



HAL
open science

Potentiel de l'assimilation des données radar à double polarisation pour la prévision numérique du temps à l'échelle convective

Guillaume Thomas

► **To cite this version:**

Guillaume Thomas. Potentiel de l'assimilation des données radar à double polarisation pour la prévision numérique du temps à l'échelle convective. Sciences de la Terre. Institut National Polytechnique de Toulouse - INPT, 2021. Français. NNT : 2021INPT0009 . tel-04167301

HAL Id: tel-04167301

<https://theses.hal.science/tel-04167301>

Submitted on 20 Jul 2023

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

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



Université
de Toulouse

THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par :

Institut National Polytechnique de Toulouse (Toulouse INP)

Discipline ou spécialité :

Océan, atmosphère, climat

Présentée et soutenue par :

M. GUILLAUME THOMAS

le lundi 8 février 2021

Titre :

Potentiel de l'assimilation des données radar à double polarisation pour la
prévision numérique du temps à l'échelle convective

Ecole doctorale :

Sciences de l'Univers de l'Environnement et de l'Espace (SDU2E)

Unité de recherche :

Groupe de Météorologie Expérimentale et Instrumentale (CNRM-GMEI)

Directeur(s) de Thèse :

M. JEAN FRANCOIS MAHFOUF

M. THIBAUT MONTMERLE

Rapporteurs :

M. ANTHONY ILLINGWORTH, UNIVERSITY OF READING

M. JULIEN DELANOE, UNIVERSITE DE VERSAILLES

Membre(s) du jury :

M. FRANK ROUX, OBSERVATOIRE MIDI PYRENEES, Président

M. EMMANUEL MOREAU, NOVIMET, Membre

M. JEAN FRANCOIS MAHFOUF, METEO FRANCE TOULOUSE, Membre

M. JONATHAN GOURLEY, UNIVERSITY OF OKLAHOMA, Membre

Mme CHRISTINE LAC, METEO FRANCE TOULOUSE, Membre

Mme MAUD MARTET, CENTRE NATIONAL DE RECHERCHES METEO, Invité

M. THIBAUT MONTMERLE, METEO FRANCE TOULOUSE, Membre

Remerciements

Ce manuscrit représente le fruit de nombreuses interactions professionnelles et personnelles. En premier lieu, je tiens à remercier mes directeurs de thèse Jean-François et Thibaut. Au cours de ces trois années, vous avez toujours su me conseiller, m'expliquer et m'aiguiller de la meilleure façon possible. Vous avez su écouter mes doutes et me rassurer, notamment au cours de la dernière année de thèse qui fut chamboulée par la pandémie. Je n'oublie pas Eric Wattrelot qui m'a accompagné au cours de la première année de thèse et qui m'a permis une bonne prise en main de certains outils incontournables utilisés pour réaliser ce travail.

Bien entendu, je souhaite remercier Météo-France qui m'a accordé une bourse de thèse. Sans cela, tout ce travail n'aurait pas pu voir le jour.

Je remercie Olivier Caumont, Clotilde Augros ainsi que Yvon Lemaître qui ont accepté de faire partie de mon comité de suivi de thèse. Au travers de nos entrevues, vous avez su apporter des éléments extérieurs qui ont permis d'améliorer la qualité de ce travail.

Je suis particulièrement reconnaissant à l'ensemble des membres du jury de thèse. Tout d'abord, merci à Frank Roux d'avoir accepté la présidence du jury. Je remercie Julien Delanoë et Anthony Illingworth pour leurs rôles de rapporteurs. J'ai grandement apprécié vos retours constructifs qui ont permis d'améliorer la version finale du manuscrit de thèse. Je remercie aussi Christine Lac, Jonathan Gourley ainsi que Emmanuel Moreau pour avoir bien voulu examiner mes travaux de thèse. La discussion que nous avons pu avoir lors de ma soutenance de thèse autour de mes travaux fût très agréable.

Dans ce nouveau paragraphe, je souhaite remercier Maud Martet qui était invitée à mon jury de thèse. Toute cette aventure à Météo-France n'aurait pas été possible sans toi. Tu m'as donné une chance il y a quelques années au cours d'un stage de Master 2 qui m'a ensuite permis d'effectuer cette thèse à Météo-France. Je suis extrêmement reconnaissant envers ce geste ainsi que pour tout ce que tu as pu m'apporter.

Ce travail n'aurait pas été le même sans l'atmosphère de travail dans laquelle j'ai baigné au cours de ces années de thèse. Je remercie pour cela l'ensemble de l'équipe du GMAP qui a su m'accueillir et me faire sentir à ma place dès mon arrivée. Je garde de très bons souvenirs de nos nombreux échanges ainsi que des moments partagés à la tisanerie. Je ne cite pas de noms pour ne pas oublier quelqu'un mais je souhaite tout de même mentionner Zied, Francesca et Marylis avec qui j'ai partagé, toujours de façon très sérieuse, les fameuses "cougar breaks".

Je remercie également les collègues du CMR qui m'ont accueilli il y a quelques années et qui m'ont permis d'obtenir les données nécessaires à ce travail de thèse. Je souhaite remercier tout particulièrement Sylvain Chaumont, Nan Yu ainsi que Béatrice Fradon pour les conseils que vous m'avez prodigués à propos de l'utilisation des observations polarimétriques.

Finalement, je souhaite remercier l'ensemble des membres de ma famille ainsi que mes amis.

Vous avez été nombreux à assister à ma soutenance et cela m'a particulièrement touché. Sans vous, je ne serai pas la personne que je suis aujourd'hui.

Résumé

Les conditions initiales du modèle de prévision numérique du temps à échelle convective AROME sont fournies par un système d'assimilation de données 3D-Var dans lequel les observations issues des radars au sol sont prépondérantes lors de situations précipitantes (vitesse radiale et réflectivité horizontale).

La réflectivité horizontale n'est pas exploitée de manière optimale car elle est transformée au préalable en profil d'humidité relative avant son utilisation dans le 3D-Var. Les contenus en hydrométéores dont elle dépend directement ne sont donc pas modifiés par l'assimilation. Le réseau radar national permet également d'accéder à des variables polarimétriques grâce à l'émission d'ondes polarisées horizontalement et verticalement. Ces observables fournissent des informations complémentaires sur la microphysique (phase, forme et orientation des hydrométéores). Cette thèse propose d'étudier le potentiel de ces variables pour l'initialisation des hydrométéores dans le modèle AROME grâce à une méthode d'assimilation variationnelle directe.

Pour cela, un opérateur d'observation radar polarimétrique s'appuyant sur la méthode des T-matrices pour décrire la diffusion a été utilisé afin de simuler les réflectivités horizontale et différentielle, la phase différentielle spécifique et le coefficient de corrélation à partir des contenus en hydrométéores du modèle AROME. Sa capacité à décrire précisément ces variables a été étudiée sur un ensemble varié de situations météorologiques et les statistiques d'innovations ont été calculées. Par ailleurs, les sensibilités des variables polarimétriques aux contenus en hydrométéores ont été mises en évidence en déterminant les éléments de la matrice Jacobienne en différences finies. Les réflectivités horizontale et différentielle sont apparues comme étant les variables les plus informatives. Du fait des limitations de l'opérateur et de la microphysique du modèle, le coefficient de corrélation n'a pas pu être exploité. Après avoir linéarisé l'opérateur d'observation et estimé les matrices de covariances d'erreurs pour l'ébauche et les observations, le contenu en information des variables polarimétriques a été quantifié. Enfin, des expériences d'assimilation 1D-EnVar ont été menées pour des situations météorologiques contrastées. Elles ont montré la capacité de l'algorithme à extraire une information pertinente sur les hydrométéores précipitants (principalement en phase liquide) à partir de la réflectivité horizontale, et dans une moindre mesure de la réflectivité différentielle. Les autres variables polarimétriques peinent à proposer une valeur ajoutée, notamment dans la phase glacée.

Abstract

The initial conditions of the numerical weather prediction AROME model are given by a 3D-Var assimilation scheme in which ground based radar observations (Doppler winds and horizontal reflectivity) represent, when precipitation occurs, the major part of the assimilated observations.

Due to its transformation into relative humidity profiles before being assimilated in the 3D-Var, horizontal reflectivity is not fully exploited. Hydrometeors on which it relies on are thus not modified by the assimilation process. The French radar network also provides polarimetric observations by sending pulses in two different orientations. Those variables contain information about microphysics (hydrometeor types, shapes and orientations). In the present PhD, the potential of such variables for the initialization of hydrometeors in the AROME model is investigated with a direct variational assimilation scheme.

For that purpose, a polarimetric radar observation operator, using the T-matrix method for scattering computations, is used to simulate horizontal and differential reflectivities, specific differential phase and copolar correlation coefficient, from AROME hydrometeor contents. The observation operator ability to simulate those variables is studied for several meteorological events by computing innovation statistics. The polarimetric variable sensitivities to hydrometeor contents are also examined by computing the Jacobian matrix elements in finite differences. The horizontal and differential reflectivities appear to be the most informative observations. Due to limitations in the observation operator and in the AROME microphysical scheme, the copolar correlation coefficient is not further considered in this study. After the linearization of the observation operator and the estimation of error covariance matrices (for observations and background), the information content of polarimetric observation is examined. Then, a set of 1D-EnVar assimilation experiments has been performed for contrasted meteorological events. They reveal that the 1D-EnVar can retrieve relevant information on precipitating hydrometeors (especially for rain) from horizontal reflectivity and from differential reflectivity to a lesser extent. Regarding other polarimetric variables, no significant information has been obtained, especially for frozen hydrometeors.

Table des matières

Introduction	1
1 Théorie de la mesure radar	5
1.1 Généralités	5
1.1.1 Bref historique	5
1.1.2 Principes de base	6
1.1.3 Le réseau ARAMIS	7
1.2 Principe de la mesure radar	9
1.2.1 Mesure de la réflectivité	9
1.2.2 Restitution des taux de pluie au sol	12
1.2.3 Mesure du vent Doppler	14
1.3 Les variables polarimétriques	15
1.3.1 Principes de la mesure polarimétrique	15
1.4 Utilisation des variables polarimétriques	21
1.4.1 Détection de phénomènes météorologiques	21
1.4.2 Estimation des précipitations au sol	22
1.4.3 La distinction des types d'échos météorologiques	23
1.5 Correction des erreurs de mesures	24
1.5.1 Les erreurs de masques et d'échos fixes	24
1.5.2 L'atténuation par les gaz et les précipitations	25
2 L'assimilation de données appliquée aux radars météorologiques	29
2.1 Concept et notations	29
2.1.1 Principes de l'assimilation de données	29
2.1.2 Recherche de l'état analysé	32
2.2 L'assimilation de données radar en prévision numérique du temps	36
2.2.1 Les vents Doppler	40
2.2.2 La réflectivité horizontale	42

2.2.3	Les variables polarimétriques	48
2.2.4	Problématiques liées à l'assimilation de données radar à échelle convective	51
3	La simulation des variables polarimétriques à partir du modèle AROME	53
3.1	Le modèle AROME	54
3.1.1	Caractéristiques générales	54
3.1.2	Le schéma microphysique ICE3	55
3.2	Le simulateur de variables polarimétriques	59
3.2.1	État de l'art	59
3.2.2	Description de l'opérateur d'observation non-linéaire	60
3.3	Sensibilité aux erreurs liées à l'opérateur d'observation	66
3.3.1	Résultats pour des radars en bande S	66
3.3.2	Résultats pour des radars en bande C	68
3.4	Exemples de simulations des variables polarimétriques	69
3.4.1	Contrôle de qualité des observations	69
3.4.2	L'épisode méditerranéen du 18 octobre 2018	70
3.4.3	La supercellule et la ligne de grains du 26 mai 2018	76
3.4.4	Neige en plaine le 3 février 2019	83
3.4.5	Synthèse	85
3.5	Étude des statistiques d'innovations	88
3.5.1	Effet du contrôle de qualité	88
3.5.2	Allure des PDFs de Z_{HH} et de Z_{DR}	89
3.5.3	Allure des PDFs de K_{DP} et de ρ_{HV}	90
3.5.4	Étude de la dépendance à l'altitude	91
3.5.5	Première estimation des écarts types d'erreurs d'observation	92
4	Études de sensibilité et contenu en information des variables polarimétriques	95
4.1	Linéarisation de l'opérateur d'observation	95
4.1.1	Méthodologie	96
4.1.2	Résultats	97
4.2	Représentation des erreurs de prévision pour les hydrométéores	101
4.2.1	Éléments de contexte	101
4.2.2	Spécification des covariances verticales d'erreurs de l'ébauche	103
4.2.3	Sensibilité de la matrice B aux conditions météorologiques	106
4.3	Contenu en information	109

4.3.1	La méthode des DFS	109
4.3.2	Application aux variables polarimétriques	110
5	Assimilation d'ensemble variationnelle de variables polarimétriques	115
5.1	Expériences d'assimilation de variables polarimétriques	115
5.1.1	Les schémas d'assimilation EnVar	115
5.1.2	Le 1D-EnVar appliqué aux hydrométéores prévus par AROME	116
5.1.3	Les expériences jumelles	117
5.1.4	L'assimilation de variables polarimétriques observées	119
5.2	Optimisation des spécifications d'erreurs	133
5.2.1	Détermination des coefficients de réglage	133
5.2.2	Le diagnostic de Desroziers	134
	Conclusion	141
	A Légende des Anasyg	147
	B Article publié dans la revue <i>Atmospheric Measurement Techniques</i>	149
	C Expérience d'assimilation de K_{DP} avec erreurs d'observations diagnostiquées	170
	D Expérience d'assimilation de Z_{HH} avec prise en compte des coefficients de réglage des covariances d'erreurs	172
	Bibliographie	175
	Table des sigles et acronymes	187

Introduction

Pour certains secteurs socio-économiques comme l'agriculture, l'aéronautique ou pour la sécurité des personnes et des biens, l'information sur les précipitations à venir est essentielle. Par exemple, les orages peuvent avoir de forts impacts, notamment du fait des vents violents (fronts de rafale, tornades,...), de l'activité électrique, de la grêle ou des pluies diluviennes qu'ils engendrent fréquemment. En France métropolitaine, les pluies orageuses sont parfois à l'origine de crues éclairs et d'inondations, notamment le long du pourtour méditerranéen. Au cours de ces dernières décennies, plusieurs phénomènes de ce genre ont engendré des pertes humaines ainsi que d'importants dégâts matériels : catastrophe du Gard en 2002, Draguignan en 2010, Cannes en 2015 ou encore la catastrophe de Trèbes (Aude) en 2018. À eux seuls, ces quatre événements ont coûté la vie à 84 personnes et engendré un coût économique d'environ 3,7 milliards d'Euros. Ces quelques chiffres permettent de comprendre l'intérêt que revêt l'amélioration de la prévision de ces événements extrêmes.

Depuis la seconde moitié du XX^{ème} siècle, la prévision numérique du temps (PNT) s'est développée et améliorée en partie grâce à une meilleure compréhension et modélisation des phénomènes météorologiques à diverses échelles de temps et d'espace. Les premiers modèles ne permettaient de prévoir que les phénomènes de grande échelle (de l'ordre du millier de kilomètres) en utilisant des résolutions spatiales assez faibles (plusieurs centaines de kilomètres). Rousseau *et al.* (1995) expliquent que le modèle dit de "Schuman" utilisé aux États-Unis en 1968 avait une résolution horizontale de 380 km avec un découpage vertical de l'atmosphère sur six couches. Depuis, grâce à l'augmentation de la capacité des supercalculateurs (processeurs plus rapides avec davantage de mémoire), les résolutions horizontales et verticales de ces modèles ont été affinées, permettant de nos jours de prévoir opérationnellement des phénomènes d'échelle convective (quelques kilomètres) sur des domaines géographiques d'intérêt.

Pour effectuer des prévisions météorologiques au moyen de modèles numériques, des conditions initiales sont nécessaires pour définir l'état de l'atmosphère au moment du lancement du calcul des prévisions. Dès 1902, Henri Poincaré écrivait dans *La Science et l'Hypothèse* : «Un dixième de degré en plus ou en moins en un point quelconque, le cyclone éclate ici et non pas là, et il étend ses ravages sur des contrées qu'il aurait épargnées». Cette citation souligne à la fois l'importance d'une estimation précise des conditions initiales pour l'obtention des prévisions météorologiques mais aussi de leur caractère stochastique, mis en évidence par Edward Lorenz sous le nom "d'effet papillon", à l'origine des développements autour de la théorie du chaos. Différentes méthodes existent pour définir les conditions initiales, généralement basées sur la théorie de l'estimation optimale, et constituent le domaine de l'assimilation de données. Les observations des différentes composantes atmosphériques y jouent un rôle clé.

Les modèles à échelle convective, de par leurs fortes résolutions horizontale et verticale, possèdent un nombre de degrés de liberté, et donc de variables à initialiser, très important. Les méthodes d'assimilation de données permettent d'en contraindre un certain nombre grâce aux observations disponibles sur le domaine d'intérêt. Les observations *in-situ* telles que celles

effectuées par les stations météorologiques, les radiosondages, les avions commerciaux ou les bouées sont des observations de grande qualité météorologique, mais sont peu nombreuses (et leur nombre tend à diminuer pour des questions de coût et de maintenance). Les observations par télédétection sont quant à elles beaucoup plus nombreuses et fréquentes. Ces dernières sont déduites de traitement du signal électromagnétique dans un certain domaine spectral, et sont donc des mesures indirectes des variables météorologiques d'intérêt comme le vent, la température, l'humidité, les nuages ou les précipitations. L'extraction d'information sur ces variables est par conséquent plus difficile par rapport à d'autres observations qui en sont des mesures directes, ce qui est le cas de la plupart des mesures *in-situ*. Cependant, les observations satellites ont permis d'améliorer de façon très significative la qualité des modèles de PNT à échelle globale depuis une vingtaine d'années. Les observations issues de la télédétection (depuis l'espace et depuis le sol) sont également utilisées avec succès dans les modèles à échelle convective.

Parmi les instruments de mesure par télédétection adaptés à cette échelle (à la fois spatialement et temporellement), les radars météorologiques occupent une place privilégiée. Dans des zones disposant d'un réseau de radars au sol (comme c'est le cas en France avec le réseau ARAMIS), ils sont très fréquemment utilisés pour déterminer la position et l'intensité des systèmes précipitants ainsi que pour en observer la dynamique. Ces radars dits "conventionnels", mesurant les réflectivités horizontales et les vitesses radiales des hydrométéores précipitants, sont très intéressants pour contraindre, dans les zones précipitantes échantillonnées, les états initiaux des modèles pour le vent et l'eau sous ses différentes formes. Plusieurs méthodes ont été développées pour utiliser ces observations en assimilation de données.

Depuis une dizaine d'années, une nouvelle technologie radar est déployée par certains centres météorologiques : la double polarimétrie. Elle repose sur l'émission d'ondes polarisées horizontalement et verticalement. Ainsi, de nouvelles observables fortement liées avec la microphysique, comme par exemple la forme et l'orientation des hydrométéores, sont disponibles. Ces nouvelles observations pourraient permettre de mieux contraindre les variables des modèles en lien avec la microphysique des nuages et des précipitations.

À Météo-France, le modèle à échelle convective AROME, avec une résolution horizontale de 1,3 km, est utilisé opérationnellement jusqu'à 48 h d'échéance sur une grande partie de l'Europe de l'Ouest, notamment pour la prévision des orages, des fortes rafales de vent et du brouillard. Au sein de ce modèle, un schéma microphysique décrit l'évolution temporelle des contenus spécifiques de l'eau sous formes vapeur, liquide et solide pour les différents types d'hydrométéores (eau liquide nuageuse, glace nuageuse, pluie, neige et graupel). Actuellement, ces condensats ne sont pas initialisés dans ce modèle. Ils s'ajustent en début de prévision aux champs contraints par l'assimilation de données, comme la température, l'humidité spécifique et le vent.

Dans cette thèse, il est proposé d'étudier le potentiel des observations issues des radars polarimétriques pour l'initialisation des hydrométéores du modèle AROME-France. Pour cela, une méthode variationnelle a été développée pour assimiler les observables radar et corriger directement les hydrométéores. Cette approche est en effet originale par rapport à la méthode opérationnelle utilisée dans le modèle AROME, qui consiste à convertir les observations de réflectivité horizontale en profils d'humidité relative par inversion Bayésienne avant leur assimilation dans un système variationnel tridimensionnel. Nous souhaitons tout d'abord examiner le potentiel d'une méthode d'assimilation permettant de relier plus directement ce type d'observations avec les variables à initialiser (hydrométéores). D'autre part, nous voulons examiner le potentiel de nouvelles variables mesurées par les radars polarimétriques pour l'amélioration des états initiaux des condensats par rapport à la seule réflectivité horizontale. Dans le premier chapitre, un rappel du principe de la mesure radar est proposé, ainsi qu'une description des différentes observables issues de la mesure radar, leurs liens avec la microphysique ainsi que les

différents domaines applicatifs. Dans le deuxième chapitre, les concepts de l'assimilation de données sont résumés avant de décrire l'état de l'art de l'assimilation de données radar (réflectivité horizontale, vents Doppler et variables polarimétriques). Le troisième chapitre décrit l'opérateur d'observation radar polarimétrique utilisé dans nos travaux, après une brève présentation des caractéristiques principales du modèle AROME-France. La simulation des variables polarimétriques est étudiée en détail pour trois événements météorologiques contrastés, puis pour un ensemble plus large de douze situations météorologiques. Dans une quatrième partie, la linéarisation de l'opérateur d'observation radar est effectuée et son domaine de validité examiné. On estime également le contenu en information des variables polarimétriques, permettant d'anticiper les résultats des expériences d'assimilation. Le schéma d'assimilation unidimensionnel développé dans cette thèse est décrit au chapitre 5. On présente alors de manière détaillée les résultats d'une expérience d'assimilation de variables polarimétriques pour initialiser les hydrométéores sur un profil particulier associé à un orage violent pour ensuite décrire de façon statistique les résultats correspondant à un ensemble de situations météorologiques. De plus, les résultats de deux méthodes de réglage optimal des statistiques d'erreurs (pour les observations et pour la prévision) sont décrits. Finalement, un résumé des travaux de thèse est proposé en conclusion avec un ensemble de perspectives d'améliorations pour de futures études.

Chapitre 1

Théorie de la mesure radar

Sommaire

1.1	Généralités	5
1.1.1	Bref historique	5
1.1.2	Principes de base	6
1.1.3	Le réseau ARAMIS	7
1.2	Principe de la mesure radar	9
1.2.1	Mesure de la réflectivité	9
1.2.2	Restitution des taux de pluie au sol	12
1.2.3	Mesure du vent Doppler	14
1.3	Les variables polarimétriques	15
1.3.1	Principes de la mesure polarimétrique	15
1.4	Utilisation des variables polarimétriques	21
1.4.1	Détection de phénomènes météorologiques	21
1.4.2	Estimation des précipitations au sol	22
1.4.3	La distinction des types d'échos météorologiques	23
1.5	Correction des erreurs de mesures	24
1.5.1	Les erreurs de masques et d'échos fixes	24
1.5.2	L'atténuation par les gaz et les précipitations	25

Après avoir exposé le côté historique du radar en début de chapitre, les principes de base de la mesure et le réseau de radar français seront présentés. Dans un second temps, la mesure de la réflectivité ainsi que son lien avec la distribution en taille des particules et la restitution des taux de pluie au sol seront explicités. Ensuite, les technologies radars Doppler et à double polarisation, les observables qu'elles mesurent, ainsi que l'utilité des variables polarimétriques seront présentées. Enfin, on traitera des erreurs effectuées lors des mesures radar, et exposera également les corrections qui doivent être appliquées.

1.1 Généralités

1.1.1 Bref historique

Le RADAR (RADio Detection And Ranging) est un instrument de mesure émettant et recevant des ondes électromagnétiques dans le domaine des radiofréquences d'abord développé pour des utilisations militaires pour détecter la présence de bateaux et d'avions, ainsi qu'à estimer

leurs positions. Les jours de mauvais temps, les militaires se sont aperçus que des parasites étaient présents sur leurs images radar, traduisant la présence de précipitations. Dès la fin de la seconde guerre mondiale, les radars furent utilisés afin de comprendre l'interaction entre les ondes électromagnétiques (émises et reçues) et les systèmes précipitants. Maynard (1945) fut un des premiers à effectuer des travaux de ce type pour la détection d'orages, de fronts et de cyclones. Depuis, de nombreuses études ont été réalisées et ont permis de mettre en évidence les différents atouts du radar pour la météorologie. De ce fait, la plupart des pays développés ont déployé des réseaux de radars météorologiques pour la détection et l'estimation des précipitations, comme par exemple les États-Unis avec le réseau radar NEXRAD (NEXt-generation RADar, ou WSR-D88 (Weather Surveillance Radar Doppler 1988)) (Klazura et Imy, 1993) ou le réseau radar français ARAMIS (Application Radar À la Météorologie Infra-Synoptique) (Tabary, 2007) (voir Section 1.1.3).

1.1.2 Principes de base

En météorologie radar, les fréquences utilisées de façon opérationnelle vont généralement de 2 à 12 GHz^1 , et de 10 à 94 GHz pour ceux embarqués sur satellites (l'utilisation de plus hautes fréquences permet de réduire la taille de l'antenne). Parmi les radars sol, on distingue :

- Les radars en bande S, émettant à une fréquence comprise entre 2 et 4 GHz
- Les radars en bande C, émettant à une fréquence comprise entre 4 et 8 GHz
- Les radars en bande X, émettant à une fréquence comprise entre 8 et 12 GHz

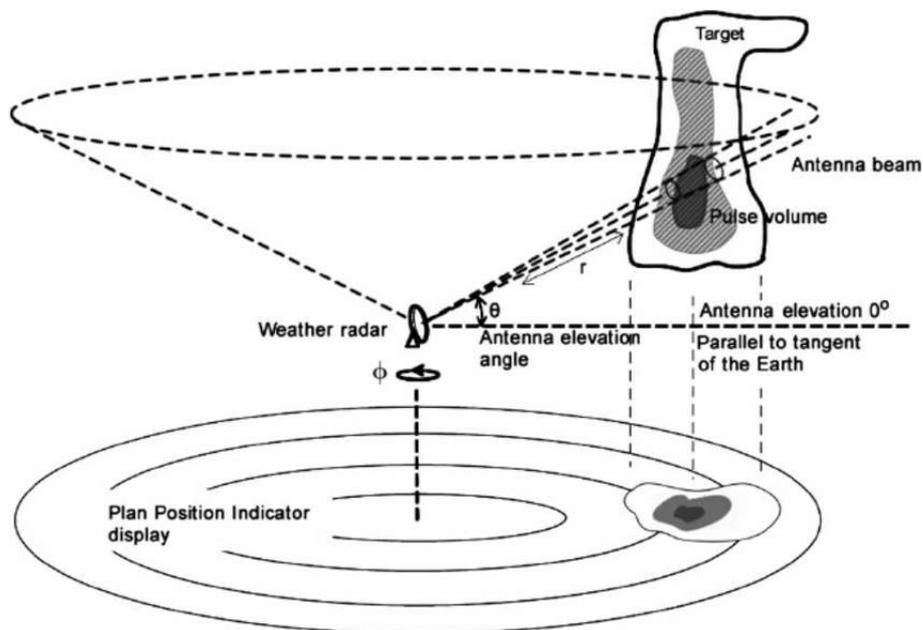


FIGURE 1.1 – Géométrie de la mesure du radar météorologique.

Source : Daliakopoulos et Tsanis (2012)

Un radar est composé d'un émetteur/récepteur situé au centre d'une parabole. Cette dernière, fixée sur un socle, tourne sur elle-même afin de pouvoir échantillonner l'atmosphère sur 360 degrés d'azimut (notés ϕ). Chaque azimut est ensuite discrétisé en portes, la dimension d'une porte

1. Notons qu'il existe aussi des radars au sol à plus hautes fréquences (35 ou 94 GHz) à visée verticale pour l'étude des nuages (*e.g.* Delanoë *et al.* (2016))

définissant ainsi la résolution horizontale de la mesure radar le long d'un azimut. L'antenne peut également être orientée différemment sur la verticale selon différents angles d'élévation (notés θ). Le radar émet et reçoit des ondes électromagnétiques dans une direction donnée, après les avoir concentrées dans un angle d'ouverture d'environ 1° . Ce mode d'exploitation du radar météorologique permet d'échantillonner l'atmosphère de manière volumique, ce volume pouvant être représenté par un cône de révolution (voir Figure 1.1). Les mesures radar effectuées selon ce mode d'exploitation sont représentées sous forme de PPI (Plan Position Indicator), permettant ainsi d'avoir des informations sur les systèmes précipitants dans les 3 dimensions. Utiliser une représentation de type PPI consiste alors à projeter le volume scanné sur un plan. Ainsi, sur un PPI, plus une valeur mesurée sera éloignée de la position du radar, plus celle-ci aura été obtenue à haute altitude, comme l'illustre la Figure 1.1. Cette représentation est à opposer à la représentation CAPPI *Constant Altitude Plan Position Indicator* qui permet de s'affranchir de la variation en altitude du faisceau en combinant plusieurs élévations en fonction de la distance au radar.

Une fois la pulsation radar émise², les ondes électromagnétiques se propagent dans l'atmosphère à une vitesse proche de celle de la lumière dans le vide ($c = 299792,458$ en $km.s^{-1}$). Si une cible est présente dans ce volume, il est alors possible de déterminer la distance d à laquelle elle se trouve du radar, grâce à l'équation suivante :

$$d = \frac{1}{2} \times \frac{c \times t}{n} \quad (1.1)$$

où t représente le temps écoulé (en s) entre l'émission de l'impulsion et la réception de la partie de l'onde réfléchiée par une cible et n l'indice de réfraction de l'air, supposé constant. Le coefficient multiplicatif appliqué à cette équation permet de prendre en compte seulement la moitié du trajet aller-retour parcouru par l'onde. Ce mécanisme constitue la partie "détection" de l'acronyme RADAR.

Les radars à balayage électronique (*phased-array radars* en anglais) sont quant à eux utilisés aux États-Unis depuis la fin des années 2000 pour des applications météorologiques de recherche (Zrnica *et al.*, 2007). L'antenne de ce type de radar est composée d'une multitude de guides d'ondes indépendants au lieu d'un seul guide d'onde comme c'est le cas pour les radars paraboliques (Figure 1.1). Avec ce type de radar non mobile, il est ainsi possible d'échantillonner l'atmosphère avec une résolution temporelle très fine. De ce fait, cette technologie présente un intérêt tout particulier pour l'observation et l'étude des systèmes convectifs (Heinselman *et al.*, 2008). L'utilisation de ce type de radar reste aujourd'hui encore très expérimentale en météorologie et son coût reste prohibitif.

1.1.3 Le réseau ARAMIS

À partir du milieu des années 1980, Météo-France a initié l'installation d'un réseau de radars. En 1995, le réseau ARAMIS était composé de 13 radars, utilisés pour détecter des événements précipitants (Parent-du-Châtelet, 2003). Après 1995, les mesures radar ont été considérées pour des applications hydrologiques au travers de la production de lames d'eau Hydram, ces dernières représentaient les cumuls de pluie qui étaient estimés toutes les quinze minutes (Champeaux *et al.*, 2009). Par la suite, le projet PANTHERE (Projet ARAMIS Nouvelles Technologies en Hydrométéorologie Extension et RENouvellement) a permis d'augmenter le nombre de radars

2. Seules les pulsations émises selon la direction horizontale sont considérées ici, ce qui correspond à ce qui est classiquement fait dans les radars de premières générations (ou radars à simple polarisation). L'ajout d'une direction verticale (radar à double polarisation) est traitée à partir de la Section 1.3

sur la France métropolitaine à 24 en 2007. Grâce au projet RHyTMME (Risques Hydrométéorologiques en Territoires de Montagnes et Méditerranéen) quatre radars en bande X ont été installés dans la région PACA (Provence-Alpes-Côte d’Azur) et ont été rattachés au réseau national par la suite. Par ailleurs, le projet PUMA (Programme plUriannuel de Modernisation du réseau ARAMIS) lancé en 2012 a permis le remplacement de neuf radars ainsi que l’installation de quatre nouveaux (Tabary *et al.*, 2013a). Depuis 2019, le réseau ARAMIS compte désormais 31 radars, 28 d’entre eux étant des radars à double polarisation (voir Figure 1.2).

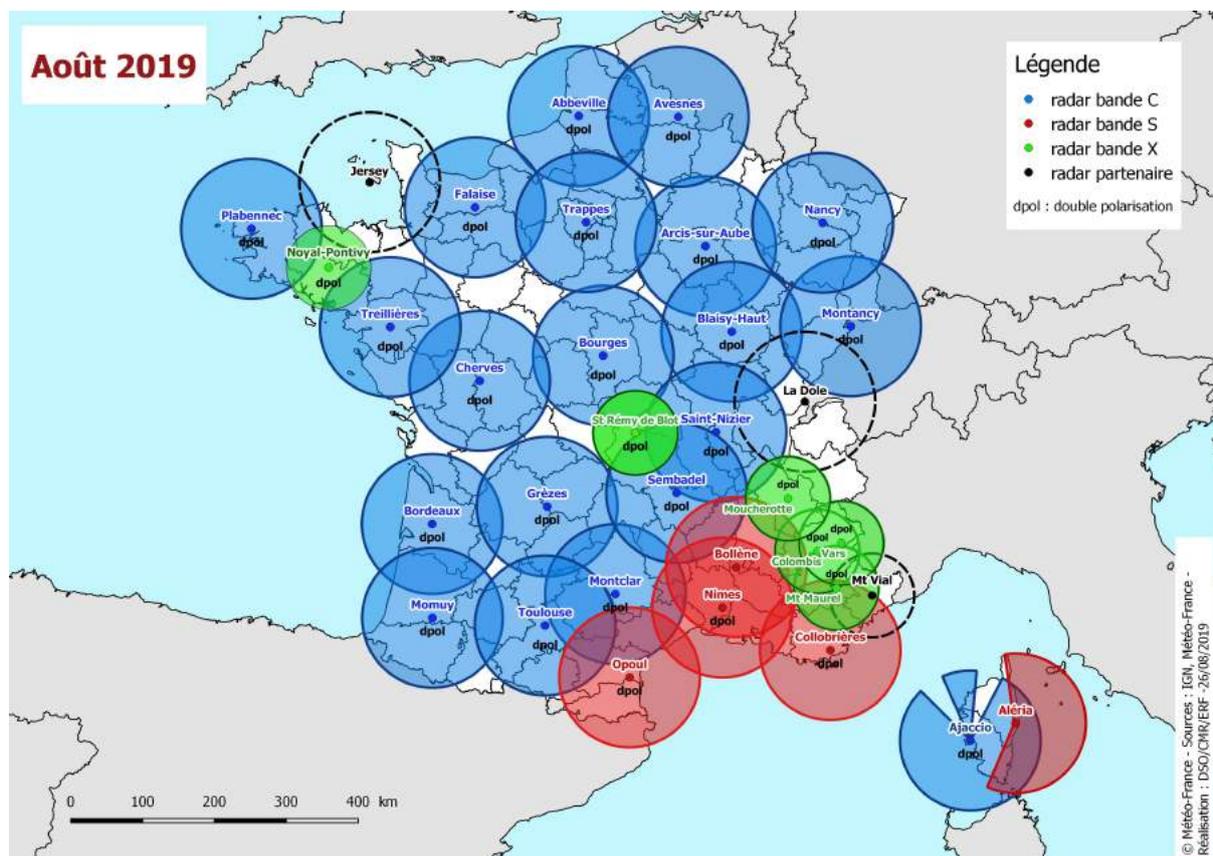


FIGURE 1.2 – Réseau radar ARAMIS fin Août 2019

La fréquence utilisée par chaque radar a été déterminée en fonction du coût total du radar (installation et maintenance) et des phénomènes météorologiques devant être observés. La taille optimale de l’antenne étant inversement proportionnelle à la fréquence utilisée, les radars émettant à plus basse fréquence (radars en bande S) nécessitent des antennes de plus grande taille et donc un coût plus élevé. Dans le cas du radar bande S de Collobrières, le diamètre de l’antenne est de 6,4 m alors que dans le cas du radar bande C de Toulouse, il est de 3,7 m. La grande majorité du réseau ARAMIS est composée de radars en bande C. À cette fréquence, l’atténuation du signal peut être importante en présence de très fortes précipitations. Afin de minimiser ce problème potentiel, le pourtour Méditerranéen a quant à lui été équipé de radar en bande S. Dans les zones montagneuses où les précipitations sont neigeuses pour une partie de l’année, des radars en bande X ont été installés puisque cette bande de fréquence est plus sensible aux hydrométéores en phase solide. Toutefois, ces radars peuvent être très fortement atténués en présence de fortes précipitations. Deux radars en bande X ont également été installés en plaine afin d’améliorer la couverture radar de la France métropolitaine (le premier à Saint-Rémy-de-Blot en région Auvergne-Rhône-Alpes et le deuxième à Noyal-Pontivy en Bretagne).

Chaque radar du réseau ARAMIS scanne l’atmosphère de manière volumique avec trois cycles de cinq minutes et des résolutions radiale et azimutale valant respectivement 240m et

0,5°. Chaque cycle est en général composé de six tours d'antenne effectués à différents angles d'élévation. Les plus bas sont généralement utilisés à chaque cycle afin d'estimer les précipitations au plus près du sol alors que les plus élevés peuvent être visités une seule fois au cours des quinze minutes.

1.2 Principe de la mesure radar

1.2.1 Mesure de la réflectivité

Dans la Section 1.1.2, il a été vu que le radar permettait de détecter la présence de précipitations. Ce dernier est également utile pour "estimer" l'intensité des précipitations grâce à l'extraction d'une deuxième information issue de l'onde retour mesurée. Si des cibles sont présentes dans le volume scanné, celles-ci vont interagir avec l'onde incidente. Une partie de cette onde va être absorbée par les cibles, une autre partie va être transmise et le reste sera diffusé dans toutes les directions. De ce fait, seule une partie de l'onde incidente est rétrodiffusée en direction du radar. Dans l'hypothèse où une seule cible serait présente, la quantité d'énergie rétrodiffusée (Doviak *et al.*, 1979) peut s'écrire de la façon suivante :

$$P_r = \frac{P_t G^2 \lambda^2 l^2 \sigma_0}{(4\pi)^3 r^4} \quad (1.2)$$

Dans cette équation, P_t représente l'énergie transmise par le radar (en W), G le gain de l'antenne, λ est la longueur d'onde à laquelle émet le radar (en m), l l'atténuation du signal entre le radar et la cible, σ_0 définit la section efficace de la cible (c'est à dire la surface qui va rétrodiffuser une partie de l'énergie transmise par le radar, en m^2) et r est la distance entre l'antenne et la cible (en m). Cependant, le faisceau radar interagit en général avec de nombreuses cibles. Il faut donc prendre en compte dans l'équation 1.2 la somme des cibles participant à la rétrodiffusion du signal dans le volume scanné par le radar. Ce volume peut être déterminé de la façon suivante :

$$V = \frac{c \tau \pi r^2 \Theta^2}{n 2 4} \quad (1.3)$$

c/n représente la vitesse de la lumière dans le milieu considéré (en $m.s^{-1}$), τ la durée d'une pulsation radar (en s) et Θ la largeur du faisceau (rad). La section efficace totale de rétrodiffusion de l'ensemble des cibles i présentes, dans le volume scanné peut alors s'écrire :

$$\bar{\sigma} = V \sum_{i=1}^n \sigma_{0,i} \quad (1.4)$$

Cette dernière équation permet alors de réécrire l'équation 1.2, en prenant en compte toutes les cibles :

$$P_r = \frac{P_t G^2 \lambda^2 l^2 \Theta^2 c \tau}{512 \pi^2} \sum_{i=1}^n \frac{\sigma_{0,i}}{r^2} \quad (1.5)$$

La réflectivité radar η (en m^{-1}) (Bringi et Chandrasekar, 2001) est définie par :

$$\eta = \sum_{j=1}^m \int_0^{\infty} \sigma_{0,j}(D) N_j(D) dD \quad (1.6)$$

où N_j représente la distribution de taille des particules (en m^{-4}) pour les cibles de diamètre D , appartenant à l'espèce j . En effectuant quelques hypothèses, l'équation 1.6 peut être simplifiée en une équation plus simple à appréhender (Caumont, 2007). La première hypothèse consiste à supposer que le volume scanné est tel que les hydrométéores soient répartis de manière uniforme au sein de ce volume. La deuxième hypothèse consiste à utiliser l'approximation de Rayleigh, valide lorsque la taille des particules est très inférieure à celle de la longueur d'onde incidente. Ainsi, Doviak *et al.* (1979) montrent que la section efficace de rétrodiffusion s'écrit :

$$\sigma_0(D) = \frac{\pi^5 |K|^2}{\lambda^4} D^6 \quad (1.7)$$

où $|K|^2$ représente le facteur diélectrique. Ce dernier est décrit par :

$$|K|^2 = \left| \frac{\epsilon/\epsilon_0 - 1}{\epsilon/\epsilon_0 + 2} \right|^2 \quad (1.8)$$

ϵ représentant la constante diélectrique de la cible (en $F.m^{-1}$) et ϵ_0 la constante diélectrique du vide (en $F.m^{-1}$). La constante diélectrique permet de décrire le comportement d'un milieu suite à l'application d'un champ électrique. Celle-ci varie notamment en fonction de la nature de ce milieu ainsi que de sa température. Pour les fréquences utilisées, les valeurs de facteur diélectrique $|K|^2$ généralement utilisées sont proches de 0,93 pour l'eau liquide et de 0,18 pour la glace (Caumont, 2007).

En utilisant l'approximation de Rayleigh (1.7) et en supposant que toutes les cibles rencontrées dans le volume scanné sont des hydrométéores liquides, l'équation de la réflectivité radar 1.6 peut être réécrite comme suit :

$$\eta = \frac{\pi^5}{\lambda^4} |K_w|^2 \int_0^{\infty} D^6 N(D) dD \quad (1.9)$$

où K_w^2 représente le facteur diélectrique de l'eau liquide. L'intégrale présente dans l'équation 1.9 représente le facteur de réflectivité radar z_e (³ : note en bas de page), qui peut être défini comme :

$$z_e = \int_0^{\infty} D^6 N(D) dD = \frac{\lambda^4}{\pi^5 |K_w|^2} \eta \quad (1.10)$$

Le moment d'ordre n de la distribution en taille de gouttes de pluie s'exprime comme :

$$m_n = \int_0^{\infty} D^n N(D) dD \quad (1.11)$$

Ainsi, l'équation 1.10 indique que la réflectivité peut être approximée par le moment d'ordre 6 (m_6) de la distribution en taille des hydrométéores (Chandrasekar et Bringi, 1987).

3. Dans la suite de ce manuscrit, le facteur de réflectivité équivalent sera appelé réflectivité, notée z .

En fonction du type d'écho rencontré, c'est à dire du type de surface qui va réfléchir une partie de l'énergie incidente vers le radar, les valeurs de réflectivité ne seront pas les mêmes. Comme le montre l'équation 1.10, celles-ci sont influencées par plusieurs paramètres comme le facteur diélectrique. La distribution de la taille des particules va également jouer un rôle important. Cependant, cette dernière diffère grandement en fonction du type d'hydrométéore rencontré, mais également en fonction de la nature des précipitations (stratiformes ou convectives) ainsi que d'autres paramètres climatologiques. Ulbrich et Atlas (1984) ont montré qu'une distribution de type Gamma permettait d'en représenter la variabilité. Si l'on néglige les effets d'atténuation, l'équation 1.10 peut alors être réécrite comme suit pour tous les types d'hydrométéores :

$$z = \sum_{j=1}^m |K_j|^2 \int_0^{\infty} N_{0,j} D^\mu e^{-\Lambda D} D^6 dD \quad (1.12)$$

Dans cette équation, $N_{0,j}$ (en $m^{-3}.mm^{-1}$) est l'ordonnée à l'origine de la distribution, K_j^2 le facteur diélectrique de l'espèce j et Λ (en mm^{-1}) le paramètre de pente de la distribution Gamma. Ces paramètres dépendent du type de cible rencontré par le faisceau radar. Grâce à l'équation 1.12, l'importance de la constante diélectrique sur la valeur du facteur de réflectivité apparaît clairement, $|K|^2$ étant un facteur multiplicatif élevé au carré. Par exemple, du fait de la forte différence entre la constante diélectrique de l'eau liquide et celle de la glace ($K_{\text{eau_liquide}}^2 \simeq 0,93 > K_{\text{glace}}^2 \simeq 0,18$), pour une même concentration en hydrométéores et pour une même distribution de taille de particules, une mesure effectuée en présence d'hydrométéores liquides sera associée à une valeur de réflectivité plus forte que si la mesure avait été effectuée en présence d'hydrométéores glacés seulement. D'autre part, le rôle du diamètre est également très important puisque la réflectivité dépend du diamètre des hydrométéores à la puissance six. En conséquence, cette observable est très sensible aux grosses particules.

Du fait de ses variations sur plusieurs ordres de grandeur, la réflectivité est plus généralement exprimée en dBZ. Pour cela, le logarithme décimal est appliqué :

$$Z = 10\log_{10}(z) \quad (1.13)$$

Le tableau 1.1 ci-dessous propose quelques ordres de grandeur des valeurs de réflectivité généralement observées en fonction du type d'écho rencontré par le radar.

TABLEAU 1.1 – Exemples de réflectivités fréquemment observées par radars bande S pour différents types d'échos
(Source : Gourley et Hong (2014))

Type d'écho	Réflectivités associées (dBZ)
Pluie	5 - 55
Neige seiche	< 35
Neige mouillée	< 55
Grêle	45 - 75
Graupel	25 - 50
Échos de sol	20 - 70
Échos biologiques (insectes, oiseaux)	5 - 20

1.2.2 Restitution des taux de pluie au sol

Comme cela a été vu avec l'équation 1.10, la théorie des moments appliquée à la distribution en taille des hydrométéores peut être utilisée pour approximer la réflectivité. En appliquant d'autres moments à cette distribution, d'autres caractéristiques peuvent être déduites. Par exemple, Doviak et Zrnic (2006) expliquent qu'en utilisant le moment d'ordre trois, l'intensité des précipitations peut être approximée par :

$$R = \frac{\pi\rho_w}{6} \int_0^\infty D^3 N(D) (w_t - w) dD \quad (1.14)$$

où R représente le flux de précipitation (en $kg.m^{-2}.s^{-1}$), ρ_w la masse volumique de l'eau liquide, w_t représente la vitesse de chute terminale des hydrométéores (en $m.s^{-1}$) et w la composante verticale du vent (en $m.s^{-1}$). La vitesse terminale de chute des hydrométéores w_t peut être déterminée selon une méthode proposée par Ross et Gilbert (1949), en considérant un équilibre entre la force de flottabilité et la force de gravité appliquées à des sphères d'eau liquide qui tombent. Alternativement, une relation impliquant le diamètre des particules (Atlas et Ulbrich, 1977) peut être utilisée pour approximer simplement cette vitesse :

$$w_t = 17,67D^{0.67} \quad (1.15)$$

En faisant l'hypothèse que la composante verticale du vent est négligeable, l'équation 1.14 se réduit à :

$$R = 17,67 \frac{\pi\rho_w}{6} \int_0^\infty D^{3.67} N(D) dD \quad (1.16)$$

L'intensité des précipitations étant plus généralement exprimée en $mm.h^{-1}$, un coefficient multiplicatif de $3,6/\rho_w$ doit être appliqué à R pour effectuer cette conversion.

À partir de la mesure de la taille des gouttes sur du papier buvard, Marshall et Palmer (1948) ont étudié la distribution en taille des gouttes de pluie. Ils ont approximé cette dernière par une distribution exponentielle (cas particulier d'une distribution Gamma généralisée où le paramètre μ vaut 1,0) de type :

$$N_D = N_0 e^{-\Lambda D} \quad (1.17)$$

où :

$$\Lambda = 41R^{-0.21}$$

En déterminant la réflectivité à partir du moment d'ordre 6 de la distribution en taille de gouttes de pluie (équation 1.12, dépendant du paramètre de pente Λ), ils ont pu établir un lien entre la réflectivité z et l'intensité des précipitations R (moment d'ordre 3,67, équation 1.16). Celui-ci est exprimé au travers d'une loi puissance dite *loi de Marshall-Palmer* (voir Tableau 1.2) dans laquelle les valeurs des constantes ont été empiriquement ajustées à partir des mesures.

