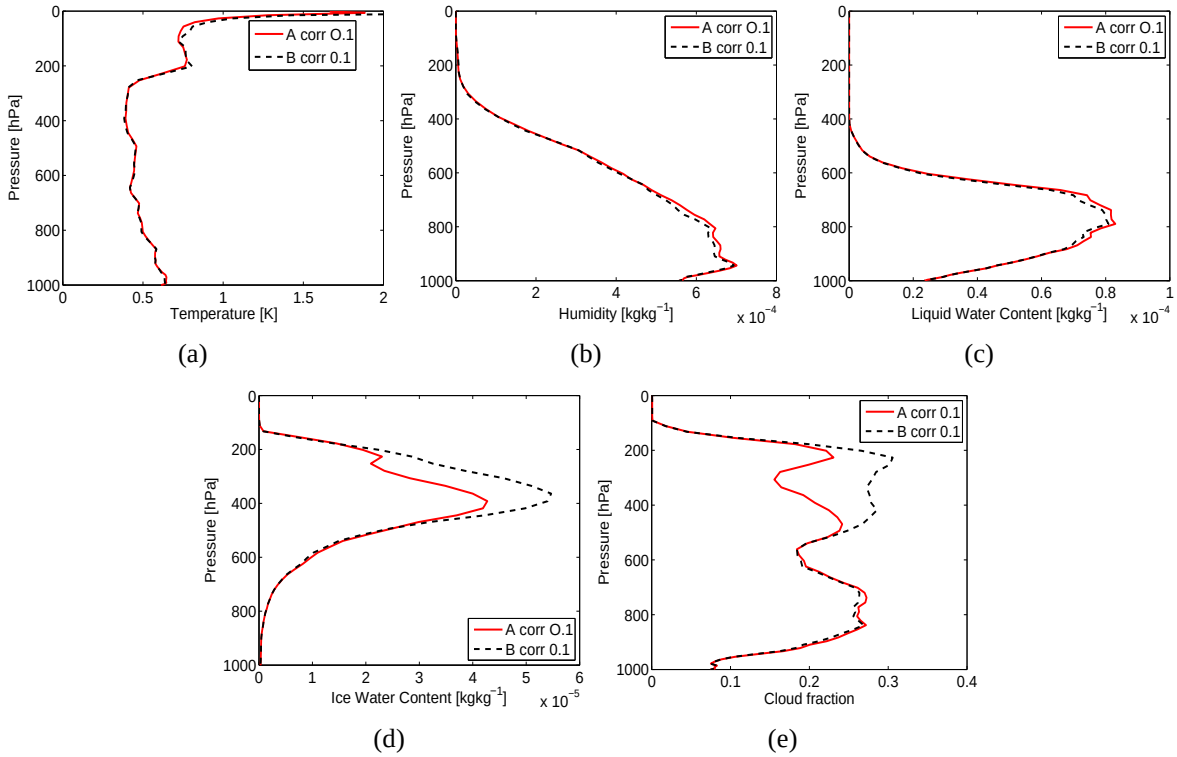
Pour les nuages opaques, les analyses de glace et de fraction nuageuse sont améliorées dans la haute troposphère. L'analyse de température est meilleure que l'ébauche dans la stratosphère. Cependant, des dégradations significatives sont observables dans les analyses d'humidité, d'eau liquide et de fraction nuageuse en dessous de 500 hPa.

Pour les nuages bas, les ébauches sont améliorées sur toute la colonne atmosphérique avec cependant quelques dégradations en dessous de 900 hPa sur les analyses d'humidité,



(a) Matrice **B** complète (b) Matrice **B** diagonale par bloc (c) Matrice **B** diagonale par bloc sans corrélations verticales cfrac

FIG. 8.11 – **Nuage opaque** : Observation moins analyse à chacune des itérations lors de la minimisation du 1D-Var avec la matrice **B** complète (a, 15 itérations), la matrice **B** diagonale par bloc (b, 9 itérations), la matrice **B** diagonale par bloc sans corrélations verticales pour la fraction nuageuse (c, 8 itérations). Les résidus obtenus dans les premières itérations sont en plage de couloir froide, ceux obtenus en fin de minimisation en plage de couleur chaude.



(a) (b) (c)

(d) (e)

FIG. 8.12 – **Nuages opaques** : profils verticaux des écarts-quadratiques-moyens entre l'ébauche et le profil « vrai » (trait tireté) ainsi qu'entre l'analyse et le profil vrai (trait plein) pour la température (a), l'humidité (b), l'eau liquide (c), la glace (d) et la fraction nuageuse (e). Les écarts-quadratiques-moyens sont calculés sur 491 profils.

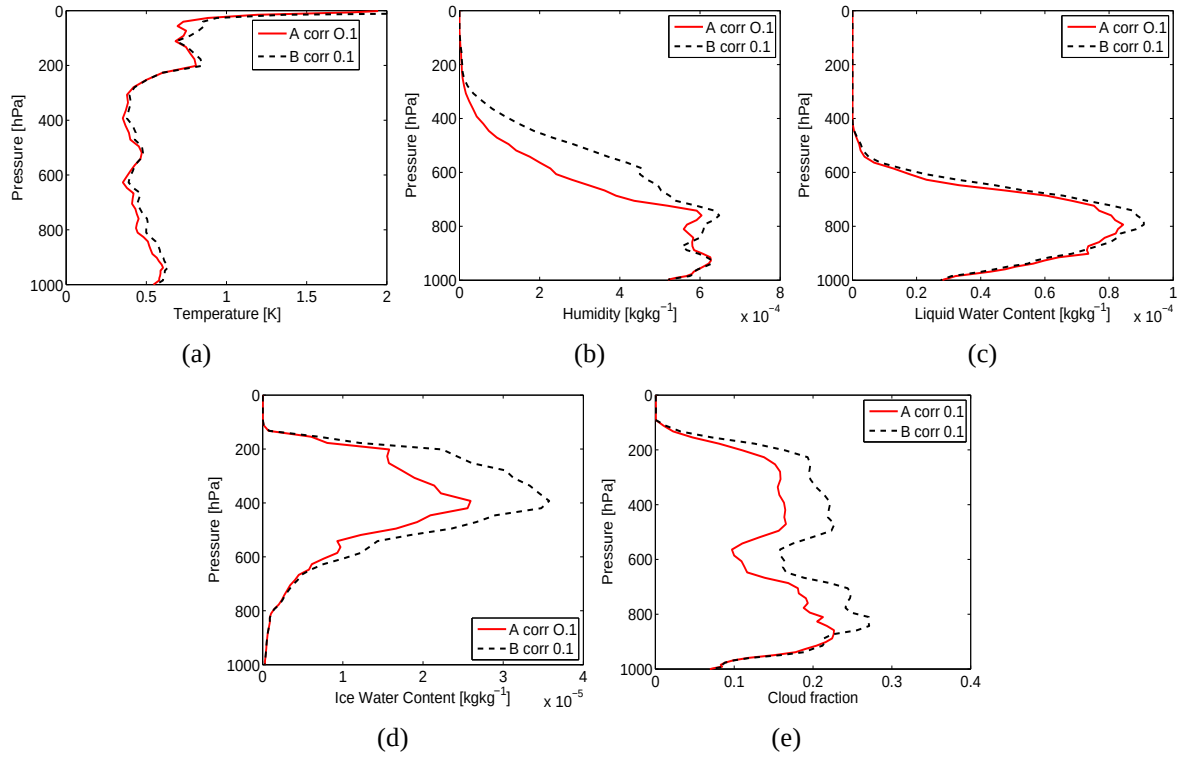


FIG. 8.13 – **Nuages bas** : profils verticaux des écarts-quadratiques-moyens entre l'ébauche et le profil « vrai » (trait tireté) ainsi qu'entre l'analyse et le profil vrai (trait plein) pour la température (a), l'humidité (b), l'eau liquide (c), la glace (d) et la fraction nuageuse (e). Les écarts-quadratiques-moyens sont calculés sur 187 profils.

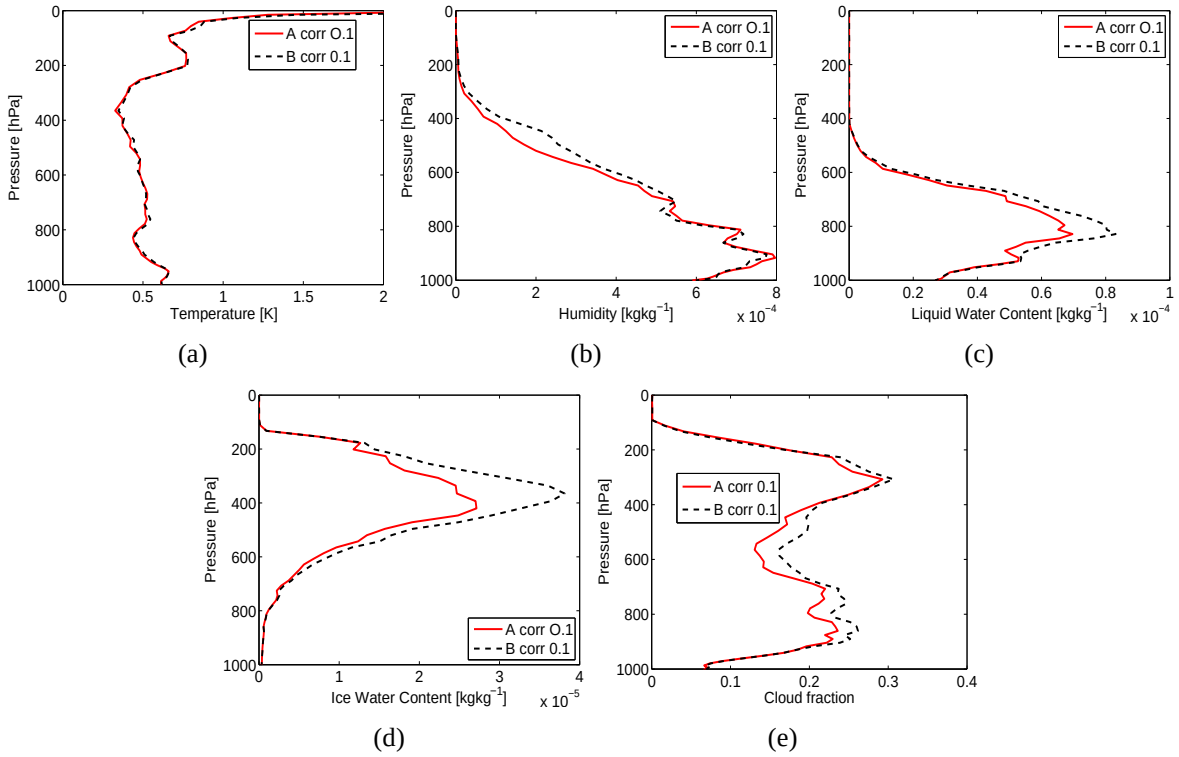


FIG. 8.14 – **Nuages semi-transparents** : profils verticaux des écarts-quadratiques-moyens entre l'ébauche et le profil « vrai » (trait tireté) ainsi qu'entre l'analyse et le profil vrai (trait plein) pour la température (a), l'humidité (b), l'eau liquide (c), la glace (d) et la fraction nuageuse (e). Les écarts-quadratiques-moyens sont calculés sur 148 profils.

d'eau liquide et de fraction nuageuse. Ces dégradations sont toutefois très faibles et limitées à quelques niveaux atmosphériques.

Pour les nuages semi-transparents, les analyses sont meilleures que les ébauches pour la fraction nuageuse, l'eau liquide et le contenu en glace. L'impact sur la température est neutre avec peu de dégradations ou d'améliorations significatives. L'analyse d'humidité est améliorée dans la haute troposphère au dessus de 700 hPa mais quelques petites dégradations sont observables à 700 hPa et 900 hPa.

Les dégradations qui ont pu être observées sur les analyses d'humidité, de fraction nuageuse et d'eau liquide sont probablement dues aux non-linéarités de l'opérateur d'observation en conditions nuageuses qui ne sont pas prises en compte dans le 1D-Var. Malgré cela, les résultats restent encourageants avec de bonnes améliorations de la fraction nuageuse et des variables nuageuses pour la plupart des profils.

Nous avons noté des problèmes de convergence du 1D-Var lorsque la fraction nuageuse est ajoutée dans les variables de contrôle. Pour les nuages opaques, le taux de convergence passe de 72% à seulement 40% lorsque la fraction nuageuse est ajoutée. Pour améliorer ce taux de convergence, la contrainte sur le gradient de la fonction coût ($\nabla \mathrm{Jcost} < \mathrm{Jcost}^2$) a été supprimée pour les nuages opaques. Cela a permis d'obtenir un taux de convergence de 84% sans dégradations significatives des analyses. La convergence des nuages bas est très faible lorsque la fraction nuageuse est incluse dans les variables de contrôle (25%) mais elle passe à 88% en supprimant la contrainte sur le gradient. Les nuages semi-transparents sont les plus difficiles à traiter, avec un taux de convergence de seulement 38% avec la fraction nuageuse et 44% sans la fraction. Si on relaxe la contrainte sur le gradient, le taux de convergence est légèrement augmenté mais des dégradations dans les analyses ont pu être observées. Il est donc plus prudent, dans un premier temps, de garder cette contrainte pour les nuages semi-transparents.

8.5 Conclusion

Ce travail était une étude préliminaire sur l'ajout de la fraction nuageuse dans les variables de contrôle pour mieux assimiler les radiances nuageuses infrarouges. Nous avons montré que le 1D-Var est capable de modifier les contenus nuageux ainsi que la fraction nuageuse en fonction des innovations observation moins ébauche et des Jacobiens. Le 1D-Var parvient à modifier des couches nuageuses déjà existantes dans l'ébauche de manière à se rapprocher des profils « vrais ».

Nous avons aussi obtenu de bons résultats pour déplacer le nuage sur la verticale sur des niveaux dépourvus de nuages dans l'ébauche. Ces cas sont les plus difficiles à traiter mais aussi les plus intéressants puisqu'ils permettraient de corriger le modèle en cas de mauvaise localisation du nuage. Il est en théorie impossible de déplacer un nuage sur des couches sèches de l'ébauche à cause de la non sensibilité des Jacobiens de variables nuageuses aux niveaux verticaux hors nuages. Nos bons résultats sont dus à l'utilisation de corrélations verticales entre niveaux adjacents pour la fraction nuageuse dans la matrice **B**. Ces corrélations verticales permettent de créer des valeurs de fraction nuageuse non nulles juste au dessus du nuage permettant d'obtenir des Jacobiens nuageux non nuls sur des niveaux initialement secs de l'ébauche. Nous avons aussi vu l'importance des corrélations croisées entre variables

qui permettent d'améliorer la minimisation des innovations.

Nous avons terminé cette étude par une généralisation des résultats avec le calcul des écarts-quadratiques-moyens entre l'ébauche et le profil « vrai » comparés à ceux entre l'analyse et le profil « vrai ». En moyenne, le 1D-Var réalise de bonnes analyses sur toutes les variables nuageuses avec cependant quelques dégradations dans la basse troposphère pour l'humidité, l'eau liquide et la fraction nuageuse probablement dues aux non-linéarités de l'opérateur d'observation.

Les résultats obtenus sont donc très prometteurs mais il reste encore de nombreuses limitations à notre étude. Les dégradations observées sur les analyses d'humidité, d'eau liquide et de fraction nuageuse sont à étudier en détail pour comprendre si elles proviennent essentiellement des non-linéarités de l'opérateur d'observation ou de l'utilisation d'une matrice **B** sous-optimale. L'utilisation de différentes matrices **B** dépendant du profil atmosphérique devrait être étudiée pour quantifier le gain qui serait apporté sur l'analyse des variables nuageuses.

Enfin, l'utilisation d'un cadre idéalisé restreint les conclusions possibles sur les observations IASI réelles mais nous pouvons espérer de bons résultats après une sélection des observations permettant de se rapprocher au mieux de l'hypothèse de linéarité de l'opérateur d'observation autour de l'ébauche.

Conclusions et perspectives

Le bassin méditerranéen est régulièrement touché par des évènements de forte précipitation aux impacts matériels et humains dévastateurs. L'advection d'humidité vers les côtes est le facteur principal à l'origine du déclenchement de ces épisodes. Ce cumul de vapeur d'eau est ensuite transformé en gouttelettes d'eau liquide et en cristaux de glace pour former de forts cumuls de précipitation. Afin de mieux prévoir ces phénomènes de pluie intense, il est donc important d'améliorer la description de l'humidité et des contenus en hydrométéores dans les états initiaux de la prévision, notamment au dessus de la mer.

La majeure partie des observations sur mer provient des données satellitaires. Il est donc important de tirer parti de ces mesures pour améliorer leur utilisation en conditions nuageuses. En effet, la nature complexe des nuages (notamment la non-linéarité des processus mis en jeu) limite fortement l'assimilation des données infrarouges satellitaires affectées par les nuages. Ce travail de thèse a donc permis d'explorer de nouvelles pistes pour une meilleure utilisation des radiances nuageuses du sondeur IASI afin de mieux décrire les champs d'humidité et d'hydrométéores. Les phénomènes de convection étant mieux modélisés dans les nouveaux modèles à échelle convective, notre étude a été menée à l'aide du modèle de prévision AROME WMed développé dans le cadre de la campagne expérimentale HyMeX.

La première partie de cette thèse a permis d'évaluer le modèle de transfert radiatif RTTOV-CLD permettant de simuler les radiances nuageuses IASI à partir des prévisions de température et d'humidité ainsi que celles sur les hydrométéores (contenu en eau liquide, contenu en glace, fraction nuageuse). Ce modèle sophistiqué permet de prendre en compte la diffusion nuageuse et de mieux simuler les nuages semi-transparents. L'approche opérationnelle pour l'assimilation des radiances infrarouges nuageuses suppose que le nuage est opaque et qu'il est totalement caractérisé par sa pression de sommet et sa fraction effective. Cette hypothèse forte limite l'assimilation à un faible nombre de situations. Sans pré-sélection des observations IASI, le modèle RTTOV-CLD a montré de forts biais et de forts écarts-types des différences observation moins ébauche. Les distributions des erreurs d'observation se sont aussi montrées assez éloignées des distributions gaussiennes de même moyenne et de même écart-type. Malgré la non-linéarité des processus nuageux, il était important de s'inscrire dans le cadre de l'assimilation variationnelle utilisée en opérationnel. Dans ce cadre, les observations sont supposées non biaisées et la loi de distribution de leurs erreurs est supposée suivre une loi gaussienne. Un échantillonnage des observations IASI nuageuses s'est donc avéré indispensable. Pour cela les données de l'imageur AVHRR ont été utilisées pour sélectionner les observations IASI recouvertes de manière homogène par les nuages. Les données de l'imageur ont aussi été simulées à partir de chaque point de grille AROME WMed contenu dans la trace au sol de IASI. Cela a permis de développer un critère d'homogénéité dans l'espace du modèle similaire à celui utilisé dans l'espace des observations.

Ainsi, les observations nuageuses homogènes à la fois dans le pixel IASI et à la fois dans le modèle AROME WMed ont été conservées. Un deuxième critère sur l'écart de température de brillance entre l'AVHRR observé et l'AVHRR simulé a dû être ajouté pour obtenir des distributions d'erreur d'observation gaussiennes ainsi qu'un biais des différences observation moins ébauche proche de zéro.

Une fois le modèle de transfert radiatif et la sélection des observations nuageuses validés, la deuxième partie de cette thèse a porté sur l'inversion des variables de microphysique nuageuse : contenu en eau liquide (ql) et contenu en glace (qi). Le schéma d'assimilation 1D-Var du SAF de prévision numérique a été interfacé avec la version 10 du modèle RTTOV-CLD et les champs d'hydrométéores ont été ajoutés au vecteur de contrôle. Pour ces inversions, une matrice **B** nuageuse a été spécifiquement calculée sur des cas convectifs à partir d'un ensemble d'assimilations AROME. Pour ces inversions, 77 canaux IASI, correspondant aux canaux utilisés en opérationnel en 2010, ont été utilisés. Tout d'abord, la cohérence physique du 1D-Var a été vérifiée sur des cas réels. Le 1D-Var est ainsi capable d'ajouter de l'eau liquide ou de la glace dans le cas d'observations plus froides que l'ébauche dans la région de l'atmosphère correspondant au maximum de sensibilité sur les variables nuageuses. Les inversions du 1D-Var ont ensuite été validées à l'aide d'observations IASI simulées. Deux types de nuage ont été testés : nuages hauts opaques et nuages bas. Les écarts-quadratiques-moyens (EQM) entre l'ébauche et la « vérité » (ébauche AROME non perturbée servant de référence) ont été comparés à ceux entre l'analyse et la « vérité ». Pour toutes les variables analysées (température, humidité, contenu en eau liquide, contenu en glace), les EQM de l'analyse sont meilleurs que ceux de l'ébauche avec une contribution de toute la colonne atmosphérique dans le cas de nuages bas. La non-linéarité a aussi été étudiée en comparant l'incrément non-linéaire avec l'incrément produit par l'hypothèse du tangent-linéaire. Des niveaux de corrélation corrects (> 0.7) ont été observés sauf pour quelques canaux de la fenêtre atmosphérique dans le cas de nuages bas.

Ces résultats encourageants nous ont poussé à évaluer le potentiel bénéfice d'une nouvelle sélection de canaux IASI en conditions nuageuses. Afin de ne pas dépasser le nombre de canaux IASI pouvant être disséminés en temps réel aux centres opérationnels, 134 nouveaux canaux ont été sélectionnés en plus des 366 déjà choisis en ciel clair. Les 134 nouveaux canaux ont été choisis sur 15 profils AROME WMed nuageux couvrant une large variabilité (nuages opaques, nuages semi-transparents, nuages bas). Deux méthodes déjà connues en ciel clair ont été testées : la première repose sur le concept des degrés de liberté du signal (DFS) issu de l'estimation linéaire optimale. La seconde prend en compte la non-linéarité du transfert radiatif en condition nuageuse en évaluant la sensibilité du spectre de température de brillance à une perturbation des variables microphysiques. Malgré des sélections très différentes, les deux méthodes ont montré des performances équivalentes pour l'inversion des contenus en eau liquide et en glace. De bonnes performances ont aussi été obtenues avec une troisième sélection qui choisit de manière aléatoire les nouveaux canaux dans les bandes de fenêtre atmosphérique. Cela montre la difficulté à apporter une nouvelle information sur les variables nuageuses, les Jacobiens en fonction de ces variables fluctuant très peu d'un canal à l'autre. Cependant, les nouvelles sélections permettent d'améliorer les EQM entre l'analyse et la « vérité » avec un maximum d'environ 8% pour les nuages hauts opaques et de 7% pour les nuages bas. La sélection physique a finalement été conservée pour la suite de cette thèse car sa robustesse à différents régimes de temps a pu être évaluée et les canaux choisis

permettent de bien couvrir les bandes de fenêtre atmosphérique sensibles aux propriétés microphysiques.