Toutefois, plusieurs types de distributions peuvent être utilisés pour représenter la distribution en taille des particules. Ainsi, Sempere-Torres *et al.* (1994) expliquent qu'un lien peut

être fait entre la réflectivité et l'intensité des précipitations en utilisant une formulation générale pour décrire la distribution en taille des hydrométéores. Cette formulation permet de décrire la distribution en fonction du diamètre des hydrométéores D ainsi que d'un autre paramètre Ψ comme la réflectivité ou l'intensité des précipitations. Cette formulation générale s'écrit comme suit :

$$N(D, \Psi) = \Psi^\alpha g\left(\frac{D}{\Psi^\beta}\right) = \Psi^\alpha g(x) \quad (1.18)$$

où α et β représentent des constantes, $g(x)$ une fonction de distribution indépendante de Ψ et $x = D/\Psi^\beta$. En substituant l'équation 1.18 dans l'équation 1.11, puis en substituant D par $x\Psi^\beta$, on trouve :

$$\begin{aligned} m_n &= \int_0^\infty D^n \Psi^\alpha g\left(\frac{D}{\Psi^\beta}\right) dD \\ m_n &= \Psi^{\alpha+\beta(n+1)} \int_0^\infty x^n g(x) dx \\ m_n &= a_n \Psi^{b_n} \end{aligned} \quad (1.19)$$

où :

$$a_n = \int_0^\infty x^n g(x) dx$$

$$b_n = \alpha + \beta(n + 1)$$

Or, si la distribution en taille de particules est exprimée en fonction du diamètre des particules et de l'intensité des précipitations ($\Psi = R$), et sachant que la réflectivité est reliée au moment d'ordre 6 de la distribution en taille de particules, alors la relation suivante reliant z à R peut être écrite :

$$z = a_6 R^{b_6} \quad (1.20)$$

Les constantes a_6 et b_6 dépendant de nombreux paramètres, de nombreuses lois z/R ont été formulées, permettant ainsi une meilleure description du lien entre la réflectivité et l'intensité des précipitations en fonction du type de pluie étudié par exemple. Le Tableau 1.2 ci-dessous donne quelques exemples de lois z/R utilisées pour caractériser ce lien.

Grâce à ces lois z/R , l'intensité des précipitations peut donc être estimée à partir des réflectivités. Pour cela, l'équation suivante doit être utilisée :

$$R = \left(\frac{10^{z/10}}{a_6}\right)^{b_6^{-1}} \quad (1.21)$$

TABLEAU 1.2 – Exemple de lois z/R utilisées (ou z/S , S désignant l'intensité des précipitations neigeuses exprimées, comme dans le cas de la pluie, en $mm.h^{-1}$)

Type de précipitations	Loi Z/R utilisée	Référence
Toutes précipitations	$z = 200R^{1.6}$	Marshall et Palmer (1948)
Pluies convectives	$z = 300R^{1.4}$	Morin <i>et al.</i> (2003)
Neige	$z = 1780S^{2.21}$	Sekhon et Srivastava (1970)

où R est exprimé en $mm.h^{-1}$ et Z en dBZ .

Parmi les relations z/R citées dans le tableau 1.2, la relation de Marshall-Palmer est une de celles qui est utilisée opérationnellement à Météo-France. La relation citée par Morin *et al.* (2003) est utilisées aux États-Unis avec le réseau radar NEXRAD.

Du fait des nombreuses erreurs pouvant affecter les mesures de réflectivité (voir Section 1.5), plusieurs pré-traitements et corrections de la mesure doivent être effectués pour estimer le taux de précipitations au sol. C'est le cas de la lame d'eau PANTHERE (Tabary, 2007), produite opérationnellement à Météo-France toutes les cinq minutes à partir des trois élévations les plus basses des radars du réseau ARAMIS.

1.2.3 Mesure du vent Doppler

En plus de la réflectivité décrite précédemment, la plupart des radars au sol permettent aujourd'hui de mesurer le vent dans la direction du faisceau, appelé vent Doppler ou vitesse radiale. Pour cela, le radar mesure le changement de phase $d\phi$ entre deux impulsions successives. Les équations ci-dessous sont ainsi utilisées :

$$\phi = -\frac{4\pi fn}{c}r \quad (1.22)$$

où ϕ représente la phase de l'onde rétrodiffusée, f (en Hz) étant la fréquence utilisée par le radar, n l'indice de réfraction de l'air, c (en $m.s^{-1}$) la vitesse de la lumière dans le vide et r la distance entre la cible et le radar. Si, en présence de vent, la particule change de position dans la direction de l'axe de visée, la distance r est modifiée, induisant un changement de phase :

$$\frac{d\phi}{dt} = -\frac{4\pi fn}{c} \frac{dr}{dt} = -\frac{4\pi fn}{c} v_{dop} \quad (1.23)$$

où v_{dop} représente la vitesse Doppler (en $m.s^{-1}$), et $d\phi/dt$ la variation de phase en fonction du temps (en radians par seconde).

Les vents Doppler apportent une information précieuse sur la dynamique interne des systèmes orageux. Il faut cependant garder en mémoire que le signal émis par le radar interagit avec un volume qui contient un très grand nombre de cibles. La vitesse Doppler représente donc en réalité la moyenne de toutes les interactions entre l'onde et les cibles présentes. Si toutefois, au sein du volume scanné par le radar, des cibles ne sont pas advectées par le vent (oiseaux, avions, insectes,...) ou si le radar échantillonne certains échos-fixes, alors le vent restitué sera entaché d'erreurs.

Un des problèmes majeurs de la mesure de la vitesse radiale est que le changement de phase n'est détectable qu'entre $-\pi$ et π . Par conséquence, le vent estimé est toujours compris entre

$-v_{\max}$ et v_{\max} , qui correspondent aux valeurs pouvant être obtenues pour un changement de phase de π et de $-\pi$ respectivement. Cette vitesse maximale est connue sous le nom de vitesse de Nyquist, et peut être calculée de la façon suivante :

$$v_{\max} = \frac{\lambda}{4n} \times \text{PRF} \quad (1.24)$$

avec λ la longueur d'onde (en m), n l'indice de réfraction de l'air et PRF (*Pulse Repetition Frequency*) qui représente le nombre de pulsations radar envoyées par seconde. Si la vitesse radiale est supérieure à la vitesse de Nyquist, la vitesse Doppler mesurée sera repliée. Par exemple, si la vitesse de Nyquist est de 30 m.s^{-1} alors qu'un hydrométéore est advecté à 35 m.s^{-1} dans la direction opposée au radar, un alias sera présent puisque la vitesse de déplacement de cet hydrométéore est supérieure à la vitesse de Nyquist. Le changement de phase étant donc supérieur à π , la vitesse Doppler mesurée sera de signe opposé, indiquant que l'hydrométéore est cette fois-ci advecté en direction du radar, avec une vitesse de 5 m.s^{-1} (différence entre la vitesse de déplacement de l'hydrométéore et la vitesse de Nyquist). Dans cet exemple-là, il faudra "déplier les vitesses" pour obtenir les bonnes valeurs de vent Doppler. Il est possible d'augmenter les vitesses de Nyquist pour essayer de s'affranchir, au moins en partie, de ce problème. Pour cela, trois méthodes peuvent être utilisées au regard de l'équation 1.24 :

- La première consiste à utiliser un radar avec une longueur d'onde plus grande. Cependant, cela s'avère un choix très couteux, la longueur d'onde étant proportionnelle à la taille de l'antenne.
- La deuxième se base sur l'augmentation de la PRF, tout en faisant attention aux problèmes d'ambiguïté qui peuvent survenir lors de la réception d'ondes réfléchies issues d'ondes incidentes différentes.
- La troisième consiste à déterminer une PRF équivalente plus élevée à partir de deux PRF proches de la PRF nominale (Tabary *et al.*, 2005). C'est cette approche qui est appliquée opérationnellement à Météo-France.

1.3 Les variables polarimétriques

Nous présentons ici les grands principes des différentes variables polarimétriques mesurées par radar. Nous reviendrons plus en détail sur les aspects théoriques lors de la présentation de l'opérateur d'observation en Section 3.2.2.

1.3.1 Principes de la mesure polarimétrique

Les radars polarimétriques, à la différence des radars dits conventionnels, ont la particularité d'émettre des ondes électromagnétiques avec deux polarisations : une polarisation horizontale et une polarisation verticale (Figure 1.3). La polarisation d'une onde indique l'orientation de son champ électrique : une onde polarisée horizontalement a son champ électrique parallèle au plan horizontal, alors que les ondes orientées verticalement, il est perpendiculaire au plan horizontal. Les radars dits conventionnels émettent seulement des ondes polarisées horizontalement, ce qui leur permet de mesurer une puissance réfléchie plus importante que si les ondes émises étaient polarisées verticalement. En effet, la plupart des particules ayant leur axe majeur orienté selon l'horizontale, la surface qui participe à la rétrodiffusion de l'onde est plus importante dans ce cas.

C'est particulièrement vrai pour les gouttes de pluies qui prennent la forme d'un sphéroïde aplati lors de leur chute, du fait des forces qu'elles subissent sur leur face postérieure (Pruppacher et Beard, 1970).

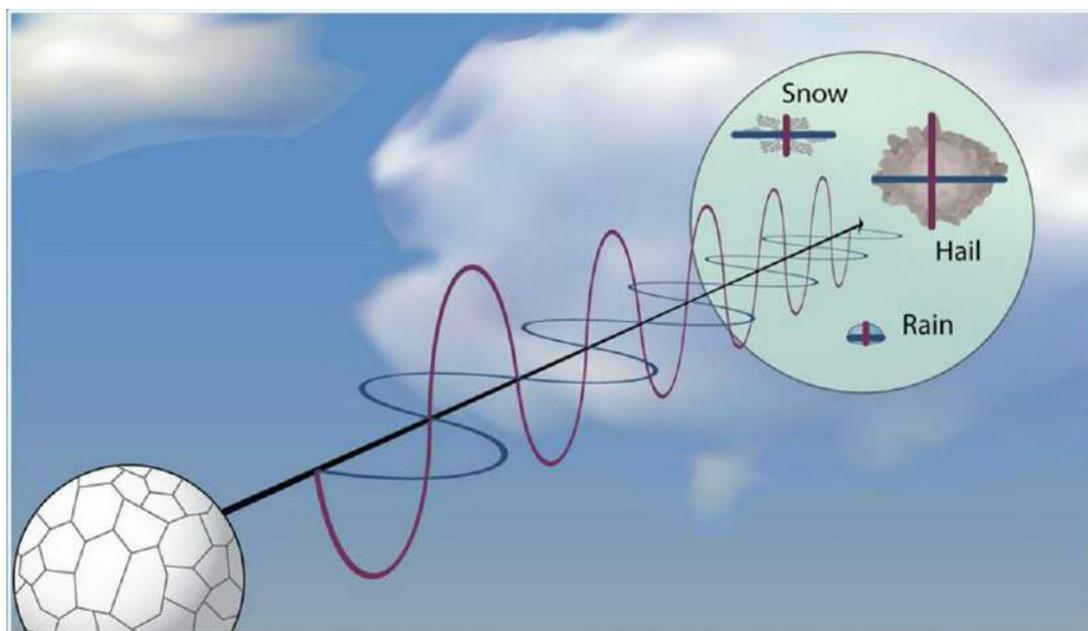


FIGURE 1.3 – Principe de mesure d'un radar polarimétrique
Source : NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration)

Selon les radars, les deux ondes polarisées peuvent être émises alternativement ou simultanément (technologie STAR (Simultaneous Transmission And Reception)). C'est cette dernière stratégie qui est utilisée par le réseau ARAMIS.

L'utilisation des radars polarimétriques donne accès à des informations supplémentaires sur les cibles grâce à de nouvelles observables. Celles-ci permettent de déterminer la taille moyenne, la forme moyenne ainsi que l'orientation moyenne des cibles échantillonnées. De ces informations peut par exemple être déduite la nature de ces cibles grâce à des algorithmes de type d'écho (voir Section 1.4.3). Les variables polarimétriques les plus fréquemment utilisées sont :

- la réflectivité différentielle : Z_{DR}
- le coefficient de corrélation : ρ_{HV}
- la phase différentielle : ϕ_{DP}
- la phase différentielle spécifique : K_{DP}

1.3.1.1 La réflectivité différentielle

La réflectivité différentielle Z_{DR} (exprimée en dB) est fonction du rapport entre la réflectivité horizontale (z_{hh} , décrite à la Section 1.2.1) et la réflectivité verticale (z_{vv}), toutes deux étant exprimées en $mm^6.m^{-3}$. La réflectivité différentielle peut également être exprimée comme la différence entre ces deux réflectivités lorsqu'elles sont exprimées en dBZ :

$$Z_{DR} = 10 \log \left(\frac{z_{hh}}{z_{vv}} \right) = Z_{HH} - Z_{VV} \quad (1.25)$$

Cette variable a tout d'abord été étudiée par Seliga et Bringi (1976) pour l'estimation des précipitations, en prenant en compte l'information sur le rapport d'axe des cibles. La réflectivité différentielle étant un rapport de deux réflectivités, elle ne dépend pas de la concentration en hydrométéores. Elle est toutefois très dépendante de la distribution de taille des particules ainsi que de la constante diélectrique.

Dans le cas où le faisceau radar échantillonne des gouttes de pluie, la valeur de Z_{DR} sera d'autant forte que le diamètre des gouttes sera important (puisque étant plus aplaties que les petites gouttes de pluie). De plus, la section horizontale des gouttes de pluie étant prédominante par rapport à la section verticale dans le cas d'un grossissement du diamètre, la valeur associée de Z_{DR} sera positive. D'ailleurs, Brandes *et al.* (2004) montrent qu'une relation analytique de type loi puissance relie le Z_{DR} au diamètre moyen des particules. Si la mesure radar s'effectue en présence de grêle sèche, la valeur de Z_{DR} sera proche de zéro. Wakimoto et Bringi (1988) expliquent que, malgré le fait que les particules de grêle ne soient pas sphériques, celles-ci ont tendance à tourner sur elles même au cours de leur chute. De ce fait, en moyenne, elles apparaissent comme étant sphériques. Dans le cas de grêle mouillée, les particules sont recouvertes d'une pellicule d'eau, ce qui a tendance à diminuer voire arrêter leur rotation. Kumjian (2013a) explique que ces particules peuvent alors être associées à de fortes valeurs de Z_{DR} , la pellicule d'eau ayant tendance à augmenter leur section horizontale. Dans le cas de neige sèche, les valeurs de Z_{DR} dépendent de la forme et de la taille des flocons de neige. En présence de neige fondante, l'eau de fonte entraîne une forte augmentation de la constante diélectrique de la particule et, par conséquent, de fortes valeurs de Z_{DR} pouvant atteindre 6 dB. Dans le cas de particules de glace, du fait de leur faible constante diélectrique, de faibles valeurs de Z_{DR} comprises entre 0 et 0,5 dB sont généralement observées. Pour l'ensemble des hydrométéores glacés, des valeurs négatives de Z_{DR} peuvent également être observées. Kumjian (2013a) les attribuent à une orientation préférentielle lors d'une électrification des nuages ou en présence de vents verticaux.

De part la diversité des échos non-météorologiques pouvant être observés (bâtiments, éoliennes, arbres ou débris tornadiques par exemple), la gamme de valeurs de Z_{DR} associée est très large.

Le tableau 1.3 ci-dessous synthétise les valeurs de Z_{DR} couramment observées, en fonction du type d'écho (les espèces glacées dites sèches et fondantes sont ici mélangées).

TABLEAU 1.3 – Valeurs de réflectivité différentielle couramment observées avec un radar en bande S

(Source : Hall *et al.* (1984), Kumjian (2013a))

Type d'écho	Z_{DR} couramment observées (dB)
Pluie	0 à 5,5
Grêle et graupel	-1 à 6
Neige et espèces fondantes	-1 à 6
Glace	-0,5 à 0,5
Échos non météorologiques	-8 à 8

1.3.1.2 Le coefficient de corrélation

Le coefficient de corrélation ρ_{HV} (sans unité) exprime la corrélation entre les signaux reçus par les ondes polarisées horizontalement et verticalement. Étant déterminée à partir pour une volume d'atmosphère relativement important pouvant contenir des d'hydrométéores avec différentes caractéristiques (phase et orientation par exemple), cette observable est estimée pour

chaque couple d'ondes polarisées. Le coefficient de corrélation exprime l'homogénéité du volume échantillonné par le radar. Si dans ce volume se trouvent des particules avec une grande diversité de tailles, de formes, de phases et d'orientations, alors le coefficient de corrélation ρ_{HV} aura une valeur faible, et ce d'autant plus que l'hétérogénéité du milieu sera grande (Kumjian, 2013a).

En présence de pluie seule, la valeur de ρ_{HV} est généralement très élevée, comprise entre 0,95 et 1. Cependant, cette valeur dépend également de la forme des gouttes de pluie considérées :

- Si les précipitations liquides se font sous forme de bruine, les gouttelettes étant de petite taille, celles-ci seront quasiment sphériques et, de ce fait, la valeur de ρ_{HV} sera très proche de 1.
- Si les gouttes de pluie sont de taille beaucoup plus importante, celles-ci n'auront plus une géométrie sphérique mais plus celle d'un sphéroïde aplati. Dans ce cas-là, la valeur de ρ_{HV} sera inférieure 1.0, se rapprochant de 0.95 en présence de très grosses gouttes.

Pour la grêle, les valeurs de ρ_{HV} peuvent être très fortes s'il s'agit de grêle sèche, toujours dû au fait que les grêlons tournent sur eux-mêmes au cours de leur chute et apparaissent donc, en moyenne, comme sphériques. Cependant, lorsqu'ils sont recouverts d'une pellicule d'eau liquide, les valeurs de ρ_{HV} peuvent cette fois-ci fortement diminuer, pour atteindre des valeurs inférieures à 0,85 (Picca et Ryzhkov, 2012; Kumjian, 2013a). Cela est dû à la forte hétérogénéité de constante diélectrique et de forme dans le volume échantillonné.

Pour la neige sèche, les valeurs de corrélation généralement observées sont comprises entre 0,95 et 1. Ces valeurs peuvent donc être plus faibles que celles mesurées pour la grêle sèche, ce qui s'explique par la diversité des formes que peuvent prendre les flocons de neige (Magono et Lee, 1966; Liu, 2008). Pour la neige fondante, il peut avoir des valeurs plus faibles, parfois inférieures à 0,9 (Kumjian, 2013a), quand l'eau est présente sous forme solide et liquide.

Pour les particules de glace, les valeurs de corrélation sont en général très proches de 1. Cela s'explique notamment par leurs petites tailles. Par ailleurs, comme les particules de grêle, les rotations au cours de leur chute les font apparaître, en moyenne, comme étant sphériques.

De part la forte hétérogénéité pouvant être induite par la présence d'échos non-météorologiques, les valeurs de ρ_{HV} associées peuvent être très faibles.

Le tableau 1.4 récapitule les valeurs de corrélation ρ_{HV} qui peuvent être observées en fonction du type d'écho rencontré.

TABLEAU 1.4 – Valeurs de corrélation ρ_{HV} couramment observées avec un radar en bande S
(Source : Kumjian (2013a))

Type d'écho	ρ_{HV} couramment observé
Pluie	0,95 à 1,0
Grêle et graupel	0,6 à 1,0
Neige	0,85 à 1,0
Glace	0,95 à 1,0
Échos non météorologiques	0,2 à 0,95

1.3.1.3 La phase différentielle et la phase différentielle spécifique

La phase différentielle, notée ϕ_{DP} (en °), exprime le déphasage qu'il y a entre les ondes polarisées horizontalement et verticalement lors du trajet aller/retour parcouru. Dans le cas

de particules sphériques, ces ondes traversent la même quantité de matière. Il n’y aura donc pas de déphasage entre les deux ondes. Par contre, si les particules ne sont pas sphériques, alors l’onde qui traversera le plus de quantité de matière aura un retard de phase par rapport à l’onde qui en aura traversé le moins (Kumjian, 2013a). Ainsi, plus il y aura de particules non sphériques dans le volume échantillonné, plus la valeur de déphasage différentiel ϕ_{DP} sera importante. Cette variable polarimétrique est donc dépendante de la concentration en particules. Elle dépend également de la longueur d’onde utilisée (Trömel *et al.*, 2013), ainsi que du facteur diélectrique des cibles rencontrées. Celui de l’eau liquide ayant une valeur très supérieure à celui des hydrométéores glacés, la phase différentielle est ainsi principalement sensible aux fortes pluies et très peu aux hydrométéores glacés (Kumjian, 2013a). Cette variable représentant le déphasage des ondes et non pas une puissance réfléchie, elle n’est pas affectée par l’atténuation.

La phase différentielle spécifique K_{DP} , issue de la phase différentielle, est une autre variable polarimétrique très utilisée dans la communauté des radaristes. Elle correspond à la dérivée radiale de la phase différentielle et est exprimée par unité de distance, couramment en $^{\circ}.km^{-1}$. Cette variable est également insensible aux effets d’atténuation. En présence de pluie, le K_{DP} sera d’autant plus fort que le diamètre des gouttes sera grand. Dans le cas de gouttelettes de pluie, ayant donc de petits diamètres, le K_{DP} est proche de 0. Dans le cas de la grêle, si celle-ci est exclusivement composée de glace sèche, elle prendra des valeurs nulles si les grêlons ont une géométrie sphériques ou si, lors de leur chute, ils subissent une rotation. Si les particules de grêle commencent à fondre, la pellicule d’eau qui se formera autour des grêlons causera une forte augmentation des valeurs de K_{DP} , celles-ci pouvant alors atteindre 6 à 8 $^{\circ}.km^{-1}$. Dans le cas où de la neige ou des particules de glace sont échantillonnées par le radar, les valeurs mesurées sont au contraire faibles (entre 0 et 0.5 $^{\circ}$ (Schneebeli *et al.*, 2013)). Ces valeurs s’expliquent notamment par les faibles valeurs de constantes diélectriques associées à ce type de particules. Par ailleurs, la taille des particules de glace est relativement faible en comparaison des gouttes de pluie. Le tableau 1.5 ci-dessous rassemble des valeurs typiques de K_{DP} en fonction du type d’écho.

TABLEAU 1.5 – Valeurs de phase différentielle spécifique K_{DP} couramment observées avec un radar en bande S
(Source : Kumjian (2013a))

Type d’écho	K_{DP} couramment observé ($^{\circ}.km^{-1}$)
Pluie	0 à 5.0
Grêle et graupel	-2.0 à 10.0
Neige	-1.0 à 2.0
Glace	-1.0 à 2.0
Échos non météorologiques	-2.0 à 10.0

Synthèse

Le Tableau 1.6 présenté ci-dessous synthétise les principales caractéristiques des variables polarimétriques qui ont été décrites dans les sections précédentes.

TABLEAU 1.6 – Tableau résumant les principales caractéristiques des variables polarimétriques utilisées dans ces travaux

	Z_{DR}	K_{DP}	ρ_{HV}
Unité	dB	$^{\circ}.km^{-1}$	Sans unité
Dépendances	<ul style="list-style-type: none"> - Rapport d'aspect - Constante diélectrique 	<ul style="list-style-type: none"> - Quantité de matière traversée - Constante diélectrique 	<ul style="list-style-type: none"> - Forme - Nature - Taille - Orientation
Information principale	Forme des hydrométéores	Atténuation du signal par les précipitation	Homogénéité du milieu
Sensibilité à la concentration en hydrométéores	X	✓	X
Sensibilité à l'atténuation	✓	X	✓

1.4 Utilisation des variables polarimétriques

De part la richesse des informations qu'elles contiennent, les variables polarimétriques peuvent être utilisées dans de nombreux domaines. Du fait de leur lien étroit avec les caractéristiques des hydrométéores, ces variables sont par exemple utilisées pour la détection de structures météorologiques particulières, notamment dans les systèmes orageux. Des études ont également montré leur importance pour la restitution des taux de pluie au sol comme complément de Z_{HH} ou bien grâce à la correction de l'atténuation du signal et à la meilleure détection d'échos non météorologiques. Enfin, ces variables sont utilisées pour la détection du type d'écho majoritaire.

1.4.1 Détection de phénomènes météorologiques

1.4.1.1 Détection de la bande brillante

Par l'existence d'un gradient vertical de température négatif dans la troposphère libre, les hydrométéores glacés traversent, au cours de leur chute, des couches d'atmosphère de plus en plus chaudes (sauf en cas d'inversions dans les basses couches). Une fois qu'ils atteignent l'isotherme $0^{\circ}C$, ces hydrométéores commencent à fondre. Une fine pellicule d'eau liquide se forme alors autour d'eux. Le radar les perçoit comme de grosses gouttes de pluie de part la forte augmentation de la constante diélectrique, mais aussi car le diamètre des hydrométéores glacés peut être plus important que celui des grosses gouttes, notamment en présence d'agrégats. Ainsi, de fortes valeurs de réflectivité sont souvent mesurées dans la zone de fonte, valeurs pouvant amener de mauvaises interprétations (surestimation des précipitations à partir des Z_{HH} observées par exemple). Ce phénomène, appelé bande brillante, peut apparaître sur une image PPI sous forme d'un anneau de fortes réflectivités. Cependant, la réflectivité n'est pas la seule variable capable de détecter ce phénomène. En effet, sa détection est encore plus efficace avec la réflectivité différentielle ou avec le coefficient de corrélation. Le Z_{DR} aura par exemple une valeur plus forte au niveau de la bande brillante (rapport d'aspect plus important couplé à une augmentation de la constante diélectrique). En effet, la pellicule d'eau formée autour de ces hydrométéores inhibant leur rotation au cours de leur chute, ils apparaissent comme ayant une section horizontale plus importante que celles des hydrométéores glacés. La valeur du ρ_{HV} , diminuera rapidement au niveau de la bande brillante. En effet, celle-ci constitue une zone de transition entre la zone pluvieuse et la zone de fonte, elle est donc par conséquent très hétérogène. Le ρ_{HV} est par exemple utilisé dans l'algorithme de classification des types hydrométéores de Al-Sakka *et al.* (2013) (voir Section 1.4.3) pour affiner les limites inférieures et supérieures de la bande brillante. La Figure 1.4 illustre un exemple de bande brillante observée grâce à ces deux observables.

Dans le cadre de l'utilisation de mesures radar pour estimer les précipitations au sol, ne pas prendre en compte ce phénomène cause des surestimations. Pour corriger cette erreur, le profil vertical de réflectivité (PVR) doit être déterminé, ce dernier représentant la variation verticale moyenne des valeurs de réflectivité dans les basses couches. À Météo-France, Tabary (2007) proposent de calculer un facteur correctif horaire à appliquer lors de l'estimation des précipitations. Pour cela, des cumuls de pluie horaire observés sommés le long de chaque radiale pour chaque angle d'élévation sont comparés avec des cumuls équivalents obtenus à partir de PVR simulés, ces profils théoriques dépendant de quatre paramètres. Pour chaque PVR théorique, un score est calculé à partir de l'écart quadratique entre les cumuls de pluie horaire observés et simulés par radiale. Le PVR théorique ayant le score le plus élevé sera utiliser pour calculer le facteur correctif qui sera appliqué sur l'ensemble du domaine observé.

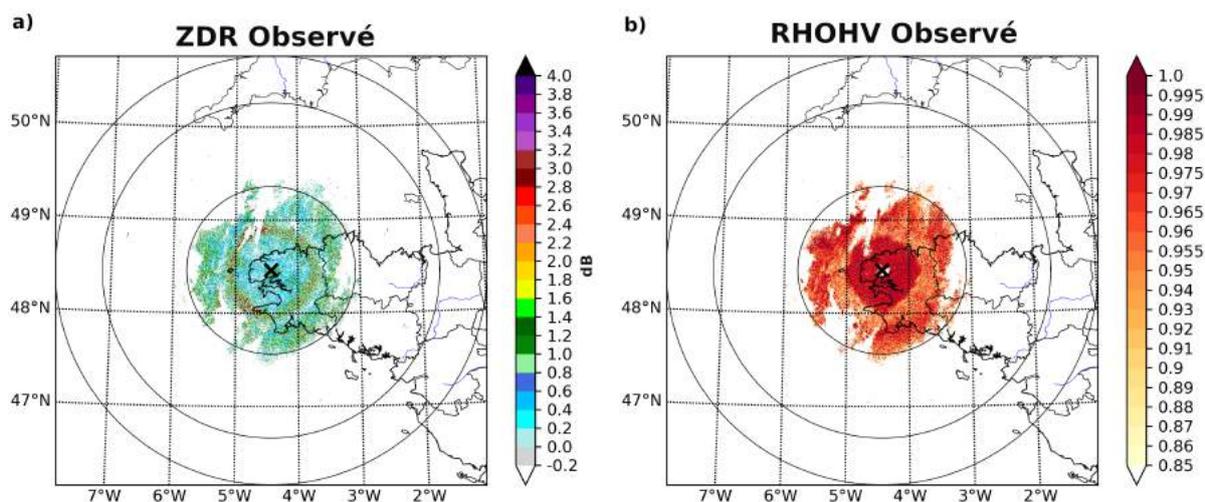


FIGURE 1.4 – Cas de bande brillante observée par le radar de Plabennec avec un angle d'élevation de 4.0° le 29 juillet 2018 à 07 TU avec a) la réflectivité différentielle Z_{DR} et b) le coefficient de corrélation ρ_{HV} . Les cercles concentriques représentent respectivement, en partant du radar, une distance de 100 km, 200 km et 256 km.

1.4.1.2 Détection de phénomènes convectifs

Les radars polarimétriques sont également très utilisés pour la détection et l'amélioration de la compréhension des phénomènes convectifs. Kumjian (2013b) explique notamment que la réflectivité différentielle est très intéressante pour la compréhension de la dynamique des orages. En effet, représenter cette variable en trois dimensions permet, pour certains cas, d'observer des plages verticales de fortes valeurs appelées "colonnes de Z_{DR} ". Celles-ci seraient des précurseurs d'une future intensification des réflectivités en basses couches dans le quart d'heure suivant. Ce phénomène serait causé par de fortes ascendances convectives qui entraîneraient des gouttelettes d'eau surfondues et des particules de glace au dessus de l'isotherme 0°C , induisant la formation de grêle. Il rajoute par ailleurs qu'une colonne de Z_{DR} avec des extensions verticales et horizontales importantes pourrait indiquer des conditions atmosphériques favorables à la formation de gros grêlons.

Un autre exemple d'utilisation de la polarimétrie lors de cas convectifs est la détection de débris tornadiques (branches d'arbres, tuiles, tôles métalliques,...). Kumjian (2013b) explique que les tornades et les débris qu'elles génèrent peuvent être observés à l'aide du radar Doppler, ces derniers apparaissant comme des dipôles locaux de vent radial. Dans de telles situations, les variables polarimétriques permettent de confirmer cette présence, notamment avec l'aide de la réflectivité différentielle et du coefficient de corrélation. En effet, le rapport d'aspect des débris tornadiques pouvant être très variés, les valeurs de Z_{DR} peuvent atteindre des valeurs fortement négatives lorsque l'axe majoritaire de ces derniers sont alignés avec l'axe vertical. Quant au coefficient de corrélation, celui-ci peut être très faible du fait de l'hétérogénéité des débris dans le volume considéré.

1.4.2 Estimation des précipitations au sol

Comme explicité dans la Section 1.3, les variables polarimétriques fournissent des informations complémentaires sur les hydrométéores par rapport à celles apportées par Z_{HH} . Grâce à des combinaisons de ces variables, de nouvelles lois ont été proposées pour tenter de mieux caracté-

riser le lien existant entre ces observables et l'intensité des précipitations pour, *in fine*, améliorer l'estimation des précipitations au sol. La variable K_{DP} est souvent utilisée car insensible aux effets d'atténuation. Elle permet de définir des lois de type "KDP/R" ou des lois dites "Z/R hybrides", ces dernières utilisant parfois la réflectivité différentielle comme variable supplémentaire (Sachidananda et Zrnić, 1987; Scarchilli *et al.*, 1993). Ryzhkov *et al.* (2005) ont montré qu'une telle approche amenait de fortes améliorations. Dans leur étude portant sur la comparaison entre les estimations des précipitations par radar et les mesures effectuées avec un réseau de pluviomètres, ils ont en effet pu constater de fortes réductions des biais. À Météo-France, une loi de type "KDP/R" est utilisée pour les fortes pluies uniquement, là où l'atténuation peut être marquée (Figueras i Ventura et Tabary, 2013).

1.4.3 La distinction des types d'échos météorologiques

Lorsqu'une mesure radar est effectuée, plusieurs types de cibles participent en général à la rétrodiffusion du signal émis. Des algorithmes de logique floue, comme celui proposé par Al-Sakka *et al.* (2013), permettent de distinguer le type d'écho majoritaire parmi les cibles échantillonnées. Pour cela, le score suivant est calculé :

$$P_i = F_i(T)F_i(BB)[F_i(Z_{HH}, Z_{DR}) + F_i(Z_{HH}, K_{DP}) + F_i(Z_{HH}, \rho_{HV})] \quad (1.26)$$

où i représente le type d'hydrométéore, $F_i(x)$ représente la fonction d'appartenance de la variable x pour le type d'hydrométéore i , T est la température (en °C) et BB la hauteur du pixel considéré par rapport à la hauteur de la bande brillante (en mètres). Des fonctions d'appartenance bi-variées sont utilisées pour les variables polarimétriques car, lors d'une augmentation de Z_{HH} , de forts changements de Z_{DR} , de K_{DP} et ρ_{HV} peuvent être observés. Des fonctions d'appartenance uni-variées utilisant la température (issue du modèle de prévision à échelle kilométrique AROME (présenté dans la Section 3.1)) ou la hauteur de la bande-brillante (définie également à partir des températures du modèle AROME puis affinée avec les valeurs de ρ_{HV} observées par azimuth) permettent de s'assurer que le type d'hydrométéore le plus probable déterminé grâce aux fonctions d'appartenance bi-variées correspondent bien à l'état thermodynamique de l'atmosphère au point considéré. Pour chaque type d'écho considéré, un score P_i (voir équation 1.26) est calculé et le type d'écho ayant le score le plus élevé est alors considéré comme étant majoritaire parmi la diversité de cibles échantillonnées par le radar. Cet algorithme est capable de différencier les types d'hydrométéores suivants : la pluie, la neige sèche, la neige humide, la glace et la grêle. Il permet également de discriminer la présence d'échos biologiques (insectes et oiseaux) ainsi que les échos de mer.

D'autres méthodes de classification sont possibles. Grazioli *et al.* (2015) utilisent une classification non supervisée (contrairement à celle d'Al-Sakka *et al.* (2013) qui est supervisée à cause des hypothèses faites sur la microphysique lors de l'établissement des fonctions d'appartenance). Leur méthode est basée sur l'identification de sept groupes répartis dans un espace à cinq dimensions constitué par les variables suivantes : Z_{HH} , Z_{DR} , K_{DP} , ρ_{HV} et l'altitude z . A posteriori, chaque cluster est attribué à un type d'hydrométéore en fonction des valeurs prises par les différentes variables. Besic *et al.* (2016) proposent quant à eux une méthode semi-supervisée pour classifier les hydrométéores. Ils partitionnent un jeu de données indépendant selon ces 5 mêmes variables et comparent la distribution de chaque partition du jeu de données avec les fonctions d'appartenance. En utilisant deux radars en bande X échantillonnant simultanément la même cible, Besic *et al.* (2016) ont montré que leur méthode de classification identifie le même type d'écho dans 61% des cas.

1.5 Correction des erreurs de mesures

Les mesures radar peuvent malheureusement être entachées de nombreuses erreurs de mesures qui, si elles ne sont pas correctement corrigées, peuvent fortement nuire à la qualité de la production finalisée. On peut par exemple distinguer :

- les erreurs de masque et d'échos fixes
- l'atténuation par précipitations et par les gaz
- les échos non météorologiques

Là aussi, les variables polarimétriques sont d'une grande utilité pour la détection et la correction de ces artefacts.

1.5.1 Les erreurs de masques et d'échos fixes

Bien que le radar émette des signaux à des altitudes plus élevées que celle de l'antenne, il arrive que les ondes émises interagissent avec des obstacles naturels ou artificiels, comme le relief, des bâtiments ou des éoliennes. Lorsque la totalité de l'onde est bloquée par un relief, la valeur de réflectivité horizontale associée est très forte. Dans le cadre de l'estimation de la quantité de pluie par radar, utiliser cette valeur conduirait à une estimation erronée. Si moins de 70% de la puissance transmise par les radars du réseau ARAMIS est arrêtée par un écho fixe, la donnée est rejetée (Tabary, 2007). Pour se prémunir de ce type de mauvaises interprétations du signal rétrodiffusé, deux tests peuvent par exemple être effectués :

- un contrôle sur la texture de la réflectivité (Tabary, 2007)
- un contrôle sur la valeur des vents Doppler (Figueras i Ventura et Tabary, 2013)

Le premier de ces contrôles étudie la variabilité de la puissance reçue entre deux impulsions consécutives. Sugier *et al.* (2002) ont montré que, si la valeur de l'écart type de la puissance reçue est de l'ordre de 1 dB, alors l'écho enregistré correspond à un écho fixe. S'il s'agit de pluie, la valeur de la texture de Z_{HH} est d'environ 5 dB à cause de la variabilité du milieu échantillonné. Dans le cas de neige, cette valeur varie autour de 3 dB. Le deuxième contrôle, utilisant les vents Doppler, est ensuite utilisé pour être encore plus restrictif. À l'exception des systèmes se déplaçant perpendiculairement à la direction de tir, si la valeur de vent Doppler obtenue pour l'écho considéré est proche de 0 m.s^{-1} , alors celui-ci est considéré comme étant un écho fixe.

À Météo-France, une méthode supplémentaire basée sur l'algorithme de logique floue de Gourley *et al.* (2007a), est utilisée pour supprimer d'éventuels échos fixes résiduels. Cet algorithme, grâce à un calcul de score (similaire à celui présenté dans la Section 1.4.3), détermine si l'écho considéré est de type météorologique.

Dans le cas où plus de 70% de la puissance transmise par le radar atteint des cibles autres que des échos fixes, le pixel est pris en compte, après application d'un facteur correctif. Celui-ci est calculé grâce à un algorithme développé par Delrieu *et al.* (1995) qui simule, par élévation, des taux d'occultation à l'aide d'un modèle numérique de terrain et des caractéristiques du radar utilisé.

1.5.2 L'atténuation par les gaz et les précipitations

En périodes de ciel clair et lorsque l'onde émise n'interagit pas avec des échos de type non-météorologiques, une atténuation du signal peut toutefois être observée. Ce phénomène s'explique par l'interaction de l'onde incidente avec les molécules constituant l'atmosphère, notamment la vapeur d'eau et le dioxygène. Du fait de leur petite taille, ces molécules ne réfléchissent pas le rayonnement électromagnétique mais elles l'absorbent. D'après Doviak et Zrnica (2006), l'atténuation par les gaz pour un radar en bande S est de l'ordre 0.6 dB à 50 km et de 1.7 dB à 150 km, pour un angle d'élévation de 0.5°.

Lors d'évènements précipitants, l'onde incidente émise par le radar rencontre des cibles qui réfléchissent ou absorbent une partie de la puissance transmise par le radar. Ainsi, la quantité d'énergie transmise à une porte proche du radar sera supérieure à celle transmise à une porte située plus loin sur l'azimut considéré, qui sera elle plus atténuée. Bringi et Chandrasekar (2001) montrent que l'atténuation de la puissance transmise peut être estimée par :

$$A = 4,343.10^3 \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} \sigma_{\text{ext}}(D)N(D)dD \quad (1.27)$$

où A représente l'atténuation du signal (en m^{-1}) et σ_{ext} le coefficient d'extinction, ce dernier représentant la perte d'énergie du rayonnement électromagnétique traversant un milieu. Ils expliquent également qu'en utilisant l'approximation de Rayleigh dans la pluie, le coefficient d'extinction peut être approché par :

$$\sigma_{\text{ext}} = 9k_0V \frac{\epsilon_r''}{|\epsilon_r + 2|^2} \quad (1.28)$$

où k_0 représente le nombre d'onde du rayonnement dans le vide ($k_0 = \frac{2\pi}{\lambda_0}$), V le volume d'une goutte de pluie ($V = \frac{\pi}{6}D^3$), ϵ_r la constante diélectrique de l'eau liquide et ϵ_r'' sa partie imaginaire.

Ainsi, en reportant l'équation 1.28 dans l'équation 1.27, on trouve :

$$A = 4,343.10^{-6} \frac{18\pi}{\lambda} \frac{\epsilon_r''}{|\epsilon_r + 2|^2} \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} D^3N(D)dD \quad (1.29)$$

L'équation 1.29 montre que plus il y a de particules échantillonnées dans l'atmosphère, plus le phénomène d'atténuation sera important. Ce dernier sera d'ailleurs exacerbé en présence de grosses particules. Cette équation montre également la dépendance de l'atténuation à l'inverse de la longueur d'onde utilisée. De ce fait, les mesures de réflectivité effectuées avec un radar en bande S seront moins affectées que les mesures effectuées avec un bande C, elles même moins affectées que celles obtenues avec un radar en bande X (voir Section 1.2.1 pour un rappel des longueurs d'ondes associées). Dans des phénomènes météorologiques convectifs, Gourley *et al.* (2007a) ont montré que des atténuations supérieures à 5 dB étaient relativement fréquentes pour des mesures effectuées avec un radar en bande C. Ces atténuations doivent être corrigées, notamment pour éviter des sous-estimations des précipitations au sol.

Ne pas prendre en compte cette atténuation entraîne donc une sous-estimation des variables mesurées qui sont sensibles à la quantité de puissance émise. Cela est notamment le cas pour Z_{HH} et Z_{DR} . La phase différentielle ϕ_{DP} et la phase différentielle spécifique K_{DP} , étant quant à

elles uniquement dépendantes de la phase de l'onde, y sont insensibles. Elles peuvent ainsi être utilisées pour corriger les mesures de Z_{HH} et Z_{DR} .

Bringi et Chandrasekar (2001) expliquent par exemple que, pour des distributions de taille des hydrométéores de type Gamma, la valeur de l'atténuation peut être calculée grâce à une relation linéaire de type :

$$A = \alpha K_{DP} \quad (1.30)$$

où α est un paramètre dépendant de la température, de la forme des hydrométéores et des caractéristiques de la distribution de la taille des hydrométéores. Une autre méthode consiste en l'utilisation du PIA (Path-Integrated Attenuation). Cette méthode, très proche de la précédente, utilise cette fois-ci la valeur de ϕ_{DP} . Gourley *et al.* (2007a) expliquent que la détermination du coefficient multiplicatif α peut se faire à l'aide de la minimisation d'une fonction coût, et ce pour chaque porte radar le long d'un azimut. Une fois la valeur du PIA calculée, celle-ci est ensuite ajoutée aux valeurs de réflectivité mesurée le long de chaque radiale.

Dans le cas de Z_{DR} , l'atténuation peut être corrigée non pas à l'aide du PIA, mais avec le PIDA (Path-Integrated Differential Attenuation). L'atténuation est toujours calculée à partir d'une relation linéaire mais le coefficient multiplicatif est cette fois-ci calculé différemment. Tabary *et al.* (2009) ont par exemple utilisé un jeu de données de plusieurs années pour tout d'abord déterminer des valeurs de Z_{DR} non atténuées à partir de valeurs de Z_{HH} corrigées de l'atténuation. Cela peut être effectué grâce à des relations d'auto-consistance proposées par Bringi et Chandrasekar (2001), les observables polarimétriques étant interdépendantes. Une fois les valeurs de réflectivité différentielle déterminées, la valeur du coefficient multiplicatif α peut être obtenue en faisant le rapport entre la différence de Z_{DR} non atténué et de Z_{DR} atténué et la valeur de ϕ_{DP} . À Météo-France, cette méthode est utilisée pour corriger l'atténuation de Z_{DR} par les précipitations liquides seulement (Nan Yu, communication personnelle).

Conclusion

Le radar météorologique est un instrument de mesure devenu essentiel dans le domaine de l'hydro-météorologie. La mesure de la réflectivité horizontale Z_{HH} est particulièrement utile pour la détection des systèmes précipitants et de l'intensité des précipitations. Par ailleurs, cette variable est très fréquemment utilisée au travers de lois "Z/R" pour estimer les précipitations au sol.

Les radars polarimétriques, émettant des ondes électromagnétiques polarisées horizontalement et verticalement, sont aujourd'hui de plus en plus utilisés. Les variables mesurées avec ce type de radar apportent de nouvelles informations en lien avec les caractéristiques microphysiques. Par exemple, la réflectivité différentielle Z_{DR} , qui dépend fortement du rapport d'aspect moyen des hydrométéores, a un lien avec le diamètre moyen des particules. Les variables polarimétriques sont également utiles pour la détermination du type d'hydrométéore majoritaire, en utilisant des algorithmes de typage d'écho. L'utilisation de ces variables entraîne également une réduction des erreurs commises sur la restitution des taux de pluie au sol.

Néanmoins, de multiples sources d'erreurs affectent les mesures radar brutes (atténuations, blocage ou remplissage non-uniforme du faisceau radar, ...) qu'il est important de corriger, notamment pour la restitution des taux de pluie au sol. Les variables polarimétriques sont d'ailleurs fréquemment utilisées dans ce but, notamment la variable K_{DP} qui est insensible aux

phénomènes d'atténuation du signal.

Les nouvelles informations apportées par les variables polarimétriques sont donc très utiles pour valoriser et améliorer les observations issues des radars météorologiques. Cependant, elles pourraient également se révéler utiles dans d'autres domaines comme la prévision numérique du temps (PNT). Elles pourraient par exemple contribuer à mieux contrôler le nombre de degrés de libertés des états initiaux des modèles météorologiques par le processus d'assimilation de données.

Chapitre 2

L'assimilation de données appliquée aux radars météorologiques

Sommaire

2.1	Concept et notations	29
2.1.1	Principes de l'assimilation de données	29
2.1.2	Recherche de l'état analysé	32
2.2	L'assimilation de données radar en prévision numérique du temps	36
2.2.1	Les vents Doppler	40
2.2.2	La réflectivité horizontale	42
2.2.3	Les variables polarimétriques	48
2.2.4	Problématiques liées à l'assimilation de données radar à échelle convective	51

Dans ce chapitre, les principes généraux de l'assimilation de données sont présentés dans un premier temps. Les différentes approches permettant de résoudre l'équation du meilleur estimateur linéaire non-biaisé ou BLUE en anglais (*Best Linear Unbiased Estimator*), qui permet une restitution optimale de l'état analysé, seront présentées dans le cadre de la PNT. Enfin, différentes applications de ces méthodes seront exposées plus spécifiquement pour des observations issues de radars météorologiques (réflectivité horizontale, vents Doppler et variables polarimétriques).

2.1 Concept et notations

2.1.1 Principes de l'assimilation de données

Les modèles de PNT requièrent la connaissance de conditions initiales décrivant l'état de l'atmosphère à chaque point de la grille, sur laquelle sont discrétisées les variables simulées. Malgré un système d'observations de plus en plus riche (Figure 2.1), ce problème demeure toutefois largement sous déterminé, nécessitant ainsi d'autres informations *a priori*. Dans ce cadre, l'assimilation de données permet de trouver l'état initial le plus probable de l'atmosphère (appelé "analyse") qui est recherché. Cet état est déterminé d'une part à partir des observations et d'autre part à partir d'une ébauche, classiquement fournie par une prévision à courte échéance. Chaque variable initialisée grâce à l'assimilation de données est appelée "variable de contrôle", l'ensemble de ces variables étant regroupé dans le "vecteur de contrôle".

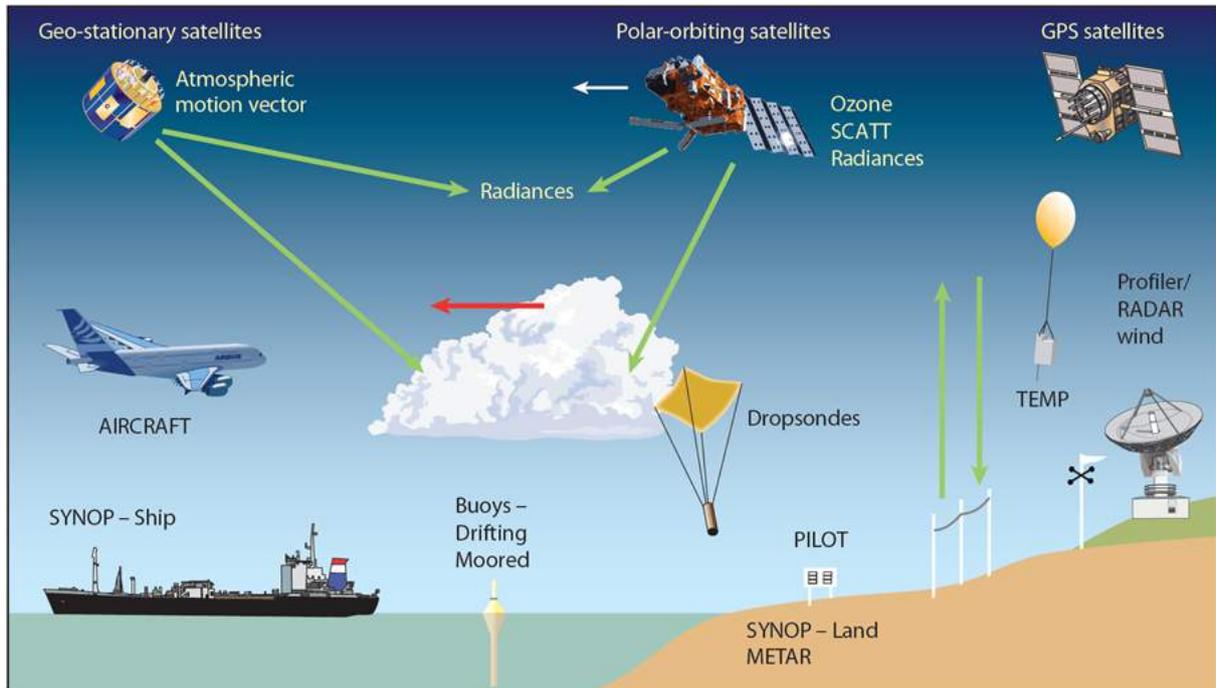


FIGURE 2.1 – Observations fréquemment utilisées en assimilation de données par les modèles de prévision numérique du temps.

Source : <https://www.ecmwf.int/en/research/data-assimilation/observations>

Cette étape pouvant être très coûteuse numériquement, différentes méthodes de complexité variées sont employées en fonction de la capacité de calcul disponible. Des notations communes proposées par Ide *et al.* (1997) permettent de décrire avec un même formalisme les différentes méthodes existantes. Les termes utilisés peuvent être regroupés en trois catégories : les matrices (représentées par des majuscules en gras), les vecteurs (représentés par des minuscules) et les opérateurs mathématiques (représentés en italique). Ainsi, les notations utilisées par la suite sont :

— **Pour les termes vectoriels :**

- x : le vecteur d'état de l'atmosphère (de dimension n)
- x_t : le vecteur représentant l'état vrai de l'atmosphère (de dimension n)
- x_b : le vecteur représentant l'ébauche du modèle (de dimension n)
- x_a : le vecteur représentant l'analyse du modèle (de dimension n)
- y^o : le vecteur des observations (de dimension p)
- ϵ^b : le vecteur des erreurs d'ébauche (de dimension n)
- ϵ^o : le vecteur des erreurs d'observation (de dimension p)

— **Pour les opérateurs mathématiques :**

- \mathcal{M} : le modèle non linéaire
- \mathcal{H} : l'opérateur d'observation non linéaire
- \mathbb{E} : l'espérance mathématique

— **Pour les termes matriciels :**

- \mathbf{B} : la matrice de covariances d'erreurs de l'ébauche (de dimension $n \times n$)
- \mathbf{A} : la matrice de covariances d'erreurs de l'analyse (de dimension $n \times n$)
- \mathbf{R} : la matrice de covariances d'erreurs d'observation (de dimension $p \times p$)
- \mathbf{K} : la matrice de gain (de dimension $n \times p$)
- \mathbf{H} : la version tangente linéaire de l'opérateur d'observation (de dimension $p \times n$)
- \mathbf{H}^T : la version adjointe de l'opérateur d'observation (de dimension $n \times p$)
- \mathbf{I} : la matrice identité

Variables définies dans l'espace du modèle

Comme indiqué précédemment, l'ébauche \mathbf{x}_b constitue une estimation *a priori* des conditions initiales du modèle, c'est à dire une première approximation de l'état vrai de l'atmosphère \mathbf{x}_t . Les différences entre les vecteurs d'ébauche et de l'état vrai de l'atmosphère définissent le vecteur d'erreurs de l'ébauche ϵ^b :

$$\epsilon^b = \mathbf{x}_b - \mathbf{x}_t \quad (2.1)$$

Considérées comme des variables aléatoires, les erreurs d'ébauche ϵ^b sont généralement supposées non biaisées et leur densité de probabilité (PDF pour *Probability Density Function*) suivant une loi Gaussienne. Ces erreurs peuvent alors être représentées par une matrice de covariances d'erreurs de l'ébauche \mathbf{B} . Par construction, elle est symétrique, définie positive et s'écrit comme :

$$\mathbf{B} = \mathbb{E} \left(\epsilon^b (\epsilon^b)^T \right) \quad (2.2)$$

Comme nous le verrons dans la Section 2.1.2, les éléments diagonaux de la matrice \mathbf{B} (variances) caractérisent, en chaque point de la grille du modèle, le poids de l'ébauche dans l'analyse. Les éléments non diagonaux de cette matrice (covariances) propagent l'information aux points de grille voisins et aux différentes variables du vecteur de contrôle. La détermination de la matrice \mathbf{B} demeure très complexe de part la taille de la dimension n de l'espace du modèle (de l'ordre de 10^8 pour AROME), mais aussi parce que l'état vrai \mathbf{x}_t de l'atmosphère n'est pas connu. Pour des applications à la PNT, le lecteur pourra se référer aux revues de Bannister (2008a) et Bannister (2008b) quant aux méthodes utilisées pour la représenter et pour la calibrer dans un cadre d'assimilation variationnelle.

Variables définies dans l'espace des observations

Le vecteur d'observation \mathbf{y}^o peut être écrit comme :

$$\mathbf{y}^o = \mathcal{H}(\mathbf{x}_t) + \epsilon^o \quad (2.3)$$

ϵ^o représente les erreurs d'observations et \mathcal{H} l'opérateur d'observation non linéaire permettant de passer de l'espace du modèle à l'espace des observations. Les variables simulées par l'opérateur

d'observation sont appelées les "équivalents modèle". Dans le cas de la température par exemple, un opérateur d'observation très simple peut être utilisé. Cette dernière pouvant être mesurée directement, l'opérateur d'observation consistera en une interpolation spatiale des valeurs simulées par le modèle aux points d'observations. Pour d'autres types d'observations, des opérateurs plus complexes sont nécessaires. C'est le cas par exemple des luminances spectrales issues de la télédétection spatiale qui requièrent l'utilisation d'un code de transfert radiatif. Les erreurs d'observation ϵ^o sont considérées non biaisées et sont généralement supposées non corrélées avec les erreurs de l'ébauche. Théoriquement, ϵ^o doit décrire trois sources d'erreurs :

- les erreurs de mesure, inhérentes à l'instrumentation.
- les erreurs de représentativité, provenant des différences d'échelles décrites par l'instrument de mesure et par le modèle numérique.
- les erreurs de simulations liées à l'opérateur d'observation \mathcal{H} .

La matrice de covariances d'erreurs d'observation \mathbf{R} décrit la densité de probabilité des erreurs d'observation, supposée Gaussienne :

$$\mathbf{R} = \mathbb{E} \left(\epsilon^o (\epsilon^o)^T \right) \quad (2.4)$$

La matrice \mathbf{R} est généralement supposée diagonale (pas de corrélations entre les observations). Cette hypothèse, principalement due à la méconnaissance et aux difficultés dans la représentation de ces corrélations, simplifie la formulation mathématique des algorithmes d'assimilation mais entraîne une sous utilisation des observations disponibles (Liu et Rabier, 2003). En pratique, un échantillonnage spatial est en effet appliqué à toutes les observations de télédétection (dont celles issues de radar) pour pallier cette non-représentation. Comme nous le verrons dans le dernier chapitre de cette thèse, des méthodes telles que celles de Hollingsworth et Lönnberg (1986) ou Desroziers *et al.* (2005) peuvent permettre de diagnostiquer des éléments non-diagonaux de \mathbf{R} sous certaines conditions. Cette dernière méthode a depuis été largement utilisée, notamment en ce qui concerne les corrélations inter-canaux des sondeurs infra-rouges (Stewart *et al.*, 2014).

2.1.2 Recherche de l'état analysé

2.1.2.1 Description du BLUE

Un état de l'atmosphère optimal (analyse) peut être obtenu en combinant de manière linéaire les observations avec l'information *a priori* (ébauche). Un critère d'optimalité généralement adopté est celui du minimum de variance, conduisant à l'équation du BLUE (*Best Linear Unbiased Estimator*). Cette dernière est définie par :

$$\mathbf{x}_a = \mathbf{x}_b + \mathbf{K}(\mathbf{y}^o - \mathcal{H}(\mathbf{x}_b)) = \mathbf{x}_b + \mathbf{Kd} \quad (2.5)$$

où \mathbf{d} représente le vecteur des innovations (différence entre les observations et les équivalents modèle) et \mathbf{K} , la matrice de gain qui se définit comme :

$$\mathbf{K} = \mathbf{B}\mathbf{H}^T(\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (2.6)$$

Dans cette équation, \mathbf{H} représente la version linéarisée de l'opérateur d'observation (ou tangent linéaire) et \mathbf{H}^T son adjoint. Si l'on applique l'équation 2.5 à une seule observation par exemple, l'innovation correspondante est donc tout d'abord normalisée par la somme de la variance des erreurs d'observation (seul terme sur la diagonale de \mathbf{R}) et de la variance des erreurs de l'ébauche projetées dans l'espace des observations (terme $\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T$), projetée ensuite dans l'espace du modèle par \mathbf{H}^T , avant d'être finalement propagée spatialement (et éventuellement vers les autres variables du modèle) via la matrice \mathbf{B} .

Le BLUE peut être résolu explicitement par les méthodes d'assimilation de données séquentielles. Les approches variationnelles en sont une extension et résolvent ce problème de manière itérative.

2.1.2.2 Les méthodes séquentielles

Kalman (1960) propose une méthode basée sur l'équation BLUE pour déterminer l'analyse. Cette méthode, qui possède de nombreuses extensions (voir article de revue de Houtekamer et Zhang (2016)), se base sur une assimilation séquentielle des observations et sur une propagation par le modèle linéaire et son adjoint de la matrice de covariances d'erreurs de l'analyse pour déduire la matrice de covariances d'erreurs de l'ébauche. Ainsi, les observations et des équivalents modèle sont valides au même instant. Dans sa formulation initiale, on suppose que le modèle et l'opérateur d'observation sont linéaires. Dans l'extension appelée "filtre de Kalman étendu" (EKF en anglais pour *Extended Kalman Filter*), des modèles et des opérateurs d'observation non-linéaires ainsi que leurs versions linéarisées sont utilisés. Cependant, l'optimalité de l'état analysé dépend de la validité de l'approximation linéaire tangente.

En météorologie, la taille du vecteur d'état ne permet pas de résoudre explicitement les équations de tels filtres, qui nécessitent de stocker et d'inverser des matrices de covariances de très grande dimension lors du calcul de la matrice de gain \mathbf{K} (équation 2.6). D'autres approches de type stochastiques, permettant d'approximer la matrice \mathbf{B} à partir de la propagation non-linéaire d'un ensemble réduit d'états, ont ainsi été développées pour contourner ces limitations. Evensen (1994) propose par exemple d'utiliser une méthode de Monte-Carlo pour estimer les statistiques d'erreurs d'ébauche, nommée "filtre de Kalman d'ensemble" (EnKF en anglais pour *Ensemble Kalman Filter*). La taille de cet ensemble étant beaucoup plus petite que celle du vecteur de contrôle, des méthodes de filtrages doivent être appliquées pour réduire le bruit d'échantillonnage présent dans l'estimation de la matrice \mathbf{B} . Houtekamer et Mitchell (2001) proposent par exemple une méthode de localisation pour laquelle un produit de Schur (multiplication terme à terme de deux matrices) est effectué entre la matrice \mathbf{B} (estimée à partir d'un ensemble) et une matrice de localisation (réduisant les valeurs de corrélations horizontales et verticales à grande distance).

2.1.2.3 Les méthodes variationnelles

Les méthodes variationnelles ont été initiées il y a plusieurs décennies, notamment à partir des travaux initiés par Sasaki (1958). C'est à partir des années 1990 que ces méthodes ont été utilisées opérationnellement dans les centres de prévisions météorologiques, notamment au CEPMMT (Centre Européen pour les Prévisions Météorologiques à Moyen Terme) en 1996 (Courtier *et al.*, 1998) puis à Météo-France en 1997.

Approche Bayésienne

Lorenç (1986) explique que l'analyse déterminée par ces méthodes peut être exprimée grâce au théorème de Bayes. Ainsi, il est possible d'écrire :

$$p(\mathbf{x}|y^o) = \frac{p(y^o|\mathbf{x})p(\mathbf{x})}{p(y^o)} \propto p(y^o|\mathbf{x})p(\mathbf{x}) \quad (2.7)$$

où $p(\mathbf{x}|y^o)$ représente la PDF de l'état de l'atmosphère *a posteriori*, c'est à dire après l'assimilation des observations. Le terme $p(\mathbf{x})$ représente quant à lui la PDF de l'état de l'atmosphère *a priori* alors que $p(y^o|\mathbf{x})$ représente la PDF des observations, connaissant l'état de l'atmosphère grâce aux équivalents modèle. En supposant que ces PDF sont Gaussiennes, il est possible d'écrire :

$$p(\mathbf{x}) = p_b \propto e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{x}_b)^T \mathbf{B}^{-1}(\mathbf{x}-\mathbf{x}_b)} \quad (2.8)$$

$$p(y^o|\mathbf{x}) = p_o \propto e^{-\frac{1}{2}(y^o-\mathcal{H}(\mathbf{x}))^T \mathbf{R}^{-1}(y^o-\mathcal{H}(\mathbf{x}))} \quad (2.9)$$

Comme explicité précédemment, le but de l'assimilation de données est de déterminer l'analyse, c'est à dire l'état le plus probable de l'atmosphère. Dans le cadre du théorème de Bayes, cela revient à rechercher le maximum de la densité de probabilité $p(\mathbf{x}|y^o)$. On peut montrer que cette recherche revient à trouver le minimum d'une fonction coût J avec des méthodes variationnelles. Ces dernières recherchent la distance minimale entre l'état de l'atmosphère et l'ébauche (la partie de l'exponentielle de l'équation 2.8) ainsi que la distance minimale entre les observations et les équivalents modèle (la partie de l'exponentielle de l'équation 2.9) :

$$\min J = \min [-\ln(p_b) - \ln(p_o)] \quad (2.10)$$

Schémas d'assimilation 3D et 4D-Var

Ainsi, dans un problème variationnel, la fonction coût J se définit par :

$$\begin{aligned} J(\mathbf{x}) &= J_b + J_o \\ J(\mathbf{x}) &= \frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_b)^T \mathbf{B}^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_b) + \frac{1}{2}(y^o - \mathcal{H}(\mathbf{x}))^T \mathbf{R}^{-1}(y^o - \mathcal{H}(\mathbf{x})) \end{aligned} \quad (2.11)$$

où J_b représente le terme d'écart à l'ébauche et J_o le terme d'écart aux observations. Dans le cas où la dimension temporelle est prise en compte et que le modèle est considéré comme parfait (schéma d'assimilation 4D-Var à contrainte forte), on l'utilise comme contrainte forte pour estimer un état 3D de l'atmosphère \mathbf{x}_0 au début de la fenêtre d'assimilation au lieu d'un état 4D. En effet, chaque état i à un instant t peut sous cette hypothèse s'écrire en fonction de l'état initial \mathbf{x}_0 comme $\mathbf{x}_i = \mathcal{M}_i(\mathbf{x}_0)$:

$$J(x_0) = \frac{1}{2}(x_0 - x_{b,0})^T \mathbf{B}^{-1}(x_0 - x_{b,0}) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^K \left((y_i^o - \mathcal{H}_i(x_i))^T \mathbf{R}^{-1}(y_i^o - \mathcal{H}_i(x_i)) \right) \quad (2.12)$$

où K représente le nombre d'observations disponibles sur la fenêtre temporelle d'intérêt. Dans le cas où le modèle n'est pas considéré comme parfait, on parle d'un schéma d'assimilation 4D-Var à contrainte faible dans lequel les erreurs du modèle doivent être prises en compte au travers d'une matrice de covariances d'erreurs du modèle \mathbf{Q} .

Schémas d'assimilation ensemblistes EnVar

Les méthodes variationnelles ont initialement considéré une modélisation de la matrice \mathbf{B} utilisant des statistiques sur de longues périodes de temps de plusieurs mois (elles sont dites matrices \mathbf{B} climatologiques (Bannister, 2008a)). Elles représentent des covariances d'erreurs d'ébauches moyennes ne dépendant donc pas des conditions météorologiques "du jour". Lorenc (2003) propose de combiner les méthodes variationnelles avec le caractère ensembliste des méthodes séquentielles de type EnKF afin de tirer avantage de chacune d'elle (capacité à gérer les non-linéarités avec les méthodes variationnelles et la possibilité de définir des covariances d'erreurs d'ébauches dépendantes du flux avec les méthodes séquentielles ensemblistes). Ce type de schéma d'assimilation, appelé "variationnel ensembliste" (EnVar), nécessite tout comme les méthodes de type EnKF, une localisation des covariances échantillonnées. Buehner *et al.* (2005) montrent, dans le cadre du modèle GEM (*Global Environmental Multiscale*), que l'utilisation d'un schéma de type 3D-EnVar améliore les prévisions jusqu'à cinq jours d'échéance.

Approches hybrides

Hamill et Snyder (2000) proposent d'utiliser des méthodes dites "hybrides" où la matrice \mathbf{B} est construite à partir d'une matrice climatologique \mathbf{B}_{clim} et d'une matrice \mathbf{B}_{ech} échantillonnée à partir d'un ensemble d'assimilation :

$$\mathbf{B} = (1 - \alpha)\mathbf{B}_{\text{ech}} + \alpha\mathbf{B}_{\text{clim}} \quad (2.13)$$

le paramètre α déterminant le poids attribué à chaque matrice. Ils expliquent que cette méthode peut aider à réduire l'impact du bruit d'échantillonnage de la matrice \mathbf{B}_{ech} grâce à la matrice \mathbf{B}_{clim} . Un schéma d'assimilation de type "Hybrid-4D-Var" est par exemple opérationnel au UKMO depuis 2011, Clayton *et al.* (2012) ayant montré un impact neutre à légèrement positif de la qualité des prévisions en terme d'erreur quadratique moyenne (RMSE en anglais pour *Root Mean Square Error*) par rapport aux observations en considérant comme référence un système 4D-Var.

L'assimilation dans AROME-France

Dans le cadre du modèle AROME-France, un schéma d'assimilation de type 3D-Var est utilisé. Ainsi, si l'hypothèse de linéarité de l'opérateur d'observation est respectée, la fonction coût (équation 2.11) se réécrit comme étant :

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

Il est important de noter que cette expression fait toujours intervenir l'opérateur d'observation non-linéaire \mathcal{H} via le vecteur d'innovation \mathbf{d} . La fonction coût est alors quadratique et le problème de minimisation est résolu pour l'incrément $\delta\mathbf{x} = \mathbf{x} - \mathbf{x}_b$. La fonction coût admet alors un seul minimum, obtenu lorsque son gradient s'annule. Celui-ci est décrit comme :

$$\nabla J(\mathbf{x} - \mathbf{x}_b) = \mathbf{B}^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_b) - \mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1}(\mathbf{d} - \mathbf{H}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_b))$$

Pour déterminer le minimum de la fonction coût, l'algorithme de descente type Quasi Newton "M1QN3" (Gilbert et Lemaréchal, 2006) est utilisé opérationnellement.

Dans les services nationaux de prévisions météorologiques et dans les centres de recherche (comme le CNRM, le JCSDA ou le CIMMS par exemple (voir la liste des acronymes présentée en page 187)), différentes méthodes d'assimilation de données sont utilisées pour initialiser les modèles de PNT à échelle convective (voir article de revue proposée par Gustafsson *et al.* (2018)). Par exemple, le DWD (*Deutscher WetterDienst*) utilise une méthode basée sur le filtre de Kalman d'ensemble pour le modèle COSMO (*COnsortium for Small-scale MOdelling*). Ils ont en effet développé un schéma d'assimilation de type LETKF (Local Ensemble Transform Kalman Filter) qui permet de réduire le coût numérique, en ne considérant que les observations proches de chaque point de la grille (Schraff *et al.*, 2016). Dans le cas du UK MetOffice, c'est une méthode variationnelle de type 4D-Var qui est utilisée opérationnellement. Des travaux ont par ailleurs été menés ces dernières années à Météo-France pour remplacer le 3D-Var AROME par un EnVar (Montmerle *et al.*, 2018). Les résultats très encourageants obtenus jusqu'ici, ainsi que la disponibilité en temps réel d'ensembles de prévisions fournis par l'ensemble d'assimilation opérationnel basé sur AROME, font qu'un tel système, sous une forme purement ensembliste ou hybride, pourrait remplacer prochainement le 3D-Var historique.

2.2 L'assimilation de données radar en prévision numérique du temps

Du fait de leur résolution spatio-temporelle élevée et qu'elles soient les seules observations capables de décrire en trois dimensions les systèmes précipitants, les mesures radar sont des observations essentielles pour l'assimilation de données à échelle convective. La majorité des études citées ci-dessous ont été effectuées dans un cadre de recherche inapplicable en opérationnel, le plus souvent pour des raisons de temps de calcul (notamment pour celles utilisant des méthodes d'assimilation séquentielles). Actuellement, la réflectivité horizontale et les vents Doppler demeurent les deux seules observables radar utilisées opérationnellement. Elles sont assimilées de manière directe ou indirecte suivant différentes approches, allant de méthodes simples de type relaxation Newtonienne ou "nudging" à l'utilisation d'algorithmes plus complexes d'assimilations variationnelle ou séquentielle. Pour faciliter la lecture de l'étude bibliographique non exhaustive proposée ci-dessous, les principales caractéristiques des systèmes d'assimilation cités sont regroupées dans le Tableau 2.1.

TABLEAU 2.1 – Caractéristiques principales des études citées ci-dessous
(MR : Modèle de Recherche (les modèles avec un astérisque sont des modèles utilisés opérationnellement), VA : Variable, v_r : vents Doppler, θ : température potentielle, ζ : vortacité, η : divergence, η : contenu spécifique en grêle, ψ : fonction de courant, χ : potentiel de vitesse, q_{vs} : contenu spécifique de vapeur d'eau à saturation, R_{surf} : cumul de précipitation, O_3 : ozone, H_u : humidité relative, N_t : concentration totale en hydrométéores, $N_{0,*}$: ordonnée à l'origine de la distribution en hydrométéores, $\pi - \pi_B$: pression non-hydrostatique, l'indice $*_u$ indique la partie non-équilibrée des variables de contrôle).

Étude	Modèle	Résolution (HxV)	Assimilation	Variables de contrôle	Obs. assimilées
Sun et Crook (1994)	MR (NCAR)	400 m x 200 m	4D-Var	u, v, w, θ	v_r, Z_{HH}
Snyder et Zhang (2003)	MR (NCAR)	2 km x 500 m	EnKF (50 membres)	$u, v, w, \theta, q_v, q_r$	v_r simulés
Tong et Xue (2005)	ARPS (CAPS)	2 km x 500 m	EnKF (100 membres)	$u, v, w, q_v, q_c, q_i, q_r, q_s, q_h$	v_r et Z_{HH} simulés
Montmerle et Faccani (2009)	AROME* (Météo France)	2,3 km x VA	3D-Var	ζ, η, T, P_s, q_v	v_r
Jones et Macpherson (1997)	UKMO* (MetOffice)	17 km x VA	LHN	θ	R_{surf}
Leuenberger et Rossa (2007)	LM (DWD)	1 km x VA	LHN	T	R_{surf}
Sun et Crook (1997)	MR (NCAR)	400 m x 500 m	4D-Var	$u, v, w, T, q_v, q_c, q_r$	Z_{HH}, v_r
Hu <i>et al.</i> (2006)	ARPS (CAPS)	9 km x 3 km	3D-Var	$u, v, w, T, q_v, q_c, q_i, q_r, q_s, q_h$	Z_{HH}, v_r
Suite à la page suivante					

TABIEAU 2.1 (suite)

Étude	Modèle	Résolution (HxV)	Assimilation	Variabiles de contrôle	Obs. assimilées
Wang <i>et al.</i> (2013)	WRF (NCAR/NOAA)	3 km x VA	3D-Var	$\psi, \chi_u, T_u, P_{s,u}, \theta, q_r, q_c, w$	v_r, Z_{HH}
Sun et Wang (2013)	WRF (NCAR/NOAA)	3 km x VA	3D-Var & 4D-Var (<i>B_ech</i> (80 membres))	$\psi, \chi_u, T_u, P_{s,u}, \theta, q_r, q_c, w$	v_r, Z_{HH}
Kawabata <i>et al.</i> (2011)	NHM* (JMA)	2 km x VA	4D-Var	$u, v, w, P_s, q_v + q_c, q_r/q_{vs}$	Z_{HH}
Lopez et Bauer (2007)	IFS* (CEPMMT)	40 km x VA	1D+4D-Var	$\zeta, \eta, T, \ln(P), q, O_3$	$R_{surf} \rightarrow TCWV$
Lopez (2011)	IFS* (CEPMMT)	15 km x VA	4D-Var	$\zeta, \eta, T, \ln(P), q, O_3$	R_{surf}
Caumont <i>et al.</i> (2010) Wattrelot <i>et al.</i> (2014)	AROME* (Météo-France)	2,3 km x VA	1D+3D-Var	ζ, η, T, P_s, q_v	$Z_{HH} \rightarrow H_u$
Bick <i>et al.</i> (2016)	COSMO* (DWD)	2,8 km x VA	LETKF/LHN (40 membres)	$u, w, v, T, P',$ $q_v, q_c, q_i, q_r, q_s, q_g$	Z_{HH}
Aksoy <i>et al.</i> (2009) Aksoy <i>et al.</i> (2010)	WRF (NCAR/NOAA)	2 km x 500 m	EnKF (50 membres)	$u, v, w,$ $q_v, q_c, q_i, q_r, q_s, q_g, q_h$	v_r, Z_{HH}
Dowell <i>et al.</i> (2011)	NCOMMAS (NSSL)	1 km x 500 m	EnKF (50 membres)	$u, v, \theta,$ $q_v, q_c, q_i, q_r, q_s, q_h$	v_r, Z_{HH}

Suite à la page suivante

TABLEAU 2.1 (suite)

Étude	Modèle	Résolution (HxV)	Assimilation	Variables de contrôle	Obs. assimilées
Tong et Xue (2008)	ARPS (CAPS)	2 km x 500 m	EnSRF (40 ou 100 membres)	$u, v, w, \theta', N_{0,r}, N_{0,r}, N_{0,r}, N_{0,r}, \rho_s, \rho_h$	Z_{HH}, v_r
Jung <i>et al.</i> (2008a)	ARPS (CAPS)	2 km x 500 m	EnSRF (40 membres)	$u, v, w, \theta', p', q_v, q_c, q_i, q_r, q_s, q_h$	$Z_{HH}, v_r, Z_{DR}, K_{DP}$ et ZDP simulés
Putnam <i>et al.</i> (2019)	ARPS (CAPS)	500 m x VA	EnKF (40 membres)	$u, v, w, \theta', p', q_c, q_i, q_r, q_s, q_g, q_h, N_{t,c}, N_{t,i}, N_{t,r}, N_{t,s}, N_{t,g}, N_{t,h}$	Z_{HH}, v_r, Z_{DR}
Li et Mecikalski (2010)	ARW-WRF (NCAR)	VA x VA	3D-Var	$\psi, \chi_u, T_u, q_t, P_{s,u}$	Z_{HH}, v_r, Z_{DR}
Li et Mecikalski (2012) Li <i>et al.</i> (2017)	ARW-WRF (NCAR)	VA x VA	3D-Var	$\psi, \chi_u, T_u, q_t, P_{s,u}$	$Z_{HH}, v_r, Z_{DR}, Z_{DR}$
Augros <i>et al.</i> (2018)	AROME* (Météo-France)	2,5 km x VA	1D+3D-Var	ζ, η, T, P_s, q_v	$(Z_{HH}, Z_{DR}, K_{DP}) \rightarrow H_u$
Kawabata <i>et al.</i> (2018)	WRF(NCAR/NOAA)	VA x VA	3D-Var	$\psi, \chi_u, T_u, q_t, P_{s,u}$	Z_{HH}, Z_{DR}, K_{DP}
	JMANHM* (JMA)	2 km x VA	4D-Var	$u, v, w, \theta, P_s, q_v + q_c, q_r / q_{vs}, \pi - \pi_B$	Z_{HH}, Z_{DR}, K_{DP}

2.2.1 Les vents Doppler

Comme explicité dans la Section 1.2.3, les vents Doppler fournissent des informations importantes sur la dynamique au sein des systèmes précipitants.

Sun et Crook (1994) décrivent une des premières études portant sur l'utilisation des vents Doppler pour l'analyse d'un modèle de nuages de recherche. En considérant un schéma d'assimilation de type 4D-Var et des observations radar échantillonnées lors d'un front de rafale, ils montrent qu'une telle assimilation permet d'obtenir une modélisation réaliste des champs thermodynamiques ainsi que des champs de vents. Cependant, pour l'obtention d'une analyse de qualité, un filtrage des observations doit être tout d'abord effectué afin de supprimer les structures non-météorologiques. Un autre point important est la nécessité d'utiliser des fenêtres d'assimilation de l'ordre de quelques minutes pour que certaines variables, comme la flottabilité, puissent s'équilibrer avec les champs de vent.

En reprenant ce même modèle, Snyder et Zhang (2003) étudient l'assimilation de vitesses radiales simulées par une méthode de type EnKF. En assimilant des observations pendant une heure et quarante minutes avec des fenêtres d'assimilation de cinq minutes, les erreurs quadratiques moyennes calculées entre les observations et les équivalents modèle de vent radial sont divisées par cinq à la fin de leur expérience. Les analyses de température et de vent vertical sont également de meilleure qualité. De plus, ils soulignent l'importance de la matrice \mathbf{B} pour l'obtention d'analyses réalistes. Par exemple, la non prise en compte des covariances croisées entre les vitesses radiales simulées et les variables de contrôle dégrade fortement leurs scores de vérification.

En se basant également sur l'assimilation de vitesses radiales simulées, Tong et Xue (2005) obtiennent des analyses réalistes dans les cas orageux simulés avec le modèle ARPS (*Advanced Regional Prediction System*). Pour ces expériences, ils utilisent une méthode séquentielle de type EnKF. Leur étude a montré une grande sensibilité des résultats à la taille de l'ensemble, qui influe directement sur la spécification de la matrice \mathbf{B} . Une taille optimale a été obtenue avec un ensemble de quarante membres. Une valeur optimale de 6 km entre observations a également pu être déterminée, permettant d'avoir une forte densité d'observations tout en limitant les corrélations spatiales de leurs erreurs.

À Météo-France, les vents Doppler sont assimilés de façon opérationnelle depuis fin 2008 dans le modèle AROME grâce au schéma d'assimilation 3D-Var. Montmerle et Faccani (2009) ont confirmé que le pré-traitement de ce type d'observations était essentiel. Des erreurs résiduelles de dépliement et la présence d'échos non-météorologiques peuvent en effet fortement dégrader les résultats. Des filtrages spatiaux, comme des filtres médians, sont donc indispensables. Dans cette étude, l'assimilation de ces données entraîne des structures de convergence du vent en basses couches réalistes dans l'analyse, améliorant ainsi la prévision des structures précipitantes (Figure 2.2).

Différentes études, comme celle de Tong et Xue (2005), ont de plus montré qu'une assimilation simultanée des vents Doppler avec la réflectivité horizontale pouvait encore améliorer les prévisions des systèmes précipitants.

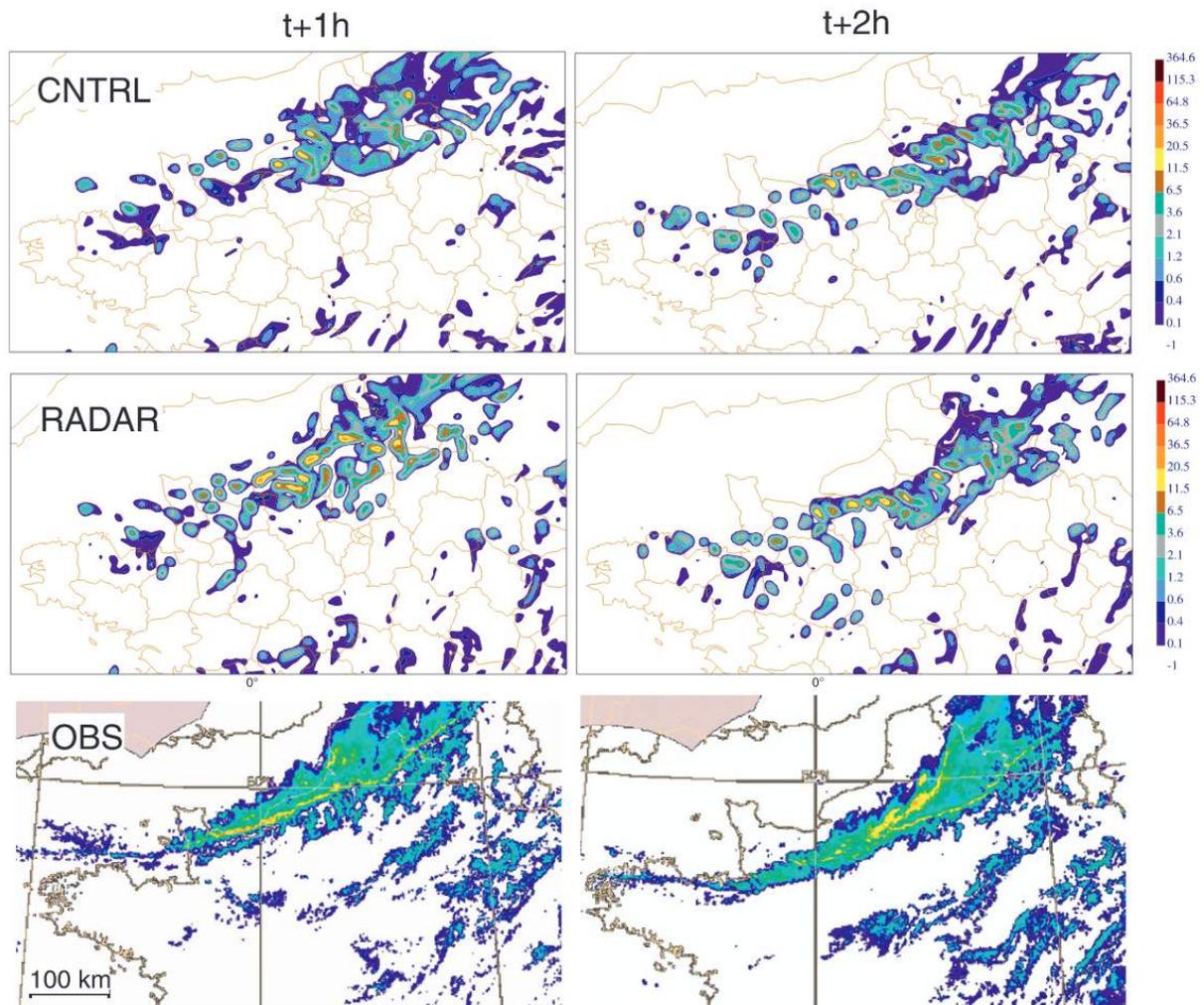


FIGURE 2.2 – Taux de pluie (en $mm \cdot h^{-1}$) pour des prévisions 1h (colonne de gauche) et 2h (colonne de droite) sans l'assimilation des vents Doppler (CNTRL, haut) ou avec (RADAR, milieu) et les observations radar correspondantes (OBS, bas) (figure issue de Montmerle et Faccani (2009)).

2.2.2 La réflectivité horizontale

Comme détaillé dans la Section 1.2.1, la réflectivité horizontale est une variable fortement liée à la microphysique. De ce fait, l'information pouvant être contenue par cette variable est intéressante pour l'initialisation des variables modélisées en lien avec l'humidité ou les contenus en hydrométéores. Lorsque la matrice \mathbf{B} utilisée par l'algorithme d'assimilation considère des covariances croisées entre certaines variables de contrôle (l'humidité et la température par exemple), cette information peut également être propagée à d'autres variables qui ne sont pas utilisées pour simuler la réflectivité horizontale. Toutefois, la simulation de cette observable est bien plus complexe que celle des vents Doppler, nécessitant pour certaines méthodes la simulation de la diffusion par les hydrométéores. Différentes méthodes d'assimilation directe ou indirecte de la réflectivité horizontale sont détaillées dans les sections suivantes.

2.2.2.1 Approche de type 'Latent Heat Nudging'

Le phénomène de condensation de la vapeur d'eau, responsable de la formation des nuages et des précipitations, est une transformation thermodynamique entraînant un dégagement de chaleur latente. L'hypothèse de base d'une approche de type Latent Heat Nudging (LHN) est que cette quantité de chaleur latente est proportionnelle au taux de précipitations en surface (Jones et Macpherson, 1997). Cette méthodologie ne se base pas à proprement parler sur un algorithme d'assimilation de données : elle vise à forcer les valeurs initiales de certaines variables, puis laisse le modèle s'équilibrer dans les premiers pas de temps. Dans leur étude effectuée avec le modèle du UKMO (*United-Kingdom Meteorological Office*), ils considèrent qu'une différence entre les taux de précipitations modélisé et observé ΔR peut être traduit en terme d'incrément de température potentielle :

$$\Delta\theta_a = \frac{\Delta R}{R_b} \cdot \Delta\theta_b \quad (2.14)$$

où $\Delta\theta_a$ représente l'incrément d'analyse de température potentielle, R_b le taux de précipitations de l'ébauche et $\Delta\theta_b$ un incrément de température potentielle issu de dégagement de chaleur latente dû aux processus de condensation modélisés. Dans cette méthode, les quatre pixels situés à proximité de l'observation sont utilisés pour déterminer celui associé à la valeur minimale de ΔR . Dans le cas où les quatre pixels voisins présentent un taux de précipitations nul, un facteur multiplicatif fixe est appliqué à $\Delta\theta_b$.

Une fois les incréments en température potentielle déterminés, ils sont ajoutés aux variables pronostiques sur plusieurs pas de temps, après avoir été lissés avec un filtre Gaussien. De cette façon, la physique du modèle entraîne l'ajustement des autres champs dans les premiers pas de temps d'intégration en introduisant le moins de chocs numériques possibles. Les autres champs comme la divergence et donc la vitesse verticale s'ajustent à ces incréments, engendrant *in fine* des modifications du champ de vapeur d'eau, du taux de condensation et du taux de précipitations. Avec cette méthode devenue opérationnelle, ils montrent une amélioration des scores de précipitations.

Dans leur étude, Leuenberger et Rossa (2007) emploient cette même méthode dans un modèle de PNT à échelle convective (*Lokal Model* (LM)), dans le cadre du projet COSMO (COntortium for small Scale MOdelling). Leurs conclusions confirment qu'un lissage spatial des incréments est indispensable pour obtenir une analyse réaliste. Par ailleurs, ils montrent que leurs résultats sont sensibles au stade de développement des orages. Ils expliquent que les analyses sont meilleures

lorsque les observations sont assimilées pendant la phase de développement de l'orage plutôt que pendant la phase mature.

Opérationnellement, le DWD utilise le LHN dans le modèle COSMO pour assimiler les taux de pluie au sol issus de la mesure radar (Gustafsson *et al.*, 2018), tout comme le MetOffice (Li *et al.*, 2018). La NOAA utilise également une méthode basée sur le LHN pour assimiler les réflectivités horizontales (Benjamin *et al.*, 2016). Comme dans Jones et Macpherson (1997), les incréments issus du LHN sont pris en compte grâce à l'application de filtres digitaux, mais cette fois-ci uniquement dans l'ébauche d'un 3D-Var classique qui est appliqué par la suite. Les autres centres de prévision numérique assimilent généralement les observations radar volumiques (vent radial et/ou réflectivité horizontale) avec des méthodes issues du filtre de Kalman ou avec des méthodes variationnelles.

2.2.2.2 Assimilation variationnelle

Utilisation de relations empiriques entre Z_{HH} et la microphysique

L'étude de Sun et Crook (1997) est une des premières expériences d'assimilation de la réflectivité horizontale. En utilisant le système VDRAS (Variational Doppler Radar Analysis System), ils proposent d'assimiler conjointement les vents Doppler et la réflectivité horizontale grâce à un schéma d'assimilation de type 4D-Var. L'opérateur d'observation utilise des versions linéarisées de la microphysique chaude uniquement. Ainsi, seules les observations radar acquises dans la pluie sont considérées. Leur opérateur d'observation est basé sur une relation analytique entre la réflectivité horizontale et le contenu spécifique en pluie (' $Z_{HH}-q_r$ '). Ils montrent que l'assimilation du contenu en pluie ainsi diagnostiqué entraîne des analyses de meilleure qualité que lors d'une assimilation directe de Z_{HH} . Ils expliquent que cela est dû aux fortes non-linéarités présentes dans l'opérateur d'observation. *A contrario*, les résultats d'analyse qu'ils obtiennent sont peu sensibles aux erreurs commises lors de la conversion ' $Z_{HH}-q_r$ '.

L'assimilation d'un q_r diagnostiqué depuis Z_{HH} a également été utilisée par Hu *et al.* (2006) dans le modèle ARPS. Dans le cas d'un orage ayant généré plusieurs tornades, elle paraît essentielle et permet de retrouver la structure des champs observés dans les analyses. Par ailleurs, ils indiquent que l'ajout des hydrométéores dans la variable de contrôle entraîne une réduction du problème de *spin-up*, c'est à dire le temps de mise en équilibre des champs du modèle avec les valeurs analysées. Wang *et al.* (2013) montrent des résultats équivalents en utilisant la même méthode avec le 3D-Var du modèle WRF. Ils expliquent également qu'après l'ajustement du modèle aux incréments d'analyse, le développement ou l'inhibition de la convection peut être observé dans les prévisions. Enfin, ils montrent une amélioration de l'estimation des cumuls de pluie jusqu'à sept heures.

Wang *et al.* (2013) et Sun et Wang (2013) ont utilisé cette même méthode mais avec le 4D-Var incrémental du modèle WRF. Ils ont également étendu le vecteur de contrôle pour inclure le contenu spécifique en eau nuageuse, le contenu spécifique en pluie et la vitesse verticale. Une prise en compte combinée des vents Doppler et de Z_{HH} dans ce système conduit à une amélioration de l'estimation des cumuls de pluie en terme de score FSS (*Fraction Skill Score*). Par ailleurs, ils rapportent une amélioration de l'initialisation de la convection ainsi qu'une réduction du *spin-up*. Kawabata *et al.* (2011) montrent des résultats similaires au JMA avec le système 'JNoVA' (*JMA Non-hydrostatic Model-based Variational data-Assimilation*), un schéma d'assimilation de type 4D-Var. Toutefois, ils soulignent que, dans leur expérience, l'information apportée par les observations radar ne semble pas être conservée dans le modèle puisque le

système convectif s'affaiblit rapidement dans les prévisions. À noter que ces différentes études portant sur l'assimilation indirecte de la réflectivité dans un 4D-Var ne considèrent que les processus issus de la microphysique chaude dans les versions linéaires et adjointes du modèle utilisé, ce qui explique probablement une partie des limites affichées par les résultats obtenus.

Méthodes d'assimilation indirectes

Dans le cas du modèle IFS du CEPMMT (modèle global ayant aujourd'hui une résolution horizontale de 10 km), ce sont les cumuls de précipitations estimés par radar qui sont assimilés. Dans un premier temps, Lopez et Bauer (2007) proposent une méthode en deux étapes du type '1D+4D-Var'. La première étape (1D-Var) consiste à inverser les estimations de cumuls de précipitation horaire en profils d'humidité spécifique grâce aux versions non-linéaire, tangente linéaire et adjointe, des paramétrisations de la physique humide d'IFS (convection sous maille et précipitations résolues). Les incréments d'analyse en humidité spécifique sont ensuite utilisés pour déterminer un contenu total en vapeur d'eau pour chaque colonne du modèle (TCWV pour *Total Column Water Vapour* en anglais). Ce sont ces pseudo-observations de TCWV qui sont ensuite assimilées dans le 4D-Var. Lopez et Bauer (2007) montrent que l'étape de type 1D-Var réussit à humidifier ou assécher des colonnes d'atmosphère. Cependant, ils expliquent que l'assimilation des pseudo-observations de TCWV a un impact limité sur les scores de vérification pour la température et la dynamique, mais entraîne une amélioration des scores de précipitations jusqu'à douze heures d'échéances. Dans une seconde étude, Lopez (2011) propose cette fois-ci une assimilation directe dans le 4D-Var des précipitations cumulées sur six heures. Une réduction du biais dans les innovations est ainsi obtenue, ce qui a un impact positif sur l'analyse. Cette approche est toujours opérationnelle au CEPMMT.

À Météo-France, l'assimilation des réflectivités dans le modèle AROME est elle aussi effectuée indirectement, avec une méthode du type 1D+3D-Var (Caumont *et al.*, 2010). La première étape correspond à l'étape d'inversion Bayésienne des profils de Z_{HH} observés en pseudo-profil d'humidité relative. Pour cela, l'équation suivante est utilisée :

$$y_{po}^{Hu} = \sum_i x_i^{Hu} \frac{W_i}{\sum_j W_j} \quad (2.15)$$

où y_{po}^{Hu} représente le vecteur de pseudo-profil d'humidité relative restitué par l'inversion Bayésienne, x_i^{Hu} le profil d'humidité relative i de l'ébauche situé au voisinage du profil d'observation $y_{z,j}$ et W_i le poids attribué au profil d'humidité relative i . Ce dernier est déterminé de la façon suivante :

$$W_i = e^{-\frac{1}{2}(y_z - \mathcal{H}z(x_i))^T \mathbf{R}_z^{-1} (y_z - \mathcal{H}z(x_i))} \quad (2.16)$$

Dans cette équation, y_z représente le vecteur contenant les réflectivités horizontales observées, $\mathcal{H}z(x_i)$ le vecteur d'équivalents modèle et \mathbf{R}_z la matrice de covariances des erreurs d'observations pour la réflectivité. Un poids est ainsi attribué à chaque profil d'humidité de l'ébauche en fonction des innovations de Z_{HH} . Ainsi, plus la valeur de l'innovation de Z_{HH} sera importante, plus le poids attribué à x_i^{Hu} sera faible. La Figure 2.3 représente le fonctionnement de cette méthode.

L'opérateur d'observation radar $\mathcal{H}z(x_i)$ simulant Z_{HH} , décrit par Caumont *et al.* (2006), utilise des variables simulées par le schéma microphysique ICE3 (voir Section 3.1.2). Toutefois, seuls les quatre contenus spécifiques en pluie, neige, glace et graupel sont considérés pour le

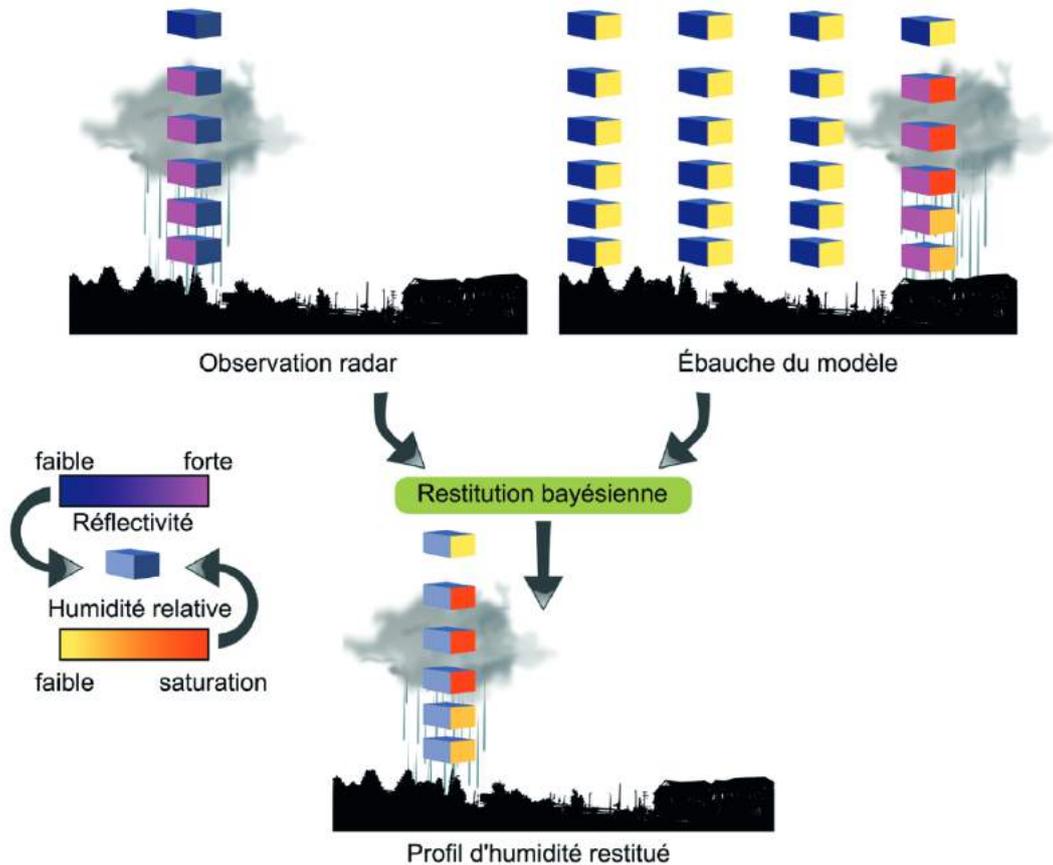


FIGURE 2.3 – Schéma représentant l'inversion Bayésienne de profil de réflectivité en pseudo-profil d'humidité relative (figure issue de Mahfouf *et al.* (2013)).

calcul de la diffusion, effectué en utilisant la théorie de Rayleigh. Les réflectivités horizontales sont ensuite simulées grâce aux coefficients de rétrodiffusions puis interpolées sur le faisceau radar, ce dernier étant modélisé par une Gaussienne. Nous reviendrons plus en détail sur ce type d'opérateur dans le chapitre 3.