La troisième partie de cette thèse a permis de montrer que l'information nuageuse apportée par les observations IASI est bien conservée dans le modèle de prévision numérique. Les processus microphysiques sont des processus d'ajustement très rapides des hydrométéores en fonction de l'humidité, de la température et de la pression. A ce stade de la thèse, il était important de vérifier que l'incrément d'analyse sur les hydrométéores n'était pas ajusté en quelques pas de temps du modèle. Pour cela, le modèle uni-colonne MUSC prenant en compte toutes les paramétrisations physiques d'AROME a été utilisé. Nous avons comparé l'évolution du contenu intégré en eau liquide ou en glace issu de l'ébauche ou du profil analysé par le 1D-Var tout au long d'une prévision trois heures. L'information apportée par l'analyse (ajout ou diminution du contenu en hydrométéores) est bien conservée tout au long des trois heures de prévision dans le cas de nuages bas ou de nuages semi-transparents. Les profils analysés ont une évolution plus proche de la « vérité » que l'ébauche dans le cadre d'observations simulées. Pour les nuages opaques, l'impact est un peu moins fort car l'incrément d'analyse est plus faible par rapport aux autres cas nuageux. L'information est tout de même conservée pendant une heure et demie de prévision avant de converger rapidement vers l'ébauche. Le contenu en eau liquide et le contenu en glace semblent être des variables de contrôle adéquates pour l'assimilation quand l'analyse utilise une matrice **B** appropriée. Pour la prévision d'eau liquide, il semble suffisant d'utiliser les hydrométéores au cours de la minimisation sans les initialiser dans le modèle de prévision numérique.

Après avoir montré que l'information apportée par l'initialisation des variables nuageuses ql et qi était conservée par le modèle de prévision, nous avons ajouté la fraction nuageuse dans les variables de contrôle du 1D-Var. Une matrice **B** empirique a été utilisée pour la fraction nuageuse. Trois cas nuageux ont d'abord été utilisés. Le 1D-Var a montré une bonne capacité à analyser à la fois les contenus en eau liquide et en glace mais aussi la fraction nuageuse en fonction des innovations observation moins ébauche et des Jacobiens. A l'aide des corrélations verticales prises en compte dans les erreurs d'ébauche de fraction nuageuse, le 1D-Var est aussi capable de déplacer le nuage verticalement sur des niveaux atmosphériques initialement secs de l'ébauche. Ce résultat est très prometteur puisqu'il permettrait de corriger les erreurs de localisation des zones nuageuses. Le 1D-Var est aussi capable de réduire un nuage situé trop haut en altitude pour créer une nouvelle couche nuageuse plus bas sur la colonne. La généralisation de ces résultats à un grand nombre d'observations simulées a cependant montré des dégradations significatives dans les analyses d'humidité, d'eau liquide et de fraction nuageuse. Ces dégradations peuvent être dues aux non-linéarités du transfert radiatif mais aussi à une mauvaise description des corrélations croisées entre ces variables.

La nouvelle méthode d'assimilation proposée dans cette thèse a donné des résultats positifs pour la plupart des situations nuageuses testées. Au vu de ces premiers résultats, le contenu en eau liquide et le contenu en glace apparaissent comme des variables de contrôle de l'assimilation permettant de conserver l'information nuageuse fournie par IASI dans le modèle de PNT. L'ajout de la fraction nuageuse en tant que nouvelle variable de contrôle semble encore un peu délicat. Une méthode permettant d'ajuster le profil de fraction nuageuse avant l'analyse serait à envisager pour contourner ce problème.

La méthode de sélection de scènes nuageuses homogènes avec le cluster AVHRR est

un travail innovant qui permet d'optimiser la sélection d'observations nuageuses pertinentes pour l'assimilation variationnelle. Cette méthode est aussi adaptable pour mieux détecter les observations claires sur terre. En effet, les incertitudes sur la température de surface et l'émissivité de surface sur terre ne permettent pas, pour le moment, d'utiliser les radiances nuageuses sur terre. Le critère d'homogénéité étant respecté par les observations claires, une meilleure détection de ces scènes par le cluster AVHRR pourrait permettre d'optimiser le nombre d'observations claires assimilées sur terre. De plus, une inversion de la température de surface avant l'assimilation permettrait d'obtenir une meilleure ébauche avant la minimisation. Cette inversion de la température de surface avant l'assimilation sera meilleure au-dessus des surfaces homogènes ayant les mêmes propriétés radiatives.

Plusieurs études sont aussi nécessaires avant d'utiliser les hydrométéores comme nouvelles variables de contrôle dans une assimilation opérationnelle. Une étude plus approfondie des matrices de covariances d'erreur d'ébauche et d'observation pourra tout d'abord être menée à l'aide du 1D-Var. L'amplitude des corrélations verticales et des corrélations croisées entre variables dépend fortement de la situation étudiée. Afin d'éviter un étalement abusif du nuage sur la verticale, il est important de travailler sur la spécification d'une matrice **B** dépendant du profil atmosphérique étudié. Un travail doit aussi être mené sur la matrice **R** des erreurs d'observation. Cette matrice a été supposée diagonale dans notre étude, les corrélations entre canaux ont donc été négligées. Il est important de tester l'impact de ces corrélations lors de l'analyse. D'autre part, les erreurs d'observation liées au modèle de transfert radiatif en conditions nuageuses sont encore mal connues. Malgré la prise en compte d'une erreur légèrement supérieure (0.5 K) à celle utilisée en ciel clair (0.2 K) pour la simulation des nuages de glace dans notre étude, les différentes paramétrisations optiques peuvent induire des différences allant jusqu'à 20 K sur les températures de brillance simulées (Faijan et al. (2012)). Une piste d'amélioration serait d'utiliser un paramètre prenant en compte l'effet du contenu nuageux sur la température de brillance simulée. Ce paramètre devra dépendre à la fois de l'ébauche et de l'observation pour aider à mieux prédire les erreurs d'observation en conditions nuageuses (Okamoto et al. (2012), Geer and Bauer (2011)).

Enfin, une validation dans le modèle 3D AROME est à mener. En effet, par manque de données d'observations in situ, nos validations se sont limitées à des observations IASI simulées. L'inclusion des hydrométéores dans les variables de contrôle du modèle AROME devrait permettre une validation sur des observations réelles. Pour cela, les données de la campagne expérimentale HyMeX seront particulièrement utiles. La première phase d'observation intensive ayant eu lieu à l'automne 2012, des études de cas de précipitations intenses en Méditerranée pourront être menées. Le temps de mise à disposition des données d'observation de la campagne ne nous a pas permis de mener à bien ces premières validations. Ces études de cas permettront de valider à la fois l'analyse des variables nuageuses mais aussi leur évolution temporelle. Parmi ces études de cas, un évènement de MCS quasi-stationnaire s'est développé sur la partie ouest du bassin méditerranéen avant d'atteindre la côte le 26 octobre 2012 (Ducrocq et al. (2013b)). Les données observées par le Falcon F20 le 26 octobre sont particulièrement utiles pour la caractérisation de la microphysique nuageuse. Des dropsondes ont aussi été lancées sur mer ainsi que de nombreux radiosondages à partir de bateaux et pourraient valider les analyses et prévisions d'humidité. L'utilisation du modèle global devrait aussi permettre de mieux départager les sélections de canaux réalisées dans cette thèse. Leur impact sur la prévision de l'humidité et des champs d'hydrométéores pourra notamment être évalué.

L'inclusion des variables microphysiques dans le vecteur de contrôle de l'assimilation

est un enjeu majeur qui devrait permettre de grandes avancées en termes d'analyse et de prévision des champs d'hydrométéores et de précipitation. Les derniers travaux de Zhang et al. (2012) vont dans ce sens en ajoutant les cinq espèces d'hydrométéores du modèle WRF dans les variables de contrôle de l'assimilation. Deux expériences d'assimilation des radiances affectées par les précipitations du radiomètre micro-onde AMSR-E [1] sont réalisées avec une assimilation d'ensemble régionale. Ces méthodes ensemblistes permettent à la fois d'accéder à une matrice **B** dépendant de l'écoulement et d'éviter l'utilisation du modèle linéaire tangent et de son adjoint pour les processus nuageux et précipitants fortement non-linéaires. Cette méthode d'assimilation d'ensemble a aussi été utilisée par Zupanski et al. (2011) pour assimiler les radiances infrarouges simulées du prochain satellite géostationnaire américain GOES-R. Ces travaux ont montré que l'inclusion de la glace dans les variables de contrôle de l'assimilation permet d'augmenter le contenu en information et d'améliorer les analyses. Cette étude souligne aussi l'importance d'ajouter tous les hydrométéores ayant un impact radiatif significatif dans les variables de contrôle afin de ne pas obtenir d'analyses dégradées (l'incrément d'un hydrométéore se répercutant alors sur une autre variable).

Cette thèse ouvre donc de multiples perspectives pour l'avenir. L'utilisation combinée des radiances infrarouges nuageuses et d'observations satellitaires ou conventionnelles sensibles à la température et l'humidité permettraient de contraindre l'analyse dans les situations où le modèle est clair et l'observation nuageuse (Vukicevic et al. (2004)). Cela permettrait aussi d'améliorer l'analyse des nuages de basses couches situés sous des couches de nuages de glace épais (Vukicevic et al. (2006)). On peut, par exemple, imaginer combiner radiances infrarouges et micro-ondes avec prise en compte de la microphysique nuageuse pour une meilleure analyse de toutes les variables atmosphériques. D'autre part, l'arrivée du sondeur infrarouge hyperspectral IRS [2] à bord de la prochaine génération de satellites géostationnaires METEOSAT [3], devrait permettre de combiner une bonne résolution spectrale, une bonne résolution spatiale et une bonne résolution temporelle. Grâce à ce nouveau type d'instruments et à la méthode d'assimilation développée dans cette thèse, les variables nuageuses pourraient être analysées toutes les heures voire toutes les demi-heures afin de mieux initialiser et de mieux prévoir les processus hydrologiques à l'origine des pluies intenses. Ce travail pourra aussi être adapté à l'assimilation des données de radars polarimétriques. Ces radars sont sensibles aux propriétés des hydrométéores permettant ainsi une bonne caractérisation des zones nuageuses sur terre où peu de données satellitaires sont assimilées.

L'amélioration des modèles de transfert radiatifs nuageux mais aussi des schémas de microphysique nuageuse à l'intérieur des modèles de PNT est aussi à attendre dans le futur. Ainsi, un schéma microphysique à deux moments devrait être implémenté dans AROME. Il permettra de faire évoluer le nombre de gouttes de la distribution en plus du rapport de mélange de l'espèce considérée. L'utilisation d'un schéma microphysique à deux moments permettra d'une part, d'obtenir des profils d'hydrométéores plus réalistes en entrée du transfert radiatif et d'autre part, d'améliorer les simulations faites à partir des nouvelles versions de RTTOV-CLD. En effet, ces nouvelles versions donnent à l'utilisateur la possibilité de fournir directement le profil vertical de la taille des particules afin d'améliorer les simulations (Faijan et al. (2012)). De nouvelles paramétrisations des propriétés optiques prenant en compte un plus grand nombre de distributions en taille des particules issues de mesures aéroportées seront aussi disponibles dans l'espoir d'améliorer les simulations RTTOV-CLD.

1. Advanced Microwave Scanning Radiometer for the Earth Observing System
2. InfraRed Sounder
3. MTG

Des résultats prometteurs ont déjà été obtenus dans ces travaux laissant entrevoir un impact positif dans les modèles de prévision numérique. Une meilleure initialisation des hydrométéores permettra ainsi d'améliorer les prévisions de précipitation intense dans des régions où peu d'observations nuageuses sont assimilées. Nos développements seront aussi des outils adaptés à la prévision numérique à très courte échéance (PN-PI). Il s'agit d'utiliser AROME avec un cycle d'assimilation court (une heure) avec des prévisions toutes les demi-heures afin d'aider le prévisionniste dans le suivi des phénomènes dangereux comme le brouillard, les orages et les précipitations. Une meilleure analyse des hydrométéores est donc essentielle pour la prévision numérique à courte échéance des couvertures nuageuses et des précipitations.

Références

Auligné, T., A. Lorenc, Y. Michel, T. Montmerle, A. Jones, M. Hu, and J. Dudhia, 2011 : Toward a new cloud analysis and prediction system. *Bull. Am.Meteorol. Soc*, **92(2)**, 207–210.

Auligné, T., A. McNally, and D. Dee, 2007 : Adaptative bias correction for satellite data in a numerical weather prediction system. *Q. J. R. Meteorol.Soc*, **133**, 631–642.