Caumont *et al.* (2010) expliquent que la matrice diagonale \mathbf{R}_z utilisée dans le calcul du poids W_i est un élément essentiel de la méthode. En effet, la valeur utilisée peut être reliée à la taille du voisinage autour du point d'observation. Ainsi, plus la valeur de \mathbf{R}_z sera faible, plus la taille du voisinage pourra être réduite et inversement. Toutefois, Caumont *et al.* (2010) précisent qu'une valeur trop grande entraîne une homogénéisation des poids attribués aux profils situés dans le voisinage de l'observation. Opérationnellement, \mathbf{R}_z est une matrice diagonale avec un $\sigma_{o,z}$ uniforme de $5,0 \text{ dBZ}$, permettant de considérer des profils jusqu'à 200 km dans l'inversion Bayésienne (le nombre maximal de profils considérés étant de 225).

La méthode Bayésienne permet l'humidification de colonnes du modèle qui étaient sèches dans le modèle, et inversement d'assécher des colonnes trop humides (notamment par la prise en compte de la "non-pluie", cette dernière désignant les échos non pluvieux dont les valeurs de réflectivité associées sont supérieures au niveau de bruit). Ces pseudo-profil d'humidité relative sont ensuite assimilés grâce au schéma d'assimilation 3D-Var du modèle AROME-France. Wattrelot *et al.* (2014) ont rendu cette méthode opérationnelle en 2010 et montrent, grâce au calcul de scores probabilistes, une amélioration de l'estimation des cumuls de pluie jusqu'à six heures d'échéance. Cette méthodologie, très robuste numériquement, est toujours utilisée opérationnellement à Météo-France et a depuis été reprise par le JMA.

Comme on vient de le voir, peu d'études considèrent aujourd'hui une assimilation directe de Z_{HH} , qui permettrait pourtant d'étudier les liens entre cette observable et les variables de contrôle.

2.2.2.3 Filtre de Kalman d'ensemble

Dans les centres de PNT, les méthodes d'assimilation séquentielles basées sur le filtre de Kalman d'ensemble (EnKF, voir Section 2.1.2.2) ne sont que très peu utilisées opérationnellement car très coûteuses en ressources informatiques. Par ailleurs, il est plus difficile de prendre en compte les non-linéarités avec ce type de schéma d'assimilation. Gustafsson *et al.* (2018) indiquent que dans le cas des modèles à échelle convective, seul le DWD a recours à ce type de schéma. Concernant Z_{HH} , le DWD inclut du LHN dans chacun des membres de l'ensemble utilisé dans leur LETKF (Bick *et al.*, 2016). Dans le milieu de la recherche, les schémas du type EnKF sont par contre très utilisés. L'échantillonnage des covariances d'erreurs de l'ébauche à partir d'un ensemble permet en effet de considérer plus facilement de nouvelles variables de contrôle dans le processus d'assimilation, tels que les hydrométéores. On notera cependant que, dans le cadre de ces dernières variables qui sont strictement positives et discontinues, des problèmes liés à la localisation des covariances (Destouches *et al.*, 2020) et à la présence de variances nulles peuvent invalider les hypothèses de bases de l'EnKF de Gaussianité et de linéarité. Des valeurs analysées négatives irréalistes sont également possibles. Les études citées ci-dessous montrent toutefois l'intérêt de ces méthodes pour investiguer l'impact de diverses observations, en considérant éventuellement de nouvelles variables de contrôle, de façon plus aisée.

Dans l'étude menée par Tong et Xue (2005) déjà présentée dans le cadre de l'assimilation des vents Doppler, l'assimilation d'observations simulées de Z_{HH} est également investiguée dans un EnKF, notamment pour l'analyse de divers champs d'hydrométéores. Ils montrent par exemple que l'utilisation de profils simulés de Z_{HH} en ciel clair rend possible l'inhibition de la formation d'orages. Des études similaires ont également été réalisées par Aksoy *et al.* (2009, 2010) dans le modèle WRF et par Dowell *et al.* (2011) dans le modèle de recherche NCOMMAS (*NSSL Collaborative Model for Multiscale Atmospheric Simulation*). Dans ces études, ils ont montré que de telles méthodes sont capables de représenter des structures orageuses réalistes dans l'analyse. Ces études soulignent à nouveau l'importance de l'utilisation de matrices \mathbf{B} dépendantes de la situation météorologique pour restituer des incréments d'analyse de fine échelle plus réalistes. Dowell *et al.* (2011) montrent par exemple qu'en plus de l'amélioration des champs de Z_{HH} prévus (Figure 2.4f), l'assimilation conjointe des vents Doppler et de Z_{HH} permet une meilleure représentation des vents verticaux dans l'analyse, plus cohérente avec les valeurs de réflectivités simulées (Figure 2.4g,h).

Avec un schéma microphysique à un moment, Tong et Xue (2008) montrent que l'assimilation de Z_{HH} permet de contraindre des variables microphysiques telles que l'ordonnée à l'origine de la distribution en taille des particules de divers types d'hydrométéores, ainsi que la densité des hydrométéores glacés. Dans le cadre d'une OSSE (*Observing System Simulation Experiment*), Xue *et al.* (2010) utilisent un schéma microphysique à deux moments (Milbrandt et Yau, 2005). Avec un vecteur de contrôle étendu aux contenus spécifiques ainsi qu'aux concentrations en nombre de divers hydrométéores, ils montrent que l'assimilation conjointe de Z_{HH} et des vents Doppler engendre une diminution de l'erreur quadratique moyenne pour chacune de ces variables de contrôle. Tong et Xue (2008) indiquent que d'autres observations en lien avec la distribution en taille de particules, comme les observations de radars polarimétriques, pourraient aider à contraindre les variables microphysiques incluses dans leur vecteur de contrôle.

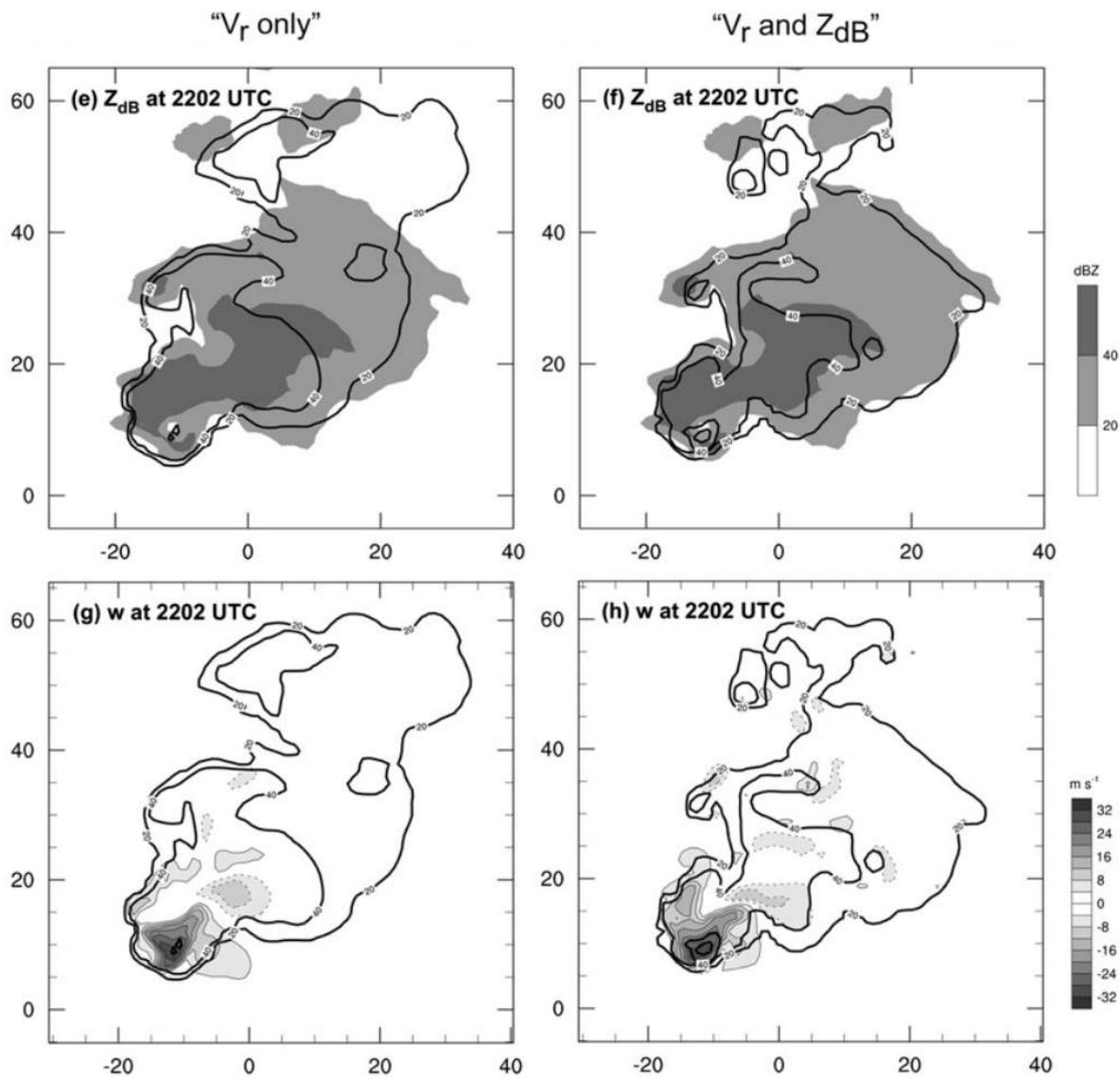


FIGURE 2.4 – Analyses de Z_{HH} (e,f) et de vitesse verticale w (g,h) pour des expériences d’assimilation considérant les vitesses radiales seules (e,g) ou combinées avec Z_{HH} (f,h). Les lignes noires continues représentent les valeurs moyennes de Z_{HH} issues du EnKF, les plages grisées pour (e,f) représentent les valeurs de Z_{HH} observées et pour (g,h) les vitesses verticales moyennes issues du EnKF (figures issues de Dowell *et al.* (2011)).

2.2.3 Les variables polarimétriques

De part leur forte dépendance à la microphysique, les variables polarimétriques constituent des observables intéressantes pouvant affecter les variables de contrôle des modèles de PNT.

Utilisation de méthodes séquentielles

Une des premières études d'assimilation de variables polarimétriques a été publiée par Jung *et al.* (2008b). Ils se sont basés sur des observations de Z_{HH} , Z_{DR} , et K_{DP} simulées à partir de l'opérateur d'observation non linéaire présenté dans Jung *et al.* (2008a) et d'un schéma microphysique à un moment. Ils utilisent une variante de l'EnKF (EnSRF), appliquée au modèle ARPS, pour restituer des analyses toutes les 5 min. Avec ce type de schéma, les observations utilisées dans chaque membre de l'ensemble sont identiques, contrairement à des méthodes de types EnKF dans lesquelles les observations sont perturbées. Une des conclusions de leur étude est que, lorsque Z_{HH} et les vitesses radiales sont considérées, l'impact des variables polarimétriques est faible. Ils expliquent que cela vient probablement du fait de la forte dépendance de ces variables à la distribution de taille de gouttes (DSD pour *Drop Size Distribution* en anglais) dans le volume échantillonné, variabilité qui n'est pas représentée dans la microphysique à un moment du modèle ARPS.

Plus récemment, Putnam *et al.* (2019) ont proposé une étude utilisant le même modèle mais avec le schéma microphysique à deux moments de Milbrandt et Yau (2005) ainsi que de vraies observations. Une méthode séquentielle de type EnKF en considérée pour assimiler Z_{HH} , la vitesse radiale et Z_{DR} . Toutefois, seules les observations de Z_{DR} situées en-dessous de la couche de fonte sont prises en compte. Leurs résultats montrent que les champs analysés de Z_{DR} sont plus proches des observations dans le cas où Z_{DR} est assimilée conjointement avec Z_{HH} et les vent Doppler (Figure 2.5). Ils expliquent que cela provient d'une plus forte contrainte appliquée à la microphysique lors de l'utilisation conjointe de ces variables que lors de l'utilisation de Z_{HH} seule. Cette étude montre également que l'augmentation des valeurs de Z_{DR} est liée à une augmentation du diamètre moyen des gouttes de pluie dans l'analyse, alors que la concentration en nombre des gouttes de pluie a tendance à être plus faible. Cela démontre donc le potentiel des variables polarimétriques pour contraindre la microphysique du modèle.

Utilisation de méthodes variationnelles

Utilisation de relations empiriques entre les variables polarimétriques et la microphysique

Dans le cas du modèle WRF, Li et Mecikalski (2010) examinent l'intérêt de l'assimilation de variables polarimétriques avec un schéma de type 3D-Var. Z_{HH} et Z_{DR} sont tout d'abord convertis empiriquement en eau liquide précipitante. De manière analogue à ce que proposent Sun et Crook (1997), cette information est ensuite propagée vers les variables thermodynamiques via l'utilisation de la microphysique chaude dans le processus d'assimilation. Là aussi, l'absence de représentation de la phase glacée dans l'assimilation et la représentation simplifiée de la taille et de la distribution des hydrométéores dans le modèle limitent l'impact de Z_{DR} dans l'analyse. Les études ont été poursuivies dans Li et Mecikalski (2012), avec l'ajout de K_{DP} qui est à son tour assimilé indirectement grâce à l'utilisation d'une loi empirique le reliant à l'eau liquide précipitante tirée de Bringi et Chandrasekar (2001). Lorsque l'ensemble des variables est considéré, des

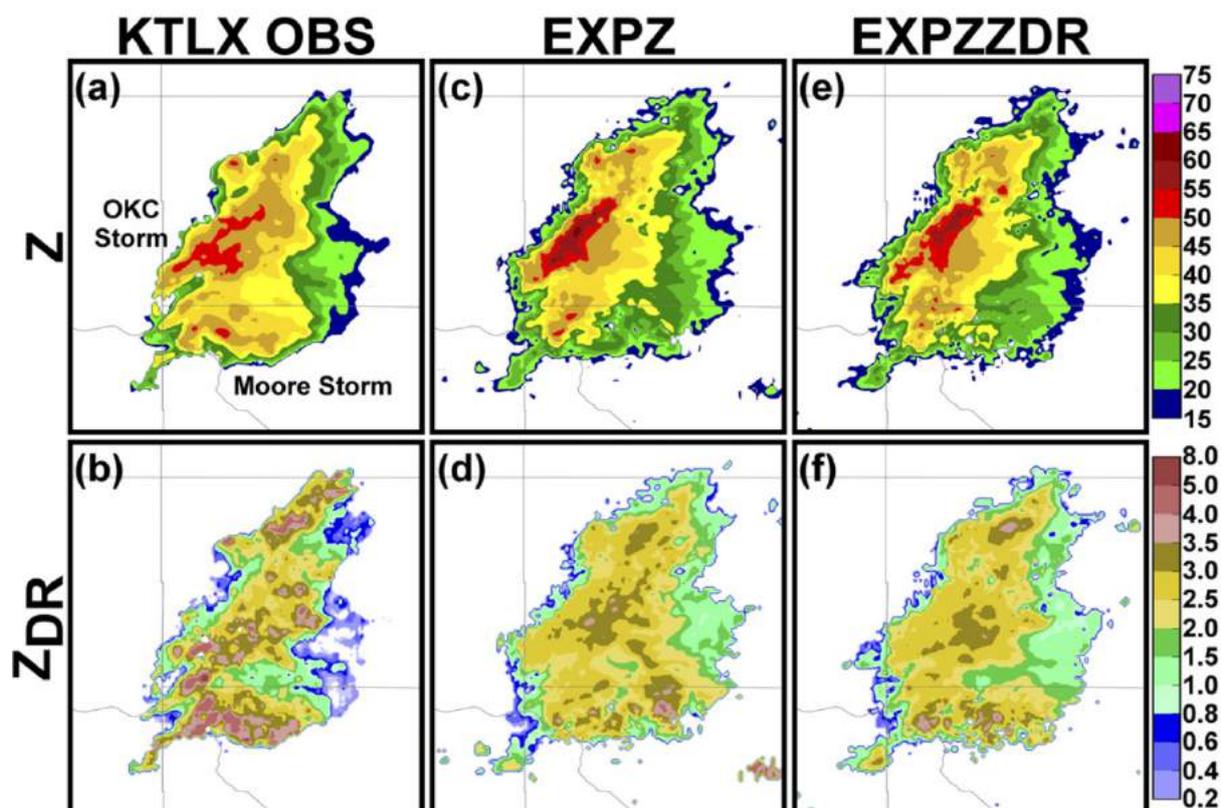


FIGURE 2.5 – Observations (a,b) et analyses pour des expériences d’assimilation de Z_{HH} et des vents Doppler (b,e) et incluant également Z_{DR} (c,f) pour Z_{HH} (haut) et Z_{DR} (bas). (figure issue de Putnam *et al.* (2019)).

impacts positifs sont montrés sur les prévisions jusqu’à deux heures d’échéances. Le besoin d’une représentation de la phase glacée dans l’assimilation est toutefois à nouveau souligné. Dans une étude récente, Li *et al.* (2017) considèrent les particules de neige en complément des processus de la microphysique chaude. Pour cela, en plus de la vitesse radiale, ils assimilent Z_{HH} et K_{DP} en utilisant des relations empiriques avec les contenus spécifiques (relations proposées par Sun et Crook (1997) pour la pluie, et de Straka *et al.* (2000) pour la neige). Leurs expériences confirment tout d’abord que l’assimilation des observations de Z_{HH} et de vents Doppler (mesurés en phases liquide et solide) entraîne de meilleures prévisions de la structure orageuse étudiée. Lorsque le K_{DP} est assimilé, la qualité des champs d’hydrométéores analysés est améliorée en terme de score ETS (*Equitable Threat Score*) de précipitations. Cependant, ils concluent en expliquant que la représentation des hydrométéores en phase glacée ainsi que les processus microphysiques associés sont encore trop simplifiés en comparaison des observations.

Assimilation indirecte

Une méthode d’assimilation indirecte des variables polarimétriques a été étudiée à Météo-France par Augros *et al.* (2018). De manière similaire à la méthodologie proposée par Caumont *et al.* (2010) détaillée à la Section 2.2.2.2, une méthode d’inversion Bayésienne 1D est utilisée pour déterminer des pseudo-observations de profils d’humidité relative à partir d’équivalents modèles simulés avec l’opérateur d’observation présenté dans la Section 3.2.2. Dans leur étude, différentes combinaisons d’observables ont été considérées. La comparaison avec des champs de TCWV issus de stations sol GNSS (*Global Navigation Satellite System*) et des pseudo-profiles

restitués a montré que des résultats relativement proches étaient obtenus, quelle que soit la combinaison de variables polarimétriques utilisées. Toutefois, les profils restitués en considérant Z_{HH} et K_{DP} sont améliorés, notamment en présence d’atténuation. Les profils d’humidité relative restitués sont ensuite assimilés dans le 3D-Var du modèle AROME-France. Pour deux cas convectifs, Augros *et al.* (2018) montrent avec plusieurs scores, une légère amélioration de la prévision des cumuls de précipitations tri-horaires en considérant K_{DP} en plus de Z_{HH} (Figure 2.6). Ils concluent en proposant plusieurs pistes d’améliorations. Premièrement, ils proposent l’utilisation d’un schéma microphysique à deux moments. Comme explicité dans les études précédentes, cela permettrait de mieux représenter la distribution en taille des hydrométéores, et donc de simuler de façon plus réaliste les variables polarimétriques. Concernant les méthodes d’assimilations, ils proposent d’utiliser une méthode directe dans laquelle les covariances d’erreurs d’ébauche seraient également déterminées pour les contenus spécifiques en hydrométéores et qui soient dépendantes de la situation météorologique. Comme évoqué précédemment, ce point peut être envisagé dans un système d’assimilation de type EnVar.

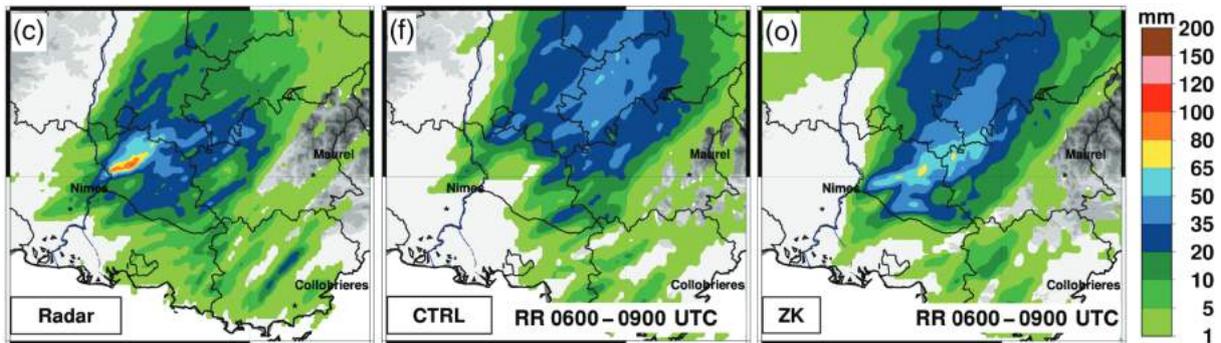


FIGURE 2.6 – Cumuls de pluie tri-horaires observés par radar (c), prévus sans (f) et avec (o) prise en compte des pseudo-profiles d’humidité relative restitués à partir de l’inversion Bayésienne 1D de Z_{HH} et de K_{DP} dans le calcul de l’analyse initiale (figure issue de Augros *et al.* (2018)).

Assimilation directe

Pour assimiler de façon directe les variables polarimétriques avec le 3D-Var du modèle WRF ou le 4D-Var du modèle JMANHM (*Japan Meteorological Agency Non-Hydrostatic Model*), Kawabata *et al.* (2018) utilisent un opérateur d’observation proche de celui développé par Augros (2016), ainsi qu’un schéma microphysique à deux moments. Ils proposent également un opérateur d’observation simplifié reliant empiriquement le K_{DP} observé au contenu spécifique en pluie (relation donnée par Bringi et Chandrasekar (2001)), pour assimiler cette variable. Leurs résultats montrent que les expériences d’assimilation effectuées avec cet opérateur d’observation simplifié ont un impact moins important sur l’analyse qu’avec l’opérateur complet.

Dans le cas du modèle JMANHM, des sous-estimations demeurent pour les valeurs de Z_{HH} et de K_{DP} analysées. Au contraire, de très fortes sur-estimations sont présentes pour les valeurs de Z_{DR} analysées. Ils expliquent que cela pourrait provenir d’erreurs commises lors du calcul du rapport d’aspect des gouttes de pluie. Toutefois, cela aurait également dû impacter les simulations de Z_{HH} et de K_{DP} mais dans leur expérience, ces observables simulés montrent des valeurs nulles sur l’ensemble de leur domaine d’intérêt. Là encore, il est montré qu’une simulation réaliste des variables polarimétriques était difficile, même avec un schéma microphysique à deux moments. La caractérisation des erreurs d’observations semble également être un point clé.

Les études citées dans cette section montrent toutes l'intérêt des variables polarimétriques pour contraindre certaines variables d'un modèle de PNT, notamment celles en lien avec l'humidité et la microphysique. Par ailleurs, elles expliquent que le réalisme de la simulation des hydrométéores dans les phases liquides et glacées paraît être plus critique pour les variables polarimétriques que pour Z_{HH} seul. Actuellement, aucun centre de PNT n'assimile les variables polarimétriques de façon opérationnelle.

2.2.4 Problématiques liées à l'assimilation de données radar à échelle convective

Les études citées précédemment montrent clairement l'intérêt des observations radar pour estimer les états initiaux des modèles de PNT à échelle convective (ayant une résolution horizontale kilométrique). Un des enjeux est notamment l'initialisation de variables informatives sur l'humidité et la microphysique. L'assimilation d'observations informatives sur de telles variables présente de nombreux défis. Dans un article de revue, Bannister *et al.* (2019) expliquent qu'une des difficultés de base est liée aux erreurs de positionnement des systèmes précipitants prévus. En effet, des profils secs peuvent être présents dans l'ébauche alors que des précipitations sont observées, et inversement. Dans le premier type de configuration, un problème de "gradient nul" se pose, entraînant l'impossibilité d'assimiler les observations dans un cadre variationnel. C'est notamment pour pallier ce problème que certaines méthodes d'assimilation indirectes sont utilisées, comme le LHN (Jones et Macpherson, 1997) ou une assimilation indirecte de réflectivité *via* l'humidité relative (Caumont *et al.*, 2010; Wattrelot *et al.*, 2014). Cette dernière est en effet une variable continue spatialement, contrairement aux cumuls de précipitations par exemple.

L'utilisation d'opérateurs d'observation simplifiés peut également permettre une réduction des non-linéarités (comme le montre l'étude de Sun et Crook (1997) citée précédemment) qui sont très nombreuses dans les opérateurs d'observation radar (Liu *et al.*, 2020). En effet, la simulation des observations radar en lien avec les précipitations dépend de processus microphysiques fortement non-linéaires, mais également de relations non-linéaires reliant les variables de la microphysique aux variables radar.

Le choix des variables de contrôle en lien avec l'humidité et la microphysique est également important. Bannister *et al.* (2019) expliquent par exemple que les incréments d'analyse diffèrent en fonction que la variable de contrôle liée à l'humidité soit par exemple l'humidité relative H_u ou l'humidité spécifique q . Liu *et al.* (2020) montrent par ailleurs que, dans le cas de q , de très forts gradients peuvent être présents et empêcher la minimisation de converger. Ils proposent ainsi d'appliquer un seuil minimal sur les variables de contrôle en lien avec l'humidité pour s'affranchir de cette problématique. Ils expliquent également que l'application de transformations aux variables de contrôle (*i.e.* anamorphismes) peut permettre une réduction de ces gradients, et aussi d'améliorer la Gaussianité des statistiques d'erreurs. Enfin, de part le temps de résidence court de certaines variables dans les modèles de PNT, il peut être important de considérer, dans la matrice \mathbf{B} , les covariances croisées entre ces variables et des variables avec un temps de résidence plus long. Cela peut permettre de conserver plus longtemps l'information apportée par les observations dans le modèle et d'être transmise à d'autres variables grâce à la physique et à la dynamique.

Conclusion

Pour déterminer l'état initial d'un modèle de PNT, différentes méthodes basées sur l'équation du BLUE peuvent être utilisées. Alors que les schémas d'assimilation basés sur le filtre de Kalman résolvent explicitement cette équation, les méthodes variationnelles recherchent itérativement le minimum d'une fonction coût. Pour des applications de recherche, l'ensemble de ces schémas sont utilisés, bien que les filtres de Kalman soient souvent préférés car plus faciles à mettre en oeuvre mais traitant toutefois moins bien les non-linéarités. De ce fait, les schémas variationnels sont les plus utilisés pour les modèles de PNT opérationnels. De nos jours, l'augmentation de la capacité de calcul explique une utilisation accrue des méthodes ensemblistes de type EnKF ou EnVar. D'une part, elles permettent d'étendre plus facilement le vecteur de contrôle et d'autre part, d'estimer des matrices \mathbf{B} qui soient dépendantes de la situation météorologique. Plusieurs études ont montré que les incréments d'analyse qui en résultent sont plus réalistes dans les systèmes précipitants par exemple.

Afin de modéliser correctement les phénomènes convectifs dans les modèles de PNT, une forte résolution est requise, augmentant le nombre de degrés de liberté à contrôler. De part leur forte résolution spatio-temporelle, les observations radar constituent une précieuse source d'informations pour contraindre les variables des modèles à échelle convective. En effet, leur résolution horizontale est proche de la maille kilométrique de ces modèles. Depuis la fin des années 1990, elles sont utilisées pour contraindre l'analyse des modèles à échelle convective, notamment pour les variables en lien avec l'humidité ou la dynamique dans les zones précipitantes. L'utilisation des vents Doppler et de Z_{HH} a par exemple permis d'améliorer la qualité des prévisions de précipitations. Elle est opérationnelle à Météo-France dans le modèle AROME depuis plus de 10 ans. L'assimilation de Z_{HH} dans les systèmes opérationnels est principalement effectuée de façon indirecte, et se base sur des méthodologies 1D+3DVar. D'autres centres de PNT assimilent plutôt les cumuls de précipitation estimés par radar, notamment avec des méthodes comme le LHN. Cette approche en deux étapes s'explique principalement par le fait que sa simulation implique la microphysique du modèle qui contient de nombreuses non-linéarités, pouvant conduire à des sous-optimalités en assimilation de données. Ce dernier point est exacerbé dans le cas des variables polarimétriques qui dépendent fortement de la forme, de la taille, de l'orientation et de la distribution des hydrométéores. Les études visant à leur assimilation se basent sur certaines hypothèses simplificatrices : microphysique chaude, à un moment, relations empiriques les reliant aux hydrométéores... Elles apparaissent toutefois d'un grand intérêt, avec un fort potentiel d'apport en information, notamment sur les contenus en hydrométéores. Ce dernier point nécessite d'inclure ces variables dans le vecteur de contrôle, et donc d'en caractériser les erreurs d'ébauche. Les approches ensemblistes de type EnKF ou EnVar permettent d'envisager cette option. Des travaux prospectifs sont en cours à Météo-France sur ce sujet, avec un système de type 3D-EnVar pour le modèle AROME (Destouches *et al.*, 2020).

Chapitre 3

La simulation des variables polarimétriques à partir du modèle AROME

Sommaire

3.1	Le modèle AROME	54
3.1.1	Caractéristiques générales	54
3.1.2	Le schéma microphysique ICE3	55
3.2	Le simulateur de variables polarimétriques	59
3.2.1	État de l’art	59
3.2.2	Description de l’opérateur d’observation non-linéaire	60
3.3	Sensibilité aux erreurs liées à l’opérateur d’observation	66
3.3.1	Résultats pour des radars en bande S	66
3.3.2	Résultats pour des radars en bande C	68
3.4	Exemples de simulations des variables polarimétriques	69
3.4.1	Contrôle de qualité des observations	69
3.4.2	L’épisode méditerranéen du 18 octobre 2018	70
3.4.3	La supercellule et la ligne de grains du 26 mai 2018	76
3.4.4	Neige en plaine le 3 février 2019	83
3.4.5	Synthèse	85
3.5	Étude des statistiques d’innovations	88
3.5.1	Effet du contrôle de qualité	88
3.5.2	Allure des PDFs de Z_{HH} et de Z_{DR}	89
3.5.3	Allure des PDFs de K_{DP} et de ρ_{HV}	90
3.5.4	Étude de la dépendance à l’altitude	91
3.5.5	Première estimation des écarts types d’erreurs d’observation	92

Après une présentation du modèle à échelle convective AROME et de son schéma microphysique, ce chapitre montre comment, à partir des variables représentées par ce modèle, les variables polarimétriques peuvent être simulées. Les différentes sources d’erreurs effectuées lors de cette étape sont par ailleurs documentées. Des exemples de simulations sont ensuite discutées pour trois situations météorologiques à forts enjeux. Dans une dernière partie, des statistiques effectuées sur des innovations calculées pour un plus grand nombre de situations permet de fournir une première approximation des erreurs d’observations, qui seront utilisées dans les chapitres suivants.

3.1 Le modèle AROME

3.1.1 Caractéristiques générales

Le modèle AROME (Seity *et al.*, 2011), utilisé opérationnellement à Météo-France depuis fin 2008, possède un noyau dynamique non-hydrostatique permettant de résoudre explicitement la convection profonde. De ce fait, il peut prévoir des phénomènes météorologiques locaux à forts impacts socio-économiques comme les orages, les fortes rafales de vent ou le brouillard. Le domaine AROME, centré sur la France, couvre une partie des pays frontaliers ainsi qu'une partie de la mer Méditerranée (voir Figure 3.1). Depuis 2015, la résolution horizontale est de 1,3 *km*, et la résolution verticale à 90 niveaux varie suivant l'altitude, de manière à mieux décrire les basses couches de l'atmosphère (Brousseau *et al.*, 2016). Le modèle AROME possède 12 variables pronostiques :

- les deux composantes horizontales du vent (u, v)
- la température (T)
- l'humidité spécifique (ou contenu spécifique en vapeur d'eau q)
- le contenu spécifique en eau nuageuse (q_c), en pluie (q_r), en neige (q_s), en graupel (q_g) et en glace nuageuse (q_i)
- l'énergie cinétique turbulente (TKE)
- deux variables non-hydrostatiques liées à la pression et à la divergence verticale de l'écoulement

Les conditions aux limites du domaine sont fournies par des prévisions du modèle global ARPEGE qui, depuis juillet 2019, a une résolution horizontale étirée de 5 *km* sur la France et de 24 *km* aux antipodes. Comme cela a été détaillé dans la Section 2.1.2.3, les conditions initiales du modèle AROME sont déterminées grâce à un schéma d'assimilation variationnel tridimensionnel (3D-Var), cyclé de manière horaire (voir Figure 3.2). Toutes les heures, la prévision issue de l'analyse précédente effectuée à $t-1$ *h* est utilisée comme ébauche. Les observations effectuées entre $t-30$ *min* et $t+30$ *min* sont prises en compte comme étant valides au temps t . Comme décrit par Brousseau *et al.* (2016) et illustré par la Figure 3.3, de nombreux types d'observations sont considérés : observations conventionnelles (stations sols, radiosondages, bouées), données avion, radiances micro-ondes et infrarouges issues de capteurs embarqués sur satellites (défilants ou géostationnaires) et données radar (réflectivité horizontale et vents Doppler, assimilées suivant les approches présentées en Section 2.2).

Durant le mois de Septembre 2020, environ trente millions d'observations ont été assimilées par le 3D-Var d'AROME (Figure 3.3), soit un peu plus de 40 000 observations par réseau. À eux seuls, les radars représentent plus de 50% des observations assimilées (19% proviennent des vents Doppler et 35,4% des pseudo-profiles d'humidité relative). Cet instrument de mesure apparaît donc très important, notamment pour les situations précipitantes où cette proportion peut augmenter. Le 3D-Var permet l'analyse des deux composantes horizontales du vent, de la température, de l'humidité spécifique et de la pression de surface. Les autres variables pronostiques s'adaptent à l'état analysé dans les premiers pas de temps de l'intégration grâce à la physique et à la dynamique du modèle.

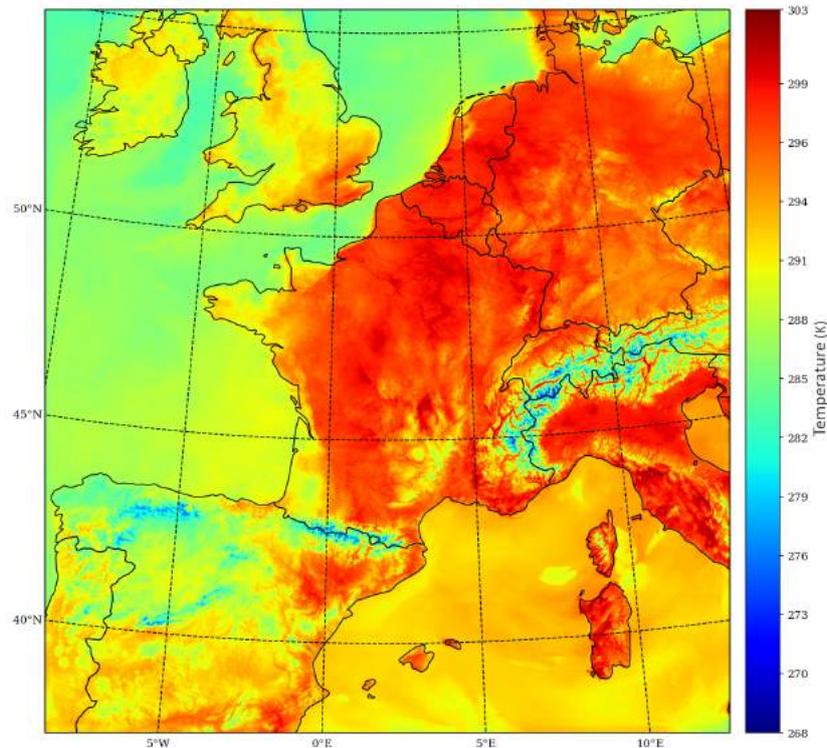


FIGURE 3.1 – Champ de température prévu (en K) sur le domaine de prévision pour le niveau modèle le plus proche du sol (situé à 5 m d'altitude). Prévision issue du réseau 11 TU du modèle, valide le 26 mai 2018 à 12 TU.

3.1.2 Le schéma microphysique ICE3

Un schéma microphysique permet de représenter l'évolution temporelle des contenus en hydrométéores (gouttelettes de nuages, gouttes de pluie, flocons de neige, particules de glace, ...) grâce à la modélisation de processus physiques. Dans le modèle AROME, c'est le schéma microphysique à un moment ICE3 (Caniaux *et al.*, 1994; Pinty et Jabouille, 1998) qui est utilisé. Grâce à la modélisation des processus microphysiques "chauds" et "froids" (représentés respectivement en rouge et en bleu sur la Figure 3.4), ICE3 permet de déterminer l'évolution des cinq contenus en hydrométéores listés ci-dessus, ainsi que leur impact sur le contenu en vapeur d'eau.

Dans ICE3, les processus représentant la microphysique chaude sont issus du schéma de Kessler (1969). Les gouttelettes d'eau qui composent les nuages sont formées par condensation. Ces gouttelettes peuvent ensuite grossir par accrétion lorsque celles-ci entrent en collision avec des gouttes de pluie. Ce mécanisme, ainsi que l'autoconversion (coalescence des gouttes d'eau nuageuse pour former des gouttes de pluie) représentés dans ICE3 (voir Figure 3.4), sont à l'origine de la formation des gouttes de pluie. Les cristaux de glace primaire se forment par selon deux mécanismes de nucléation. Si la température est inférieure à 35°C, la collision entre de nombreuses molécules d'eau peut entraîner la création de cristaux par nucléation homogène. Au delà de cette température, la vapeur d'eau peut se condenser sur des noyaux glaçogènes (aérosols, bactéries) et former des cristaux par nucléation hétérogène. Une fois formés, ces derniers croissent par agrégation lorsque qu'ils entrent en contact avec d'autres particules de glace et peuvent former des flocons de neige. Des processus d'autoconversion entraînent également la création de neige à partir de la glace. Si des flocons de neige ou des cristaux de glace entrent en contact avec des gouttelettes d'eau surfondue, ICE3 considère que ces dernières gèlent instantanément

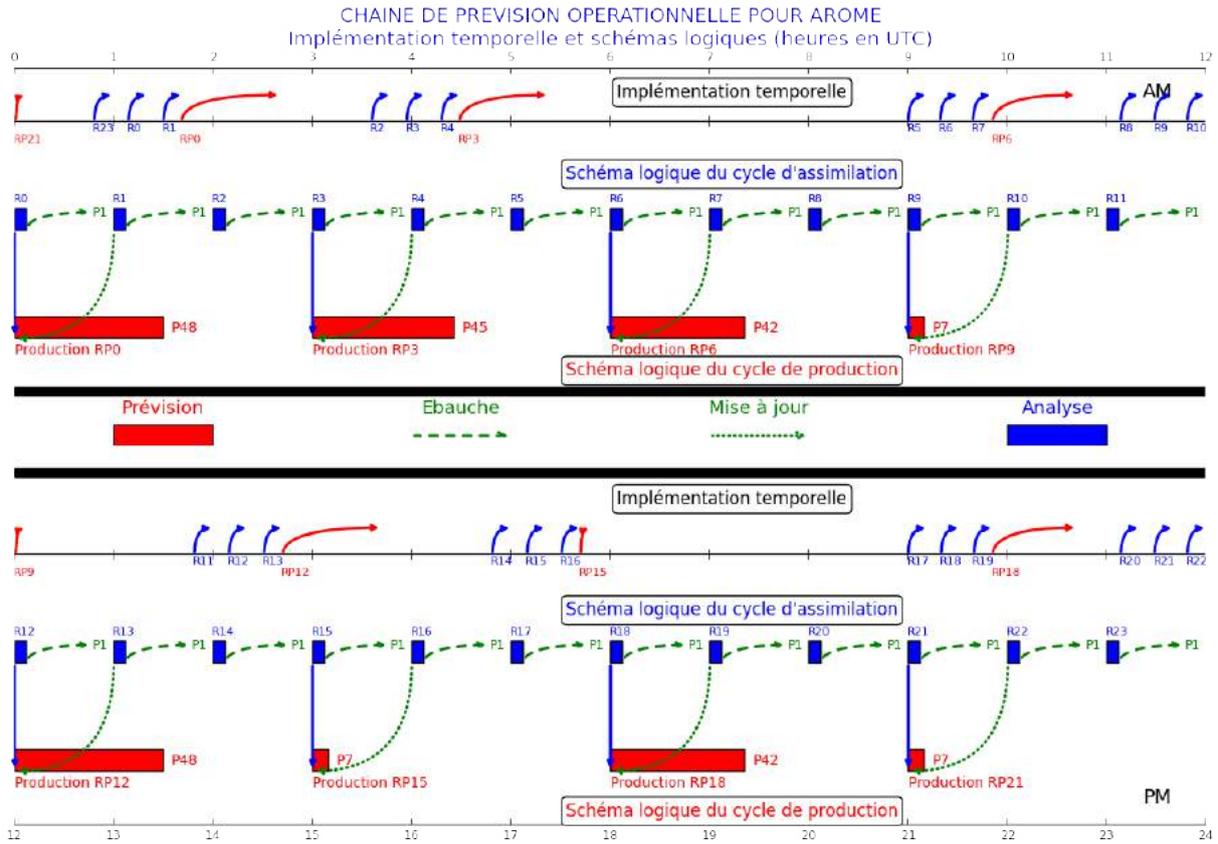


FIGURE 3.2 – Chaîne de prévision opérationnelle du modèle AROME-France, comprenant des réseaux de production (RPH) toutes les trois heures (H indiquant l'heure du réseau de production) et des réseaux d'analyse (RH) toutes les heures (H indiquant l'heure du réseau d'analyse). L'implémentation temporelle correspond aux heures où les calculs sont effectués sur le supercalculateur. Source : MF/DIROP/COMPAS.

et forment des particules de grésil, également appelées graupels.

ICE3 est un schéma à un moment, c'est à dire que la distribution en taille des particules est déterminée à partir des contenus en masse des hydrométéores seulement. Cette distribution de taille des particules s'exprime, comme dans le cas de l'équation de la réflectivité (équation 1.12), grâce à des lois Gamma généralisées :

$$N_j(D) = N_{0,j} \frac{\alpha_j}{\Gamma(\nu_j)} \lambda_j^{\alpha_j \nu_j} D^{\alpha_j \nu_j - 1} e^{-(\lambda_j D)^{\alpha_j}} \quad (3.1)$$

où, pour une espèce d'hydrométéore j , N_j représente la distribution de taille des particules (en m^{-4}), D le diamètre équivalent des particules (ce dernier, exprimé en m , représente le diamètre qu'aurait une sphère d'eau liquide de même volume), $N_{0,j}$ la concentration en particules (en m^{-3}), α_j et ν_j sont des paramètres de dispersion, Γ la fonction Gamma et λ le paramètre de pente (en m^{-1}). Dans cette expression, chaque particule est considérée comme sphérique. Pour la glace primaire, N_0 est une variable diagnostique alors que pour les autres hydrométéores, on suppose que la concentration en particules de l'espèce j dépend du paramètre de pente de la distribution :

$$N_{0,j} = C_j \lambda_j^{X_j} \quad (3.2)$$

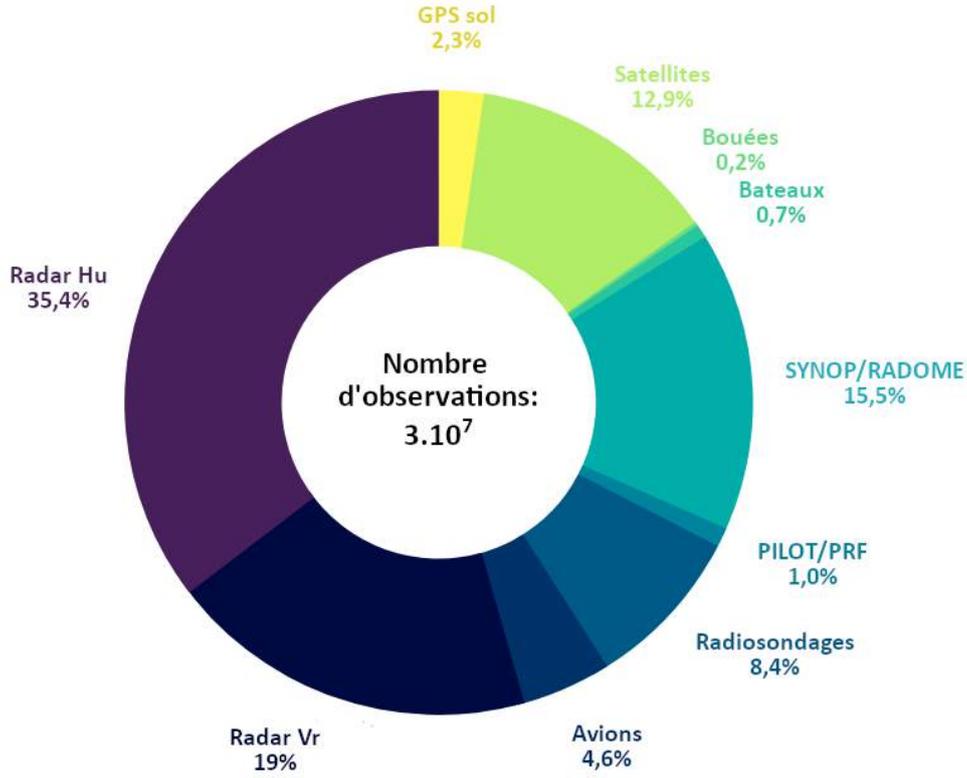


FIGURE 3.3 – Répartition des observations assimilées par le 3D-Var d’AROME sur l’ensemble du mois de septembre 2020 (Radar Hu : pseudo-profiles d’humidité relative, radar Vr : vents Doppler, SYNOP/RADOME : stations météorologiques synoptiques et nationales, PILOT/PRF : profils de vent, Satellites : SATOB (0,1%), AMSU-A/MHS (0,9%), ATMS (0,4%), SSMI/S (0,1%), IASI (5,9%), GEORAD (5,4%), Diffusiomètres (0,1%)) (Figure obtenue à partir de données du service de contrôle et de monitoring de Météo-France (COMPAS)).

où C_j (la concentration en nombre) et X_j sont des constantes qui ont été déterminées empiriquement pour chaque type d’hydrométéore à l’aide d’observations.

Comme expliqué dans la Section 1.2.1, les propriétés physiques macroscopiques peuvent être déduites grâce à la théorie des moments. Dans le cas d’une distribution Gamma, les moments de cette distribution peuvent être exprimés par :

$$\mathcal{M}_j(p) = \int_0^{\infty} D^p N_j(D) dD = \frac{N_{0,j}}{\lambda_j^p} \frac{\Gamma(\nu_j + \frac{p}{\alpha_j})}{\Gamma(\nu_j)} \quad (3.3)$$

Le paramètre de pente λ est exprimé de la façon suivante :

$$\lambda_j = \left(\frac{M_j \Gamma(\nu_j)}{a_j C_j \Gamma(\nu_j + \frac{b_j}{\alpha_j})} \right)^{\frac{1}{\bar{x}_j - b_j}} \quad (3.4)$$

où M_j exprime le contenu en hydrométéores de l’espèce j .