Bauer, P., T. Auligné, W. Bell, A. Geer, V. Guidard, S. Heilliette, M. Kazumori, M.-J. Kim, E. Liu, A.-P. McNally, B. Macpherson, K. Okamoto, R. Renshaw, and L. Riishøjgaard, 2011 : Satellite cloud and precipitation assimilation at operational NWP centres. *Q. J. R. Meteorol.Soc*, **137**, 1934–1951.

Bauer, P., A. Geer, P. Lopez, and D. Salmond, 2010 : Direct 4D-Var assimilation of all-sky radiances. Part I : Implementation. *Q. J. R. Meteorol.Soc*, **136**, 1868–1885.

Betchold, P., J. Cuijpers, P. Mascart, and P. Trouilhet, 1995 : Modelling of trade-wind cumuli with a low-order turbulence model-toward a unified description of cu and sc clouds in meteorological models. *J. Atmos. Sci.*, **52**, 455–463.

Boudala, F., G. Isaac, Q. Fu, and S. Cober, 2002 : Parameterization of effective ice particle size for high latitude clouds. *Int.J.Clim.atol.*, **22**, 1267–1284.

Bougeault, P., 1982 : Cloud-ensemble relations based on the gamma probability distribution for the higher-order models of the planetary boundary layer. *J. Atmos. Sci.*, **39**, 2691–2700.

Bresson, E., V. Ducrocq, O. Nuissier, D. Ricard, and C. D. Saint-Aubin, 2012 : Idealized numerical simulations of quasi-stationary convective systems over the northwestern mediterranean complex terrain. *Q. J. R. Meteorol. Soc*, **138**, 1751–1763.

Brousseau, P., L. Berre, F. Bouttier, and G. Desroziers, 2010 : Background error covariances for a convective scale data assimilation system : Arome 3D-Var. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **137**, 409–422.

Bubnová, R., G. Hello, P. Bénard, and J.-F. Geleyn, 1995 : Integration of the fully elastic equations cast in the hydrostatic pressure terrain-following coordinate in the framework of the ARPEGE/ALADIN NWP system. *Monthly Weather Review*, **123(2)**, 515–535.

Caniaux, G., J.-L. Redelsperger, and J.-P. Lafore, 1994 : A numerical study of the stratiform region of a fast-moving squall line. Part I. General description, and water and heat budgets. *J. Atmos. Sci.*, **51**, 2046–2074.

Caumont, O., 2007 : Simulation et assimilation de données radar pour la prévision de la convection profonde à fine échelle. *PhD Thesis. Université Paul Sabatier, Toulouse*.

Caumont, O., V. Ducrocq, E. Wattrelot, G. Jaubert, and S. Pradier-Vabre, 2010 : 1D+3D-Var assimilation of radar reflectivity data : A proof of concept. *Tellus*, **62A**, 173–187.

Cayla, F., 2001 : AVHRR radiance analysis inside IASI FOV's. *CNES documentation*, **IA-TN-0000-2092-CNE**.

Chevallier, F., 2009 : De l'application de la théorie analytique des probabilités pour l'étude de l'atmosphère. *HDR, Université de Versailles Saint-Quentin-en-Yvelines*.

Chevallier, F., P. Bauer, G. Kelly, C. Jakob, and T. McNally, 2001 : Model Clouds over Oceans as Seen from Space : Comparison with HIRS/2 and MSU Radiances. *Journal of Climate*, **14**, 4216–4229.

Chevallier, F., P. Bauer, J.-F. Mahfouf, and J.-J. Morcrette, 2002 : Variational retrieval of cloud profile from ATOVS observations. *Q. J. R. Meteorol. Soc*, **128**, 2511–2525.

Chevallier, F., P. Lopez, A. Tompkins, M. Janiskova, and E. Moreau, 2004 : Capability of 4D-Var systems to assimilate cloud-affected satellite infrared radiances. *Q. J. R. Meteorol. Soc*, **130**.

Chou, M., L. Kyu-Tae, T. Si-Chee, and F. Qiang, 1999 : Parameterization for cloud longwave scattering for use in atmospheric models. *American Meteorological Society*, **12**, 159–169.

Clough, S., J. Iacono, and J.-L. Moncet, 1992 : Line-by-line calculation of atmospheric fluxes and cooling rates : Application to water vapor. *J. Geophys. Res.*, **97**, 15761–15785.

Collard, A., 2007 : Selection of IASI channels for use in numerical weather prediction. *Q. J. R. Meteorol. Soc*, **133**, 1977–1991.

Collard, A., and A. McNally, 2009 : The assimilation of IASI radiances at ECMWF. *Q. J. R. Meteorol. Soc*, **135**, 1044–1058.

Courtier, P., E. Andersson, W. Heckley, D. Vasiljevic, M. Hamrud, A. Hollingsworth, F. Rabier, M. Fisher, and J. Pailleux, 1998 : The ECMWF implementation of three-dimensional variational assimilation (3D-Var). I : Formulation. *Q. J. R. Meteorol. Soc*, **124**, 1783–1807.

Courtier, P., J.-N. Thépaut, and A. Hollingsworth, 1994 : A strategy for operational implementation of 4D-Var, using an incremental approach. *Q. J. R. Meteorol. Soc*, **120**, 1367–1387.

Cuxart, J., P. Bougeault, and J. Redelsberger, 2000 : A turbulence scheme allowing for mesoscale and large-eddy simulations. *Q. J. R. Meteorol. Soc*, **126**, 1–30.

Dahoui, M., L. Lavanant, F. Rabier, and T. Auligné, 2005 : Use of MODIS to help deal with AIRS cloudy radiances. *Q. J. R. Meteorol.Soc*, **131**, 2559–2579.

Dahoui, M.-L., 2006 : Vers une assimilation variationnelle des radiances satellitaires nuageuses. *PhD Thesis. Université Paul Sabatier, Toulouse*.

Davolio, S., A. Buzzi, and P. Malguzzi, 2009 : Orographic triggering of long lived convection in three dimensions. *Meteorol. Atmos Phys.*, **103**, 35–44.

DeSouza-Machado, S., L. Strow, and S. Hannon, 1997 : kCompressed atmospheric radiative transfer algorithm (kcarta). *Proc. SPIE 3220, Satellite Remote Sensing of Clouds and the Atmosphere II, 156*, **3220**, 156–162.

Desroziers, G., L. Berre, O. Pannekoucke, S. Ştefănescu, P. Brousseau, L. Auger, B. Chapnik, and L. Raynaud, 2008 : Flow-dependent error covariances from variational assimilation ensembles on global and regional domains. *Hirlam technical report*, (68).

Draine, B., and P. Flatau, 1994 : Discrete-dipole approximation for scattering calculations. *J. Opt. Soc. Am. A. Opt. Image Sci*, **11**, 1491–1499.

Drobinski, P., V. Ducrocq, P. Alpert, E. Anagnostou, K. Béranger, M. Borga, I. Braud, A. Chanzy, S. Davolio, G. Delrieu, C. Estournel, N. F. Boubrahmi, J. Font, V. Grubisic, S. Gualdi, V. Homar, B. Ivancan-Picek, C. Kottmeier, V. Kotroni, K. Lagouvardos, P. Lionello, M. Llasat, W. Ludwig, C. Lutoff, A. Mariotti, E. Richard, R. Romero, R. Rotunno, O. Roussot, I. Ruin, S. Somot, I. Taupier-Letage, J. Tintore, R. Uijlenhoet, and H. Wernli, 2013a : HyMeX, a 10-year multidisciplinary program on the mediterranean water cycle. *Bull. Am.Meteorol. Soc, submitted*.

Drobinski, P., V. Ducrocq, P. Arbogast, C. Basdevant, S. Bastin, L. Beguery, S. Belamari, K. Béranger, O. Bock, M.-N. Bouin, B. Boudevillain, O. Bousquet, C. Bouvier, I. Braud, J.-C. Calvet, C. Champollion, A. Chanzy, M. Claude, P. Cocquerez, L. Coppola, S. Coquillat, D. Courault, E. Defer, J. Delanoë, G. Delrieu, A. Doerenbecher, A. Dorfliger, M. Estèves, C. Estournel, C. Flamant, N. Fourrié, O. Garrouste, E. Gaume, H. Giordani, L. Gomes, G. Roberts, H. Jourde, L. Labatut, D. Lambert, J. L. Coz, W. Ludwig, C. Lutoff, J.-F. Mahfouf, E. Martin, L. Mastrorillo, N. Mathys, Y. Michel, M. Nuret, F. Orain, S. Perez, C. Prigent, O. Radakovitch, K. Ramage, E. Richard, J.-L. Roujeau, O. Roussot, I. Ruin, F. S. an A. Schwarzenboeck, K. Sellegri, S. Somot, I. Taupier-Letage, P. Testor, J.-V. Baelen, and I. Vandervaere, 2013b : HyMeX, le cycle de l'eau méditerranéen à la loupe. *La Météorologie*, **80**, 23–26.

Ducrocq, V., S. Belamari, B. Boudevillain, O. Bousquet, P. Cocquerez, A. Doerenbecher, P. Drobinski, , C. Flamant, L. Labatut, D. Lambert, M. Nuret, E. Richard, O. Roussot, P. Testor, P. Arbogast, P.-A. Ayral, J. Baelen, C. Basdevant, J.-L. Boichard, D. Bourras, C. Bouvier, M.-N. Bouin, O. Bock, I. Braud, C. Champollion, L. Coppola, S. Coquillat, E. Defer, J. Delanoe, G. Delrieu, J.-F. Didon-Lescot, P. Durand, C. Estournel, N. Fourrié, O. Garrouste, H. Giordani, J. L. Coz, Y. Michel, O. Nuissier, G. Roberts, F. Said, A. Schwarzenboeck, K. Sellegri, I. Taupier-Letage, and J.-P. Vandervaere, 2013a : HyMeX, les campagnes de mesures : focus sur les événements extrêmes en Méditerranée. *La Météorologie*, **80**, 37–47.

Ducrocq, V., I. Braud, S. Davolio, R. Ferretti, C. Flamant, A. Jansa, N. Kalthoff, E. Richard, I. Taupier-Letage, P.-A. Ayral, S. Belamari, A. Berne, M. Borga, B. Boudevillain, O. Bock, J.-L. Boichard, M.-N. Bouin, O. Bousquet, C. Bouvier, J. Chiggiato, D. Cimini, U. Corsmeier, L. Coppola, P. Cocquerez, E. Defer, J. Delanoë, P. D. Girolamo, A. Doerenbecher, P. Drobinski, Y. Dufournet, N. Fourrié, J. Gourley, L. Labatut, D. Lambert, J. L. Coz,

F. Marzano, G. Molinié, A. Montani, G. Nord, M. Nuret, K. Ramage, B. Rison, O. Roussot, F. Said, A. Schwarzenboeck, P. Testor, J. V. Baelen, B. Vincendon, M. Aran, and J. Tamayo, 2013b : HyMeX-SOP1, the field campaign dedicated to heavy precipitation and flash flooding in the northwestern Mediterranean. *Bull. Am.Meteorol. Soc, submitted*.

Ducrocq, V., O. Nuissier, D. Ricard, C. Lebeaupin, and T. Thouvenin, 2008 : A numerical study of three catastrophic precipitating events over southern france. II : Mesoscale triggering and stationarity factors. *Q. J. R. Meteorol. Soc*, **134**, 131–145.

Duffourg, F., V. Ducroq, N. Fourrié, G. Jaubert, and V. Guidard, 2010 : Simulation of satellite infrared radiances for convective scale data assimilation over the mediterranean. *J. Geophys. Res.*, **115**, D15107.

Edwards, D., January 1992 : GENLN2 a general line-by-line atmospheric transmittance and radiance model. *NCAR documentation*.

English, S., J. Eyre, and J. Smith, 1999 : A cloud-detection scheme for use with satellite souding radiances in the context of data assimilation for numerical weather prediction. *Q. J. R. Meteorol. Soc*, **125**, 2359–2378.