La masse d’un hydrométéore de l’espèce j est donnée par :

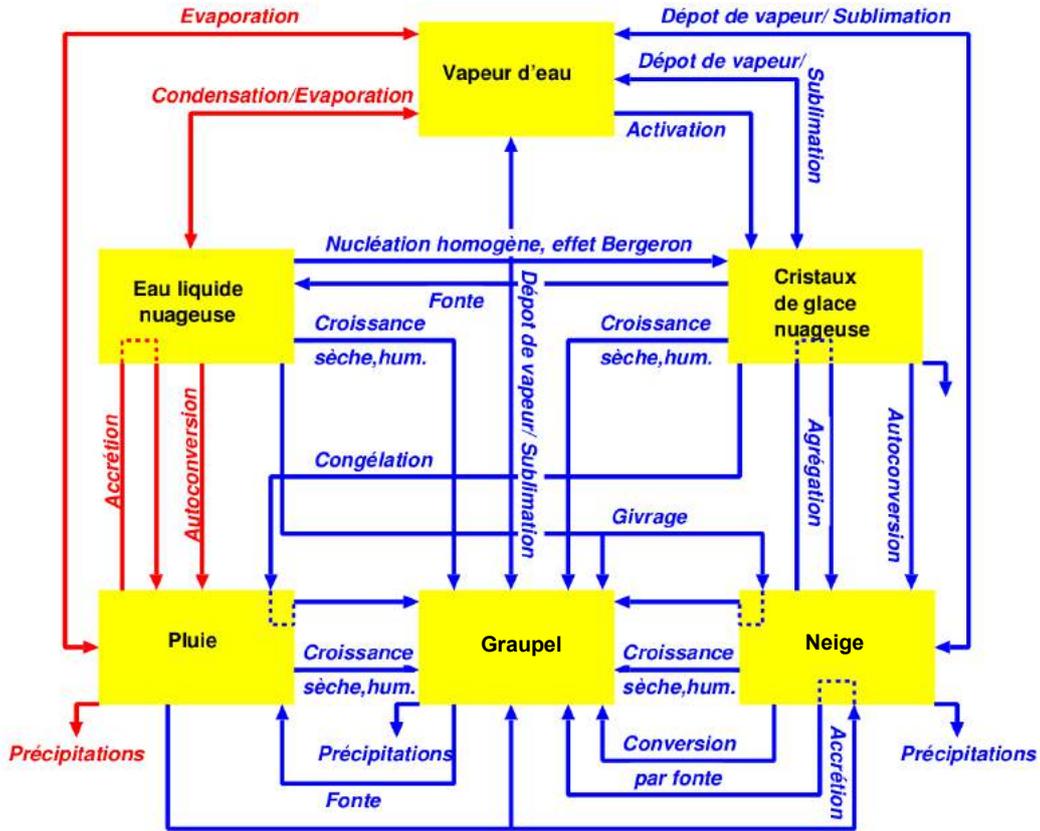


FIGURE 3.4 – Schéma représentant les différents processus microphysiques du schéma microphysique ICE3. **Source** : Caumont (2007)

$$m_j(D) = a_j D^{b_j} \quad (3.5)$$

où a_j et b_j représentent des paramètres qui dépendent de la densité et de la forme des hydrométéores.

Ainsi, en utilisant les équations (3.3) et (3.5), le contenu en hydrométéores peut être exprimé en fonction de la distribution de taille des particules :

$$M_j = \rho q_j = \int_0^\infty m_j(D) N_j(D) dD = a_j \mathcal{M}_j(b_j) \quad (3.6)$$

où ρ est la masse volumique de l'air, q_j le contenu spécifique, m_j la masse et N_j la concentration de l'espèce j . Par ailleurs, $\mathcal{M}_j(b_j)$ représente le moment d'ordre b_j de la distribution de la taille des particules.

Les constantes utilisées dans les équations (3.1) à (3.4) sont décrites dans le tableau 3.1, pour chaque type d'hydrométéores. Du fait des valeurs choisies pour les constantes α et ν , les lois de distribution de taille des particules se réduisent à des lois exponentielles dans le cas de la pluie (distribution de Marshall et Palmer (1948)), de la neige et du graupel. Excepté pour la glace primaire, une concentration en nombre C_j constante est utilisée. En effet, celle de la glace (notée C_i) dépend de la température et du type de formation des cristaux de glace, comme décrit dans une formulation proposée par Meyers *et al.* (1992).

TABLEAU 3.1 – Valeurs des constantes caractérisant la distribution en tailles de particules du schéma microphysique ICE3

	Pluie	Glace primaire	Neige	Graupel
α_j	1	3	1	1
ν_j	1	3	1	1
X_j	-1	0	1	-0.5
$C_j(m_j^{X_j-3})$	8.10^6	C_i	5	5.10^5
$a_j(\text{kg.m}^{-b_j})$	$\frac{\pi\rho_w}{6}=524$	0.82	0.02	19.6
b_j	3	2.5	1.9	2.8

Comme nous le verrons dans la section suivante, la connaissance de la distribution en taille des hydrométéores est indispensable pour la simulation des variables polarimétriques. En effet, comme explicité au Chapitre 1, certaines variables comme la phase différentielle spécifique K_{DP} dépendent de la concentration en hydrométéores. D'autres variables, comme le Z_{DR} , dépendent en plus fortement de la forme des hydrométéores. Les différentes représentations et les hypothèses effectuées dans le schéma ICE3 vont donc directement influencer sur le niveau de réalisme des simulations de ces variables.

3.2 Le simulateur de variables polarimétriques

Après une étude bibliographique, l'opérateur d'observation non-linéaire utilisé pour simuler les variables polarimétriques est présenté. Comme expliqué dans la Section 2.1.2.1, c'est cet opérateur qui, par comparaison directe avec les observations, permet de calculer les innovations qui seront utilisées d'une part pour le contrôle de qualité et, d'autre part, dans le calcul du gradient de la fonction coût utilisée en assimilation variationnelle.

3.2.1 État de l'art

L'étude menée par Seliga et Bringi (1976) est une des premières dans laquelle la simulation de variables polarimétriques est réalisée. La simulation du Z_{DR} leur a permis d'investiguer le potentiel de cette variable pour l'estimation des précipitations par radar. La théorie de Rayleigh-Gans est choisie car, à la différence de la simple diffusion de Rayleigh, elle permet une extension du calcul de la diffusion à de plus grosses particules, ainsi que l'utilisation d'ellipsoïdes.

Dans le cas de l'étude de Bringi *et al.* (1986) portant sur la fonte des particules de graupel, la méthode des T-matrices a été employée pour simuler la diffusion par des sphéroïdes. Introduite par Waterman (1965), cette méthode permet de calculer la diffusion par des particules non-sphériques à symétrie de révolution.

Pour représenter les hydrométéores, des sphéroïdes aplatis sont très souvent utilisés. Ceci a par exemple permis à Jung *et al.* (2008b) de simuler Z_{HH} , Z_{DR} et K_{DP} à partir des hydrométéores simulés par le schéma microphysique à un moment du modèle ARPS. La fonte des hydrométéores glacés est également prise en compte dans ce simulateur grâce à la modélisation de la couche de fonte (voir Section 1.4.1.1). Pour cela, ils déterminent la fraction en eau liquide à partir des contenus spécifiques en hydrométéores de chaque niveau modèle. Ils recalculent ensuite la densité des particules fondantes, permettant ainsi d'affiner le calcul des coefficients de diffusion. Un simulateur similaire a été proposé par Pfeifer *et al.* (2008) dans le but d'évaluer la paramétrisation de la microphysique du modèle COSMO-DE.

Dans le cadre de la simulation d'une supercellule, Jung *et al.* (2010) ont proposé une amélioration de ce simulateur en utilisant un schéma microphysique à deux moments. Ce type de schéma permet de contraindre la distribution en taille des particules en fonction du contenu massique et de la concentration en nombre des hydrométéores. Bien que beaucoup plus coûteux numériquement, l'utilisation de ce schéma leur a permis de simuler de manière plus réaliste les variables polarimétriques, incluant même des signatures telles que les colonnes de Z_{DR} décrites dans la Section 1.4.1. Une étude similaire, proposée par Taufour *et al.* (2018), a montré que l'utilisation du schéma microphysique partiellement à deux moments LIMA (*Liquid Ice Multiple Aerosols*, Vié *et al.* (2016)) entraînait des simulations plus réalistes. LIMA décrit l'évolution des six même espèces d'hydrométéores que celles incluses dans ICE3, mais seules la glace, l'eau liquide nuageuse, ainsi que la pluie sont décrites en terme de contenus en masse et en nombre.

Ryzhkov *et al.* (2011) ont proposé de simuler les variables polarimétriques en utilisant un schéma microphysique spectral. Ce type de schéma ne requiert pas d'hypothèses sur la forme de la distribution de taille des particules, les concentrations en hydrométéores étant discrétisées par gamme de valeurs de diamètres. Ce sont les processus microphysiques qui permettent ensuite de déterminer le nombre d'hydrométéores associé à chaque classe de diamètres. Un tel schéma ne peut être utilisé dans les modèles de PNT opérationnels du fait du coût de calcul prohibitif associé. Cependant, leur étude permet d'illustrer l'intérêt de ce type de schéma, notamment pour la simulation de variables polarimétriques. En effet, les valeurs ainsi que la structure des champs de variables polarimétriques simulées sont proches des observations.

Plus récemment, Schrom et Kumjian (2019) ont proposé une nouvelle approche en présence de glace uniquement. Pour cela, la "*Discrete Dipole Approximation*" (DDA) qui est plus adaptée aux particules de formes variées et complexes (telles que celles représentées sur la Figure 3.5), est utilisée pour le calcul de la diffusion. Cette méthode se base sur une discrétisation des particules en éléments simples disposés sur une grille pour calculer leur interaction avec un rayonnement électromagnétique (Draine et Flatau, 1994). Là aussi, des simulations plus réalistes des variables polarimétriques ont été obtenues.

Le calcul de la diffusion pour des formes d'hydrométéores complexes étant très coûteux numériquement du fait de la résolution des équations de Maxwell, il est en pratique nécessaire de recourir à des tables de diffusion préalablement construites pour effectuer les calculs de transfert radiatif. Parmi les tables de diffusion disponibles, celle proposée par Liu (2008) est régulièrement utilisée en PNT dans le domaine des micro-ondes. Eriksson *et al.* (2018) proposent quant à eux la base de données représentant le plus de formes d'hydrométéores et couvrant une très large partie du spectre des fréquences des micro-ondes, allant des instruments passifs (radiomètres) aux instruments actifs (radars). Ils ont en effet calculé les propriétés radiatives pour un ensemble de 34 particules de formes différentes et pour une gamme de fréquences allant de 1 à 886 GHz.

3.2.2 Description de l'opérateur d'observation non-linéaire

Le simulateur radar polarimétrique utilisé pour ce travail de thèse est celui proposé par Augros *et al.* (2015). Il utilise la méthode de Mishchenko et Travis (1994) pour calculer les propriétés de diffusion par les hydrométéores à l'aide de T-matrices. Pour cela, ils doivent être caractérisés en termes de taille, de forme et de constante diélectrique. Afin de déterminer ces paramètres de manière optimale, Augros *et al.* (2015) se sont basés sur des distributions observées et simulées des valeurs de Z_{DR} et de K_{DP} en fonction des celles de Z_{HH} .

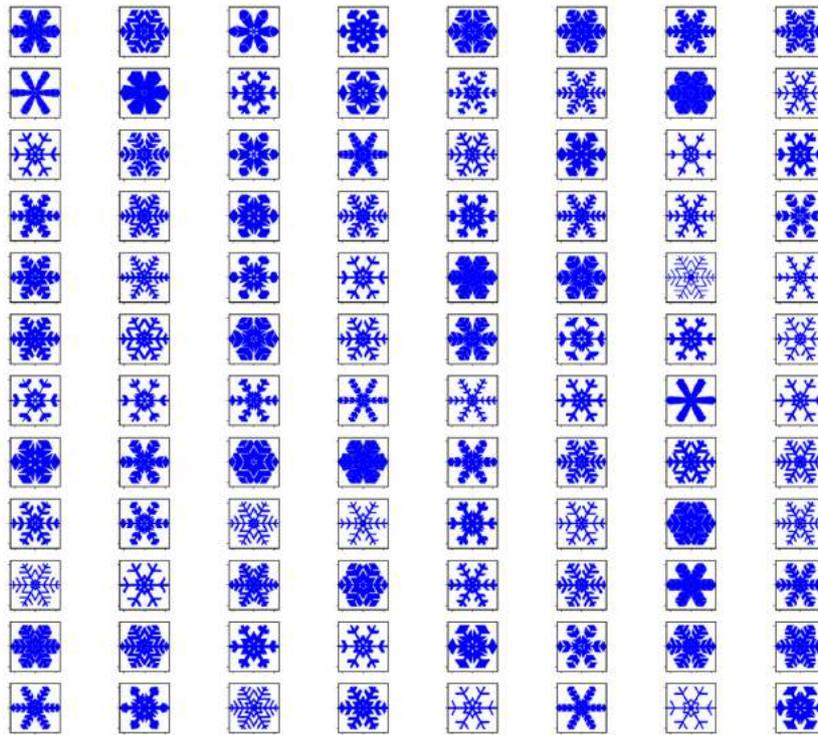


FIGURE 3.5 – Exemples de particules de glace utilisées par Schrom et Kumjian (2019) pour la simulation de variables polarimétriques.

3.2.2.1 Représentation des hydrométéores

Les gouttes de pluie

Dans cet opérateur d’observation, la gamme de diamètres utilisée pour représenter les gouttes de pluie est comprise entre $0,1\text{ mm}$ et $8,0\text{ mm}$. La forme des gouttes est quant à elle déterminée grâce à la relation proposée par Brandes *et al.* (2002). Cette relation, exprimant le rapport d’axe des gouttes en fonction du diamètre équivalent, permet de prendre en compte l’aplatissement lors de leur chute. Ainsi, plus le diamètre des gouttes sera grand, plus celles-ci seront simulées comme des sphéroïdes aplatis. Pour les gouttelettes de pluie ayant un diamètre inférieur à $0,5\text{ mm}$, cette relation n’est pas utilisée car ces particules sont considérées comme étant sphériques. La constante diélectrique de l’eau liquide est simulée grâce au modèle de Debye (Caumont, 2007). Les gouttelettes d’eau nuageuse ne sont pas considérées dans l’opérateur d’observation.

La glace

La forme des particules de glace primaire est supposée sphérique, avec un diamètre compris entre $0,05\text{ mm}$ et 15 mm . Leur constante diélectrique est déterminée à l’aide du modèle de Maxwell-Garnet (Ryzhkov *et al.*, 2011), représentant les particules de glace avec des inclusions d’air. Cette représentation est également utilisée pour la neige et le graupel.

La neige

La neige est représentée par des sphéroïdes aplatis ayant des diamètres compris entre 0,5 *mm* et 20 *mm*. Les particules de neige ayant un diamètre inférieur à 0,5 *mm* sont simulées par des sphères. Pour des particules ayant un diamètre compris entre 0,5 *mm* et 8 *mm*, le rapport d'aspect des particules décroît linéairement de 1,0 à 0,75, les particules plus grosses conservant une valeur de 0,75. Ainsi, plus le diamètre des flocons de neige est grand, plus ces particules seront aplaties.

Le graupel

La caractérisation des particules de graupel est très similaire à celle utilisée pour les particules de neige. Elles sont représentées par des sphéroïdes aplatis ayant des diamètres compris entre 0,5 *mm* et 20 *mm*, les particules ayant un diamètre inférieur à 0,5 *mm* sont représentées par des sphères. Comme pour la neige, le rapport d'aspect décroît linéairement de 1,0 à 0,85 pour des particules ayant un diamètre compris entre 0,5 *mm* et 10 *mm*, et reste de 0,85 pour les particules les plus grosses.

3.2.2.2 Représentation de la bande brillante

Dans le simulateur, une espèce fondante est considérée pour représenter la bande brillante. Toutes les espèces glacées présentes dans des couches atmosphériques où la température est supérieure à 0 °C sont considérées dans l'espèce *graupel fondant*. La Figure 3.6 représente par exemple le processus de fonte d'un flocon de neige. Une particule de neige sèche, considérée comme un mélange de glace et d'air, commence à fondre quand elle entre dans la zone de fonte : la glace commence par fondre à la périphérie de la particule, l'eau liquide générée remplissant les inclusions d'air. L'eau liquide issue de la fonte finit ensuite par former une pellicule d'eau autour de la particule de neige fondante. Une fois cet hydrométéore sorti de la zone de fonte, la totalité de la glace a fondu et il ne s'agit plus que d'une goutte de pluie. Pour représenter ces processus dans l'opérateur d'observation, la méthode proposée par Jung *et al.* (2008b) est utilisée. Cette espèce d'hydrométéore fondant, considérée comme étant du graupel fondant, a la même morphologie que le graupel sec décrit ci-dessus, mais sa densité et sa constante diélectrique dépendent de la fraction en eau liquide. Ces particules étant constituées de deux phases de l'eau, la fraction liquide doit également être prise en compte dans le calcul des propriétés diélectriques. Matrosov (2008) propose de décrire le graupel fondant comme une particule de glace avec des inclusions d'eau ou comme une particule d'eau liquide ayant des inclusions de glace, en fonction de l'avancée du processus de fonte. La relation de Maxwell-Garnet est utilisée pour déterminer la constante diélectrique de chacune des deux particules, puis une combinaison linéaire entre les deux constantes diélectriques est appliquée, les poids étant déterminés en fonction de la fraction en eau liquide.

Augros *et al.* (2015) ont également défini des plages de températures où chaque type d'hydrométéore peut être présent. D'autre part, leurs études de sensibilité ont montré que l'oscillation des particules avait un impact négligeable sur les simulations. L'ensemble des paramètres permettant la représentation des différents hydrométéores dans l'opérateur d'observation est synthétisé dans le tableau 3.2.

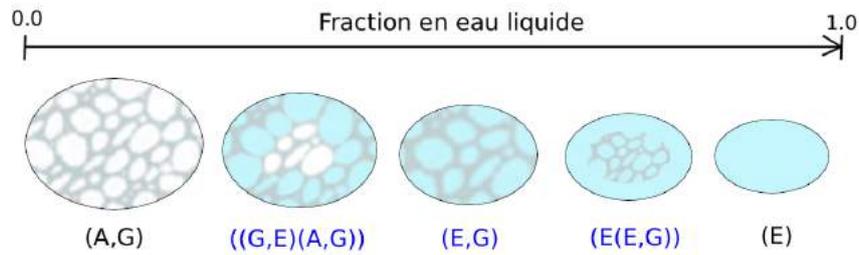


FIGURE 3.6 – Processus de fonte d’un flocon de neige dans l’opérateur d’observation radar polarimétrique (A : air (en blanc), G : glace (en gris) et E : eau (en cyan). Les lettres en bleu représente les processus se déroulant dans la zone de fonte (adapté de la Figure 4.1 de Le Bastard (2019))).

TABLEAU 3.2 – Paramètres utilisés pour représenter les hydrométéores dans l’opérateur d’observation non-linéaire (* :MG : Loi de Maxwell-Garnet ; ** :DL : Décroissance linéaire du rapport d’aspect

Hydrométéore	Constante diélectrique	Températures	Diamètres	Rapport d’aspect
Pluie	Debye	-20 ; 1 ; 40°C	0,1 ; 0,5 ; 8 mm	Brandes
Glace	MG*	-70 ; 1 ; 10°C	0,1 ; 0,2 ; 20 mm	1,0
Neige	MG*	-70 ; 1 ; 10°C	0,1 ; 0,2 ; 20 mm	Si $D < 0,5$ mm : 1,0 ; si $0,5 \geq D < 8,0$: DL** ; sinon : 0,75
Graupel	MG*	-70 ; 1 ; 10°C	0,1 ; 0,2 ; 20,0 mm	Si $D < 0,5$ mm : 1,0 ; si $0,5 \geq D < 10$: DL** ; sinon : 0,85
Graupel fondant	Matrosov	-70 ; 1 ; 10°C	0,1 ; 0,2 ; 20 mm	Si $D < 0,5$ mm : 1,0 ; si $0,5 \geq D < 10$: DL** ; sinon : 0,85

Calcul des coefficients de rétrodiffusion

Connaissant les caractéristiques microphysiques de chaque type d’hydrométéore, les coefficients de rétrodiffusion peuvent être calculés pour une particule. Cependant, les hydrométéores étant présents en grand nombre dans les systèmes précipitants, ils doivent être intégrés sur la distribution en taille des hydrométéores (de manière analogue au calcul de la réflectivité présenté dans l’équation 1.6). Pour cela, les distributions proposées dans le schéma microphysique ICE3 sont utilisées (voir Section 3.1.2), ainsi que la distribution de l’espèce graupel fondant (considérée comme étant similaire à celle du graupel). Pour chacune des espèces d’hydrométéores, les coefficients de rétrodiffusion sont déterminés pour des contenus massiques en hydrométéores (obtenus en multipliant les contenus spécifiques par la masse volumique de l’air) allant de 1.10^{-7} kg.m^{-3} à 1.10^{-2} kg.m^{-3} . Cette plage de valeurs a été choisie d’une part parce qu’elle est représentative des contenus généralement observés, et d’autre part pour limiter le nombre de calculs. En effet, pour chaque élément des différentes plages de paramètres utilisées, un calcul de coefficient de rétrodiffusion. L’ensemble des résultats de ces calculs est stocké dans des tables qui sont ensuite lues et interpolées dans le simulateur radar.

3.2.2.3 Simulation des variables polarimétriques dans l'espace du modèle

Les variables polarimétriques devant être simulées sur la grille modèle, l'opérateur d'observation sélectionne dans les tables de diffusion précédemment décrites le coefficient de rétrodiffusion adapté aux conditions météorologiques pour chaque point de la grille. Cela est effectué avec une combinaison linéaire dont les poids dépendent du contenu en hydrométéores, de la température, de la fraction d'eau liquide ainsi que de l'angle d'élévation. Les équations de base présentées dans le Chapitre 1 ont dû être adaptées en conséquence :

- Afin de simuler la réflectivité horizontale Z_{HH} (et verticale Z_{VV}), l'équation suivante est utilisée :

$$Z_{HH,VV} = 10\log_{10}(z_{hh,vv}) = 10\log_{10} \left(10^{18} \sum_{i=1}^n \frac{4\lambda^4}{\pi^4 |K_i|^2} \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} |S_{HH,VV_i}^b(D)|^2 N_i(D) dD \right) \quad (3.7)$$

où $Z_{hh,vv}$ sont exprimées en $mm^6.m^{-3}$, λ la longueur d'onde (en m), $|K_i|^2$ le facteur diélectrique de l'espèce i , $N_i(D)$ la distribution en taille des hydrométéores d'espèce i et $S_{HH_i}^b$ et $S_{VV_i}^b$ les coefficients de diffusion horizontaux et verticaux respectivement, l'exposant b signifiant "rétrodiffusé" (b pour *backward*).

- La réflectivité différentielle Z_{DR} est déterminée par :

$$Z_{DR} = 10\log_{10} \left(\frac{Z_{hh}}{Z_{vv}} \right) = Z_{HH} - Z_{VV} \quad (3.8)$$

- Le coefficient de corrélation ρ_{HV} est obtenu grâce à l'équation suivante :

$$\rho_{HV} = \frac{\left| \sum_{i=1}^n \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} S_{HH_i}^b(D) \times S_{VV_i}^b(D) N_i(D) dD \right|}{\sqrt{\sum_{i=1}^n \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} |S_{HH_i}^b(D)|^2 N_i(D) dD \times \sum_{i=1}^n \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} |S_{VV_i}^b(D)|^2 N_i(D) dD}} \quad (3.9)$$

La dernière variable polarimétrique considérée est la phase différentielle spécifique K_{DP} est définie par :

$$K_{DP} = 10^3 \lambda \frac{180}{\pi} \sum_{i=1}^n \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} \Re(S_{HH_i}^f - S_{VV_i}^f) N_i(D) dD \quad (3.10)$$

où \Re indique l'utilisation de la partie réelle de $S_{HH_i}^f$ et $S_{VV_i}^f$ qui désignent respectivement les coefficients de rétrodiffusion horizontaux et verticaux respectivement incidents (f pour *forward*).

3.2.2.4 Interpolation des variables simulées sur le faisceau radar

Les variables polarimétriques ayant été simulées dans l'espace du modèle, celles-ci doivent ensuite être interpolées dans l'espace des observations. Les mêmes hypothèses que celles qui ont

été faites dans AROME pour l'assimilation des vents Doppler (Montmerle et Faccani, 2009) et pour Z_{HH} (Wattrelot *et al.*, 2014) ont été suivies. Ces choix se basent sur les études de sensibilité effectuées par Caumont *et al.* (2006).

Pour déterminer l'altitude du faisceau, il est nécessaire de prendre en compte les effets de réfraction du faisceau par l'atmosphère. Battan (1973) explique que cet effet de courbure du faisceau radar peut être modélisé en prenant en compte le rayon de la Terre ainsi que l'indice de réfraction de l'air. Ce dernier étant dépendant de la température et de l'humidité, il est donc également nécessaire de le simuler. Doviak et Zrnice (2006) proposent une simplification de la simulation de la courbure du faisceau en supposant que le faisceau se propage dans une atmosphère homogène fictive d'une planète dont le rayon effectif vaut $a_e = 4/3a$, a étant le rayon terrestre. Avec cette simplification, le faisceau radar se propage en ligne droite et son altitude ne dépend donc plus que de la distance au radar (Figure 3.7). Caumont *et al.* (2006) expliquent que cette méthode est valide tant que les gradients verticaux en humidité ne sont pas trop importants ou qu'il n'y a pas d'inversion de température en basses couches.

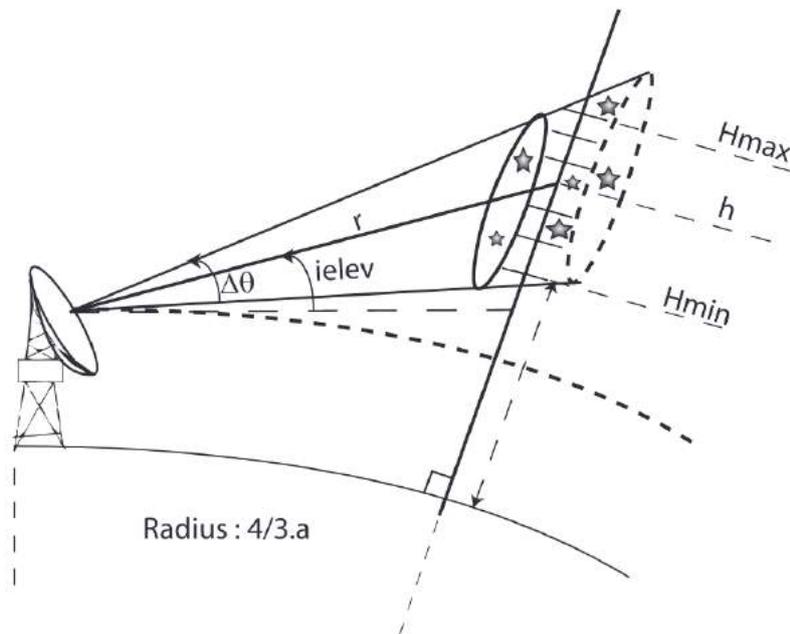


FIGURE 3.7 – Schéma représentant la propagation du faisceau radar dans une atmosphère homogène fictive sur une planète fictive de rayon a_e ($\Delta\theta$ désigne l'ouverture du faisceau, $ielev$ l'angle d'élevation, r la distance séparant les cibles de l'antenne radar et h , $Hmin$ et $Hmax$ désignent respectivement la hauteur du centre du faisceau, la hauteur minimale et la hauteur maximale du faisceau)(Figure tirée de Wattrelot *et al.* (2014)).

La deuxième hypothèse concernant la géométrie radar porte sur la forme du faisceau simulé. Dans le cas présent, seul le lobe principal est considéré puisque, comme souligné par Wattrelot *et al.* (2014), les radars du réseau ARAMIS utilisent des antennes suffisamment directives pour que la puissance transmise par le lobe principal soit au moins supérieure de 20 dB par rapport à celle transmise par les lobes secondaires. Dans l'opérateur d'observation, une fonction Gaussienne est utilisée pour le simuler, attribuant ainsi plus de poids aux hydrométéores situés au centre du faisceau.

3.3 Sensibilité aux erreurs liées à l'opérateur d'observation

Afin de déterminer les incertitudes associées à la simulation des variables polarimétriques, une étude a été effectuée pour quantifier l'impact d'une perturbation des trois paramètres principaux de l'opérateur : la constante diélectrique, le rapport d'aspect et l'oscillation des hydrométéores. D'autres paramètres comme la température ou la distribution en taille des hydrométéores sont utilisés dans l'opérateur d'observation pour calculer les coefficients de rétrodiffusion adaptés aux conditions du milieu simulées dans l'ébauche. De ce fait, il a été choisi de ne pas perturber ces paramètres afin de s'assurer de définir l'ensemble des états possibles de l'ébauche. Pour chaque type d'hydrométéore, ces paramètres ont été modifiés de manière indépendante, en appliquant une perturbation issue d'une distribution Gaussienne centrée autour des valeurs de référence (voir Tableaux 3.2 et 3.4). Pour chaque modification, de nouvelles tables de diffusion ont été recalculées.

Vingt événements météorologiques simulés pour des radars en bande C et S ont été considérées (Tableau 3.3). Pour chaque cas, 23 configurations ont été testées, portant ainsi à 460 le nombre total de simulations effectuées, toutes fréquences confondues (138 simulations effectuées en bande S et 322 en bande C). Le Tableau 3.4 présente les paramètres issus de la configuration initiale, ainsi que l'ensemble des perturbations appliquées. Les résultats de cette étude sont présentés par des histogrammes en deux dimensions (Figure 3.8 pour les simulations en bande S et Figure 3.9 pour les simulations en bande C). Leur interprétation se base en grande partie sur l'examen des histogrammes obtenus séparément pour les trois paramètres perturbés, qui ne sont par contre pas représentés ici.

TABLEAU 3.4 – Paramètres représentant les hydrométéores dans le simulateur pour la configuration initiale ainsi que pour les différentes configurations testées dans l'étude de sensibilité

(* : Décroissance Linéaire du rapport d'aspect ; ** :RAI : Rapport d'Aspects Initiaux).

	Configuration initiale			Perturbations appliquées		
	Constante diélectrique	Rapport d'aspect	Oscillation	Constante diélectrique	Rapport d'aspect	Oscillation
Pluie	Debye	Brandes	0°	Debye ± 5%	RAI** ± 20%	5° ; 10°
Neige	MG*	Si $d < 0,5$ mm : 1,0 ; si $0,5 \geq d < 8,0$: DL* ; sinon : 0,75	0°	MG* ± 5%	RAI** ± 20%	10° ; 20°
Glace	MG*	1,0	0°	MG* ± 5%	RAI** ± 20%	0°
Graupel	MG*	Si $d < 0,5$ mm : 1,0 ; si $0,5 \geq d < 10,0$:DL* ; sinon : 0,85	0°	MG* ± 5%	RAI** ± 20%	10° ; 20°

3.3.1 Résultats pour des radars en bande S

Sur la Figure 3.8a représentant la distribution globale des incertitudes liées aux simulations de Z_{HH} en bande S, deux tendances quasi-linéaires sont visibles pour des valeurs de dispersion comprises entre 0 et 1 dBZ . La première, située aux alentours de 0.1 dBZ , provient de la perturbation appliquée au rapport d'aspect des gouttes de pluie. Cette tendance s'explique par la présence de seuils lors du calcul des coefficients de diffusion. La deuxième tendance quasi-linéaire, située aux alentours de 0.9 dBZ , provient de la perturbation de la constante diélectrique associée au graupel. Hormis ces deux tendances, la majorité des incertitudes liées

TABLEAU 3.3 – Situations météorologiques choisies pour étudier les incertitudes associées à la simulation des variables polarimétriques (heures exprimées en Temps Universel). La première partie du tableau décrit les cas simulés avec des radars en bande S et la deuxième, les cas correspondant à des radars en bande C.

DATE	HEURE	RADAR
19 octobre 2017	06:00	Nîmes
05 février 2018	19:00	Nîmes
29 mai 2018	16:00	Nîmes
09 août 2018	06:00	Nîmes
07 octobre 2018	03:00	Collobrières
10 octobre 2018	14:00	Collobrières
13 juin 2017	18:00	Sembadel
03 janvier 2018	06:00	Treillières
17 janvier 2018	03:00	Trappes
06 février 2018	08:00	Toulouse
14 février 2018	13:00	Toulouse
13 mars 2018	02:00	Avesnes
19 mars 2018	14:00	Bordeaux
28 avril 2018	20:00	Toulouse
26 mai 2018	12:00	Momuy
03 juin 2018	15:00	Treillières
06 juin 2018	00:00	Trappes
29 juillet 2018	07:00	Plabennec
05 septembre 2018	21:00	Toulouse
06 octobre 2018	08:00	Plabennec

à la simulation de Z_{HH} provient des hydrométéores glacés. En effet, la plupart des valeurs de dispersion supérieures à 0.2 dBZ provient de perturbations appliquées aux paramètres les caractérisant dans l'opérateur d'observation, notamment la constante diélectrique.

Dans le cas du Z_{DR} , une dispersion maximale de 0.6 dB est obtenue pour l'ensemble des simulations effectuées (Figure 3.8b). Les perturbations du rapport d'aspect des gouttes de pluie expliquent une grande partie de ces incertitudes. L'autre principale source d'incertitude est liée aux constantes diélectriques caractérisant chaque espèce d'hydrométéore glacé.

Concernant le K_{DP} (Figure 3.8c), la quasi-totalité des incertitudes est liée aux perturbations appliquées sur le rapport d'aspect des gouttes de pluie. Les seuils présents dans le calcul des coefficients de diffusion expliquent également les valeurs d'incertitudes obtenues le long de la tendance quasi-linéaire.

Les simulations de ρ_{HV} (Figure 3.8d) ne semblent pas sensibles aux perturbations appliquées. En effet, les valeurs maximales d'incertitudes atteignent 1.10^{-3} seulement.

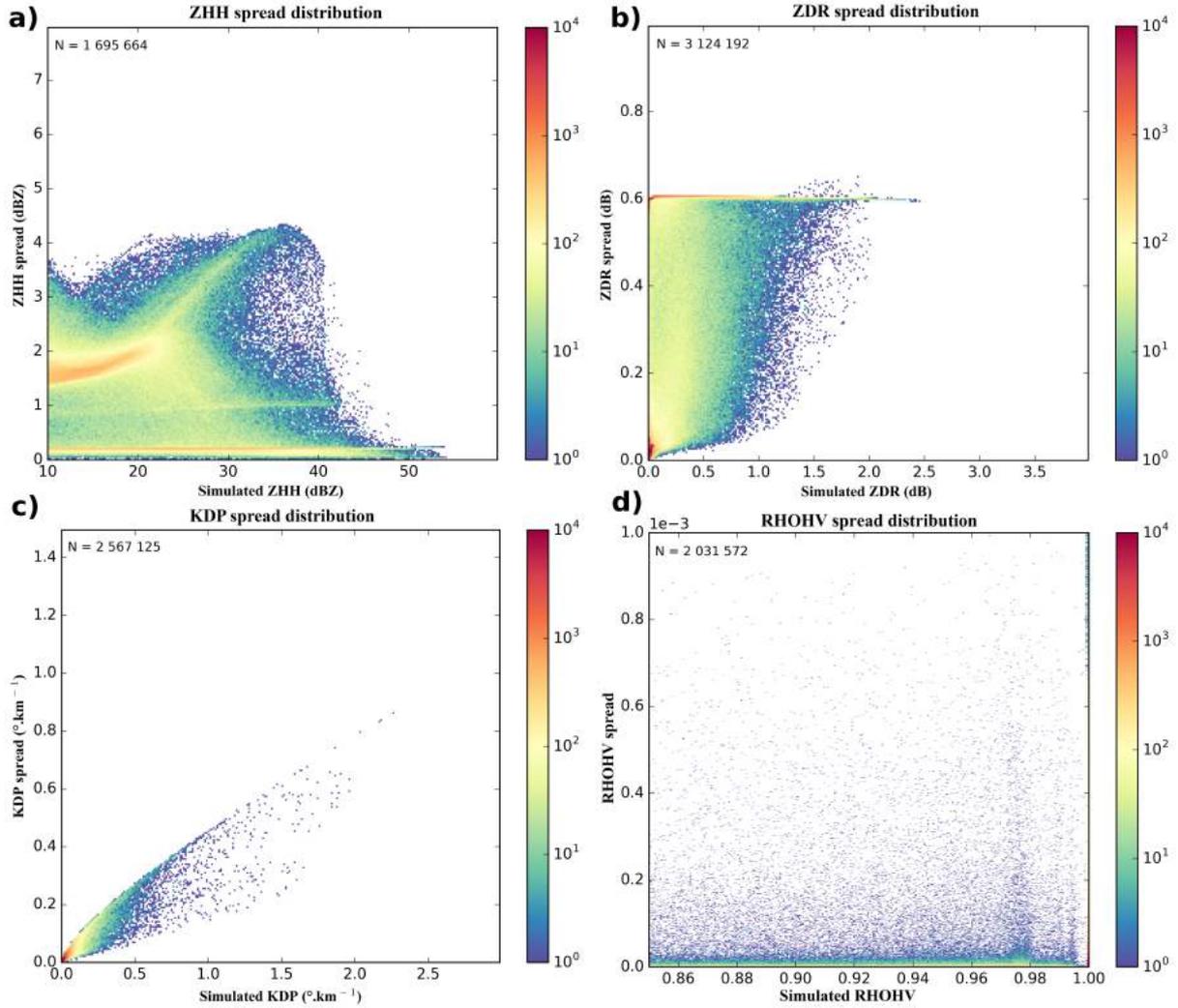


FIGURE 3.8 – Incertitudes liées à la simulation de (a) Z_{HH} , (b) Z_{DR} , (c) K_{DP} et (d) ρ_{HV} pour un ensemble de radars en bande S (N indique la taille de l'échantillon).

3.3.2 Résultats pour des radars en bande C

En bande C, les incertitudes restituées sont très similaires à celles obtenues pour les simulations effectuées en bande S (Figure 3.9). Seules celles concernant le Z_{DR} et le K_{DP} présentent des valeurs légèrement plus importantes, notamment pour les plus fortes valeurs simulées. Ainsi, la fréquence du radar utilisée dans l'opérateur d'observation ne semble pas influencer notablement l'incertitude associée aux valeurs simulées.

Ces tests de sensibilité montrent que, quelle que soit la fréquence du radar, Z_{HH} est fortement dépendante de la modélisation des constantes diélectriques, notamment dans le cas des hydrométéores glacés. Les variables polarimétriques sont également connues pour être fortement dépendante de la forme des hydrométéores (voir Section 1.3). Pour Z_{DR} et K_{DP} , la majeure partie des incertitudes provient en effet des perturbations appliquées au rapport d'aspect des gouttes de pluie. Très peu de dispersion n'est cependant obtenue suite à la perturbation des rapports d'aspects des hydrométéores glacés. Cela s'explique par une représentation trop simple de ces particules (sphéroïdes) alors que dans la nature, une diversité de formes existe (voir Figure 3.5).

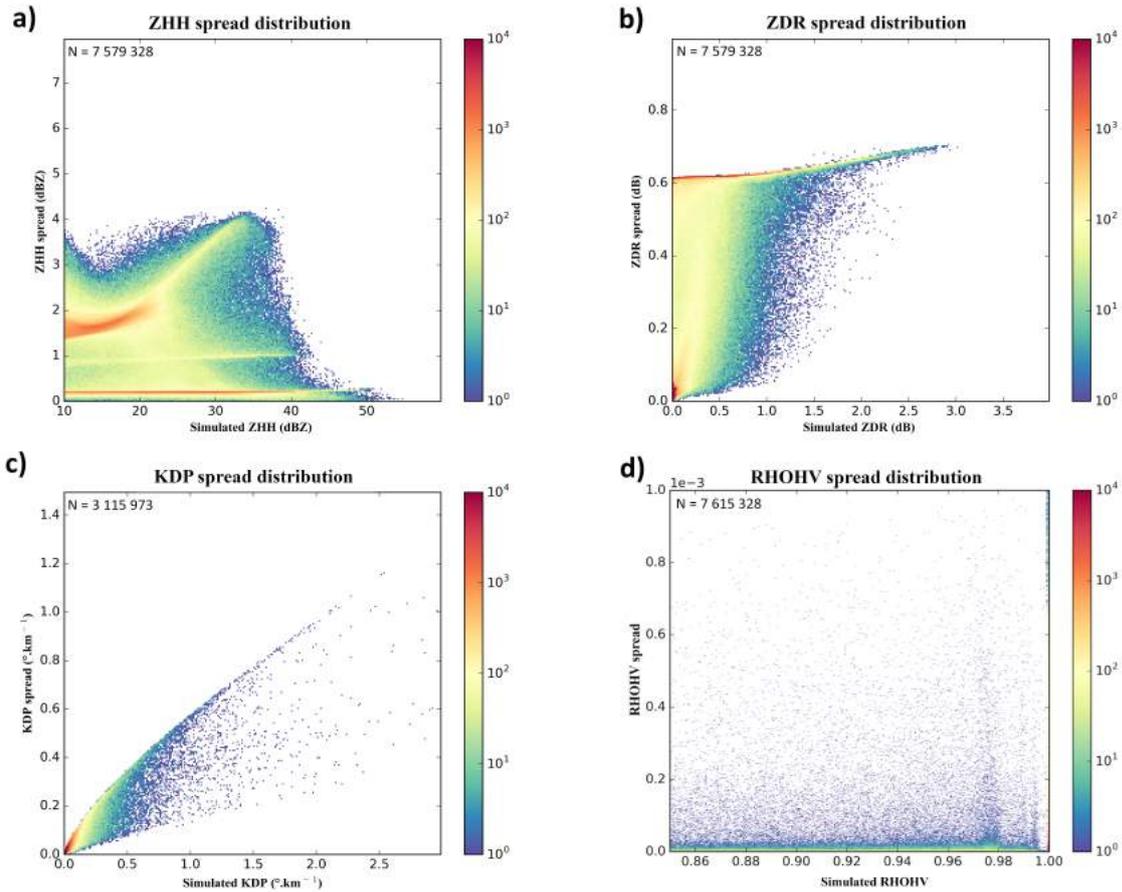


FIGURE 3.9 – Incertitudes liées à la simulation de (a) Z_{HH} , (b) Z_{DR} , (c) K_{DP} et (d) ρ_{HV} pour un ensemble de radars en bande C (N indique la taille de l'échantillon).

Comme explicité dans la Section 2.1.1, les erreurs de simulation étudiées ici seront prises en compte dans la représentation de la matrice \mathbf{R} utilisée par la suite.

3.4 Exemples de simulations des variables polarimétriques

Pour chacune des situations météorologiques détaillées ci-dessous, des comparaisons sont effectuées entre les variables polarimétriques simulées et observées. Pour ces travaux, les effets d'atténuation affectant les observables Z_{HH} et Z_{DR} ont préalablement été corrigés, puis des contrôles de qualité ont été appliqués à l'ensemble des observations puisque, comme explicité dans la Section 1.5, elles peuvent être entachées de nombreuses sources d'erreurs.

3.4.1 Contrôle de qualité des observations

Afin de ne prendre en compte que les échos météorologiques présents dans les données radar brutes, un contrôle de qualité *ad-hoc* est proposé. Grâce à l'utilisation de plusieurs filtres, les données avec un rapport signal-sur-bruit faible et le bruit résiduel sont supprimés.

Le premier filtre consiste à caractériser le type d'écho grâce à l'algorithme proposé par Gourley *et al.* (2007b), permettant ainsi de supprimer les échos non-météorologiques. Un deuxième

supprime les observations associées à des valeurs de ρ_{HV} inférieures à 0,85, ce type de valeurs étant représentatif des échos non-météorologiques. Les observations sont également filtrées en fonction des valeurs de signal-sur-bruit, la valeur seuil de 15 dB proposée par Tabary *et al.* (2013b) étant retenue. Enfin, un filtre médian est appliqué afin de supprimer les observations bruitées résiduelles. La Figure 3.10 présente un exemple de résultat de ces corrections successives, appliquées pour le Z_{DR} observé par le radar de Trappes lors d'une situation convective.

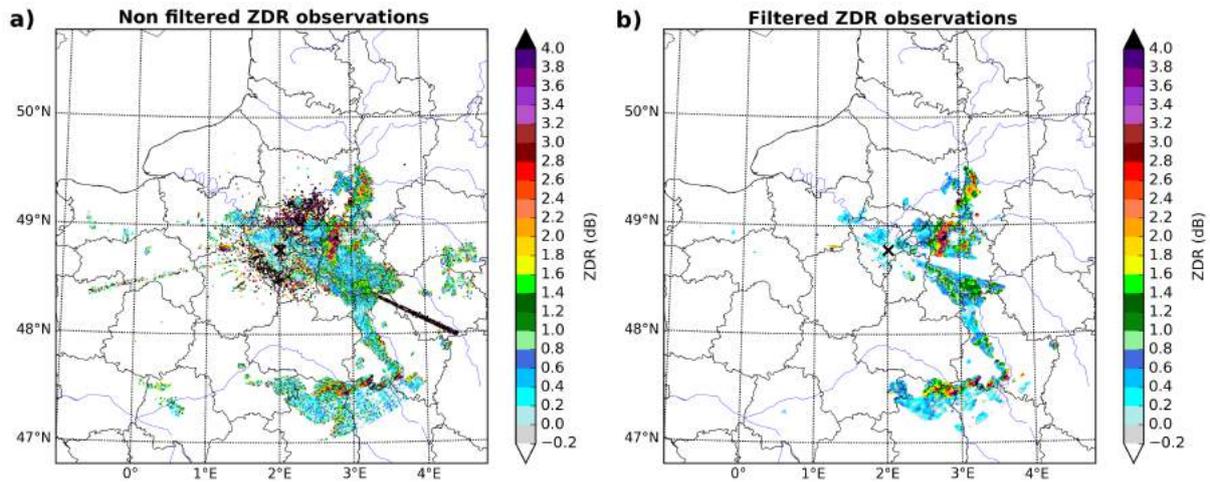


FIGURE 3.10 – (a) Z_{DR} brut et (b) Z_{DR} issu du contrôle de qualité, pour le cas convectif du 06 juin 2018, observé par le radar de Trappes avec un angle d'élévation de $0,4^\circ$.

La figure 3.10a montre la présence de fortes valeurs près du radar, associées à des échos de sol. Par ailleurs, des valeurs moyennes à fortes sont observées le long de deux azimuts, caractéristiques d'un brouillage avec un réseau de type WLAN (Wireless Local Area Network). L'application du contrôle de qualité supprime efficacement ces échos (Figure 3.10b). Des valeurs de Z_{DR} situées loin du radar ont également été supprimées par le filtre sur les valeurs de signal-sur-bruit.

3.4.2 L'épisode méditerranéen du 18 octobre 2018

3.4.2.1 Conditions météorologiques

Pour comprendre l'origine de cette situation météorologique, il est intéressant d'étudier l'état de l'atmosphère à l'échelle synoptique ainsi que son évolution avant l'occurrence du phénomène. Les représentations de type Anasyg proposées par Météo-France permettent d'en illustrer les principales caractéristiques, depuis la tropopause jusqu'à la surface (la légende des Anasyg est représentée dans l'Annexe A.1).

La Figure 3.11 indique la présence d'une dépression au sud des îles Baléares, indiquée par un "D" rouge. Celle-ci est en lien avec un courant jet circulaire centré sur l'Espagne (le jet étant représenté par des lignes de couleur ocre, les flèches indiquant le sens du vent). Au niveau de cette dépression, des anomalies de basse tropopause dynamique (représentées par des lignes noires continues) génèrent des courants ascendants, à l'origine de l'activité convective située au niveau d'un pseudo-front chaud (représenté par une ligne constituée d'alternance de tirets et de demi-cercles rouges). Ce dernier marque la limite entre les masses d'air, sans pour autant présenter les caractéristiques d'un front (comme un très fort gradient de température notamment).