Eyre, J., and W. Menzel, April 1989 : Retrieval of cloud parameters from satellite sounder data : A simulation study. *Journal of Applied Meteorology*.

Faijan, F., 2012 : Vers une meilleure utilisation des observations du sondeur IASI pour la restitution des profils atmosphériques en conditions nuageuses. *PhD Thesis. Université Paul Sabatier, Toulouse*.

Faijan, F., L. Lavanant, and F. Rabier, 2012 : Towards the use of cloud microphysical properties to simulate iasi spectra in an operational context. *J. Geophys. Res.*, **117**, D22205.

Fourrié, N., E. Bresson, E. Sevault, and M. Nuret, 2013 : Arome WMED, a model dedicated to the HyMeX campaign. *WMO CAS/JSC WGNE Blue Book, Edited by J. Côté*.

Fourrié, N., and F. Rabier, 2004 : Cloud characteristics and channel selection for IASI radiances in meteorologically sensitive areas. *Q. J. R. Meteorol. Soc*, **130**, 1839–1836.

Fourrié, N., and J. Thépaut, 2003 : Evaluation of the AIRS near-real-time channel selection for application to numerical weather prediction. *Q. J. R. Meteorol. Soc*, **129**, 2425–2439.

Fu, Q., 1996 : An accurate parameterization of the solar radiative properties of cirrus clouds. *J. Clim*, **9**, 2058–2082.

Gambacorta, A., and C. Barnet, 2012 : Methodology and information content of the NOAA NESDIS operational channel selection for the cross-track infrared sounder (CrIS). *IEEE Remote Sensing*, **doi :10.1109/TGRS.2012.2220369**.

Geer, A., and P. Bauer, 2011 : Observation errors in all-sky data assimilation. *Q. J. R. Meteorol.Soc*, **137**, 2024–2037.

Geer, A., P. Bauer, and P. Lopez, 2010 : Direct 4D-Var assimilation of all-sky radiances. Part II : Assessment. *Q. J. R. Meteorol.Soc*, **136**, 1886–1905.

Gong, J., and E. Hólm, 2011 : Development of cloud condensate background errors. *In ECMWF Newsletter*, **128**.

Gosse, S., D. Labrie, and P. Chylek, 1995 : Refractive index of ice in the 1.4-7.8 mum spectral range. *Appl. Opt*, **34**, 6582–6586.

Greenwald, T., R. Hertenstein, and T. Vukicevic, 2009 : An all-weather observational operator for radiance data assimilation with mesoscale forecast models. *Monthly Weather Review*, **137(6)**, 1939–1953.

Guidard, V., N. Fourrié, P. Brousseau, and F. Rabier, 2011 : Impact of IASI assimilation at global and convective scales and challenges for the assimilation of cloudy scenes. *Q. J. R. Meteorol. Soc*, **137**, 1975–1987.

Han, Y., P. V. Delst, Q. Liu, F. Weng, B. Yan, and J. Derber, June 2005 : User's guide to the JCSDA community radiative transfer model. *Joint Center for Satellite Data Assimilation*.

Harris, B., and G. Kelly, 2001 : A satellite radiance bias correction scheme for radiance assimilation. *Q. J. R. Meteorol. Soc*, **127**, 1453–1468.

Hesse, M., P. Kepke, and I. Schult, 1998 : Optical properties of aerosols and clouds : the software package opac. *Bul.Am.Meteorol.Soc*, **79**, 831–844.

Hocking, J., P. Rayer, R. Saunders, M. Matricardi, A. Geer, and P. Brunel, 2010 : RTTOV v10 users guide. *Technical report, NWP SAF EUMETSAT*, **NWPSAF-MO-UD-023**.

Hogan, R., and A. Illingworth, 2000 : Deriving cloud overlap statistics from radar. *Q. J. R. Meteorol. Soc*, **126**, 2903–2909.

Hólm, E., and J. Gong, 2010 : Use of cloud condensate in background error formulation. *In Proceedings of ECMWF-JCSDA Workshop on Assimilating Satellite Observations of Clouds and Precipitation into NWP Models*.

Jacquinet-Husson, N., L. Crepeau, R. Armante, C. Boutammine, A. Chédin, N. Scott, C. Crevoisier, V. Capelle, C. Boone, N. Poulet-Crovisier, A. Barbe, A. Campargue, D. C. Benner, Y. Benilan, B. Bézard, V. Boudon, L. Brown, L. Coudert, A. Coustenis, V. Dana, V. Devi, S. Fally, A. Fayt, J.-M. Flaud, A. Goldman, M. Herman, G. Harris, D. Jacquemart, A. Jolly, I. Kleiner, A. Kleinböhl, F. Kwabia-Tchana, N. Lavrentieva, N. Lacome, L.-H. Xu, O. Lyulin, J.-Y. Mandin, A. Maki, S. Mikhailenko, C. Miller, T. Mishina, N. Moazzen-Ahmadi, H. Müller, A. Nikitin, J. Orphal, V. Perevalov, A. Perrin, D. Petkie, A. Predoi-Cross, C. Rinsland, J. Remedios, M. Rotger, M. Smith, K. Sung, S. Tashkun, J. Tennyson, R. Toth, A.-C. Vandaele, and J. V. Auwera, 2011 : The 2009 edition of the GEISA spectroscopic database. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, **112**, 2395–2445.

Kelly, G., and J.-N. Thépaut, 2007 : Evaluation of the impact of the space component of the global observing system through observing system experiments. *Proceedings of Seminar on recent developments in the use of satellite observations in numerical weather prediction, ECMWF, Reading, UK*, pages 327–348.

Kessler, E., 1969 : On the distribution and continuity of water substance in atmospheric circulations. *Meteor. Monogr.*, **10(32)**.

Lawson, W., and J. Hansen, 2005 : Alignment error models and ensemble-based data assimilation. *Monthly Weather Review*, **133**, 1687–1709.

LeMarshall, J., J. Jung, J. Derber, R. Treadon, M. Goldberg, W. Wolf, and T. Zapotocny, 2006 : Assimilation of Advanced InfraRed Sounder (AIRS) observations at JCSDA. *In Proceedings of 14th conference on Satellite Meteorology and Oceanography, Atlanta, GA, 29 Jan- 3 Feb., Amer. Meteor. Soc*.

Li, J., C.-Y. H. an TJ. Schmit, X. Wu, W. Menzel, and J. Gurka, 2005 : Optimal cloud-clearing for AIRS radiances using MODIS. *IEEE Remote Sensing*, **43**, 1266–1278.

Lin, Y., S. Chiao, T. Wang, M. Kaplan, and R. Weglarz, 2001 : Some common ingredients for heavy orographic rainfall. *Wea.Forecasting*, **16**, 633–660.

Lin, Y., R. Farley, and H. Orville, 1983 : Bulk parameterization of the snow field in a cloud model. *Journal of Climate and Applied Meteorology*, **22**, 1065–1092.

Liou, K.-N., 1980 : An introduction to atmospheric radiation. *Academic Press*.

Lopez, P., 2010 : Direct 4D-Var assimilation of NCEP Stage IV Radar and Gauge Precipitation Data at ECMWF. *Monthly Weather Review*, **139**, 2098–2116.

Lopez, P., and E. Moreau, 2005 : A convection scheme for data assimilation : Description and initial tests. *Q. J. R. Meteorol.Soc*, **131**, 409–436.

Lorenc, A., 1986 : Analysis methods for numerical weather prediction. *Q. J. R. Meteorol.Soc*, **112(474)**, 1177–1194.

Malardel, S., 2005 : Fondamentaux de météorologie. *Cépaduès*.

Martinet, P., W. Bell, E. Pavelin, and J. Eyre, 2013a : Evaluation of control variables for the assimilation of cloud-affected infrared radiances. *Technical report, NWP-SAF, EUMETSAT*, **NWPSAF-MO-VS-048**.

Martinet, P., N. Fourrié, V. Guidard, F. Rabier, T. Montmerle, and P. Brunel, 2013b : Towards the use of microphysical variables for the assimilation of cloud-affected infrared radiances. *Q. J. R. Meteorol. Soc*, **139**, 1402–1416.

Martinet, P., L. Lavanant, N. Fourrié, F. Rabier, and A. Gambacorta, 2013c : Evaluation of a revised IASI channel selection for cloudy retrievals with a focus on the Mediterranean basin. *Q. J. R. Meteorol. Soc,*, **doi :10.1002/qj.2239**.

Masson, V., J.-L. Champeaux, F. Chauvin, C. Meriguet, and R. Lacaze, 2003 : A global database of land surface parameters at 1-km resolution in meteorological and climate models. *J. Clim.*, **16**, 1261–1282.

Matricardi, M., July 2005 : The inclusion of aerosols and clouds in RTIASI, the ECMWF fast radiative transfer model for the infrared atmospheric sounding interferometer. *ECMWF Technical memorandum*.

McFarquhar, G., S. Iacobellis, and R. Somerville, 2003 : SCM simulations of tropical ice clouds using observationally based parameterizations of microphysics. *J. Clim*, **16**, 1643–1664.

McNally, A., 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., 2009 : The direct assimilation of cloud-affected satellite infrared radiances in the ECMWF 4D-Var. *Q. J. R. Meteorol. Soc*, **135(642)**, 1214–1229.

McNally, A., and P. Watts, 2003 : A cloud detection algorithm for high spectral resolution infrared sounders. *Q. J. R. Meteorol. Soc*, **129**, 3411–3423.

Menzel, W., W. Smith, and T. Stewart, 1983 : Improved cloud motion wind vector and altitude assignment using vas. *American Meteorological Society*, **22**, 377–384.

Michel, Y., T. Auligné, and T. Montmerle, 2011 : Heterogeneous convective-scale background error covariances with the inclusion of hydrometeor variables. *Monthly Weather Review*, **139**, 2994–3015.

Mishchenko, M., J. Hovenier, and L. Travis, 2000 : Light scattering by nonspherical particles. *Academis Press, San Diego*.

Montmerle, T., 2012a : Assimilation de données à moyenne échelle pour l'étude des systèmes précipitants. *HDR, Université Paul Sabatier, Toulouse.*

Montmerle, T., 2012b : Optimization of the assimilation of radar data at the convective scale using specific background error covariances in precipitation. *Monthly Weather Review*, **140(11)**, 3495–3505.

Montmerle, T., and L. Berre, 2010 : Diagnosis and formulation of heterogeneous background-error covariances at the mesoscale. *Quart.J.Roy.Meteor.Soc*, **136**, 1408–1420.

Montmerle, T., and C. Faccani, 2009 : Mesoscale assimilation of radial velocities from doppler radar in pre-operational framework. *Monthly Weather Review*, **137(6)**, 1939–1953.

Nuissier, O., V. Ducrocq, D. Ricard, C. Lebeaupin, and S. Anquetin, 2008 : A numerical study of three catastrophic precipitating events over southern france. I : Numerical framework and synoptic ingredients. *Q. J. R. Meteorol. Soc*, **134**, 111–130.

Okamoto, K., A. McNally, and W. Bell, 2012 : Cloud information from high spectral resolution IR sounders. *Technical report, NWP-SAF-EC-VS-022, EUMETSAT*.

Ou, S., and K. Liou, 1995 : Ice microphysics and climatic temperature feedback. *Atmos. Res*, **35**, 127–138.

Pangaud, T., N. Fourrié, V. Guidard, M. Dahoui, and F. Rabier, 2009 : Assimilation of AIRS radiances affected by mid-to low-level clouds. *Monthly Weather Review*, **137(12)**, 4276–4292.

Pavelin, E., and A. Collard, 2009 : NWP SAF Met Office 1D-Var User Manual. *Technical report, NWP SAF EUMETSAT*, **NWPSAF-MO-UD-006**.

Pavelin, E., S. English, and J. Eyre, 2008 : The assimilation of cloud-affected infrared satellite radiances for numerical weather prediction. *Q. J. R. Meteorol. Soc*, **134**, 737–749.

Pequignot, E., and V. Lonjou, July 2009 : Dossier de définition des algorithmes IASI. *Technical report CNES*, **IA.DF.0000.2006.CNE**.