Les champs d'altitude de la tropopause et de vent à 700 hPa, issus du réseau de prévision 00 TU du modèle AROME, valides à 08 TU, sont présentés sur la Figure 3.12. Le champ d'altitude

ANASYG du MER. 10/10/2018 00 UTC

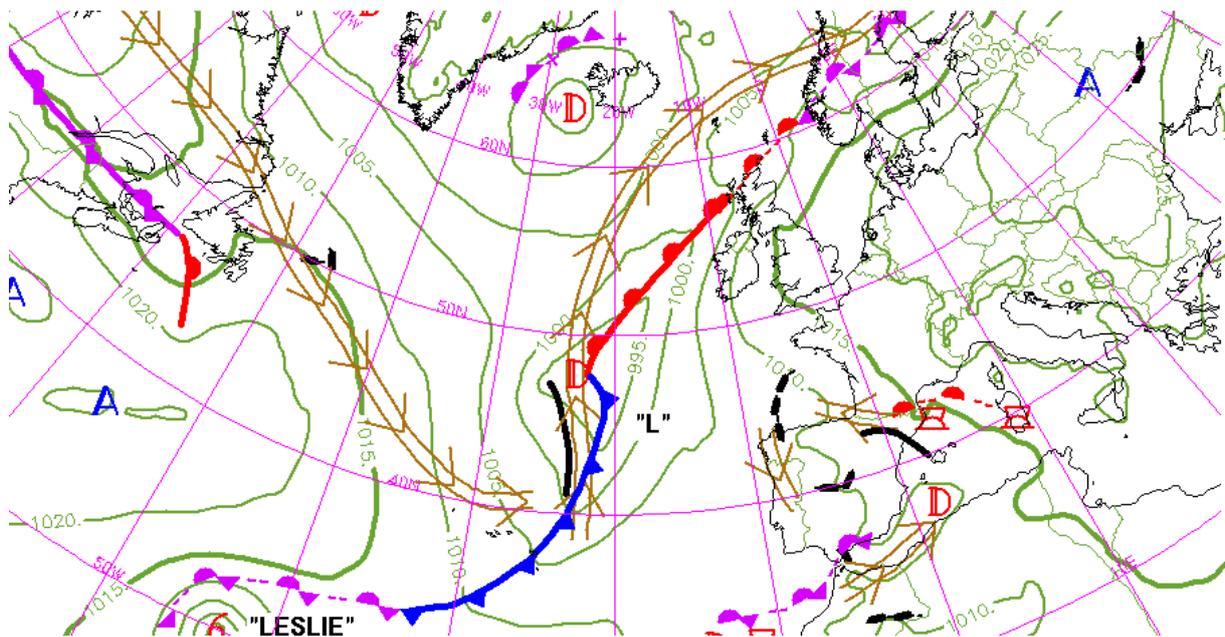


FIGURE 3.11 – Anasyg valide le 10/10/2018 à 00 TU

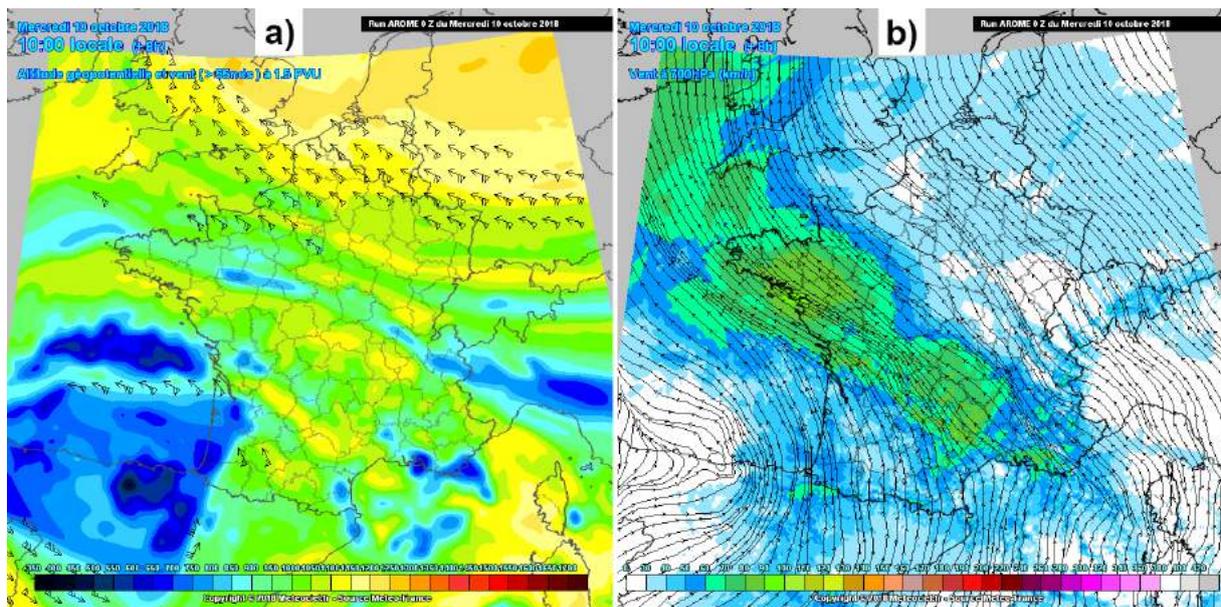


FIGURE 3.12 – (a) Altitude de la surface de tourbillon potentiel à 1,5 PVU (unités de tourbillon potentiel, *Potential Vorticity Units* en anglais)(plages de couleur) exprimée en décimètres (*dam*) et vents supérieurs à 55 noeuds (environ 100 km.h^{-1}) à la tropopause, représenté par des barbules, (b) lignes de courant du vent à 700 hPa, le module du vent étant représenté par les plages de couleur et sa direction par les flèches. Ces champs sont issus du réseau de prévision 00 TU du modèle AROME, valides à 08 TU.

de tourbillon potentiel 1,5 PVU (traceur de la tropopause) indique la présence d'une forte anomalie de tropopause sur le Golfe de Gascogne (Figure 3.12a). Sachant que ce type d'anomalie est associé à des anomalies positives de tourbillon potentiel, et en observant le sens de rotation du vent modélisé autour de cette anomalie (règle de Buys-Ballot), ces champs modélisés indiquent donc une dépression centrée sur le Pays-Basque. Ainsi, entre 00 TU et 08 TU, la dépression

initialement pointée au sud des îles Baléares sur l'Anasyg a été advectée en direction du Nord-Ouest.

Dans la modélisation, cette dépression génère un flux de sud à sud-est sur l'ensemble du pourtour méditerranéen (Figure 3.12b), les valeurs du module du vent étant très hétérogènes (comprises entre 30 km.h^{-1} et 90 km.h^{-1} localement). Par ailleurs, un phénomène de convergence est présent à 08 TU au niveau des départements des Bouches-du-Rhône et du Var. C'est dans cette zone où les précipitations ont été les plus intenses. En effet, une large partie du département du Var a été concernée par des cumuls de pluie supérieurs à 100 mm en 24 h , avec localement des pointes à 150 mm . Ces pluies ont engendré de nombreux glissements de terrain ainsi que des crues éclair, ces dernières ayant causé la mort de deux personnes. De forts coups de vent ont également été observés, avec des rafales atteignant les 100 km.h^{-1} sur l'île de Porquerolles.

3.4.2.2 Les champs de variables polarimétriques

Les champs de variables polarimétriques simulées pour cet événement ont été obtenus à partir de la prévision 1 h du réseau d'assimilation du modèle AROME, valide à 14 TU. Les PPIs observés et simulés associées à cette date sont présentées sur la Figure 3.13. Pour aider à l'interprétation des résultats, les hydrométéores simulés par AROME projetés dans l'espace des observations sont représentés sur la Figure 3.14, et le résultat d'une classification d'hydrométéores déduite de l'algorithme de Al-Sakka *et al.* (2013) sur la Figure 3.15.

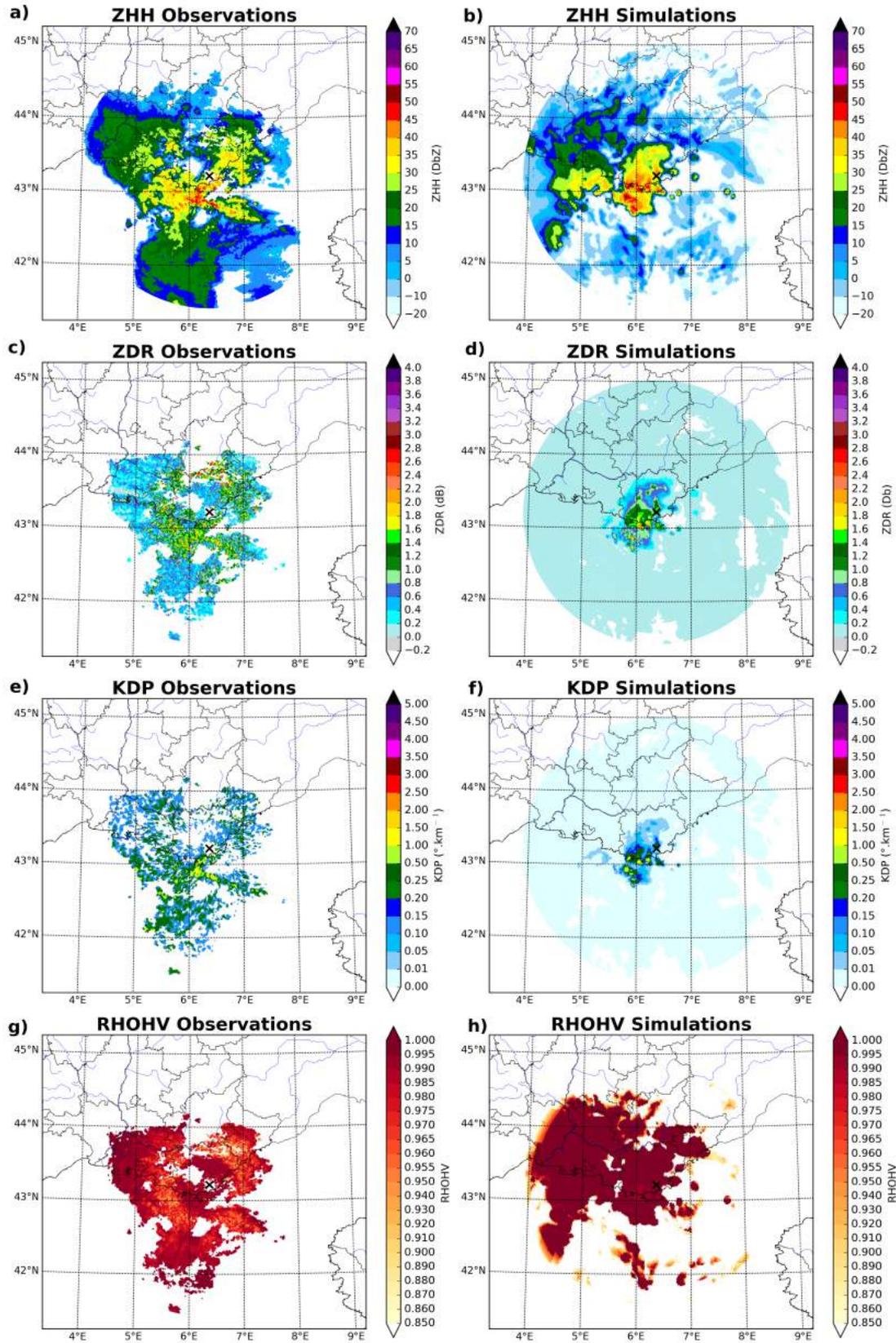


FIGURE 3.13 – Observations (colonne de gauche) et simulations (colonne de droite) de Z_{HH} (a et b), Z_{DR} (c et d), K_{DP} (e et f) et ρ_{HV} (g et h), par le radar de Collobrières (représenté par une croix noire), avec un angle d'élevation de $2,2^\circ$, pour le cas de l'épisode méditerranéen du 18 octobre 2018 à 14 TU.

Les observations

Une plage étroite de fortes précipitations est observée par le radar de Collobrières (Var), où de fortes valeurs de Z_{HH} atteignent localement 50 dBZ (Figure 3.13a). Le typage d'écho, déduit des valeurs de variables polarimétriques observées, y indique la présence de pluie. De grosses gouttes de pluie semblent être présentes puisque dans cette zone, les valeurs de Z_{DR} sont comprises entre $2,0 \text{ dB}$ et $2,8 \text{ dB}$ (Figure 3.13c) et le K_{DP} dépasse localement $1,5 \text{ }^\circ.km^{-1}$ (Figure 3.13e). Des valeurs de ρ_{HV} localement inférieures à $0,98$ indiquent une forte diversité dans la taille des gouttes de pluie et donc indirectement la présence des grosses gouttes.

Dans la zone où l'algorithme de typage d'écho a déterminé la présence de neige fondante, les valeurs de ρ_{HV} sont faibles (comprises entre $0,9$ et $0,98$) alors que celles de Z_{DR} sont fortes, atteignant jusqu'à $2,8 \text{ dB}$ au nord du radar. Ces valeurs marquent la présence de la bande brillante dans laquelle les hydrométéores glacés fondent.

Deux larges zones précipitantes avec un caractère plus stratiforme sont présentes en mer ainsi qu'à la limite entre les départements du Gard et des Bouches-du-Rhône, au-dessus de la bande brillante. Les valeurs de réflectivité sont généralement inférieures à 20 dBZ , celles de Z_{DR} sont généralement inférieures à 1 dB et celles de K_{DP} comprises entre $0,1$ et $0,5 \text{ }^\circ.km^{-1}$. Elles sont proches de $1,0$ dans le cas de ρ_{HV} , avec localement des valeurs plus faibles qui indiquent des hétérogénéités sans doute dues à la diversité de forme des hydrométéores glacés. Avec l'ensemble de ces valeurs, l'algorithme de typage d'écho déduit qu'il s'agit de précipitations solides (Figure 3.15).

Les simulations

Proche du radar, la gamme des valeurs simulées est proche de celle des valeurs observées, bien que la plage de fortes valeurs de Z_{HH} soit plus étendue. La Figure 3.14a montre qu'il s'agit d'une zone où le modèle AROME a simulé de la pluie.

La transition entre les gouttes de pluie et les hydrométéores glacés, pourtant présente au niveau des contenus en hydrométéores (Figure 3.14), n'est pas représentée au travers des variables polarimétriques. En effet, aucune baisse des valeurs de ρ_{HV} ou augmentation des valeurs de Z_{DR} ne sont simulées.

En présence d'hydrométéores glacés, Z_{HH} est légèrement sous-estimée en comparaison des observations alors que celles de Z_{DR} et de K_{DP} le sont très largement, ces dernières étant proches de zéro. Les précipitations stratiformes observées au large en Méditerranée ne sont toutefois pas bien représentées, les valeurs de Z_{HH} étant clairement sous-estimées. Cela est dû à une concentration en hydrométéores glacés plus faible qu'au niveau des précipitations stratiformes glacées situées entre les départements du Gard et des Bouches-du-Rhône. Dans ce type de zone situées loin du radar, de faibles valeurs de ρ_{HV} sont simulées. Celles-ci correspondent à des zones où les contenus en neige et en glace sont équivalents (voir Figure 3.14), impliquant ainsi de fortes hétérogénéités dans le milieu.

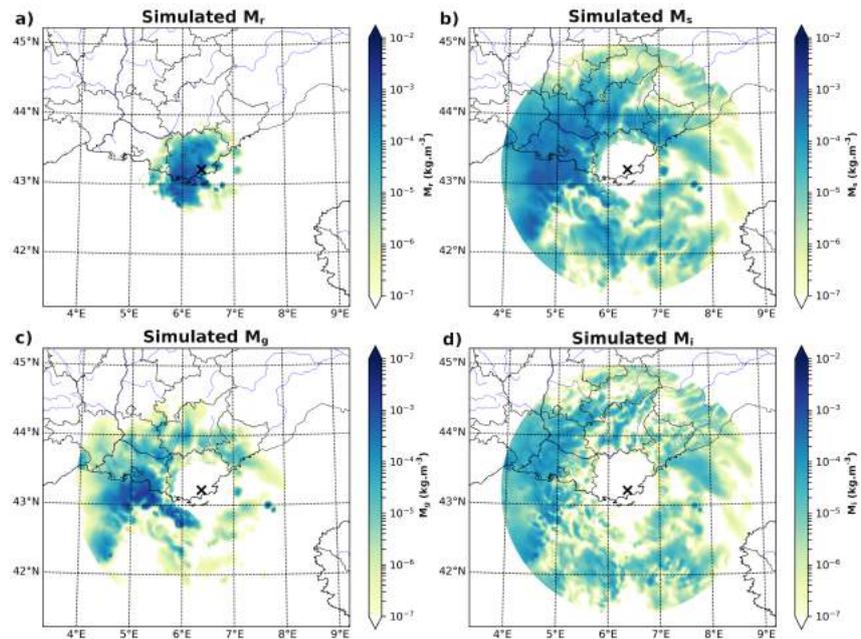


FIGURE 3.14 – Contenus en hydrométéores simulés par la prévision 1 h du réseau d’assimilation AROME-France, valide le 10 octobre 2018 à 14 TU : (a) contenu en pluie, (b) en neige, (c) en graupel et (d) en glace primaire. Ces contenus sont interpolés sur le faisceau du radar de Collobrières (angle d’élévation de 2,2°).

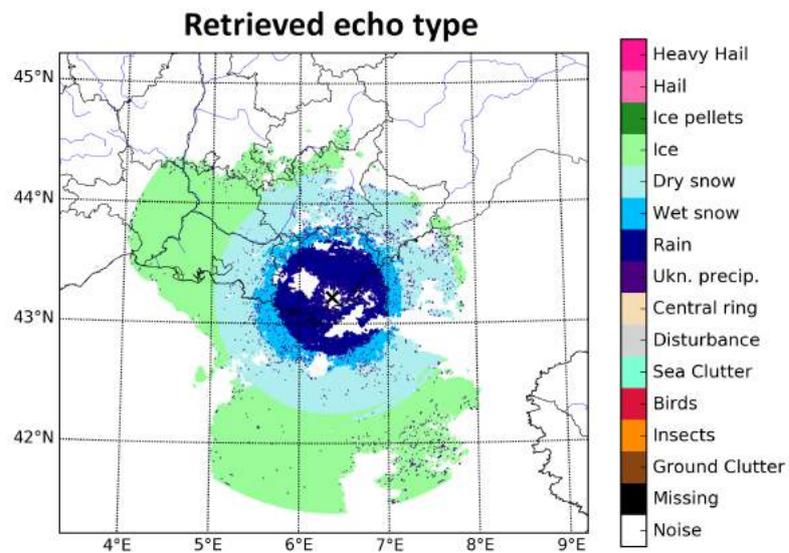


FIGURE 3.15 – Types d’échos déduits des observations radar polarimétriques à l’aide de l’algorithme de Al-Sakka *et al.* (2013) pour le cas méditerranéen du 18 octobre 2018 à 14 TU, observé avec le radar de Collobrières (angle d’élévation : 2,2°).

3.4.3 La supercellule et la ligne de grains du 26 mai 2018

3.4.3.1 Conditions météorologiques

La Figure 3.16 représente l'Anasyg associée à la situation orageuse du 26 Mai 2018. Pour cette date, un courant jet plonge depuis l'Irlande en direction du Maghreb. Une deuxième branche de jet (étant peut être la continuité de la branche descendante du jet) remonte du Maghreb jusque sur les îles Baléares. Les côtés gauches des jets sont associés à des anomalies positives de tourbillon potentiel, et donc à des zones cycloniques. Entre ces deux jets, une zone barocline peu mobile est présente, ainsi qu'un pseudo front quasi-stationnaire (représenté par la ligne fuchsia où des demi-cercles et des triangles sont reliés par une ligne en pointillés). Cette configuration entraîne la création d'anomalies latentes de tropopause, représentées par les courbes noires en pointillé. Ce type d'anomalie de tropopause, associée à de faibles valeurs de tourbillon potentiel, n'entraîne pas ou peu d'ascendances. Une anomalie latente de tropopause peut cependant devenir une anomalie dynamique de tropopause en présence de forçage (orographie ou chauffage diurne par exemple), zone dans laquelle les tourbillons seront plus forts, générant ainsi des ascendances.

L'Anasyg indique également la présence d'une activité convective orageuse sur l'extrême Sud-Ouest de France, associée à une anomalie latente de tropopause.

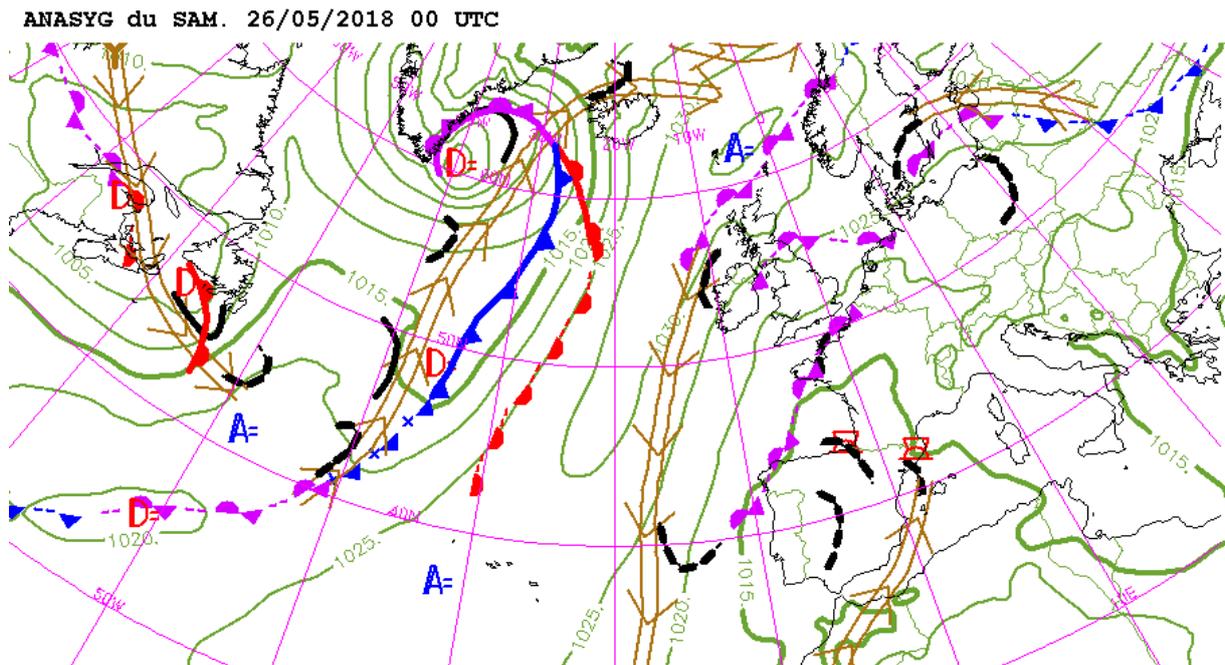


FIGURE 3.16 – Anasyg valide le 26/05/2018 à 00 TU

À 10 TU, la combinaison entre l'anomalie basse de tropopause et le chauffage diurne entraîne des ascendances, prévues par le modèle AROME, atteignant localement plus de 3 m.s^{-1} (Figure 3.17). Au niveau du Pays Basque, un dipôle d'ascendances et de subsidences est observé, indiquant la présence des phénomènes de convection. À 10 TU, il ne s'agit que d'orages isolés mais, dans un flux de Sud-Ouest, cette anomalie de basse tropopause est advectée en direction du Nord-Nord-Est, dans une zone où les valeurs de CAPE avoisinent et dépassent localement les 1000 J.kg^{-1} .

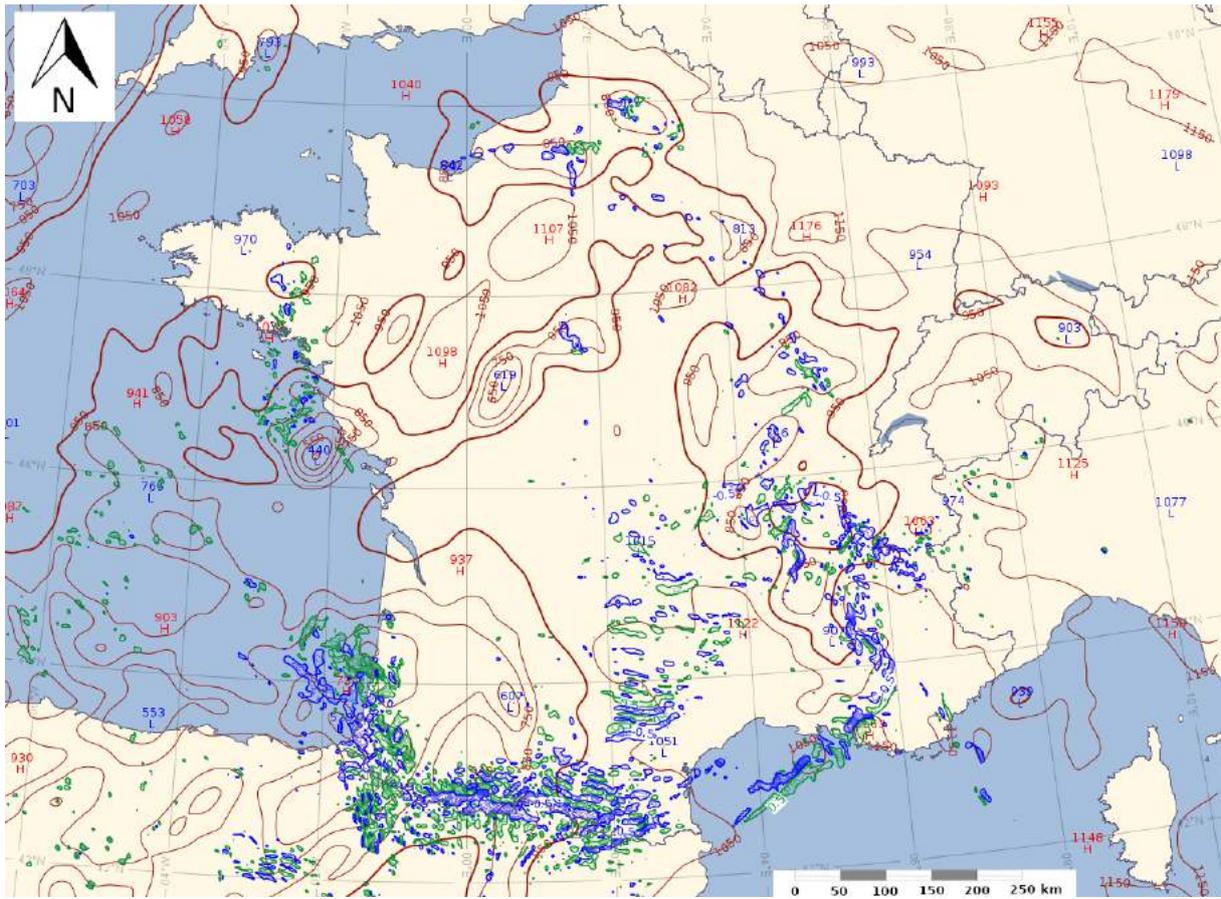


FIGURE 3.17 – Altitude de la surface 1,5 PVU (courbes couleur bistre) exprimée en *dam* et vitesses verticales à 700 *hPa* (les courbes bleues représentent les ascendances et les courbes vertes les subsidences, exprimées en $m.s^{-1}$). Ces champs sont issus du réseau de prévision 00 TU du modèle AROME, valides à 10 TU.

En début d'après-midi, les orages commencent à s'organiser et forment un système convectif quasi-linéaire au niveau du département des Landes. En remontant vers le Nord, le système orageux continue de se renforcer, notamment grâce aux rafales descendantes qu'il commence à générer. Une supercellule se développe également à l'avant de ce système orageux, touchant la ville de Bordeaux. En s'organisant, le système orageux quasi-linéaire finit par former un *Bow-Echo*. Cette structure, visible sur les observations de réflectivité radar, présente un aspect arqué. Cette signature montre indirectement la présence d'une accélération du flux au centre de cet écho arqué, souvent associé à un fort front de rafale à l'avant de cet écho. Les systèmes orageux perdureront jusqu'en début de soirée. Au cours de l'après-midi, ils ont généré des pluies intenses avec par exemple 22.0 *mm* de pluie relevés à la station de Bordeaux-Paulin en 6 minutes. De fortes chutes de grêle ont également été observées dans la région bordelaise, avec des grêlons atteignant localement plus de 4 *cm*. Par ailleurs, de fortes rafales ont été enregistrées, souvent comprises entre 80 et 110 *km/h*. Enfin, cet évènement orageux aura généré plus de 30 000 éclairs.

3.4.3.2 Les champs de variables polarimétriques

La simulation des variables polarimétriques associées à cet évènement convectif a été réalisée à partir de la prévision 1 h du réseau d'assimilation du modèle AROME, valide à 14 TU. Les observations et les simulations associées aux structures orageuses observées le 26 Mai 2018 sont représentées sur la Figure 3.18 pour le radar de Momuy (Landes). De la même manière que pour le cas précédent, les hydrométéores prévus par AROME projetés sur la géométrie du radar, et le typage d'échos sont respectivement représentés sur les Figures 3.20 et 3.21. Un zoom sur les deux structures convectives est également proposé (Figure 3.19).

Les observations

Lors de cette situation météorologique, de très fortes réflectivités atteignant localement 60 dBZ sont présentes au niveau de la supercellule située à l'est de l'estuaire de la Gironde, ainsi qu'au niveau du système orageux quasi-linéaire (Figure 3.19). Les valeurs de Z_{DR} et de K_{DP} sont toutefois très différentes entre ces deux systèmes orageux. La supercellule étant plus éloignée du radar, ces différences s'expliquent principalement par les différences d'altitude des volumes échantillonnés. Dans le cas de la ligne de grains, elles sont généralement supérieures à 2 dB (localement plus de 4 dB) pour Z_{DR} et supérieures à $2,5^{\circ}.km^{-1}$ (localement plus de $5^{\circ}.km^{-1}$) dans le cas du K_{DP} . Pour la supercellule, ces valeurs sont très faibles, généralement proches de zéro. De telles différences indiquent des signatures microphysique très différentes. Dans le cas de la ligne de grains, ces valeurs indiquent la présence de grosses gouttes de pluie et sans doute de particules de grêle entourée d'une pellicule d'eau liquide. Dans le cas de la supercellule, les fortes valeurs de Z_{HH} couplées aux faibles valeurs de Z_{DR} et de K_{DP} révèlent des particules de grêle sèche. Les valeurs de ρ_{HV} sont quant à elles similaires pour les deux systèmes orageux. Étant généralement inférieures à 0,95, elles indiquent de fortes hétérogénéités dans le volume échantillonné. De part ces valeurs, l'algorithme de typage des hydrométéores de Al-Sakka *et al.* (2013) (Figure 3.19e) propose la présence de graupel dans ces deux systèmes, avec même de la grêle dans le cas de la supercellule.

À l'arrière de la ligne de grains, les valeurs de Z_{HH} sont plus faibles, variant généralement de 25 dBZ à 35 dBZ (Figure 3.18). C'est notamment le cas pour les précipitations situées aux alentours du bassin d'Arcachon. Dans cette zone, les valeurs de Z_{DR} sont comprises entre 0,6 dB et 1,6 dB, dépassant localement les 2,6 dB. Celles de K_{DP} sont comprises entre $0,2^{\circ}.km^{-1}$ et $0,5^{\circ}.km^{-1}$ alors que celles de ρ_{HV} , inférieures à 0,96, montrent une forte hétérogénéité. De telles valeurs indiquent une zone de fonte des hydrométéores glacés.

Deux lignes pluvieuses sont observées entre l'arrière de la ligne de grains et les contre-forts pyrénéens. Les valeurs de Z_{HH} , Z_{DR} et de K_{DP} y sont plus faibles que dans les autres plages de précipitations étant, de façon respective, généralement inférieures à 30 dBZ, 0,6 dB et $0,15^{\circ}.km^{-1}$. Les valeurs de ρ_{HV} y sont proches de 1,0, indiquant une forte homogénéité du milieu échantillonné. Ce type de valeurs est associé à de faibles précipitations.

Les simulations

Bien que plusieurs systèmes précipitants aient été bien simulés par AROME sur la zone d'intérêt, les Z_{HH} simulées peinent à reproduire les intensités et les structures des deux systèmes convectifs discutés plus haut (Figure 3.18b). En effet, les très fortes valeurs observées dans la supercellule ou dans le système orageux quasi-linéaire ne sont que très peu présentes dans la simulation. Cependant, plusieurs plages de valeurs de réflectivité supérieures à 40 voire à 45 dBZ sont simulées, notamment près de l'estuaire de la Gironde et au nord-ouest du Gers, là où les deux structures orageuses sont présentes dans les observations. De manière globale, l'heure d'occurrence des systèmes précipitants est bien simulée par le modèle.

En comparaison des observations, les valeurs de Z_{DR} et de K_{DP} sont fortement sous-estimées. Globalement, celles-ci sont respectivement inférieures à 1,4 dB et à $0,2^{\circ}.km^{-1}$. Seules deux zones montrent des valeurs plus importantes, dépassant respectivement 2,4 dB et $2,5^{\circ}.km^{-1}$. Ces valeurs correspondent aux zones où le modèle prévoit les plus forts contenus en pluie et donc les plus grosses gouttes de pluie (voir équation 3.4).

La simulation du ρ_{HV} s'avère difficile. En effet, malgré la présence de zones où différentes phases coexistent dans le modèle (Figure 3.20), les valeurs simulées restent très proches de 1,0, reflétant une trop forte homogénéité du milieu. Ce résultat est cohérent avec la faible sensibilité de ρ_{HV} aux paramètres utilisés pour représenter les hydrométéores dans l'opérateur d'observation (voir Section 3.3).

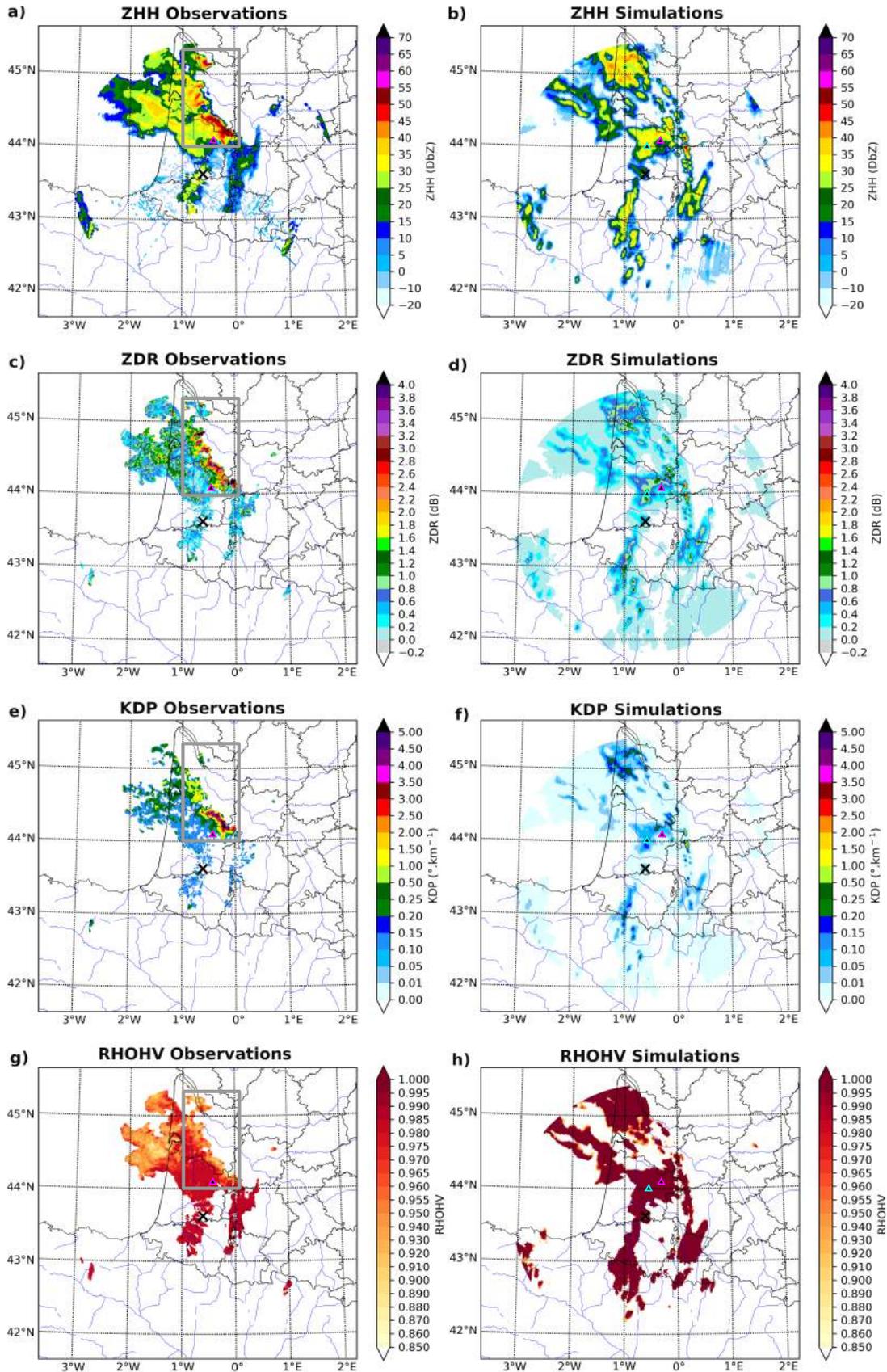


FIGURE 3.18 – Observations (colonne de gauche) et simulations (colonne de droite) de Z_{HH} (a et b), Z_{DR} (c et d), K_{DP} (e et f) et ρ_{HV} (g et h) par le radar de Momuy (représenté par une croix noire), avec un angle d'élévation de $0,4^\circ$, pour la situation convective du 26 mai 2018 à 14 TU. Les rectangles ayant des contours gris indiquent la région considérée dans la Figure 3.19, le triangle noir aux contours roses et celui aux contours cyan correspondent à la position de profils utilisés au Chapitre 5.

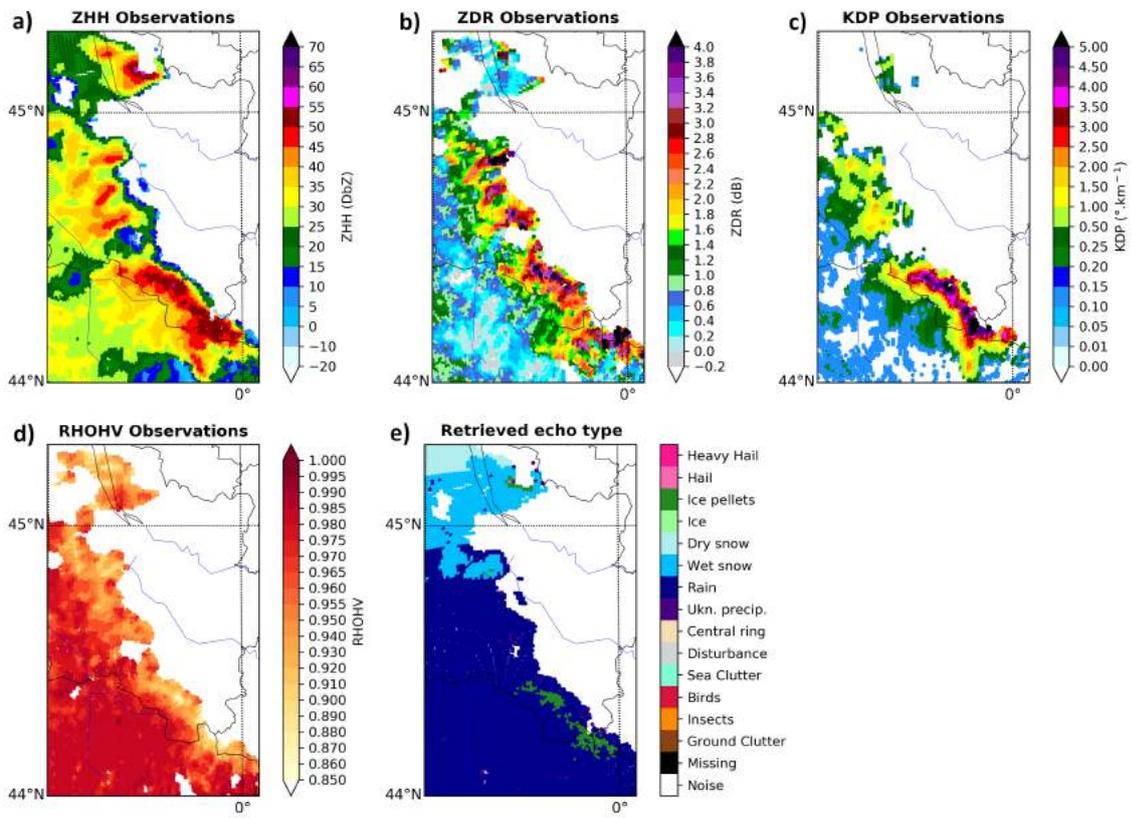


FIGURE 3.19 – Zoom des Figures 3.18 et 3.21 pour les observations de (a) Z_{HH} , (b) Z_{DR} , (c) K_{DP} , (d) ρ_{HV} et (e) le typage d'écho.

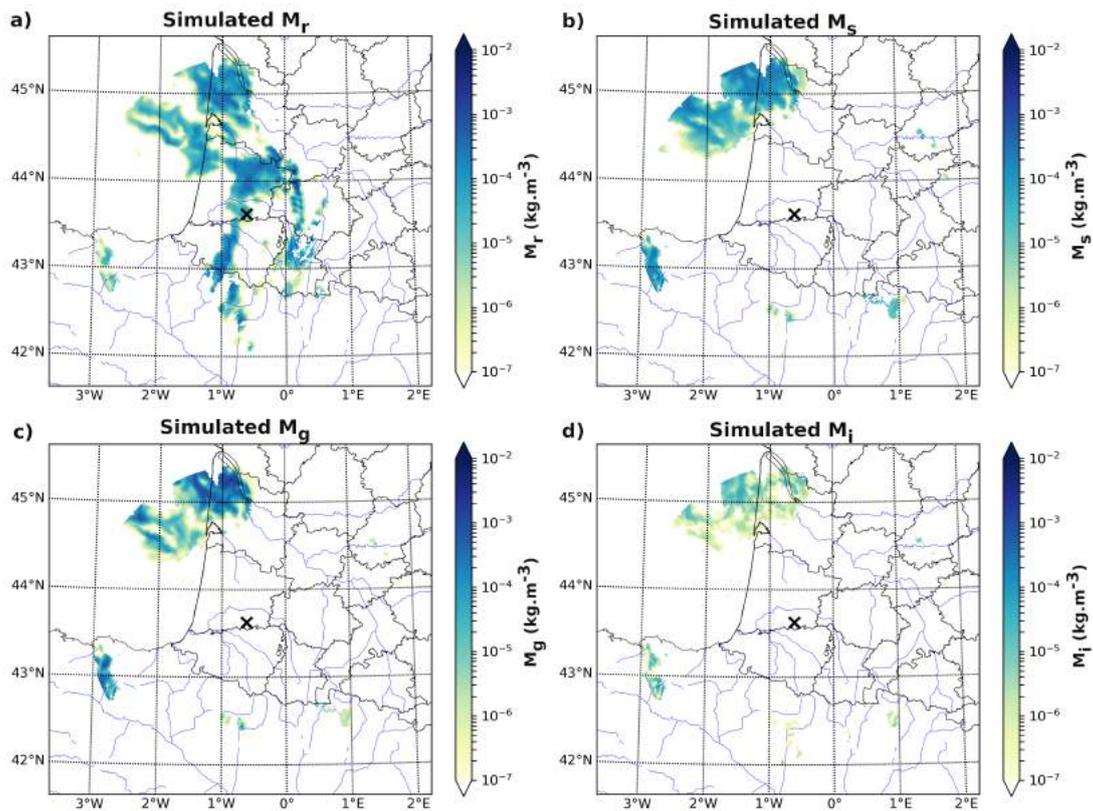


FIGURE 3.20 – Contenus en hydrométéores simulés par la prévision 1 h du réseau d’assimilation AROME-France, valide le 26 mai 2018 à 14 TU : (a) contenu en pluie, (b) en neige, (c) en graupel et (d) en glace primaire. Ces contenus sont interpolés sur le faisceau du radar de Momuy (angle d’élévation de 0,4°).

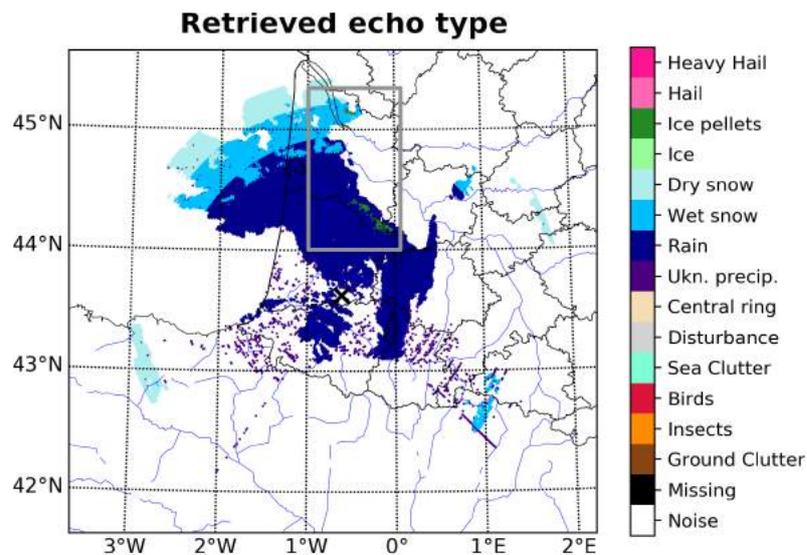


FIGURE 3.21 – Types d’échos déduits des observations radar polarimétriques à l’aide de l’algorithme de typage d’écho de Al-Sakka *et al.* (2013) pour le cas orageux du 26 mai 2018, observée avec le radar de Momuy (angle d’élévation : 0,4°). Le rectangle aux contours gris indique la région considérée dans la Figure 3.19.

3.4.4 Neige en plaine le 3 février 2019

Après avoir étudié le comportement de l'opérateur d'observation non-linéaire dans des cas de convection sévère, un évènement de neige en plaine est considéré, ce type de situation météorologique présentant également de forts enjeux.

3.4.4.1 Conditions météorologiques

L'Anasyg associée à la situation neigeuse du 3 Février 2019, présentée sur la Figure 3.22, montre une situation synoptique fortement perturbée. Tout d'abord, une dépression nommée *Helena* est positionnée au niveau de la Corse. Une deuxième dépression active est présente au Sud de la Suède. Au large du Portugal et du Maroc, l'anticyclone des Açores est présent.

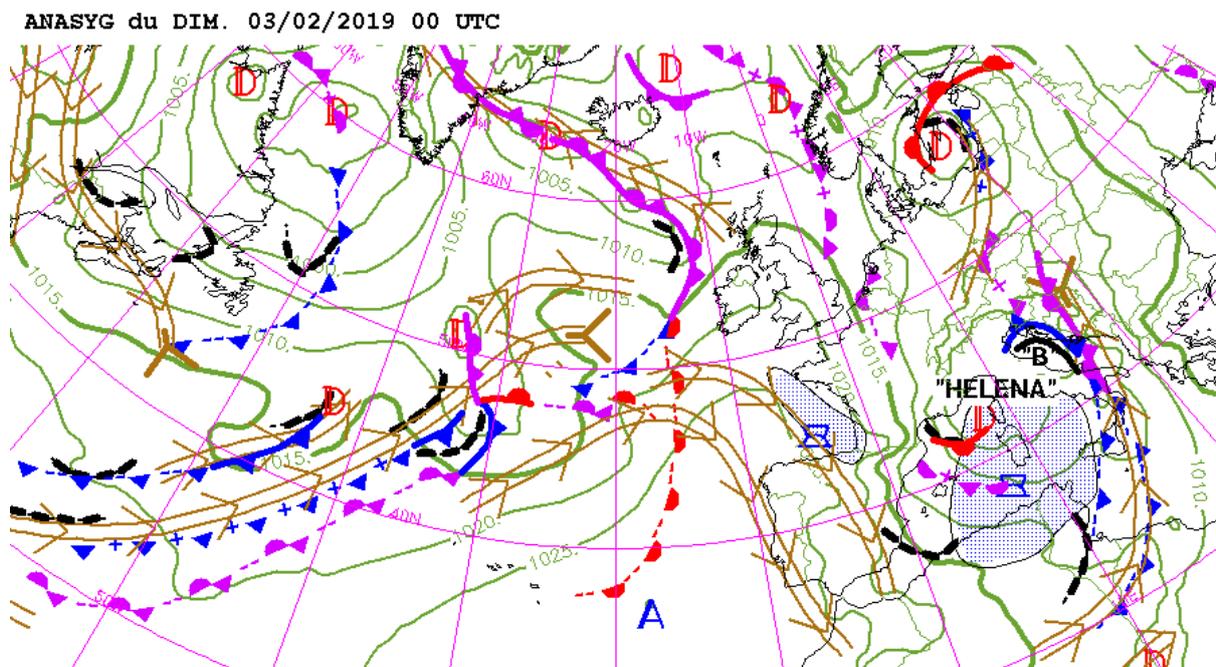


FIGURE 3.22 – Anasyg valide pour le 03/02/2019 à 00 TU

La France, située entre ces dépressions et cet anticyclone, se trouve sur une zone de fort gradient méridien de pression. Ainsi, le réseau de prévision 00 TU du modèle AROME-France modélise, pour l'échéance 1 TU, une différence d'environ 30 *hPa* entre la pression de surface de la dépression *Héléna* et celle située entre l'Espagne et le Portugal (Figure 3.23a). Ce fort gradient méridien de pression est également présent en altitude, comme le montre le champ de géopotential à 500 *hPa*. Il entraîne un flux de Nord qui génère l'advection d'une masse d'air froide sur la France. En effet, la Figure 3.23b montre qu'à 500 *hPa*, la masse d'air présente des températures allant jusqu'à -34°C alors que sur l'Espagne, les températures sont comprises entre -24°C et -20°C. L'advection de cette masse d'air couplée au retour d'Est causée par la dépression *Héléna* a engendré des chutes de neige jusqu'en plaine, avec des accumulations allant de 40 à 50 *cm* dès 700 *m* d'altitude sur les départements de la Drôme et de l'Ardèche. Cet épisode neigeux a privé 15 000 foyers d'électricité pendant plusieurs heures.