Pergaud, J., V. Masson, S. Malardel, and F. Couvreux, 2009 : A parameterization of dry thermals and shallow cumuli for mesoscale numerical weather prediction. *Bound-Layer Meteor*, **132**, 83–106.

Petty, G., 2006 : A first course in atmospheric radiation. *Sundog Publishing*.

Pinty, J.-P., J.-P. Chaboureau, E. Richard, F. Lascaux, Y. Seity, and E. Bazile, 2005 : Experiments with the MESONH-AROME microphysical scheme and evaluation by remote sensing tools. *Proceedings HIRLAM Workshop on convection and clouds*.

Pinty, J.-P., and P. Jabouille, 1998 : A mixed-phase cloud parameterization for use in mesoscale non-hydrostatic model : simulations of a squall line and of orographic precipitations. *In Proc. Conf. of Cloud Physics, Everett, WA, USA, Amer. Meteor. soc., Aug. 1999*, pages 217–220.

Piriou, J., 2009 : Diagnostics in Horizontal Domains (DDH) Variables and budget equations, in horizontal mean ARPEGE, ALADIN and AROME models. Guide for users and developpers. *Technical documentation, Météo France*.

Rabier, F., N. Fourrié, D. Chafaï, and P. Prunet, 2002 : Channel selection methods for infrared atmospheric sounding interferometer. *Q. J. R. Meteorol. Soc*, **128**, 1011–1027.

Raynaud, L., 2010 : Application, validation et réglage d'une assimilation d'ensemble. *PhD Thesis. Université Paul Sabatier, Toulouse*.

Ricard, D., V. Ducrocq, and L. Auger, 2011 : A climatology of mesoscale environment associated with Heavy Precipitating Events over a Northwestern Mediterranean area. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, **51**, 468–488.

Rodgers. *Inverse methods for atmospheric soundings : theory and practice*. World Scientific : Singapore, 2000.

Rothman, L., I. Gordon, A. Barbe, D. ChrisBenner, P. Bernath, M. Birk, V. Boudon, L. Brown, A. Campargue, J.-P. Champion, K. Chance, L. Coudert, V. Danaj, V. Devi, S. Fally, J.-M. F. an R.R. Gamache, A. Goldmanm, D. Jacquemart, I. Kleiner, N. Lacome, W. Lafferty, J.-Y. Mandin, S. Massie, S. Mikhailenko, C. Miller, N. Moazzen-Ahmadi, O. Naumenko, A. Nikitin, J. Orphal, V. Perevalov, A. Perrin, A. Predoi-Cross, C. Rinsland, M. Rotger, M.Simeckova, M. Smith, K. Sung, S. Tashkun, J. Tennyson, R. Toth, A. Vandaele, and J. VanderAuwera, 2008 : The HITRAN 2008 molecular spectroscopic database. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, **110**, 533–572.

Rotunno, R., and R. Ferreti, 2001 : Mechanism of intense alpine rainfall. *J.Atmos.Sci*, **58**, 1732–1749.

Saunders, R., M. Matricardi, and A. Geer, Februrary 2010 : RTTOV-9 users guide. *Technical report, NWP SAF, EUMETSAT*.

Seity, Y., P. Brousseau, S. Malardel, G. Hello, P. Benard, F. Bouttier, C. Lac, and V. Masson, 2010 : The AROME-France convective-scale operational model. *Monthly Weather Review*, **139**, 976–991.

Seity, Y., C. Lac, F. Bouyssel, S. Riette, and Y. Bouteloup, 2013 : Cloud and microphysical schemes in ARPEGE and AROME models. *Proceedings ECMWF Clouds workshop*.

Stengel, M., M. Lindskog, P. Unden, N. Gustafsson, and R. Bennartz, 2010 : An extended observation operator in HIRLAM 4D-VAR for the assimilation of cloud-affected satellite radiances. *Q. J. R. Meteorol.Soc*, **136**, 1064–1074.

Stengel, M., M. Lindskog, P. Unden, N. Gustafsson, and R. Bennartz, 2013 : The impact of cloud-affected IR radiances on forecast accuracy of a limited-area NWP model. *Q. J. R. Meteorol.Soc, published online*.

Strow, L., S. Hannon, S. D. Souza-Machado, H. Motteler, and D. Tobin, 2003 : An overview of the AIRS radiative transfer model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **41(2)**, 303–313.

Susskind, J., C. Barnet, and J. Blaisdell, 2003 : Retrieval of atmospheric and surface parameters from AIRS/AMSU/HSB data in the presence of clouds. *IEEE Remote Sensing*, **136**, 1064–1074.

Thouron, O., June 2006 : Révision du schéma de transfert radiatif de Méso-NH. *Technical report, Météo France*.

Tompkins, A., and M. Janiskova, 2004 : A cloud scheme for data assimilation : Description and initial tests. *Q. J. R. Meteorol.Soc*, **130**, 2495–2517.

Vukicevic, T., T. Greenwald, M. Zupanski, D. Zupanski, T. V. Haar, and A. Jones, 2004 : Mesoscale cloud state estimation from visible and infrared satellite radiances. *Monthly Weather Review*, **134**, 3066–3077.

Vukicevic, T., M. Sengupta, A. Jones, and T. V. Haar, 2006 : Cloud-resolving satellite data assimilation : Information content of IR window observations and uncertainties in estimation. *Journal of the atmospheric sciences*, **63.3**, 901–919.

Warren, S., 1984 : Optical constants of ice from ultraviolet to the microwave. *Appl. Opt*, **23**, 1206–1225.

Washington, W., and D. Williamson, 1977 : A description of the NCAR GCM's in general circulation models of the atmosphere. *Method in Computational Physics, J. Chang, Ed., Vol. 17, Academic Press*, **17**, 11 100–17 002.

Weisz, E., 2001 : Temperature profiling by the infrared atmospheric sounding interferometer (IASI) : advanced retrieval algorithm and performance analysis. *PhD Thesis. University of Graz, Austria*.

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

Yang, P., and K. N. Liou, 1996 : Finite-difference time domain method for light scattering by small ice crystals in three-dimensional space. *J. Opt. Soc. Am.A*, **13**, 2072–2085.

Zhang, S., M. Zupanski, A. Hou, X. Lin, and S. Cheung, 2012 : Assimilation of precipitation-affected radiances in a cloud-resolving WRF ensemble data assimilation. *Monthly Weather Review,* **141**, 757–772.

Zupanski, D., M. Zupanski, L.-D. Grasso, R. Brummer, I. Jankov, D. Lindsey, M. Sengupta, and M. Demaria, 2011 : Assimilating synthetic GOES-R radiances in cloudy conditions using an ensemble-based method. *International Journal of Remote Sensing,* **32**(24), 9637–9659.

Glossaire

1D-Var	Assimilation VARiationnelle UNIdimensionnelle
3D-Var	Assimilation VARiationnelle TRIdimensionnelle
4D-Var	Assimilation VARiationnelle QUADRIdimensionnelle

-A-

AMSR-E	Advanced Microwave Scanning Radiometer for the Earth Observing System
AMSU	Advanced Microwave Sounding Unit
AIRS	Atmospheric InfraRed Sounder
ALADIN	Aire Limitée, Adaptation Dynamique, Développement InterNational
AMV	Atmospheric Motion Vectors
ATOVS	Advanced TIROS Operational Vertical Sounder
AVHRR	Advanced Very High Resolution Radiometer
AROME	Application de la Recherche à l'opérationnel à Méso-Échelle
ARPEGE	Action de Recherche Petite Échelle Grande Échelle
ASCAT	Advanced SCATterometer

-B-

BT	Température de Brillance

-C-

CEPMMT	Centre Européen pour les Prévisions Météorologiques à Moyen Terme
CHAMP	ChAllenging Minisatellite Payload for geoscience and application
CMS	Centre de Météorologie Spatiale
CNES	Centre National d'Etudes Spatiales
COSMIC	Constellation Observing System for Ionosphere and Climate
CrIS	Cross-track Infrared Sounder
CRTM	Community Radiative Transfer Model

-D-

DDA	Direct Dipole Approximation
DFS	Degrees of Freedom for Signal

-E-

EOP	Enhanced Observation Period
ESA	Agence Spatiale Européenne
ETR	Équation du Transfert Radiatif
EUMETSAT	EUropean organisation for the exploitation of METeorological SATellites

-F-

FDTD	Finite Difference Time Domain

-G-

GEISA	Gestion et Etude des Informations Spectroscopiques Atmosphériques
GOES	Geostationary Operational Environmental Satellite
GOMS	Geostationary Operational Meteorological Satellite
GMS	Geostationary Meteorological Satellite
GPS	Global Positioning System
GRACE	Gravity Recovery And Climate Experiment
GRAS	Global navigation satellite system Receiver for Atmospheric Sounding
GTS	Système Global de Télécommunication

-H-

HIRLAM	HIgh Resolution Limited Area Model
HIRS	High Resolution Infrared Radiation Sounder
HITRAN	high-resolution transmission molecular absorption database.
HyMeX	HYdrological cycle in Mediterranean EXperiment

-I-

IASI	Interféromètre Atmosphérique de Sondage Infrarouge
INSAT	Indian National Satellite System

-L-

LOP	Long Observation Period
LTE	Équilibre Thermodynamique Local

-M-

MSC	Mesoscale Convective System : Système convectif à méso-échelle
MSG	METEOSAT Seconde Génération
MESO-NH	Modèle de MESO-échelle Non-Hyrostatique de recherche
METEOSAT	Satellites météorologiques géostationnaires européens
MetOp	Meteorological Operational
MHS	Microwave Humidity Sounder
MTSAT	Meteorological SATellites

-N-

NASA	National Aeronautics and Space Administration
NEΔT	Noise Equivalent Delta Temperature
Ne	Fraction nuageuse effective
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration

-O-

OPAC	Optical Properties of Aerosol and Clouds
OSSE	Observing System Simulation Experiment

-P-

PEARP	Prévision d'Ensemble ARPege
PDF	Fonction de densité de probabilité
PTOP	Pression de sommet du nuage
PNT	Prévision Numérique du Temps

-Q-

Quikscat	Quick Scatterometer

-R-

RTM	Modèle de Transfert Radiatif
RTTOV	Radiative Transfer for TOVS

-S-

SAF	Satellite Application Facility
SAFIRE	Service des Avions Français Instrumentés pour la Recherche en Environnement
SARTA	the Stand-alone AIRS Radiative Transfer Algorithm
SEVIRI	Spinning Enhanced Visible and InfraRed Imager
SOP	Special Observation Period
SUOMI-NPP	Suomi National Polar-orbiting Partnership
SURFEX	SURface EXternalisée

-T-

TIROS	Television InfraRed Observation Satellite
TOVS	TIROS Operational Vertical Sounder

-V-

VarBC	Correction de Biais Variationnelle

-W-

WRF	Weather Research Forecast

Table des figures

1 Localisation des maxima de pluies quotidiennes pour les évènements de pluie intense aux cumuls quotidiens supérieurs à 150 mm sur le sud-est de la France sur la période 1976-2006. (Source : Ricard et al. (2011)) 1
2 Schéma récapitulatif du lien entre les caractéristiques du flux de basses couches, les mécanismes et la localisation du système fortement précipitant. (Source : Bresson et al. (2012)) 2
3 Topographie et bathymétrie du bassin méditerranéen. La période d'observations longues (LOP) couvre l'ensemble du bassin. La période d'observations renforcées (EOP, 2011-2014) cible trois régions d'intérêt : Méditerranée nord-occidental (NW Med), Adriatique (Adriatic) et Méditerranée sud-orientale (SE Med). Les périodes d'observations spéciales (SOP) ciblent la région Méditerranée nord-occidental (Source : Drobinski et al. (2013b)) . . 3
4 Représentation schématique d'une atmosphère discrétisée sur l'horizontale et la verticale. (Source : http ://education.meteofrance.com) 5