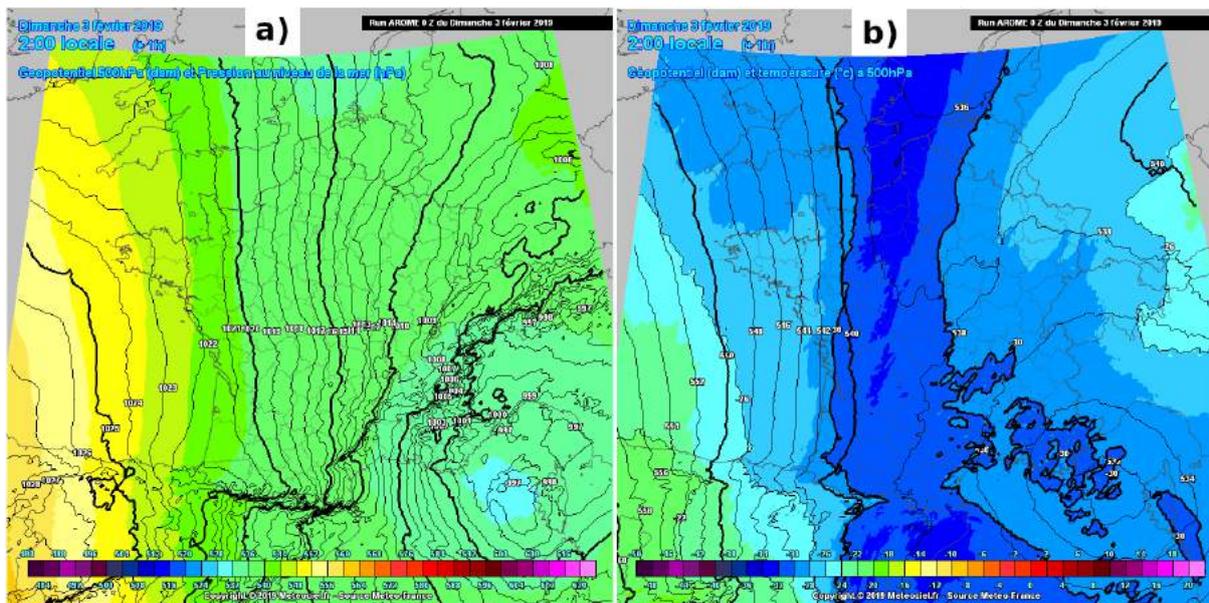


FIGURE 3.23 – (a) Champ de géopotential à 500 hPa (plages de couleur) et pression de surface réduite au niveau de la mer (iso-lignes), (b) champ de géopotential (iso-lignes) et de température à 500 hPa (plages de couleurs, en $^{\circ}C$) prévus par le réseau de prévision 00 TU du modèle AROME-France, valide à 1 TU.

3.4.4.2 Les champs de variables polarimétriques

Les champs de variables polarimétriques simulées pour cet évènement ont été obtenus à partir de la prévision 1 h du réseau d'assimilation du modèle AROME, valide à 07 TU. Les observations et les simulations associées à cette date sont présentées sur la Figure 3.24, un zoom sur une partie des valeurs de Z_{DR} observées étant proposé sur la Figure 3.25. La classification des types d'échos est représentée sur la Figure 3.26.

Les observations

Proche du radar de Saint-Nizier (Rhône), les valeurs de Z_{HH} sont comprises entre 15 dBZ et 30 dBZ alors que celles de Z_{DR} varient entre -0,2 dB et 0,8 dB (Figure 3.24). Ces valeurs négatives (voir zoom sur la Figure 3.25) indiquent que certains flocons de neige chutent avec leur axe principal orienté verticalement. À l'est du radar, une plage de valeurs plus élevées est observée, comprises entre 0,8 dB et 1,6 dB . D'après Moisseev *et al.* (2015), elle pourrait correspondre à une zone de croissance des flocons par dépôt de vapeur d'eau. Dans cette même région, les valeurs de K_{DP} sont inférieures à $0,25 \cdot km^{-1}$ et celles de ρ_{HV} comprises entre 0,96 et 1,0. Avec de telles valeurs, l'algorithme de classification des hydrométéores propose la présence de neige sèche (Figure 3.26).

Dans les régions situées plus loin du radar, seule Z_{HH} présente des valeurs non nulles, comprises entre -5 dBZ et 10 dBZ , suggérant la présence de glace (Figure 3.26). Cela est dû au filtrage des valeurs de Z_{DR} , K_{DP} et ρ_{HV} associées à des valeurs de signal-sur-bruit inférieures à 15 dB .

Les simulations

Globalement, les valeurs de Z_{HH} , Z_{DR} et de K_{DP} sont sous-estimées par rapport aux observations. Z_{HH} atteint tout de même jusqu'à 25 *dBZ* proche du radar mais est sous-estimée de 5 à 10 *dBZ* sur le reste du domaine (Figure 3.24b). Les valeurs de Z_{DR} et de K_{DP} sont quant à elles proches de zéro. Ces résultats sont cohérents avec les sous-estimations déjà rencontrées au-dessus de l'isotherme 0°C. Quant à ρ_{HV} , les valeurs sont très homogènes et proches de 1,0.

3.4.5 Synthèse

Ces trois situations météorologiques distinctes ont permis d'effectuer une première évaluation de la capacité de l'opérateur d'observation à simuler les variables polarimétriques. Concernant la réflectivité horizontale Z_{HH} , la gamme des valeurs simulées semble proche de celles observées. Cela est particulièrement le cas en présence de précipitations liquides. Les valeurs de Z_{HH} simulées en présence d'hydrométéores glacés semblent quant à elles légèrement sous-estimées.

Pour les variables polarimétriques Z_{DR} et K_{DP} , les simulations sont elles aussi proches des observations en présence de pluie. Cependant, en présence d'hydrométéores glacés, de fortes sous-estimations ont été identifiées. Les simulations de ρ_{HV} apparaissent quant à elles très éloignées des observations. En effet, les valeurs simulées sont très homogènes et proches de 1, quelles que soient les conditions météorologiques. L'utilisation d'une forme unique pour les espèces solides (sphéroïde aplati pour la neige et le graupel, sphère pour la glace) apparaît être un facteur limitant au regard de la diversité possible de formes pour ces particules dans la nature.

Enfin, la difficulté à simuler la zone de fonte a été mise en évidence pour un évènement méditerranéen, malgré l'implémentation d'un processus de fonte des hydrométéores glacés dans l'opérateur d'observation. Le même problème persiste pour la simulation d'autres situations météorologiques pour lesquelles la zone de fonte était pourtant visible sur les observations (non montré ici). Le processus de fonte et la représentation trop simpliste des hydrométéores glacés, tels que décrits dans l'opérateur, paraissent donc insuffisants pour obtenir des simulations réalistes de cette région particulière d'un système précipitant.

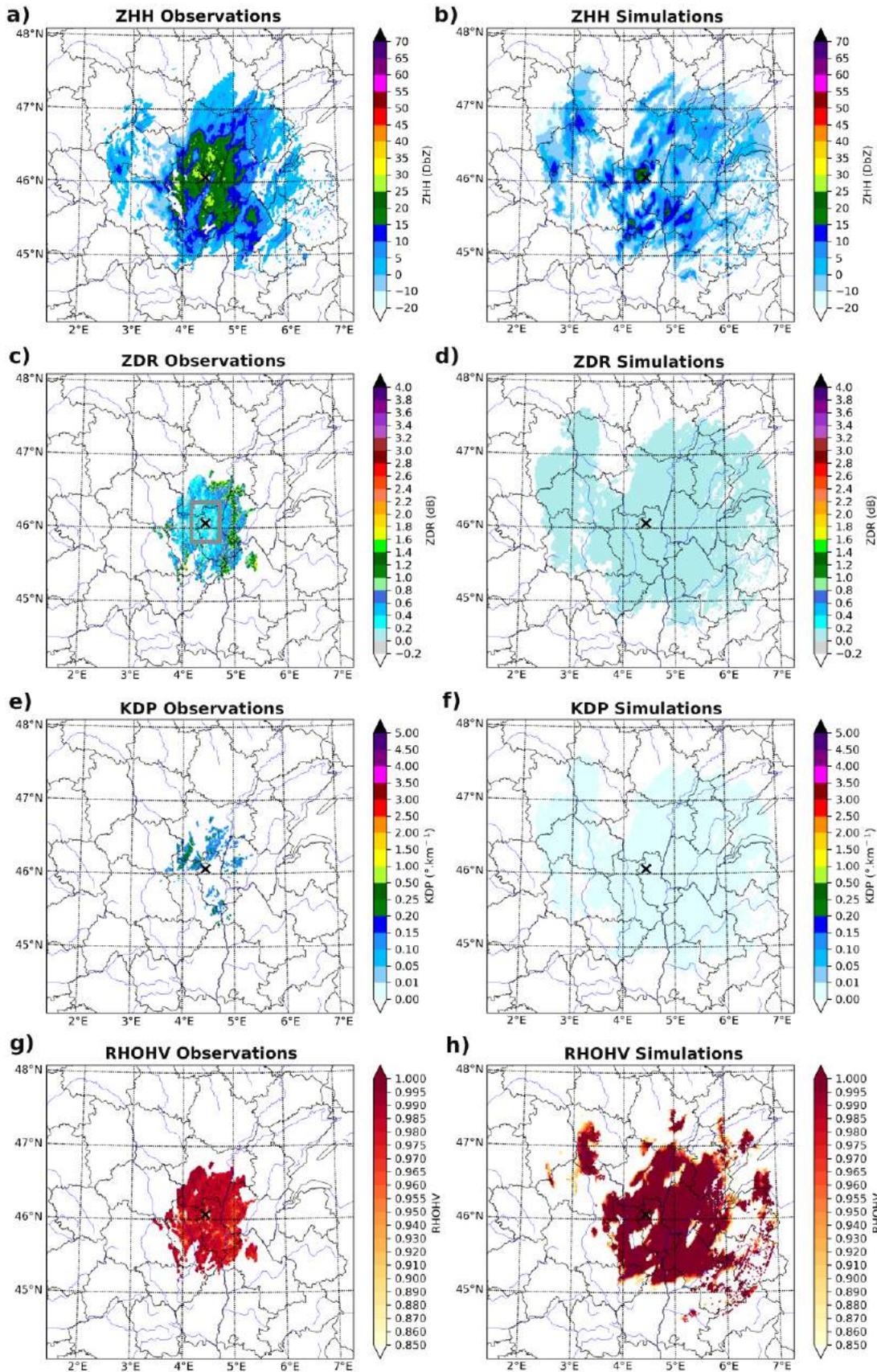


FIGURE 3.24 – Observations (colonne de gauche) et simulations (colonne de droite) de Z_{HH} (a et b), Z_{DR} (c et d), K_{DP} (e et f) et ρ_{HV} (g et h), effectuées par le radar de St Nizier, avec un angle d'élévation de $1,0^\circ$, pour le cas neigeux du 03 février 2019 à 07 TU. Le rectangle aux contours gris indique la région considérée dans la Figure 3.25.

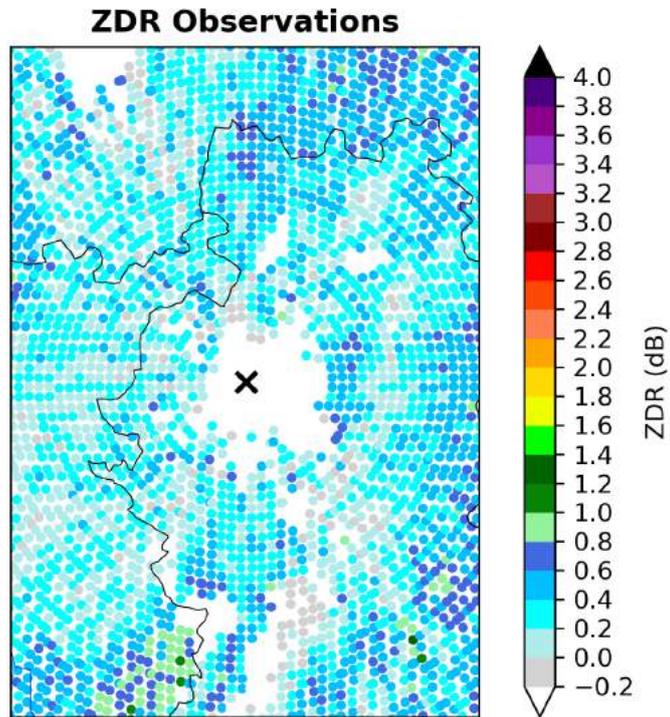


FIGURE 3.25 – Zoom de la Figure 3.24c, indiquant la présence de valeurs de Z_{DR} négatives.

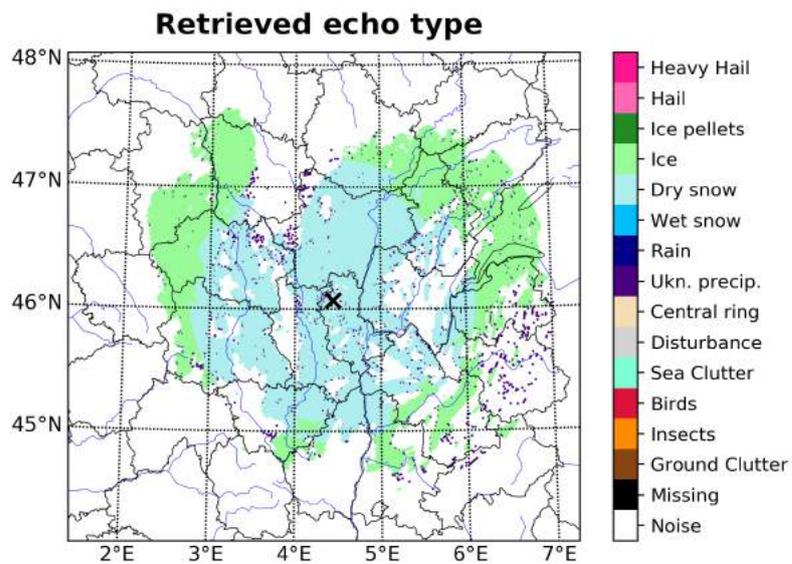


FIGURE 3.26 – Types de précipitations déduits des observations radar polarimétriques à l'aide de l'algorithme de Al-Sakka *et al.* (2013) pour le cas neigeux du 03 février 2019, observé à 07 TU avec le radar de St Nizier (angle d'élévation : $1,0^\circ$).

3.5 Étude des statistiques d'innovations

Comme cela a été expliqué au Chapitre 2, la résolution du théorème de Bayes par l'assimilation variationnelle suppose que les erreurs de l'ébauche et des observations suivent des distributions Gaussiennes et sont non biaisées. Il est proposé ici d'effectuer des statistiques sur les innovations (différences entre les observations et leurs équivalents modèle) pour étudier la validité de ces hypothèses. Ces statistiques ont été estimées à partir de douze cas météorologiques, rassemblés dans le Tableau 3.5. Pour Z_{HH} , les valeurs inférieures à -10 dBZ ne sont pas considérées puisque proches du niveau de bruit. Dans le cas de ρ_{HV} , celles inférieures à $0,85$ ne sont pas conservées car associées à des échos non météorologiques.

TABLEAU 3.5 – Cas météorologiques sélectionnés pour estimer les statistiques d'innovations des variables polarimétriques (les heures sont exprimées en Temps Universel).

DATE	HEURE	RADAR	BANDE	SITUATION MÉTÉO
17 janvier 2018	03:00	Trappes	C	Ciel de traîne
14 février 2018	13:00	Toulouse	C	Précipitations stratiformes
14 février 2018	13:00	Grèzes	C	Pluie & Neige en plaine
26 mai 2018	12:00	Momuy	C	Orages violents
06 juin 2018	00:00	Trappes	C	Orage grêligène
29 juillet 2018	07:00	Plabennec	C	Précipitations stratiformes
10 octobre 2018	14:00	Collobrières	S	Épisode Méditerranéen
24 avril 2019	14:00	Nancy	C	Orage
25 avril 2019	13:00	Toulouse	C	Orage grêligène
08 mai 2019	04:00	Grèzes	C	Précipitations stratiformes
10 mai 2019	16:00	Toulouse	C	Orages grêligènes
10 mai 2019	19:00	Trappes	C	Précipitations stratiformes

3.5.1 Effet du contrôle de qualité

Tout d'abord, afin de quantifier l'efficacité du contrôle de qualité (voir Section 3.4.1), les innovations ont été déterminées avant et après filtrage des observations. La Figure 3.27a montre une légère diminution du biais et de l'écart-type de la distribution de Z_{HH} , ces valeurs passant respectivement de $3,22$ à $3,18$ dBZ et de $11,44$ à $11,15$ dBZ . Dans le cas de Z_{DR} (Figure 3.27b), des réductions importantes sont obtenues pour le biais de $0,37$ à $0,33$ dB et l'écart-type de $1,26$ à $0,55$ dB . Concernant K_{DP} (Figure 3.27c), le contrôle de qualité entraîne peu de modifications, la taille de l'échantillon n'étant que très peu réduite. Le K_{DP} n'étant pas sensible aux erreurs de masques géographiques, le contrôle de qualité ne supprime donc que les échos biologiques ainsi que les zones associées à de trop faibles valeurs de signal-sur-bruit. Dans le cas de ρ_{HV} , le contrôle de qualité affecte surtout la partie négative des innovations, en supprimant les valeurs observées les plus faibles.

De manière globale, l'application du contrôle de qualité n'entraîne que de faibles modifications sur les statistiques d'innovations, excepté pour le Z_{DR} pour lequel il supprime environ 43% d'observations. Enfin, seules les distributions de Z_{HH} et de Z_{DR} présentent des caractéristiques proches d'une forme Gaussienne, avec toutefois de légers biais positifs. Ces résultats confirment

les sous-estimations évoquées dans les sections précédentes. Les distributions des innovations de K_{DP} montrent une forte asymétrie positive, indiquant d'importantes sous-estimations. Pour ρ_{HV} , les distributions des innovations présentent un coefficient d'aplatissement (kurtosis) négatif. Elles montrent également les surestimations effectuées par l'opérateur d'observation.

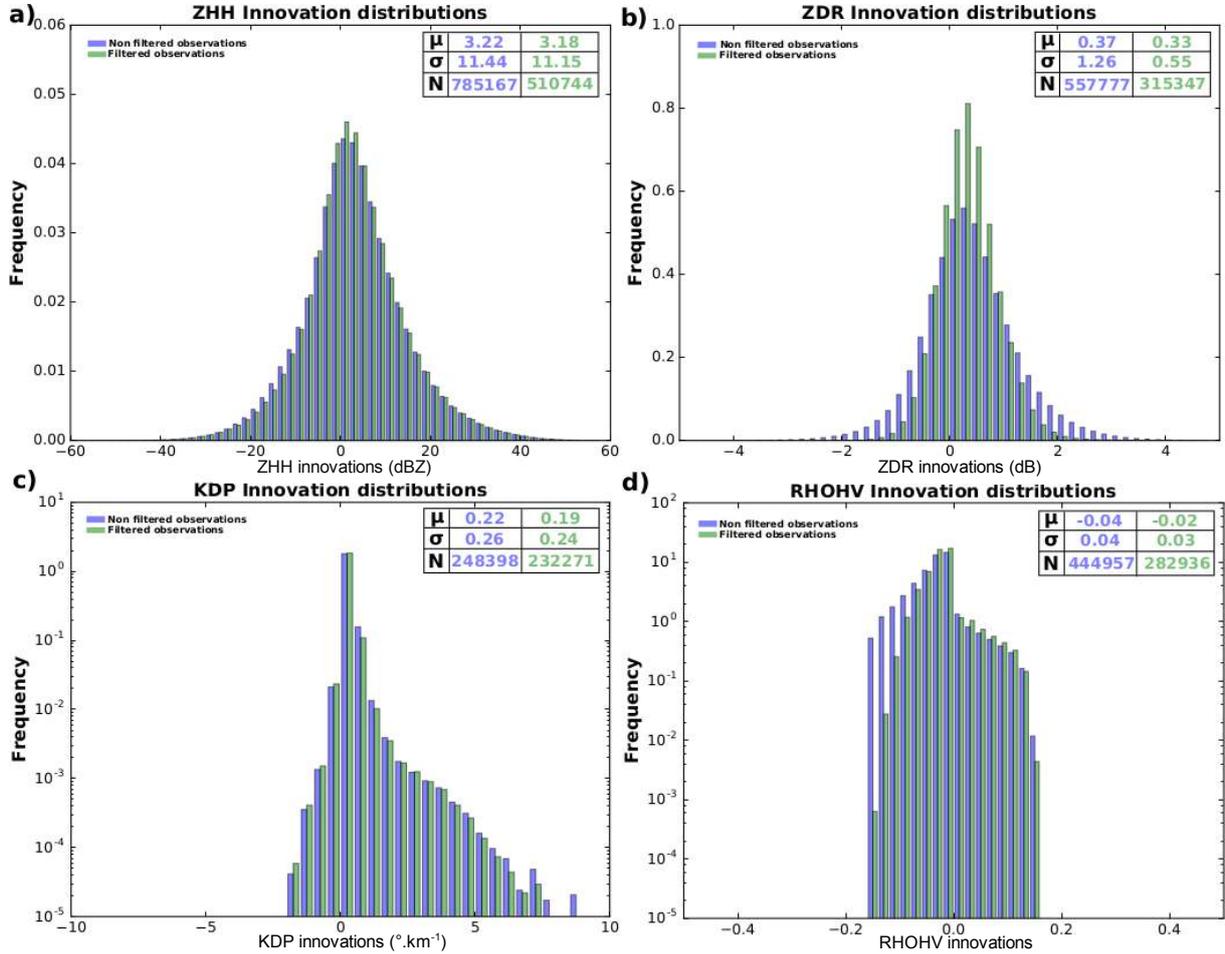


FIGURE 3.27 – Distribution des innovations sans (histogrammes bleus) et avec (histogrammes verts) application du contrôle de qualité pour : (a) Z_{HH} , (b) Z_{DR} , (c) K_{DP} et (d) ρ_{HV} . μ représente le biais, σ l'écart type et N la taille de l'échantillon

3.5.2 Allure des PDFs de Z_{HH} et de Z_{DR}

Pour comprendre ces distributions, il est intéressant de représenter séparément les distributions des variables observées et simulées associées. La Figure 3.28 montre par exemple de telles distributions pour Z_{HH} et Z_{DR} . Concernant Z_{HH} , ces distributions sont très similaires pour des valeurs supérieures à 20 dBZ . Cela indique la capacité de l'opérateur d'observation à simuler Z_{HH} en présence de précipitations liquides. Par contre, le nombre de valeurs observées comprises en 10 et 20 dBZ est supérieur à celui des simulations, indiquant des sous-estimations dans la simulation de Z_{HH} , sans doute en présence d'hydrométéores glacés. Enfin, la fréquence de valeurs simulées comprises entre -10 et 0 dBZ est plus élevée que celle des observations, indiquant la capacité de l'opérateur d'observation à simuler Z_{HH} même en présence de très faibles contenus en hydrométéores. Les valeurs simulées inférieures à -10 dBZ ne sont pas retenues car considérées trop proches du seuil de détection des radars.

Concernant le Z_{DR} (Figure 3.28c et d), les distributions sont proches pour les valeurs positives. La queue droite de la distribution des observations montre toutefois que les valeurs maximales observées sont supérieures à celles simulées. Au niveau des simulations, une forte proportion de valeurs proches de zéro est présente, au contraire des observations. Cette différence est sans doute due à la représentation des hydrométéores glacés dans l'opérateur d'observation, déjà remarquée dans la simulation du cas neigeux présenté dans la Section 3.4.4. En effet, les hydrométéores de petits diamètres sont considérés comme sphériques ou quasi-sphériques, entraînant la simulation de valeurs proches de 0 dB. La deuxième différence notable est la présence de valeurs de Z_{DR} négatives dans les observations. De telles valeurs indiquent que des hydrométéores ont été échantillonnés lorsque leur axe majoritaire était orienté verticalement, ce qui n'est pas permis dans le simulateur.

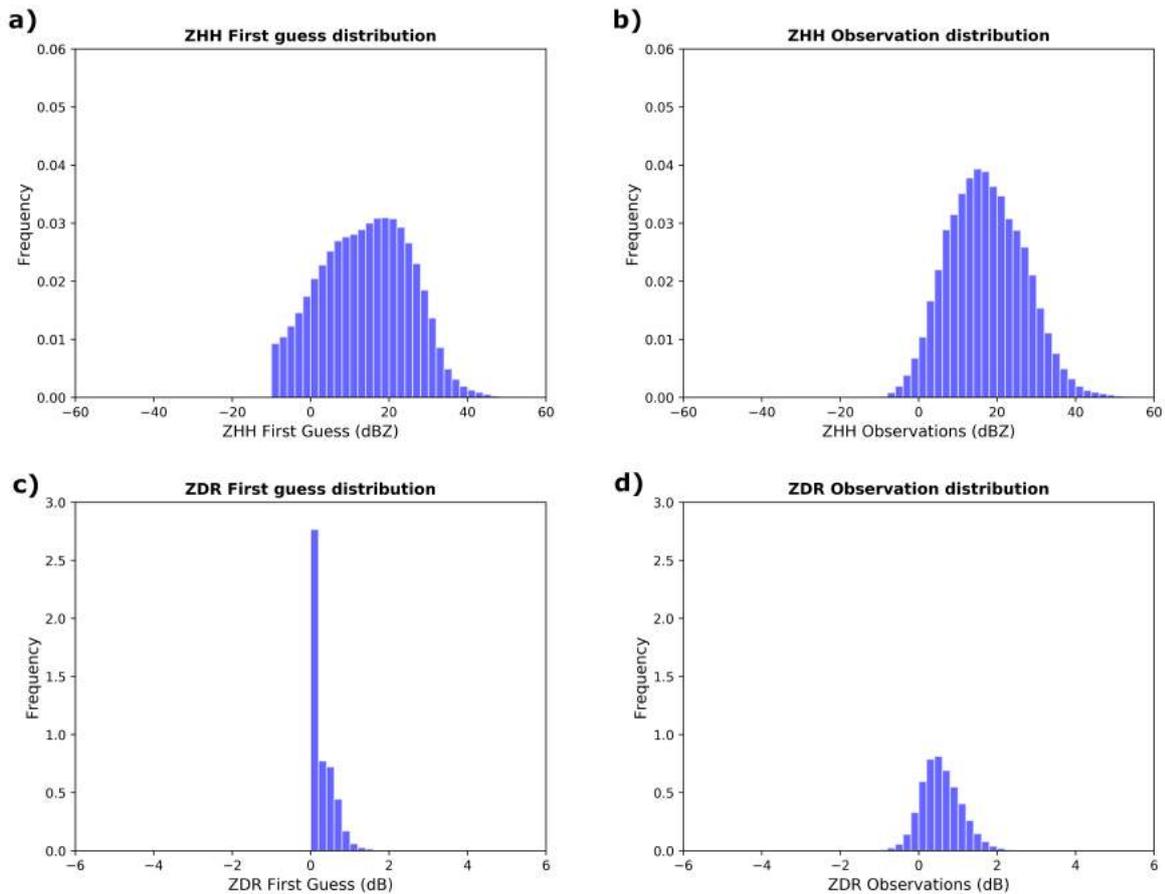


FIGURE 3.28 – Distribution des valeurs simulées (a,c) et observées (b,d) des variables polarimétriques Z_{HH} (a,b) et Z_{DR} (c,d)

3.5.3 Allure des PDFs de K_{DP} et de ρ_{HV}

La Figure 3.29 représente les distributions des observations et des simulations de K_{DP} et de ρ_{HV} . La comparaison pour K_{DP} montre des sous-estimations importantes des valeurs simulées. Pour des valeurs inférieures à $2^\circ.km^{-1}$, les deux distributions sont relativement similaires. Pour des valeurs supérieures, les distributions sont cette fois radicalement différentes, avec des valeurs observées atteignant $7,5^\circ.km^{-1}$ alors que les valeurs maximales simulées sont légèrement supérieures à $2^\circ.km^{-1}$. Cette forte différence explique d'une part le biais positif présent dans les innovations, et d'autre part le caractère non Gaussien de la distribution associée.

Dans le cas du ρ_{HV} , la distribution des valeurs simulées (Figure 3.29c) confirme que la majorité des valeurs est proche de 1,0, avec toutefois quelques valeurs comprises entre 0,875 et 0,99, ces dernières étant beaucoup moins représentées. Cela illustre le manque de variabilité dans la simulation de cette quantité, mis en évidence dans la Section 3.4. La gamme des valeurs observées (Figure 3.29d) varie entre 0,9 et 1,0. Cependant, les valeurs observées comprises entre 0,99 et 1,0 sont moins nombreuses que dans les simulations.

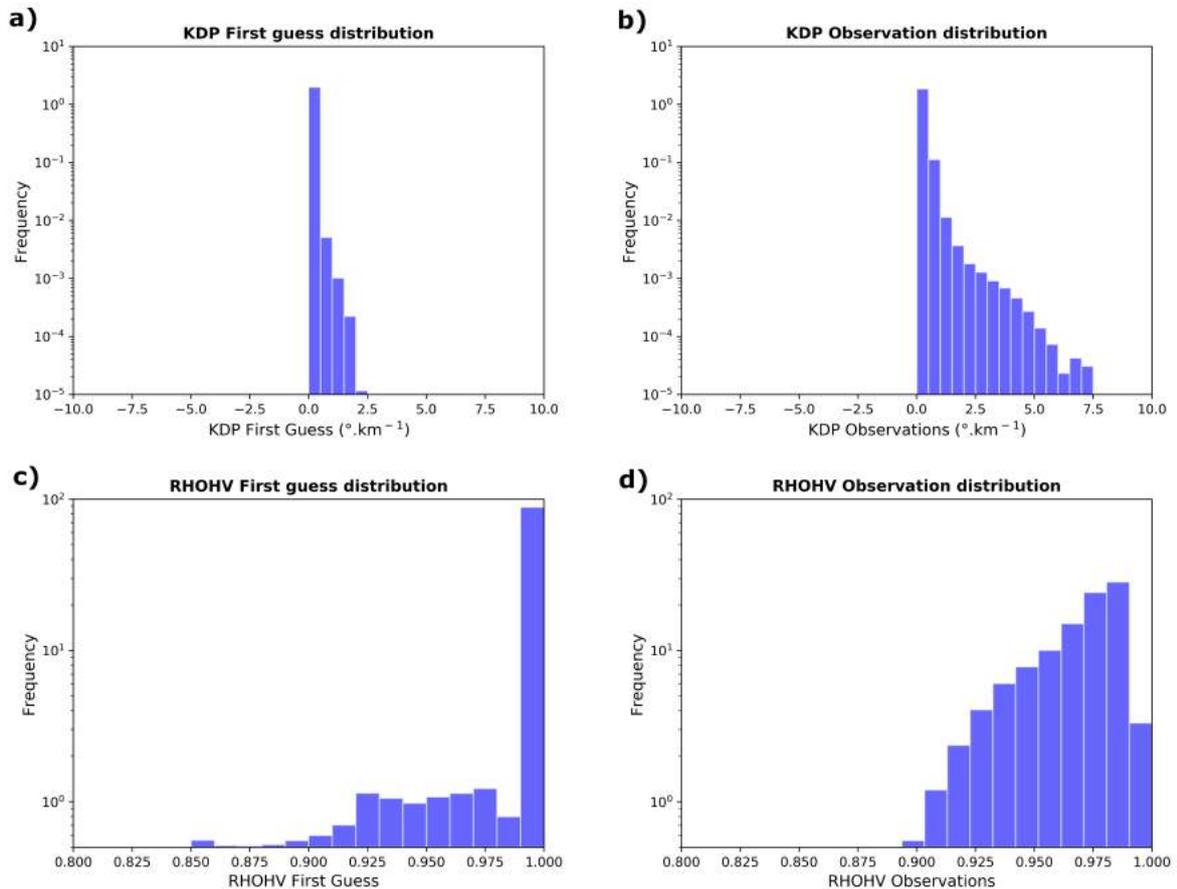


FIGURE 3.29 – Distribution des valeurs simulées (a,c) et observées (b,d) des variables polarimétriques K_{DP} (a,b) et ρ_{HV} (c,d)

3.5.4 Étude de la dépendance à l'altitude

Afin de déterminer si ces résultats dépendent de la phase des hydrométéores, les statistiques d'innovations ont également été calculées en fonction de l'altitude. La Figure 3.30a montre que le biais pour Z_{HH} tend à légèrement augmenter avec l'altitude. Cela confirme les sous-estimations détectées en présence d'hydrométéores glacés (voir Section 3.4). Pour des altitudes inférieures à 4 km, une asymétrie est également présente dans cette distribution. C'est en effet pour cette gamme d'altitudes que la proportion d'innovations comprises entre 40 et 60 dBZ est la plus importante. Dans beaucoup de situations météorologiques, ces niveaux correspondent à la zone de fonte. Ainsi, de fortes innovations indiquent une mauvaise représentation de cette région, menant ainsi à des sous-estimations de Z_{HH} simulées. Pour Z_{DR} (Figure 3.30b), un biais légèrement positif révèle une sous-estimation dans les simulations jusqu'à environ 10 km d'altitude. Au-dessus, un biais proche de 0 dB indique que les valeurs observées et simulées sont proches. La faible dispersion à ces niveaux montre toutefois que cela ne concerne que les valeurs très faibles. Comme dans le cas du Z_{HH} , de plus fortes valeurs d'innovations positives sont présentes

en-dessous de 4 km, confirmant ainsi la mauvaise représentation de la zone de fonte. Concernant K_{DP} , un léger biais est présent, celui-ci augmentant avec l'altitude (Figure 3.30c). En-dessous de 7 km environ, des surestimations ainsi que des sous-estimations (notamment dans la zone de fonte), sont commises par l'opérateur d'observation. Au-dessus de 7 km, des sous-estimations systématiques de K_{DP} sont visibles en présence d'hydrométéores solides, et notamment pour la glace. Cette dernière étant simulée comme sphérique, les valeurs simulées K_{DP} sont toujours nulles. Au contraire, les innovations de ρ_{HV} montrent un biais négatif, indiquant des surestimations des valeurs simulées, quelles que soient les altitudes.

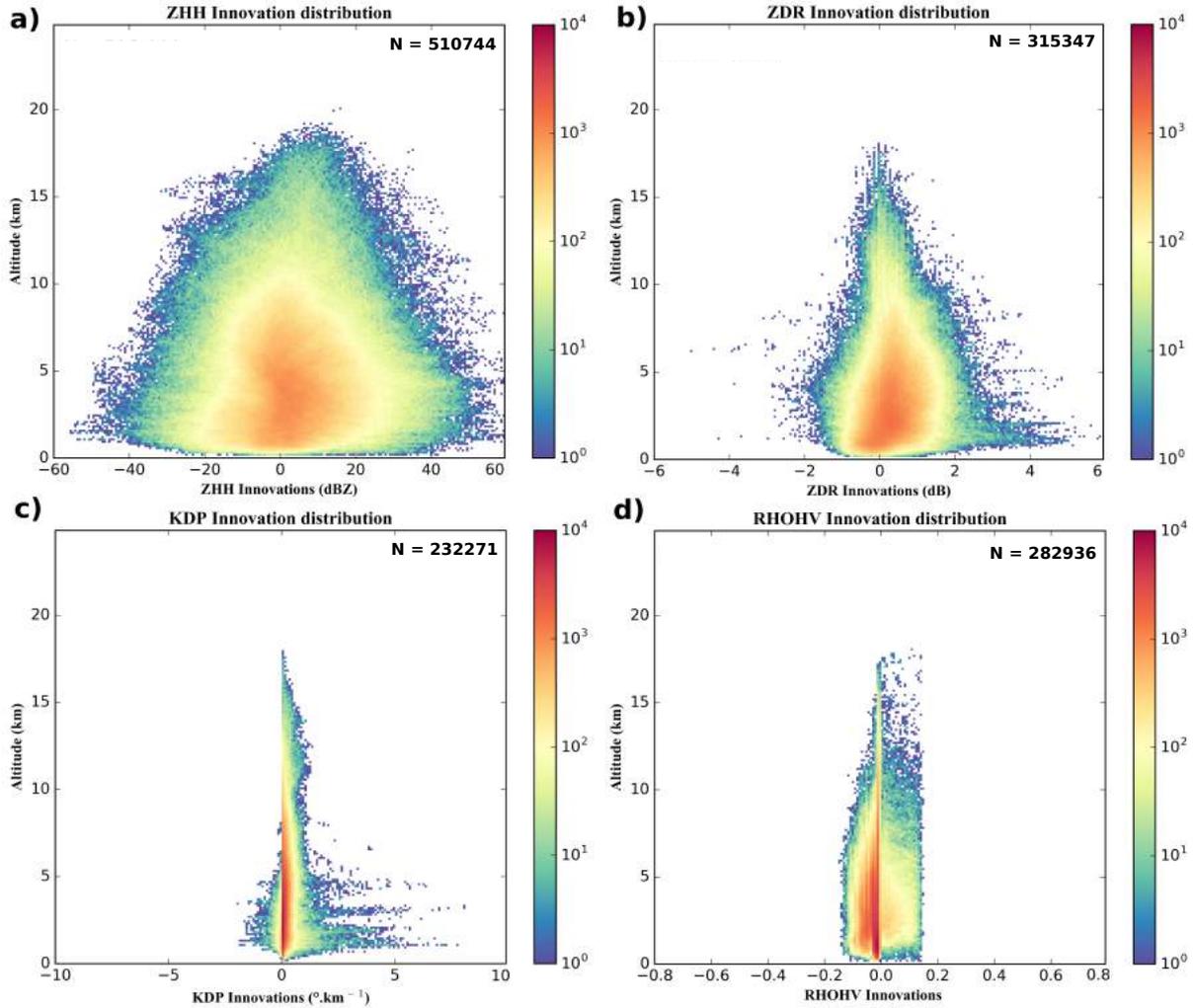


FIGURE 3.30 – Distribution 2D des innovations en fonction de l'altitude pour les variables polarimétriques (a) Z_{HH} , (b) Z_{DR} , (c) K_{DP} et (d) ρ_{HV} (N indique la taille de l'échantillon).

3.5.5 Première estimation des écarts types d'erreurs d'observation

Les dispersions des PDFs discutées ici peuvent également être utilisées pour effectuer une première estimation des erreurs d'observation. Errico *et al.* (2000) expliquent que si les distributions d'innovations sont proches de distributions Gaussiennes, la variance des innovations est décrite par :

$$\sigma_d^2 = \sigma_o^2 + \sigma_b^2 \quad (3.11)$$

où σ_o^2 et σ_b^2 représentent respectivement les variances d’erreurs d’observation et d’ébauche dans l’espace des observations. En première approximation, on peut considérer que ces deux variances sont proches pour une utilisation optimale des deux informations. En effet, on souhaite retenir dans le système d’assimilation les observations dont les erreurs ne sont pas trop grandes (sinon elles ne jouent aucun rôle), ni trop petites (car dans ce cas, l’information *a priori* serait négligée). Avec une hypothèse d’égalité des variances, l’écart-type des erreurs d’observations peut s’écrire :

$$\sigma_o = \frac{\sigma_d}{\sqrt{2}} \quad (3.12)$$

Ainsi, en considérant de la même façon que les distributions des innovations des quatre variables polarimétriques sont proches de distributions Gaussiennes, alors la valeur associée de σ_o peut être estimée pour chacune d’elles (voir Tableau 3.6).

TABLEAU 3.6 – Valeurs des écarts-types des erreurs d’observation σ_o estimées à partir des statistiques d’innovations

	σ_o
Z_{HH}	7,88 dBZ
Z_{DR}	0,39 dB
K_{DP}	0,17 °.km ⁻¹
ρ_{HV}	0,02

Dans le cas de Z_{HH} et de Z_{DR} , l’hypothèse sur la Gaussianité de la distribution des innovations semble être respectée, ce qui n’est pas le cas pour K_{DP} et ρ_{HV} (Figure 3.27). De ce fait, les valeurs de σ_o estimées pour ces deux dernières variables sont donc peu fiables. Dans tous les cas, si l’hypothèse sur l’égalité entre σ_o^2 et σ_b^2 est valide, les valeurs de σ_o estimées seront proches des valeurs optimales. Pour Z_{HH} , la valeur estimée se trouve dans la gamme des valeurs d’erreurs d’observation utilisées dans les études citées précédemment (la valeur minimale est de 2 dBZ (Aksoy *et al.*, 2009) et la valeur maximale vaut 15 dBZ (Kawabata *et al.*, 2011)). Concernant Z_{DR} et K_{DP} , les valeurs estimées sont inférieures à celles utilisées par Kawabata *et al.* (2018) ($\sigma_{o,ZHH} = 2,0$ dBZ ; $\sigma_{o,ZDR} = 2,0$ dB ; $\sigma_{o,KDP} = 4,0$ °.km⁻¹) et Putnam *et al.* (2019) ($\sigma_{o,ZDR} = 0,6$ dB). À ce jour, aucune étude ne porte sur l’assimilation de ρ_{HV} .

Conclusion

L’opérateur d’observation radar polarimétrique (décrit en Section 3.2.2), utilisant des variables prévues par le modèle AROME-France, montre une capacité inégale à simuler les variables polarimétriques. En présence de pluie, la gamme des valeurs simulées est proche de celle observée pour toutes les variables, sauf pour ρ_{HV} . En présence d’hydrométéores glacés, les simulations sont moins satisfaisantes. Alors que les simulations de Z_{HH} ne sont que légèrement sous-estimées, celles de Z_{DR} et de K_{DP} sont beaucoup plus affectées par ces sous-estimations. Ces résultats sont en accord avec ceux de Augros (2016) qui constate que la simulation du Z_{DR} et du K_{DP} notamment reste difficile au-dessus de la zone de fonte.

Afin d’améliorer la simulation des variables polarimétriques, notamment dans la phase glacée, deux pistes peuvent être considérées. La première est d’améliorer la représentation des hydrométéores glacés. Dans le modèle IFS (Integrated Forecast System, modèle du CEPMMT), Geer et Baordo (2014) ont par exemple montré qu’un changement de la forme utilisée pour représenter la neige dans l’opérateur d’observation entraînait une réduction des innovations de températures

de brillance micro-ondes. Dans le domaine de la télédétection active, les tentatives en vue d'une meilleure représentation de la neige dans les opérateurs d'observation restent rares et ont été réalisées seulement dans un cadre de recherche. Schrom et Kumjian (2019) ont par exemple proposé une représentation de la glace beaucoup plus réaliste dans leur opérateur d'observation, permettant ainsi une meilleure simulation de variables polarimétriques. La deuxième piste à explorer consiste à directement enrichir la représentation des hydrométéores dans le schéma microphysique. Un schéma microphysique à deux moments, tel celui utilisé par Jung *et al.* (2010), peut permettre des simulations plus réalistes grâce à la meilleure représentation de la distribution en taille d'hydrométéores. Des travaux similaires sont également menés à Météo-France avec le schéma microphysique partiellement à deux moments LIMA (Vié *et al.*, 2016). Quand la concentration en nombre est disponible, elle permet une estimation plus réaliste des coefficients de rétrodiffusion moyennés sur le volume d'échantillonnage à travers la distribution en taille des particules. La simulation des variables polarimétriques reste quant à elle inchangée puisque utilisant les mêmes équations que celles présentées dans la section 3.2.2.3. Taufour *et al.* (2018) montrent que LIMA permet des simulations plus réalistes des contenus massiques en pluie, en neige et en graupel. Dans le cas de la pluie, la concentration en nombre est toutefois sous-estimée, menant ainsi à des surestimations de Z_{DR} . En présence de neige, des sous-estimations sont au contraire toujours présentes dans les valeurs de variables polarimétriques simulées. Malgré une meilleure représentation des hydrométéores (concentrations massiques et en nombre), la mise en oeuvre opérationnelle d'un schéma à deux moments reste toutefois difficile puisque nécessitant des modifications conséquentes dans le modèle lui-même ainsi et parfois dans l'opérateur d'observation. Enfin, un tel schéma microphysique requiert un temps de calcul plus important.

Chapitre 4

Études de sensibilité et contenu en information des variables polarimétriques

Sommaire

4.1 Linéarisation de l'opérateur d'observation	95
4.1.1 Méthodologie	96
4.1.2 Résultats	97
4.2 Représentation des erreurs de prévision pour les hydrométéores	101
4.2.1 Éléments de contexte	101
4.2.2 Spécification des covariances verticales d'erreurs de l'ébauche	103
4.2.3 Sensibilité de la matrice B aux conditions météorologiques	106
4.3 Contenu en information	109
4.3.1 La méthode des DFS	109
4.3.2 Application aux variables polarimétriques	110

Dans ce chapitre, la linéarisation de l'opérateur d'observation décrit précédemment est présentée et des résultats sont ensuite discutés (une partie de ces derniers provient de l'article publié dans la revue *Atmospheric Measurement Techniques* (Thomas *et al.*, 2020)) (voir Annexe B). Dans une deuxième partie, la méthode utilisée pour déterminer les matrices de covariances d'erreurs de l'ébauche est présentée dans un cadre d'extension du vecteur de contrôle aux variables d'hydrométéores dans un cadre 1D. La dépendance de ces matrices à la situation météorologique sera également exposée. Ces résultats sont utilisés dans la troisième partie afin de quantifier les contenus en information des variables polarimétriques pour l'analyse des hydrométéores.

4.1 Linéarisation de l'opérateur d'observation

Afin de résoudre le problème d'assimilation dans un cadre variationnel, les versions linéarisées de l'opérateur d'observation (tangent linéaire et adjoint) sont nécessaires pour estimer le gradient de la fonction coût à minimiser (voir Section 2.1.2.1). Une approche très efficace informatiquement est le développement analytique de ces opérateurs linéarisés. Elle nécessite toutefois d'importants développements techniques, notamment pour prendre en compte les non-linéarités comme celles présentes dans certains opérateurs d'observation radar (voir Section 2.2.4). Dans

le cas de l'opérateur d'observation utilisé dans ces travaux, il faut également considérer la présence de seuils comme ceux portant sur les contenus en hydrométéores (voir Section 3.2.2). Par ailleurs, il faut également penser à la linéarisation de la représentation du faisceau radar (Section 3.2.2.4). Face à ces nombreuses difficultés, il a été choisi de linéariser l'opérateur d'observation en suivant une approche plus simple à mettre en place.

4.1.1 Méthodologie

Dans le cadre de cette thèse, la linéarisation de l'opérateur d'observation est effectuée selon une méthode en différences finies par décentrage amont, permettant un calcul explicite des éléments de la matrice Jacobienne (matrices des dérivées partielles du premier ordre).

$$\mathbf{H}(\mathbf{x}) = \frac{\partial \mathcal{H}}{\partial \mathbf{x}} \approx \frac{\mathcal{H}(\mathbf{x} + \delta \mathbf{x}) - \mathcal{H}(\mathbf{x})}{\delta \mathbf{x}} \quad (4.1)$$

où \mathcal{H} représente l'opérateur d'observation non-linéaire, \mathbf{x} le vecteur de contrôle et $\delta \mathbf{x}$ une perturbation infinitésimale de chaque élément du vecteur de contrôle. Avec cette méthode, la matrice Jacobienne est approximée par :

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial \mathcal{H}_1}{\partial x_{i,1}} & \cdots & \frac{\partial \mathcal{H}_p}{\partial x_{i,1}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial \mathcal{H}_1}{\partial x_{i,n}} & \cdots & \frac{\partial \mathcal{H}_p}{\partial x_{i,n}} \end{pmatrix} \quad (4.2)$$

i indiquant la variable de contrôle considérée, p le nombre d'observables et n la dimension du vecteur de contrôle.

Cette méthode est relativement coûteuse car elle nécessite d'appeler l'opérateur d'observation $(n+1)$ fois en perturbant à chaque fois en entrée un élément du vecteur de contrôle \mathbf{x} .

Afin de respecter l'hypothèse de linéarité, Duerinckx *et al.* (2015) proposent une méthode d'estimation de la taille optimale de la perturbation, consistant à étudier la valeur absolue de la différence entre les Jacobiens déterminés avec des perturbations positives et ceux obtenus avec des perturbations négatives :

$$\left| \Delta \frac{\partial \mathcal{H}_p}{\partial x_n} \right| = \left| \frac{\partial \mathcal{H}_p}{\partial x_n^+} - \frac{\partial \mathcal{H}_p}{\partial x_n^-} \right| \quad (4.3)$$

où $\frac{\partial \mathcal{H}_p}{\partial x_n^+}$ et $\frac{\partial \mathcal{H}_p}{\partial x_n^-}$ sont les Jacobiens déterminés avec une perturbation positive et négative respectivement. Une différence nulle indique un respect du régime de linéarité. Dans le cas de trop fortes perturbations, la présence de non-linéarités conduit à une estimation erronée de la dérivée première. Si les perturbations sont trop petites, la même conclusion s'applique, cette fois-ci à cause de la présence de bruit numérique.