1.1 Répartition des données atmosphériques observées (a) par les stations sols et les instruments embarqués à bord de navires, (b) par IASI embarqué sur la plateforme MetOpA, (c) par les radiosondages sur une période de 6 heures entre le 13 Mai 2013 à 21 UTC et le 14 Mai 2013 à 03 UTC. 12
1.2 Exemple de constellation partielle de satellites géostationnaires et défilants. Source : http ://comprendre.meteofrance.com 13
1.3 Schéma de l'orbite d'un satellite polaire vue pas un observateur lié à la Terre. Source : Malardel (2005) 14
1.4 Géométrie de navigation de l'instrument IASI. Source : http ://smsc.cnes.fr/IASI. 15
1.5 Schéma représentant le principe de l'interféromètre de Michelson (a), un exemple d'interférogramme indiquant la quantité de lumière observée par le détecteur en fonction de la position du miroir (b) et le spectre de luminance obtenu après transformée de Fourier de l'interférogramme (c). 18
1.6 Paramètres étudiés en fonction du nombre d'onde des canaux IASI. 19
1.7 Bruit radiométrique de IASI exprimé en terme de NEΔT en fonction du nombre d'onde en cm^{-1}. Source : CNES 19

2.1 Fonction de Planck en fonction de la longueur d'onde. Source : http ://physics.info. 22
2.2 Relation entre la coordonnée verticale z et la coordonnée s qui suit la direction du satellite. L'angle θ représente l'angle zénithal. 23
2.3 Principaux phénomènes radiatifs impliqués dans l'équilibre de l'énergie Terrestre. (Source : NASA, http ://ceres.larc.nasa.gov/) 26

2.4 Schéma représentant les trois hypothèses de recouvrement des différents niveaux nuageux : recouvrement maximal à gauche, recouvrement aléatoire au milieu et recouvrement maximal aléatoire à droite. 31
2.5 Schéma représentant le recouvrement des différents niveaux nuageux et l'expression finale de la fraction de ciel clair. D'après : Thouron (2006) 32
2.6 Distribution des couches nuageuses pour chaque colonne en utilisant l'hypothèse de recouvrement maximal aléatoire. Source : Matricardi (2005). . . . 33
2.7 Description des angles zénithaux θ, azimutaux ϕ et de l'angle solide Ω. Source : (Petty, 2006). 36
2.8 Distribution en taille normalisée à une particule par cm^3 pour les 5 types de nuages d'eau présents dans OPAC (source : Matricardi (2005)). 38
2.9 Coefficients d'extinction (courbe noire), de diffusion (courbe rouge) et d'absorption (courbe verte) extraits de la base OPAC pour les 5 types de nuages liquides (source : Matricardi (2005)). 39
2.10 Exemples types de formes de cristaux de glace : forme hexagonale (a) et type rosette agrégat (b). 40
2.11 Coefficients d'extinction (courbe noire), de diffusion (courbe rouge) et d'absorption (courbe verte) calculés pour cinq catégories de cirrus contenus dans la base de données de RTTOV-CLD. Les distributions en taille des particules utilisées pour ces cinq catégories de cirrus dépendent de la température entre -20°C et -60°C. (source : Matricardi (2005)). 41

3.1 Schéma de classification des nuages en fonction de leur genre et de leur altitude. Source : www.prevision-meteo.ch/comprendre/classification-des-nuages-selon-omm 44
3.2 Schéma représentant les différents processus de conversion de l'eau en différentes phases. (Source : Caumont (2007)) 48
3.3 Fonction de distribution de la fluctuation sous-maille de l'écart à la saturation locale. La fraction nuageuse correspond à l'aire sous la courbe à partir de la valeur du rapport de mélange saturant $r_{sat}(\bar{T})$. La fraction nuageuse correspond à la zone orange sous la courbe. 50

4.1 Cycle d'assimilation du modèle AROME 57
4.2 Domaine du modèle AROME France (a) comparé au domaine du modèle AROME WMed (b). 61
4.3 Les principaux types d'observation pris en compte opérationnellement à Météo France. Source : Montmerle (2012a) 62
4.4 Schéma de détection de McNally and Watts (2003). Les canaux sont tout d'abord rangés selon le niveau de pression où il faudrait placer un nuage noir opaque pour que la radiance nuageuse diffère de celle en ciel clair de 1%. Le canal à partir duquel les innovations croissent de manière monotone permet de choisir les canaux non affectés par le nuage qui seront assimilés. 67

5.1 Nombre de points de grille AROME en fonction du numéro de la trace au sol de IASI. 75

5.2 (a) Température de brillance simulée à partir du modèle de méso-échelle AROME le 10 Octobre 2010 à 9 UTC correspondant au canal 1046 (906.25 cm^{-1}), (b) Température de brillance observée par IASI pour le même canal 1046. 75

5.3 Comparaison des biais (ligne pleine) et écarts-types (croix) obtenus sur les scènes IASI homogènes pour deux opérateurs d'observation différents. L'opérateur OPER (courbe noire) correspond à la moyenne bilinéaire des quatre points de grille AROME autour de l'observation IASI avant le transfert radiatif RTTOV-CLD. L'opérateur SPOT 2 (courbe rouge) correspond à la moyenne des températures de brillance simulées à partir de tous les points de grille AROME contenus dans la trace au sol de IASI. Les différents opérateurs d'agrégation sont définis dans le travail de Duffourg et al. (2010). . . 76

5.4 Représentation schématique du cluster AVHRR permettant de regrouper en classes homogènes les différents pixels AVHRR compris dans une trace au sol de IASI. Dans cet exemple, les pixels AVHRR sont regroupés en trois classes de nuages : nuages moyens en jaune, nuages bas en orange et nuages hauts en bleu. 77

5.5 Illustration du changement de variables pour la modélisation de **B**. Représentation des matrices de covariance d'erreur d'ébauche associées aux variables du modèle (à gauche) et aux variables de contrôle (à droite). Les blocs de couleur bleue correspondent aux éléments non nuls. D'après Raynaud (2010). 80

5.6 L'assimilation d'ensemble pour un modèle à aire limitée : au premier réseau et pour le membre i, des analyses perturbées $x^*_{a_i}$ sont obtenues par perturbations explicites des observations $y^*_o = y_o + \epsilon_o$; les perturbations d'ébauche $x^*_{b_i}$ sont ensuite obtenues implicitement via le cyclage, les perturbations des conditions aux limites latérales étant fournies par la prévision du membre i de l'AEARP $x^*_{b_{i_{AEARP}}}$. Pour AROME, dt=3h est utilisé comme fréquence de cyclage. L'étalonnage des covariances d'erreur de prévision est ensuite réalisé en effectuant des statistiques sur l'ensemble des différences de prévision obtenues pour plusieurs dates. D'après Montmerle (2012a). 80

5.7 Matrice **B** des covariances d'erreur d'ébauche utilisées dans l'article : autocovariances d'eau liquide (a), autocovariances de glace (b), covariances croisées entre l'eau liquide (axe des ordonnées) et l'humidité (axe des abscisses) (c) et covariances croisées entre la glace (axe des ordonnées) et l'humidité (axe des abscisses) (d). Unité : $(kg.kg^{-1})^2$. 82

5.8 Nombre d'onde des 77 canaux assimilés dans notre expérience en cm^{-1}. Les 64 canaux CO_2 sont représentés en rouge, les 4 canaux de la fenêtre atmosphérique en bleu et les 9 canaux vapeur d'eau en cyan. 84

5.9 Schéma représentant la validation des inversions par le 1D-Var avec des observations IASI simulées. 85

6.1 Différence en température de brillance (K) due à la perturbation des différentes variables atmosphériques pour chaque canal : humidité (bleu), température (vert), hydrométéores (rouge), CO (cyan), ozone (violet), température de surface (orange), CO_2 (vert clair), CH_4 (noir). Un nuage semi-transparent avec un sommet de nuage à 420 hPa est étudié dans ce cas 106

7.1 Evolution pendant 2 heures de la classification nuageuse de l'imageur SEVIRI à bord de MSG. Les observations IASI étudiées sont repérées par des croix noires. Les images (a,b,c) représentent la situation du nuage semi-transparent du 28/10/2010 à 9h, les images (d,e,f) correspondent au nuage opaque du 11/10/2010 à 21h et les images (g,h,i) correspondent au nuage bas du 18/10/2010 à 9h. 127
7.2 Evolution pendant trois heures du profil d'eau liquide (ql) ou de glace (qi) pour les trois cas testés : nuage semi-transparent (a), nuage opaque (b), nuage bas liquide (c). L'ébauche initiale est tracée en bleu, la prévision 1h en vert, la prévision 2h en rouge et la prévision 3h en cyan. L'évolution dans AROME 1D utilisé sans forçage (gauche) est comparée à l'évolution dans AROME 1D avec forçage (milieu) et à celle dans le modèle 3D complet (droite). . . 129
7.3 Innovations (courbe noire) et résidus (courbe rouge) pour les 480 canaux utilisés dans le 1D-Var (a). Ebauche (courbe noire) et analyse (courbe rouge) des quatre variables du vecteur d'état de l'assimilation : température (b), humidité (c), eau liquide (d) et glace (e). Cas de nuage semi-transparent du 28/10/2010. 131
7.4 Evolution du contenu intégré total de glace nuageuse selon les trois configurations : l'ébauche (courbe noire), initialisation de la température, de l'humidité et des hydrométéores par l'analyse du 1D-Var (courbe bleue), initialisation de la température et de l'humidité par l'analyse du 1D-Var et conservation de l'ébauche pour les hydrométéores (courbe rouge). Cas de nuage semi-transparent du 28/10/2010. 132
7.5 Innovations (courbe noire) et résidus (courbe rouge) pour les 480 canaux utilisés dans le 1D-Var (a). Ebauche (courbe noire) et analyse (courbe rouge) des quatre variables du vecteur d'état de l'assimilation : température (b), humidité (c), eau liquide (d) et glace (e). Cas de nuage bas du 18/10/2010. . 133
7.6 Evolution du contenu intégré total d'eau liquide selon les trois configurations : l'ébauche (courbe noire), initialisation de la température, de l'humidité et des hydrométéores par l'analyse du 1D-Var (courbe bleue), initialisation de la température et de l'humidité par l'analyse du 1D-Var et conservation de l'ébauche pour les hydrométéores (courbe rouge). Cas de nuage bas du 18/10/2010. 134
7.7 Observation moins ébauche (courbe noire) et observation moins analyse (courbe rouge) pour les 480 canaux utilisés dans le 1D-Var (a). Ebauche (courbe noire) et analyse (courbe rouge) des quatre variables du vecteur d'état de l'assimilation : température (b), humidité (c), eau liquide (d) et glace (e). Cas de nuage opaque du 11/10/2010. 135
7.8 Evolution du contenu intégré total de glace nuageuse selon les trois configurations : l'ébauche (courbe noire), initialisation de la température, de l'humidité et des hydrométéores par l'analyse du 1D-Var (courbe bleue), initialisation de la température et de l'humidité par l'analyse du 1D-Var et conservation de l'ébauche pour les hydrométéores (courbe rouge). Cas de nuage opaque du 11/10/2010. 136
7.9 Schéma représentant la validation des inversions 1D-Var par le modèle MUSC en comparant une prévision 3 heures faite à partir du profil AROME « vrai » aux prévisions 3 heures obtenues avec l'ébauche ou l'analyse. 137

7.10 Evolution du contenu intégré total en eau nuageuse selon les 3 configurations décrites dans le tableau 7.3 : « profil vrai » en noir, l'ébauche en jaune, le profil initialisé avec l'analyse des quatre variables en bleu et le profil initialisé avec les analyses de température et d'humidité en conservant les hydrométéores égaux à l'ébauche en rouge. L'étude est menée sur un cas de nuage semi-transparent (a), un cas de nuage bas (b) et un cas de nuage opaque (c). Des observations IASI simulées sont utilisées pour l'inversion. 139

7.11 Ecart-quadratique-moyen entre l'ébauche et le « profil vrai » (trait tireté), entre le profil initialisé avec les quatre variables et le « profil vrai » (courbe rouge) et entre le profil initialisé avec les analyses de température et d'humidité uniquement (courbe bleue) : (a) prévision de qi pour les semi-transparents, (b) prévision de ql pour les semi-transparents, (c) prévision de ql pour les nuages bas et (d) prévision de qi pour les nuages opaques. 140

7.12 Paramètre $1 - EQM(analyse)/EQM(ebauche)$ où $EQM(analyse)$ correspond à l'écart-quadratique-moyen entre l'analyse et le profil vrai et $EQM(ebauche)$ l'écart-quadratique-moyen entre l'ébauche et le « profil vrai ». L'initialisation des quatre variables (courbe bleue) est comparée à l'initialisation de la température et de l'humidité uniquement (courbe rouge). (a) prévision de qi pour les semi-transparents, (b) prévision de ql pour les semi-transparents, (c) prévision de ql pour les nuages bas et (d) prévision de qi pour les nuages opaques. La normalisation s'effectue par rapport à la moyenne du « profil vrai ». 142

8.1 Sensibilité du spectre de température de brillance après perturbations de différentes variables atmosphériques indépendamment les unes des autres : humidité (bleu), température (vert), hydrométéores (rouge), CO (cyan), ozone (violet), température de surface (orange clair), CO_2 (vert clair), CH_4 (noir) et fraction nuageuse (orange foncé). Trois profils nuageux issus du modèle AROME sont testés : un nuage semi-transparent (a), une nuage opaque haut (b), un nuage bas (c). 147

8.2 Matrice **B** des covariances d'erreur d'ébauche pour les trois variables nuageuses : eau liquide (ql), glace(qi) et fraction nuageuse (cfrac).Le vecteur d'état contient 60 niveaux verticaux pour chacune des variables de contrôle dans l'ordre suivant : eau liquide, glace, fraction nuageuse. 149

8.3 Erreurs d'ébauche (racine carrée de la diagonale de la matrice **B**) pour la fraction nuageuse (a), la glace (b) et l'eau liquide (c). 150

8.4 **Analyse du nuage bas liquide** : innovations (O-B) et résidus (O-A) (a), profils d'humidité (b), d'eau liquide (c) et de fraction nuageuse (d) pour l'ébauche (courbe noire), le profil AROME « vrai » (courbe bleue) et l'analyse (courbe rouge). 150

8.5 **Analyse du nuage opaque** : innovations (O-B) et résidus (O-A) (a), profils d'humidité (b), de glace (c) et de fraction nuageuse (d) pour l'ébauche (courbe noire), le profil AROME « vrai » (courbe bleue) et l'analyse (courbe rouge). 151

8.6 **Nuage opaque** : Jacobiens de fraction nuageuse calculés avec le profil initial de glace (a) et le profil de glace multiplié par 10 (b). 152

8.7 **Analyse du nuage de glace semi-transparent** : innovations (O-B) et résidus (O-A) (a), profils d'humidité (b), de glace (c) et de fraction nuageuse (d) pour l'ébauche (courbe noire), le profil AROME « vrai » (courbe bleue) et l'analyse (courbe rouge). 152
8.8 **Nuage opaque** : profils d'humidité (gauche), de glace (milieu) et de fraction nuageuse (droite) pour l'ébauche (courbe noire), le profil « vrai » (courbe bleue) et l'analyse (courbe rouge). Les analyses ont été effectuées soit avec la matrice **B** complète (a,b,c), soit la matrice **B** diagonale par bloc (d,e,f), soit la matrice **B** diagonale par bloc sans corrélations verticales pour la fraction nuageuse (g,h,i). 154
8.9 **Nuage bas** : profils d'humidité (gauche), d'eau liquide (milieu) et de fraction nuageuse (droite) pour l'ébauche (courbe noire), le profil « vrai » (courbe bleue) et l'analyse (courbe rouge). Les analyses ont été effectuées soit avec la matrice **B** complète (a,b,c), soit la matrice **B** diagonale par bloc (d,e,f), soit la matrice **B** diagonale par bloc sans corrélations verticales pour la fraction nuageuse (g,h,i). 155
8.10 **Nuage opaque** : profils de fraction nuageuse obtenus lors des trois premières itérations du 1D-Var avec une matrice **B** complète (a) et une matrice **B** diagonale par bloc sans corrélations verticales pour la fraction nuageuse (b) et Jacobiens de fraction nuageuse calculés à la première itération à partir de l'ébauche (c). L'ébauche est en noire et les itérations une à trois en bleu, vert et rouge respectivement. 157
8.11 **Nuage opaque** : Observation moins analyse à chacune des itérations lors de la minimisation du 1D-Var avec la matrice **B** complète (a, 15 itérations), la matrice **B** diagonale par bloc (b, 9 itérations), la matrice **B** diagonale par bloc sans corrélations verticales pour la fraction nuageuse (c, 8 itérations). Les résidus obtenus dans les premières itérations sont en plage de couloir froide, ceux obtenus en fin de minimisation en plage de couleur chaude. . . 158
8.12 **Nuages opaques** : profils verticaux des écarts-quadratiques-moyens entre l'ébauche et le profil « vrai » (trait tireté) ainsi qu'entre l'analyse et le profil vrai (trait plein) pour la température (a), l'humidité (b), l'eau liquide (c), la glace (d) et la fraction nuageuse (e). Les écarts-quadratiques-moyens sont calculés sur 491 profils. 158
8.13 **Nuages bas** : profils verticaux des écarts-quadratiques-moyens entre l'ébauche et le profil « vrai » (trait tireté) ainsi qu'entre l'analyse et le profil vrai (trait plein) pour la température (a), l'humidité (b), l'eau liquide (c), la glace (d) et la fraction nuageuse (e). Les écarts-quadratiques-moyens sont calculés sur 187 profils. 159
8.14 **Nuages semi-transparents** : profils verticaux des écarts-quadratiques-moyens entre l'ébauche et le profil « vrai » (trait tireté) ainsi qu'entre l'analyse et le profil vrai (trait plein) pour la température (a), l'humidité (b), l'eau liquide (c), la glace (d) et la fraction nuageuse (e). Les écarts-quadratiques-moyens sont calculés sur 148 profils. 160

Liste des tableaux

2.1 Exemple de fraction nuageuse sur chaque niveau vertical. D'après Matricardi (2005) 33

7.1 Description des catégories nuageuses obtenues par MSG et des sous-catégories associées. 128
7.2 Récapitulatif des deux configurations testées dans MUSC pour évaluer l'impact de l'initialisation des profils de contenu en eau liquide (ql) et en glace (qi) en plus des variables de température (T) et d'humidité (q). Les quatre variables ont été analysées en conditions nuageuses mais à chaque cas correspond une initialisation différente des variables. 131
7.3 Récapitulatif des trois configurations testées dans AROME 1D après analyse avec des observations IASI simulées. Les quatre variables ont été analysées en conditions nuageuses mais à chaque cas correspond une initialisation différente des variables. 138
7.4 Pourcentage moyen d'amélioration de l'écart-quadratique-moyen calculé entre l'ébauche et la vérité ($EQM(ebauche)$) après analyse ($EQM(analyse)$) : $\sum \frac{EQM(analyse)-EQM(ebauche)}{EQM(ebauche)}$. Comparaison des améliorations obtenues avec l'évolution du profil initialisé avec les analyses des quatre variables (T, q, ql, qi) et celles obtenues avec le profil initialisé avec les analyses de T et q uniquement. 141

Contribution of IASI radiances for the description of cloud variables in the AROME model in the context of the HyMeX campaign

AUTHOR : Pauline MARTINET

ABSTRACT :

Nowadays, most data assimilated in numerical weather prediction come from satellite observations. However, the exploitation of satellite data is still sub-optimal with only 10 to 15% of these data assimilated operationally. Keeping in mind that about 80% of infrared data are affected by clouds, it is a priority to develop the assimilation of cloud-affected satellite data. The hyperspectral infrared sounder IASI has already contributed to the improvement of weather forecasts thanks to its far better spectral resolution and information content compared to previous instruments. The use of cloud-affected IASI radiances is still very complicated due to the high non-linearity of clouds in the infrared. This PhD work suggests an innovative way to take advantage of cloud-affected radiances observed by IASI.

An advanced radiative transfer model using cloud microphysical properties has been evaluated. This method has the advantage of using cloud water content profiles directly produced by numerical weather prediction models. Thanks to this new scheme, profiles of cloud water contents have been successfully retrieved from IASI cloud-affected radiances with a one dimensional variational assimilation scheme (1D-Var).

The impact of these data in terms of analysis and evolution of cloud variables has been evaluated in a numerical weather prediction model. This study is the first step in evaluating the choice that has been made for the control variables used during the retrievals. A simplified one-dimensional version of the AROME model was used to run three-hour forecasts from the 1D-Var analysed profiles. Promising results have shown a good maintenance of the analysis increment during more than one hour and a half of forecast. In regard to these encouraging results, a positive impact on nearcasting applications and forecasts of heavy rainfall events, which are highly coupled to cloud variables, can be expected in the future.

KEYWORDS : data assimilation, observation operator, infrared satellite radiances, cloudy scenes, heavy precipitating events.

Apport des observations IASI pour la description des variables nuageuses du modèle AROME dans le cadre de la campagne HyMeX

Doctorat de l'Université de Toulouse

AUTEUR :	**Pauline MARTINET**
DIRECTRICE DE THÈSE :	**Nadia FOURRIÉ**
CO-DIRECTRICE DE THÈSE :	**Florence RABIER**

RÉSUMÉ :

Les données satellitaires représentent aujourd'hui la vaste majorité des observations assimilées dans les modèles de prévision numérique du temps. Leur exploitation reste cependant sous-optimale, seulement 10% du volume total est assimilé en opérationnel. Environ 80% des données infrarouges étant affectées par les nuages, il est primordial de développer l'assimilation des observations satellitaires dans les zones nuageuses. L'exploitation du sondeur hyperspectral infrarouge IASI a déjà permis une amélioration des prévisions météorologiques grâce à sa précision et son contenu en information jamais inégalés. Son utilisation dans les zones nuageuses reste cependant très complexe à cause de la forte non-linéarité des processus nuageux dans l'infrarouge. Cette thèse propose donc une méthode permettant d'exploiter au mieux les les observations nuageuses du sondeur IASI.

Un modèle de transfert radiatif avancé utilisant les propriétés microphysiques du nuage a été évalué. Cette méthode présente l'avantage majeur d'utiliser les profils de condensats nuageux produits par les modèles de prévision. Grâce à ce nouveau schéma, les profils de contenus en eau nuageuse ont pu être inversés avec succès à partir des observations IASI et d'un schéma d'assimilation variationnelle uni-dimensionnel (1D-Var).

L'impact de ces observations en termes d'analyse et d'évolution des variables nuageuses dans le modèle de prévision a aussi été évalué. Cette étude est une première évaluation du choix des variables de contrôle utilisées lors des inversions. Un modèle simplifié uni-colonne du modèle de prévision AROME a permis de faire évoluer les profils analysés par le 1D-Var sur une période de trois heures. Des résultats prometteurs ont montré la bonne conservation de l'incrément d'analyse pendant plus d'une heure et demie de prévision. La formation des systèmes fortement précipitants étant fortement liée aux contenus en eau nuageuse, ces résultats encourageants laissent entrevoir des retombées majeures pour la prévision des évènements de pluie intense et les applications de prévision numérique à très courte échéance.

MOTS-CLÉS : assimilation de données, opérateur d'observation, radiances satellitaires infrarouges, zones nuageuses, évènements de pluies intenses.

DISCIPLINE :	Physique de l'atmosphère - assimilation de données
UNITÉ DE RECHERCHE :	Centre National de Recherches Météorologiques Groupe d'étude de l'Atmosphère MEtéorologique Météo-France & CNRS, 42 avenue Gaspard Coriolis 31057 Toulouse cedex 1, France