Dans notre cas, les contenus massiques en hydrométéores varient sur plusieurs ordres de grandeur. De ce fait, les perturbations δM (sans unité) utilisées ont été choisies égales à une fraction de ces contenus au lieu d'une valeur fixe :

$$M_k^* = M_k + M_k \delta M \quad (4.4)$$

La taille optimale de la perturbation a été déterminée dans l'espace du modèle. Pour cela, pour toutes les variables, la plus forte valeur de perturbation en commun entre les différentes variables polarimétriques permettant de rester dans le régime de linéarité a été sélectionnée. La Figure 4.1 montre les résultats obtenus pour chaque variable polarimétrique, dans le cas d'une perturbation du contenu en pluie au niveau 80 du modèle (environ 1300 m au dessus du sol). La même méthodologie a été appliquée aux autres niveaux verticaux et pour les autres variables de contrôle (non montré). La valeur de perturbation optimale sélectionnée pour les contenus en pluie et en glace est de 10^{-5} alors que pour les contenus en neige et en graupel, elle vaut 10^{-4} . Enfin, dans le cas de la température, la perturbation optimale est de 10^{-3}°C .

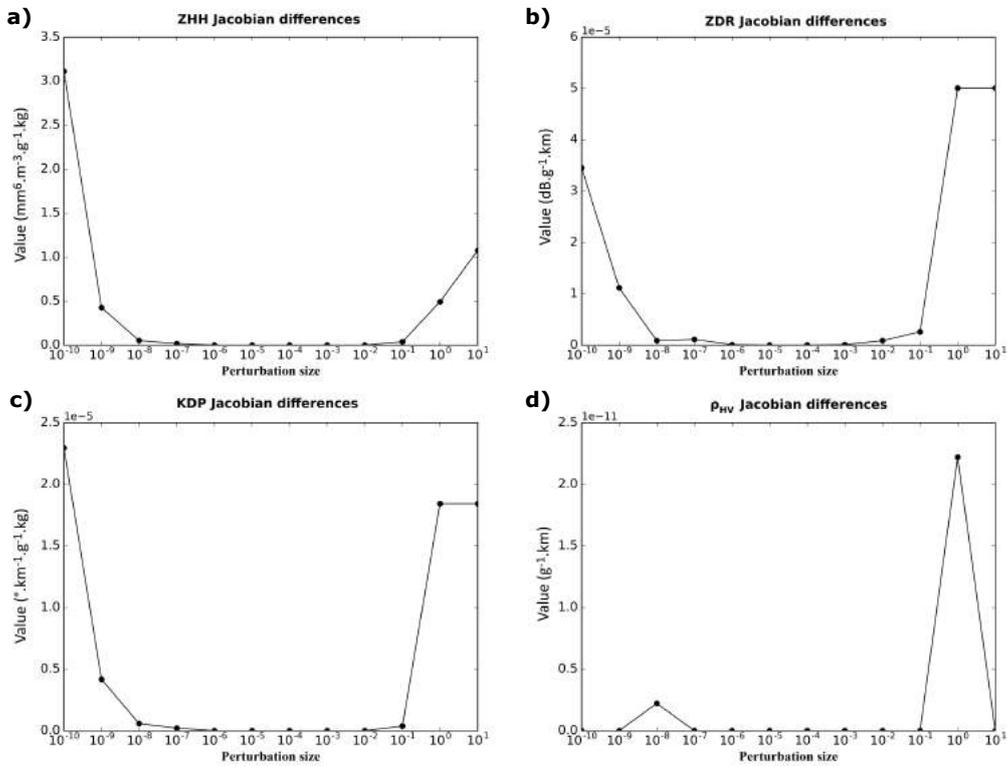


FIGURE 4.1 – Différences absolues entre les Jacobiens déterminés avec une perturbation de contenu en pluie positive et une perturbation négative au niveau modèle 80 pour (a) Z_{HH} , (b) Z_{DR} , (c) K_{DP} et (d) ρ_{HV} .

4.1.2 Résultats

4.1.2.1 Sensibilité aux hydrométéores

Une fois l'opérateur d'observation linéarisé, la sensibilité des variables polarimétriques aux contenus massiques en hydrométéores peut être étudiée. Avant l'interpolation sur le faisceau radar (*i.e.* en restant dans l'espace du modèle), l'opérateur d'observation simule les variables polarimétriques indépendamment pour chaque pixel du domaine. Les valeurs simulées dépendent donc seulement des variables du modèle à chaque niveau. Ainsi, dans l'espace du modèle, seule la diagonale de la matrice Jacobienne est examinée (seuls éléments non nuls). Dans la suite, les Jacobiens sont normalisés par 10% des contenus en hydrométéores afin de faciliter les comparaisons

entre espèces.

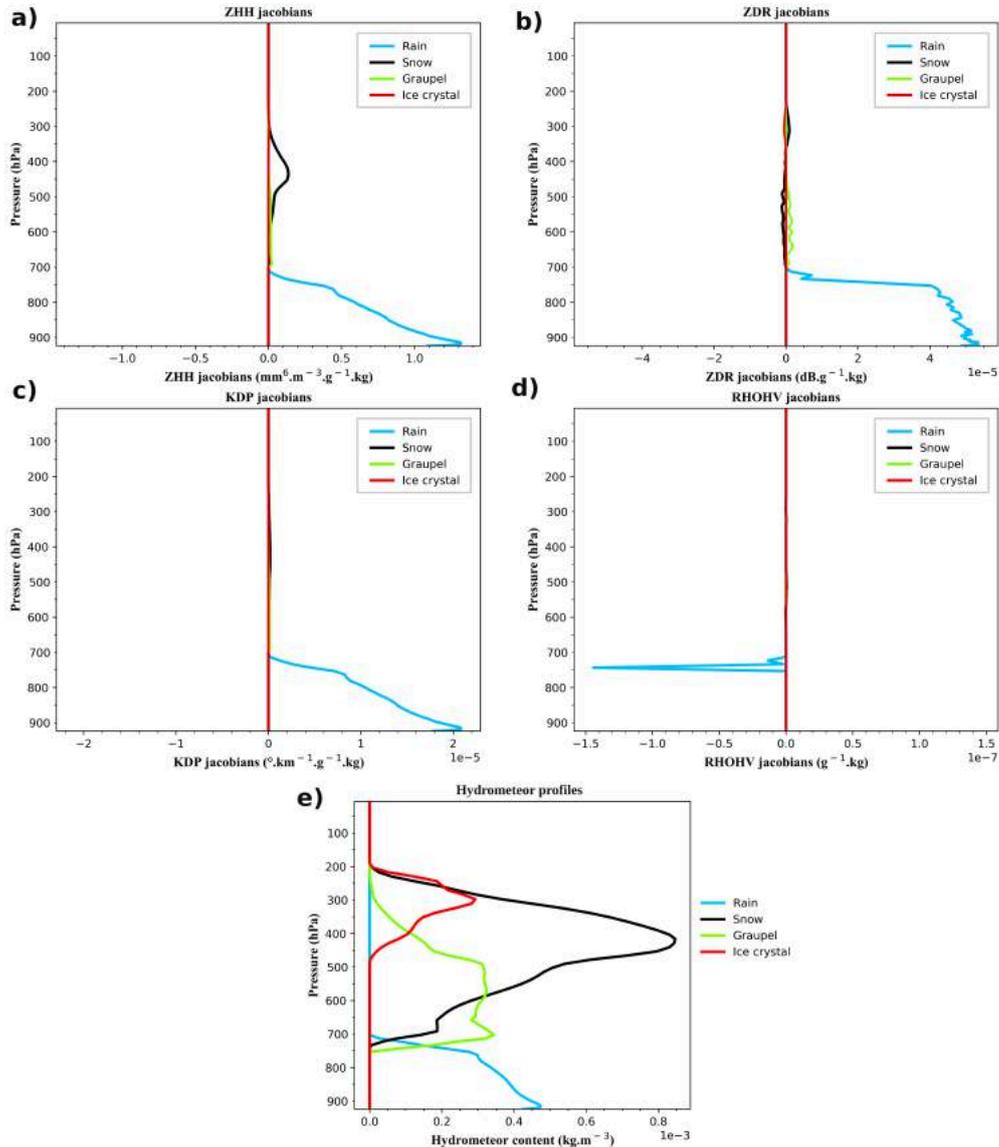


FIGURE 4.2 – Jacobiens de (a) Z_{HH} , (b) Z_{DR} , (c) K_{DP} et (d) ρ_{HV} , normalisés par 10% du contenu massique en hydrométéores. La figure (e) représente les contenus associés à ce profil (issu du modèle AROME pour un évènement convectif le 19 octobre 2017 à 06 TU).

La Figure 4.2, issue de Thomas *et al.* (2020) (voir Annexe B), représente les Jacobiens déterminés pour un profil issu d'une prévision 1 h du modèle AROME-France (situé à 80 km du radar), représentatif d'un cas convectif précipitant. L'ensemble des Jacobiens représentés sur cette figure ont été déterminés avec des perturbations positives de contenus massiques en hydrométéores, appliquées indépendamment à chaque niveau du modèle. La Figure 4.2e montre les contenus associés au profil considéré.

Dans le cas de Z_{HH} (Figure 4.2a), une augmentation des contenus entraîne une augmentation de la valeur de Jacobien associé. Cela s'explique par la dépendance de cette variable à la section efficace totale des hydrométéores (1.6). Cependant, du fait des différences de constantes diélectriques entre les espèces d'hydrométéores considérés, les valeurs de Jacobiens diffèrent. Par exemple, la sensibilité de Z_{HH} aux contenus en neige est ici d'un ordre de grandeur inférieur à celle résultant des contenus en pluie. Les Jacobiens par rapport aux contenus en graupel et en

glace nuageuse sont encore plus faibles.

Contrairement à Z_{HH} qui dépend principalement de la section efficace totale et de la constante diélectrique, les variables polarimétriques dépendent également des caractéristiques de forme et d'orientation des hydrométéores (voir Section 1.3). Z_{DR} dépend également de la proportion de chaque type d'hydrométéore dans le mélange total. Par ailleurs, une augmentation de leurs contenus peut entraîner une diminution de la valeur de Z_{DR} , comme entre 400 *hPa* et 700 *hPa* (voir Figure 4.2b). Pour ces niveaux, le graupel et la neige coexistent. La constante diélectrique du graupel étant plus forte que celle de la neige, c'est lui qui influence le plus la valeur des Jacobiens. En conséquence, même lors d'une augmentation du contenu en neige (ces particules ayant un rapport d'aspect plus important que celui du graupel), l'ajout d'hydrométéores ayant une constante diélectrique plus faible entraîne une diminution des valeurs de Z_{DR} . Lorsque le graupel n'est que très peu présent (vers 300 *hPa*), une augmentation du contenu en neige entraîne cette fois-ci des valeurs de Z_{DR} plus importantes. Pour le graupel, une augmentation du contenu engendre une augmentation de Z_{DR} . C'est également le cas de la pluie puisque les gouttes sont représentées comme des sphéroïdes aplatis ayant leur axe majoritaire orienté horizontalement. Par ailleurs, du fait de la large prédominance de la constante diélectrique de l'eau par rapport à celles des hydrométéores glacés, c'est elle qui influence le plus la valeur des Jacobiens. En effet, en présence de pluie, les Jacobiens déterminés pour les autres espèces s'annulent. Enfin, du fait de la dépendance du Z_{DR} au mélange total ainsi qu'aux contenus (pour la détermination du paramètre de pente des DSD), les Jacobiens associés apparaissent bruités.

Si l'on considère K_{DP} (Figure 4.2c), son Jacobien pour la pluie est significatif alors que sa valeur pour les espèces glacées est négligeable. En effet, une augmentation du contenu massique en pluie entraîne une plus forte augmentation de la quantité de matière traversée par les ondes polarisées horizontalement que par celles polarisées verticalement, ce qui entraîne des valeurs de Jacobiens positives. La sensibilité négligeable de K_{DP} aux hydrométéores glacés s'explique par les faibles valeurs de leurs constantes diélectriques.

Concernant ρ_{HV} (Figure 4.2d), les Jacobiens sont nuls, à l'exception de la pluie dans la zone de fonte où de très faibles valeurs négatives sont obtenues du fait de l'augmentation de l'hétérogénéité du milieu. De plus fortes valeurs de Jacobiens pourraient être obtenues en présence de forts gradients verticaux des différents contenus ou d'une représentation plus complexe des hydrométéores glacés dans l'opérateur d'observation. Comme nous l'avons déjà noté à plusieurs reprises, la représentation simplifiée de leur forme et de leur distribution dans ICE3 limite les possibilités de représenter un milieu fortement hétérogène comme la couche de fonte. L'allure de ces sensibilités, ainsi que la forte non-Gaussianité des erreurs diagnostiquées dans le chapitre précédent font que cette variable ne sera plus considérée dans la suite de cette thèse.

4.1.2.2 Projection sur la géométrie radar

Les observations simulées dans l'espace du modèle doivent ensuite être interpolées sur le lobe principal du faisceau radar (voir Section 3.2.2.4). La Figure 4.3 représente les Jacobiens de Z_{HH} dans l'espace des observations, pour une perturbation du contenu massique en pluie (a) et pour une perturbation du contenu massique en glace (b). La projection des sensibilités dans cet espace permet leur répartition sur plusieurs angles d'élévation. Dans le cas de la pluie, la sensibilité est principalement répartie sur la plus basse élévation (0,6°, voir Figure 4.3a). Pour la glace (Figure 4.3b), ce sont les élévations plus élevées qui présentent une sensibilité (principalement pour l'élévation 3,5°). Ce comportement s'explique par l'utilisation d'une forme gaussienne pour simuler le lobe principal du faisceau radar. Ainsi, une perturbation appliquée proche du centre du lobe principal du radar aura un impact plus important sur la valeur des

Jacobiens que si elle était appliquée sur le bord.

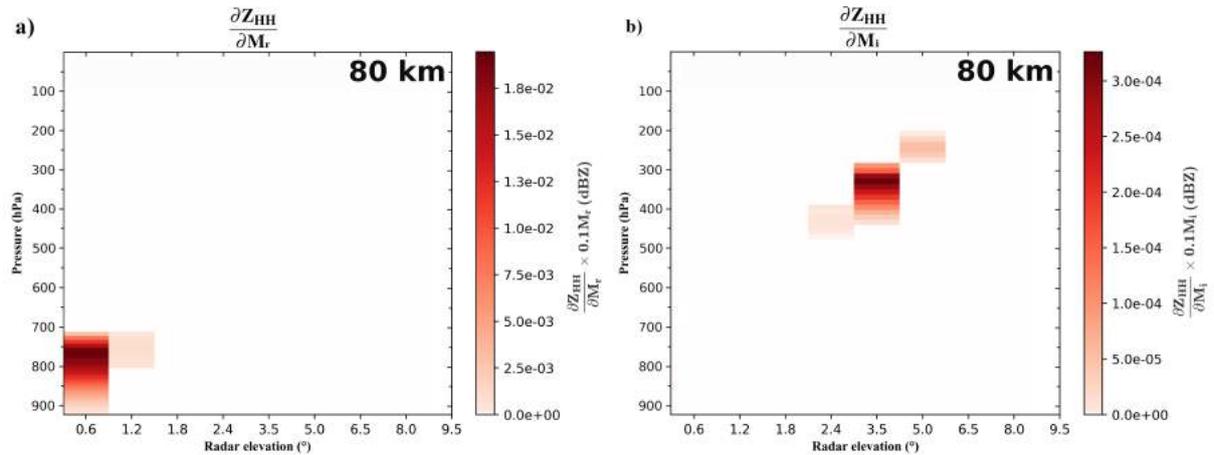


FIGURE 4.3 – Jacobiens de Z_{HH} pour (a) la pluie et (b) la glace nuageuse dans le cas du profil représenté sur la Figure 4.2e, situé à 80 km du radar. Les valeurs de Jacobiens sont normalisées par 10% du contenu massique en hydrométéores.

La Figure 4.4a représente les Jacobiens de Z_{DR} dans l'espace des observations pour la pluie. Les sensibilités présentes entre les bas niveaux et approximativement 700 hPa sont en accord avec la présence de pluie (voir Figure 4.2e). Ainsi, pour une augmentation du contenu massique en pluie, la valeur des Jacobiens est positive par ajout de particules avec un plus grand rapport d'aspect. Cependant, des valeurs négatives de Jacobiens sont toutefois présentes aux alentours de 700 hPa. Du fait des faibles contenus massiques en pluie aux alentours de ce niveau de pression, les paramètres de pente des distributions en taille de goutte de pluie sont faibles (voir l'équation 3.4 du paramètre de pente). Or, dans l'opérateur d'observation radar polarimétrique, les petits hydrométéores sont représentés comme sphériques ou quasi-sphériques. Ainsi, ces faibles contenus massiques en pluie engendrent de plus faibles valeurs de Z_{DR} par une augmentation de la proportion de particules sphériques dans le mélange total d'hydrométéores. Ces résultats sont cohérents avec ceux obtenus pour K_{DP} (Figure 4.4), les valeurs des Jacobiens étant très faiblement positives pour ces niveaux-là.

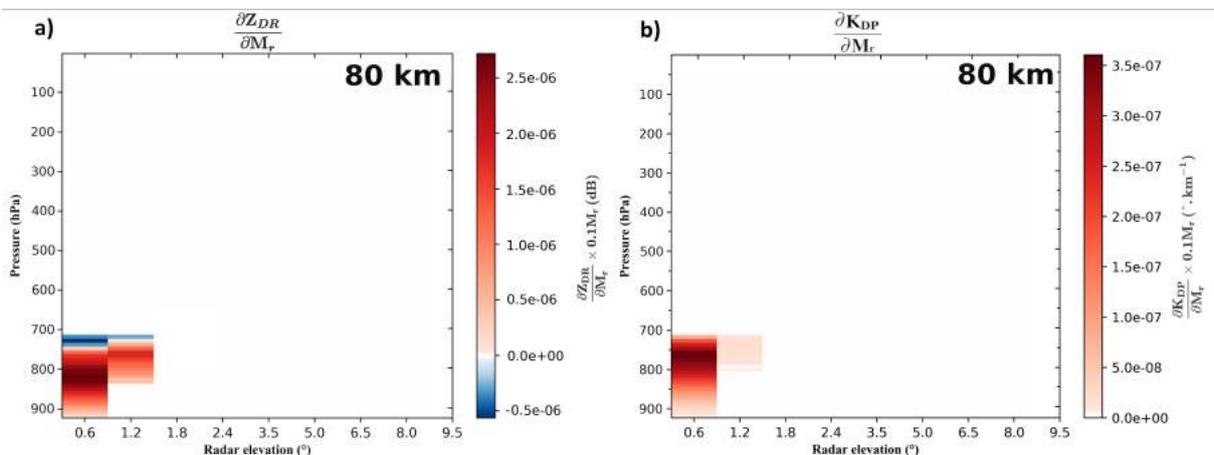


FIGURE 4.4 – Similaire à la Figure 4.3 pour (a) Z_{DR} et pour (b) K_{DP} .

Un aspect important à considérer dans l'espace des observations est la distance au radar. Le faisceau radar étant représenté par un cône de révolution, la largeur du faisceau ainsi que son altitude augmentent avec la distance. Afin de quantifier l'effet de la géométrie du faisceau sur les Jacobiens, le profil d'hydrométéores représenté sur la Figure 4.2e, situé à 80 km du radar, a été

artificiellement rapproché à 20 km puis éloigné à 120 km. La Figure 4.5 représente les Jacobiens de Z_{HH} pour la neige. Quelle que soit la distance considérée, une augmentation des contenus massiques conduit à une augmentation de la section efficace totale et donc, à une augmentation des valeurs de Z_{HH} . En comparant les deux distances, des différences apparaissent du fait de la géométrie radar. La première différence concerne l'élargissement du faisceau. Pour un angle d'élévation de 2,4°, une sensibilité de Z_{HH} à la neige est présente entre 550 hPa et 675 hPa à 20 km du radar alors qu'à 120 km, elle est répartie entre 300 et 500 hPa. Un effet additionnel de l'élargissement du faisceau est la diminution de la sensibilité des variables simulées puisque la même quantité d'information est répartie dans un volume plus important. En effet, à 20 km du radar, la valeur maximale des Jacobiens est de $1,4 \cdot 10^{-2}$ dBZ alors qu'à 120 km, cette valeur maximale n'est plus que de $8,0 \cdot 10^{-3}$ dBZ. Le second effet est lié à l'altitude du faisceau : plus l'équivalent modèle est situé loin du radar, plus il sera situé en altitude. À 20 km du radar (Figure 4.5a), l'angle d'élévation 5,0° est suffisamment bas pour fournir de l'information dans la neige. Ce n'est plus le cas à 120 km (Figure 4.5b) puisque le faisceau radar est situé au-dessus.

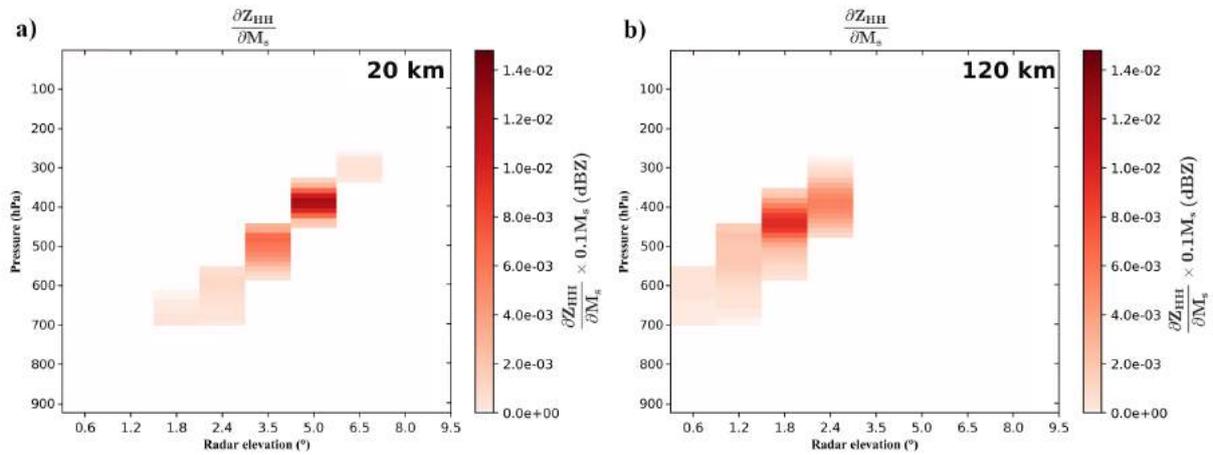


FIGURE 4.5 – Jacobiens de Z_{HH} pour la neige dans le cas du profil sur la Figure 4.2e, artificiellement situé à (a) 20 km et à (b) 120 km du radar. Les valeurs de Jacobiens sont normalisées par 10% du contenu massique en hydrométéores.

4.2 Représentation des erreurs de prévision pour les hydrométéores

Après avoir explicité l'opérateur d'observation (non linéaire et linéarisé) et effectué une première approximation des éléments diagonaux de la matrice de covariances des erreurs d'observations \mathbf{R} , il est nécessaire d'étudier la matrice de covariances d'erreurs de l'ébauche \mathbf{B} afin d'être capable de calculer le gradient de la fonction coût (Équation 2.14). Quelques éléments sur la représentation de la matrice \mathbf{B} sont tout d'abord donnés. La méthodologie suivie pour représenter les covariances verticales des matrices \mathbf{B} utilisées dans le 1D-EnVar (voir chapitre suivant) est ensuite exposée.

4.2.1 Éléments de contexte

Comme présenté lors de la description du BLUE au Chapitre 2, la matrice de covariances d'erreurs de l'ébauche \mathbf{B} est un des éléments essentiels à l'assimilation de données puisque déter-

minant le poids de l'ébauche dans l'analyse, propageant spatialement l'information apportée par les observations ainsi qu'entre les différentes variables de contrôle grâce aux covariances croisées. Du fait de la taille du vecteur de contrôle dans les systèmes d'assimilation utilisés en PNT, la matrice \mathbf{B} ne peut être représentée explicitement. Dans les approches variationnelles classiques, une modélisation en est donc effectuée. Une telle matrice est appelée "matrice climatologique" car elle est non dépendante du flux. Pour s'assurer qu'elle soit définie positive et pour faciliter sa représentation, une formulation en racine carrée est généralement utilisée. Comme il est rappelé dans l'article de revue de Bannister (2008a), cela peut être effectué avec la méthode de Derber et Bouttier (1999), ces derniers proposant de décomposer $\mathbf{B}^{1/2}$ comme suit :

$$\mathbf{B}^{1/2} = \mathbf{K}\mathbf{B}_u^{1/2} \quad (4.5)$$

où $\mathbf{B}_u^{1/2}$ représente la matrice bloc-diagonale de covariances des erreurs de l'ébauche pour les variables non équilibrées et \mathbf{K} un opérateur d'équilibre entre les différentes variables de contrôle. L'idée consiste ainsi à décorréliser les différentes composantes de l'erreur : la variance d'une variable de contrôle non-équilibrée correspond à la partie de la variance ne pouvant pas être expliquée par les liens de cette variable avec les autres variables de contrôle. C'est l'opérateur \mathbf{K} qui exprime les relations entre variables, permettant *via* des relations analytiques ou statistiques, de respecter certains équilibres comme le géostrophisme. Ainsi, cet opérateur assure que les incréments d'analyse soient physiquement cohérents pour chacune des variables de contrôle.

Ce type de représentation, adaptée pour les modèles spectraux bi-Fourier par Berre (2000), est utilisée pour AROME. Les différentes corrélations spatiales contenues dans $\mathbf{B}_u^{1/2}$ et autres opérateurs représentés dans \mathbf{K} ont été calibrés à partir de différences entre des prévisions effectuées par un ensemble de 6 membres et pour des situations météorologiques contrastées (Brousseau *et al.*, 2011a).

Par construction, ces matrices \mathbf{B} climatologiques ne sont pas représentatives d'une situation météorologique particulière. Brousseau *et al.* (2011b) montrent grâce au calcul de scores statistiques qu'une prise en compte d'une partie de cette dépendance, en recalibrant quotidiennement la matrice \mathbf{B} opérationnelle, améliore les prévisions. En utilisant une approche basée sur des masques géographiques, Montmerle et Berre (2010) montrent que les longueurs de corrélation horizontales des variables de contrôle comme la température et l'humidité spécifique sont deux fois plus petites dans les zones précipitantes par rapport aux régions de ciel clair. Ils montrent également que les corrélations verticales sont plus fortes dans ces mêmes zones précipitantes du fait des mouvements verticaux (ascendances et subsidences). De fortes disparités ont également été mises en évidence pour les covariances croisées, notamment entre la divergence et l'humidité, traduisant ainsi des erreurs de prévisions fortement liées à la dynamique des nuages précipitants. L'utilisation de matrices \mathbf{B} climatologiques calibrées sur l'ensemble du domaine peut donc engendrer des structures horizontales incohérentes pour ce type de situations météorologiques et causer des incréments d'analyse non-réalistes. Montmerle (2012) indique que cela peut notamment apparaître lors de l'assimilation de données radar.

Dans une étude utilisant le modèle WRF, Michel *et al.* (2011) utilisent cette même approche pour estimer les covariances d'erreurs de l'ébauche des hydrométéores dans les zones impactées par de fortes ou de faibles précipitations. Pour chaque hydrométéore, la forme des profils d'écart-types d'erreurs de l'ébauche présente des similitudes avec le profil moyen de contenus associés. Ils montrent également que les covariances croisées entre les hydrométéores, la température et l'humidité reflètent les processus diabatiques. Nous verrons par la suite que des structures similaires sont obtenues dans le cadre de cette thèse. Comme pour les autres variables de contrôle, ces contenus en hydrométéores sont donc très sensibles à la situation météorologique, notamment

à la stratification verticale des nuages.

Pour prendre en compte cette dépendance au flux météorologique, une fréquente mise à jour de la matrice \mathbf{B} est donc nécessaire. L'utilisation de méthodes d'assimilation basées sur une représentation ensembliste de cette matrice (EnKF, EnVar) permet cela grâce à un échantillonnage régulier des erreurs de prévision, comme le proposent respectivement Evensen (1994) ou Lorenc (2003) (voir Section 2.1.2).

Dans le cadre de cette thèse, pour prendre en compte les hydrométéores dans le vecteur de contrôle, l'assimilation d'ensemble AROME (AEARO) est utilisée. Opérationnelle depuis Juillet 2018, celle-ci est composée de 25 membres et les étapes d'assimilation et de prévisions sont cyclés de façon tri-horaire. La résolution horizontale choisie pour l'AEARO est de 3,2 km, l'atmosphère modélisée étant divisée en 90 niveaux. L'AEARO permet, grâce à une approche de type Monte-Carlo, d'échantillonner une partie de la distribution des erreurs de son système d'assimilation et de prévision, tout au long des cycles d'assimilation. Il se base pour cela sur une perturbation explicite des erreurs d'observations, et implicite des ébauches *via* le cyclage. Il est actuellement utilisé par la prévision d'ensemble basée sur AROME (PEARO (Raynaud et Bouttier, 2016)) et pour le prototypage d'un système EnVar en test pour AROME (Montmerle *et al.*, 2018).

4.2.2 Spécification des covariances verticales d'erreurs de l'ébauche

4.2.2.1 Extraction de profils par masques géographiques

La très forte dépendance au flux météorologique des erreurs de prévisions dans les nuages et les précipitations imposent donc de déterminer une matrice \mathbf{B} correspondant à la situation observée. Notre étude se basant sur une approche 1D, seules les covariances verticales nous intéressent. Une approche analogue à ce qui a été fait dans l'étude de Martinet *et al.* (2012) sur l'assimilation 1D-Var de radiances infrarouges nuageuses IASI est suivie. Seules les covariances associées aux zones nuageuses et précipitantes ont été calculées. Pour cela, des masques géographiques ont été utilisés, de façon analogue à Montmerle et Berre (2010). Afin de prendre en compte tous les hydrométéores, un masque basé sur la nébulosité totale a été choisi. Seules les colonnes du modèle associées à une nébulosité supérieure ou égale à 98% ont été retenues. Les variables de contrôle de notre 1DVar étant T, q, q_l, q_i, q_r et q_s, l'ensemble des auto-covariances et des covariances croisées entre chacune de ces variables a été calculé explicitement à partir des différents profils extraits des masques calculés pour chacun des membres de l'AEARO. Le contenu spécifique en graupel étant quant à lui rarement prévu et fortement localisé, il n'est pas pris en compte dans la suite du fait d'un bruit d'échantillonnage trop important dans les covariances associées.

4.2.2.2 Échantillonnage des covariances

Pour déterminer les matrices \mathbf{B} , le réseau de l'AEARO le plus proche temporellement de l'heure d'acquisition des observations est utilisé. Les covariances sont déterminées comme suit :

$$\mathbf{B} = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N (\mathbf{x}_{b,k} - \bar{\mathbf{x}}_b) (\mathbf{x}_{b,k} - \bar{\mathbf{x}}_b)^T \quad (4.6)$$

où $\mathbf{x}_{b,k}$ représente le vecteur d'ébauche (concaténation des profils précédemment extraits) du membre k de l'ensemble (de taille N) et $\bar{\mathbf{x}}_b$ le vecteur de la moyenne de l'ébauche de l'ensemble.

Dans notre cadre 1D, aucune localisation verticale n'a été appliquée. L'utilisation d'un grand nombre de profils nuageux et/ou précipitants rend en effet cette étape inutile car le bruit d'échantillonnage résultant est négligeable. Si nous nous étions placés dans un cadre 3D, de telles localisations verticales et horizontales auraient par contre été indispensables. Comme le montrent Destouches *et al.* (2020) à partir de l'AEARO, les longueurs de localisation qu'il aurait fallu appliquer sont, tout comme les covariances, fortement dépendantes de la situation météorologique et très différentes entre les variables classiques et les hydrométéores.

Cette méthode sera donc utilisée pour déterminer les matrices \mathbf{B} pour chacune des situations météorologiques qui seront étudiées. Pour l'évènement orageux du 26 mai 2018 par exemple (voir Section 3.4.3), la Figure 4.6 représente les profils d'écart-types d'erreurs de l'ébauche pour chaque variable du vecteur de contrôle. Pour la température (Figure 4.6a), des résultats analogues à ceux de Montmerle et Berre (2010) sont obtenus, avec 3 maxima :

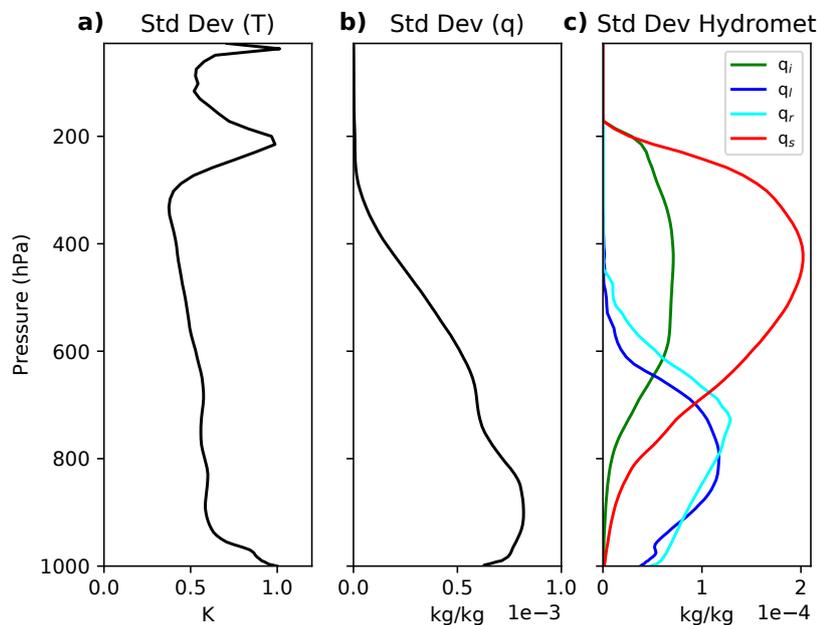


FIGURE 4.6 – Profils d'écart-types d'erreurs de l'ébauche pour chaque variable de contrôle (a) température, (b) humidité spécifique et (c) contenus spécifiques en hydrométéores, valides pour le cas orageux du 26 Mai 2018.

- le premier est situé dans les basses couches. Ce maxima peut être causé par une forte variabilité de la température dans la couche limite par les processus turbulents et l'évaporation des précipitations.
- un deuxième maximum, situé aux alentours de 200 hPa, correspond à la position de la tropopause, caractérisée par de forts gradients verticaux de température.
- le troisième maximum, situé près du toit du modèle, doit sans doute provenir d'effets numériques liés au rappel vers les champs atmosphériques du modèle ARPEGE.

Dans le cas de l'humidité spécifique (Figure 4.6b), les erreurs sont significatives dans la totalité de la troposphère, le maximum étant présent en basse troposphère. Celles-ci deviennent négligeables au-dessus de 250 hPa (*i.e.* dans la stratosphère). Concernant les erreurs associées aux contenus spécifiques en hydrométéores (Figure 4.6c), les profils obtenus sont proches des profils des contenus moyens en hydrométéores (non montré), de façon analogue à Michel *et al.*

(2011). Enfin, il est important de noter que pour certains niveaux, les écarts-types d'erreurs de l'ébauche sont nuls, ce qui par construction rend impossible la génération d'incrémentes pour ces niveaux dans un problème d'assimilation de données.

D'après l'équation du BLUE (voir Équation 2.5), l'examen des auto-covariances et des covariances croisées permet de visualiser la façon dont les incréments de chaque variable de contrôle vont se projeter verticalement et comment ils vont se propager sur les autres variables. Pour en simplifier l'interprétation, la Figure 4.7 ne représente que la matrice de corrélations d'erreurs de l'ébauche \mathbf{C} (la matrice \mathbf{B} se retrouve en appliquant $\mathbf{B} = \mathbf{S}\mathbf{C}\mathbf{S}$, \mathbf{S} étant la matrice diagonale des écarts-types d'erreurs de l'ébauche).

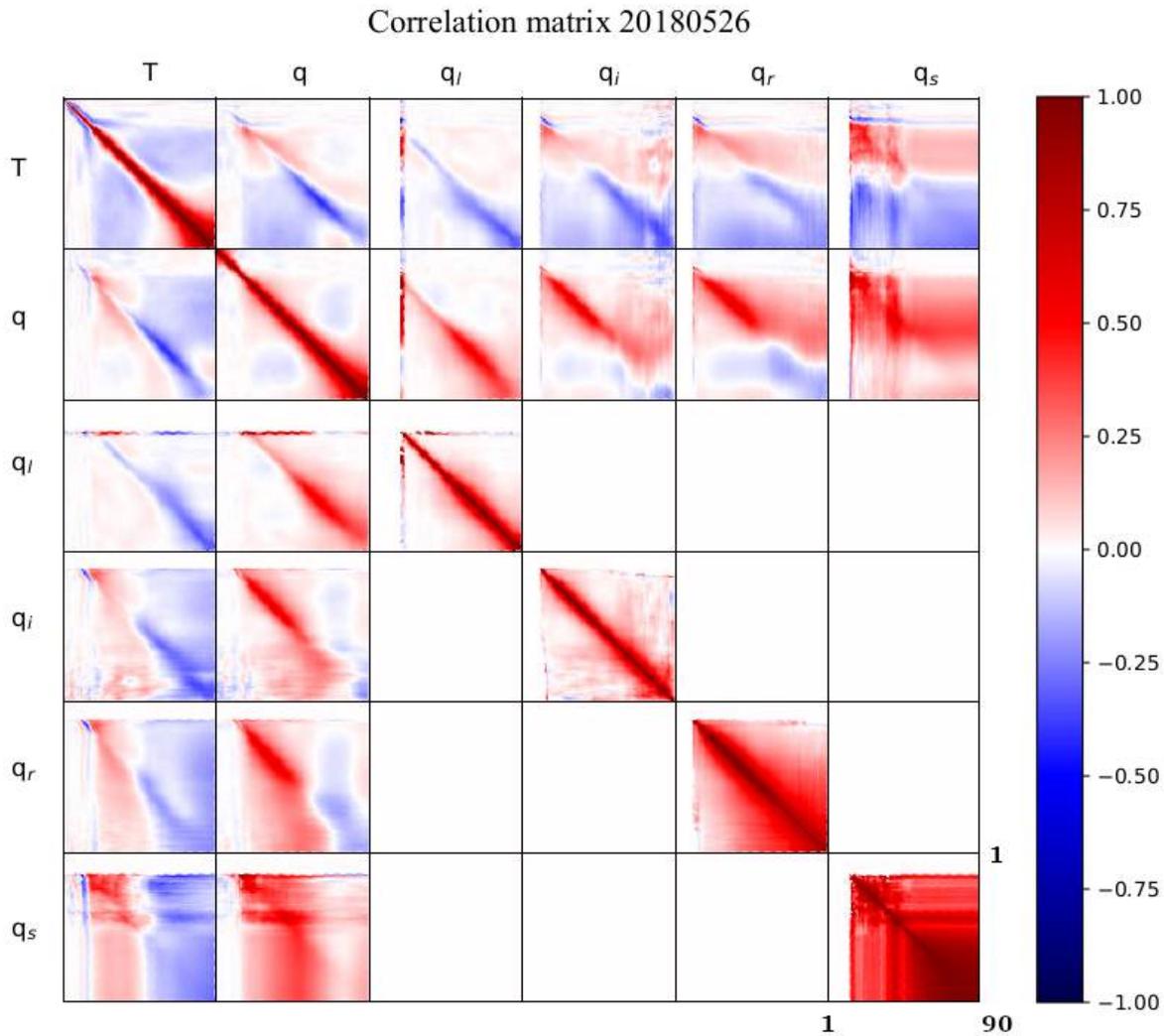


FIGURE 4.7 – Matrice de corrélations verticales d'erreurs de l'ébauche, valide pour le cas orageux du 26 mai 2018 à 12 TU. Les nombres indiqués en bas à droite de la matrice de corrélation indiquent les niveaux modèle pour les auto-corrélations de la neige. Cette discrétisation des niveaux verticaux est également valable pour l'ensemble des blocs composant cette matrice.

Pour cette situation convective, les auto-corrélations de la température et de l'humidité spécifique sont relativement proches de la diagonale, excepté en basses couches où le mélange turbulent dans la couche limite conduit à d'importantes corrélations verticales. Pour les hydrométéores non précipitants (glace et eau liquide nuageuse), les auto-corrélations sont également proches de la diagonale. Pour l'eau liquide, on peut toutefois noter que cela est plus prononcé

dans la haute-troposphère alors que les auto-covariances de la glace nuageuse sont moins resserrées autour de la diagonale pour cette même zone, indiquant la position de la zone de fonte. Pour la neige par exemple, l'auto-covariance verticale (obtenue en considérant le profil d'écart-type associé de la Figure 4.6) possède donc une structure qui reflète directement les extensions verticales des nuages telles qu'échantillonnées dans l'ensemble. Pour les hydrométéores précipitants (pluie et neige), les corrélations sont significatives sur un grand nombre de niveaux verticaux. Cela montre l'impact des mouvements verticaux dans les systèmes précipitants (ascendances et subsidences) ainsi que des processus de sédimentation des hydrométéores.

Les corrélations croisées entre les contenus spécifiques en hydrométéores ne sont pas considérées dans cette étude. Cette première approche est motivée par la présence de bruit trop important dans ces covariances restituées, ce qui impliquerait des projections d'incrémentes irréalistes entre hydrométéores. Celles entre la température, l'humidité spécifique et les différents contenus en hydrométéores sont par contre considérées. Dans le cas de la température et des hydrométéores, un incrément positif en hydrométéores en-dessous de l'isotherme 0°C engendrera un incrément négatif en température du fait des processus d'évaporation ou de sublimation alors qu'au-dessus, les incréments en température seront positifs par dégagement de chaleur latente. De telles structures verticales sont également présentes pour les corrélations croisées entre l'humidité et les contenus en pluie et en glace nuageuse. Pour la neige, un incrément positif conduit à un incrément du même signe en humidité au-dessus de l'isotherme 0°C mais semble généralement neutre pour les basses couches, au contraire de l'eau liquide.

Cette matrice ne représentant que les corrélations d'erreurs de l'ébauche associées à une situation particulière, il est intéressant d'examiner la variabilité existant dans l'ensemble de matrices \mathbf{B} utilisées pour cette étude.

4.2.3 Sensibilité de la matrice \mathbf{B} aux conditions météorologiques

Quinze situations météorologiques ont été choisies pour échantillonner la diversité des phénomènes précipitants et des fréquences radar utilisées (Tableau 4.1).

La Figure 4.8 représente, de manière équivalente à la Figure 4.6, les profils d'écarts-types des erreurs de l'ébauche, associées aux variables de contrôle pour un épisode de neige en plaine dans la vallée du Rhône. De manière générale, les erreurs sont moins importantes que pour l'événement orageux pour toutes les variables. Cela provient sans doute de la plus faible dispersion de l'AEARO pour ce cas où des conditions stables de basses couches prévalaient. Pour T, les maxima vers la tropopause et le toit du modèle restent présents, bien que moins marqués. Les erreurs plus faibles obtenues pour les hydrométéores s'expliquent notamment par le caractère stratiforme des précipitations. Par définition, ce type de précipitations est plus homogène que des précipitations convectives, tout en couvrant de plus larges zones géographiques. Ainsi, les erreurs de positionnement de ces systèmes précipitants sont plus faibles, tout comme les erreurs en intensité. Il est également intéressant de noter qu'ici, les erreurs de l'ébauche pour la pluie sont faibles et celles associées à la neige concernent l'ensemble de la troposphère.

La variabilité des variances d'erreurs de l'ébauche est examinée en calculant des profils moyens et leur dispersion pour l'ensemble des situations listées dans le Tableau 4.1 (Figure 4.9). Les trois maxima d'erreurs de l'ébauche pour la température, précédemment mis en évidence, apparaissent sur la moyenne des profils, avec une valeur maximale d'écart-type dans les basses couches. Un maximum local de variabilité d'erreur est également présent entre 700 hPa et 800 hPa . La majorité des situations météorologiques étant associée à des phénomènes convectifs entre le printemps et l'automne, ce maximum local s'explique très probablement par des diffé-

TABLEAU 4.1 – Liste des quinze situations météorologiques choisies dans l’assimilation 1D-EnVar (heures en Temps Universel). Les astérisques indiquent les situations météorologiques utilisées dans la Section 4.3.1.

DATE	HEURE	RADAR	BANDE	SITUATION MÉTÉO
26 mai 2018*	12:00	Momuy	C	Orages violents
06 juin 2018*	00:00	Trappes	C	Orages grêligènes
10 octobre 2018*	14:00	Collobrières	S	Épisode Méditerranéen
03 février 2019*	07:00	Saint Nizier	C	Neige en plaine
24 avril 2019	14:00	Nancy	C	Orage
25 avril 2019	13:00	Toulouse	C	Orage grêligène
08 mai 2019	04:00	Grèzes	C	Précipitations stratiformes
10 mai 2019	16:00	Toulouse	C	Orage grêligène
10 mai 2019	19:00	Trappes	C	Précipitations stratiformes
04 juin 2019	15:00	Trappes	C	Orage grêligène
19 juin 2019	20:00	Toulouse	C	Orage violent
11 novembre 2019*	08:00	Trappes	C	Précipitations stratiformes
14 novembre 2019*	16:00	Saint Nizier	C	Neige en plaine
23 novembre 2019	13:00	Collobrières	S	Épisode Méditerranéen
01 décembre 2019*	16:00	Collobrières	S	Épisode Méditerranéen

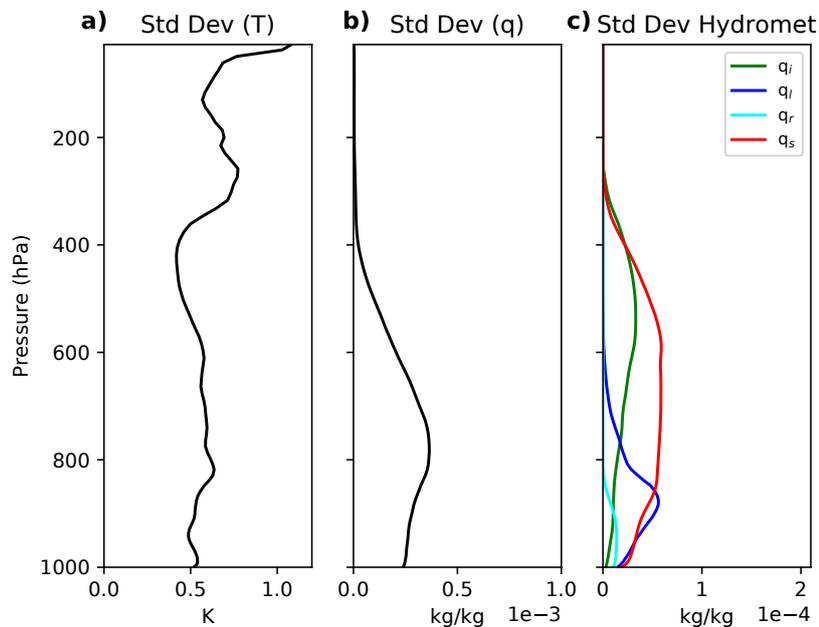


FIGURE 4.8 – Similaire à la Figure 4.6 pour le cas neigeux du 03 février 2019.

rences d’altitude de l’isotherme 0°C . Concernant l’humidité spécifique (Figure 4.9b), la moyenne des variances montre des erreurs de l’ébauche maximales vers 900 hPa , puis une décroissance régulière jusqu’à 400 hPa . Par ailleurs, la variabilité de ces erreurs est plus importante entre 800

hPa et $1000 hPa$. Les phénomènes météorologiques choisis font que cette zone est généralement située sous l'isotherme $0^{\circ}C$. Elle est associée à des contenus en humidité pouvant être importants, induisant une forte variabilité. Dans le cas des contenus spécifiques en hydrométéores nuageux (Figures 4.9c et d), les valeurs maximales de variances moyennes ainsi que les plus fortes dispersions sont situées pour les niveaux de pression où les nuages sont simulés. Concernant la pluie (Figure 4.9e), le maximum de variance moyenne est situé dans les niveaux bas de la couche de fonte, vers $750 hPa$, tel qu'indiqué par le maximum local de variances moyennes pour la température. Pour la neige, le maximum apparaît au-dessus de cette couche, vers $650 hPa$.

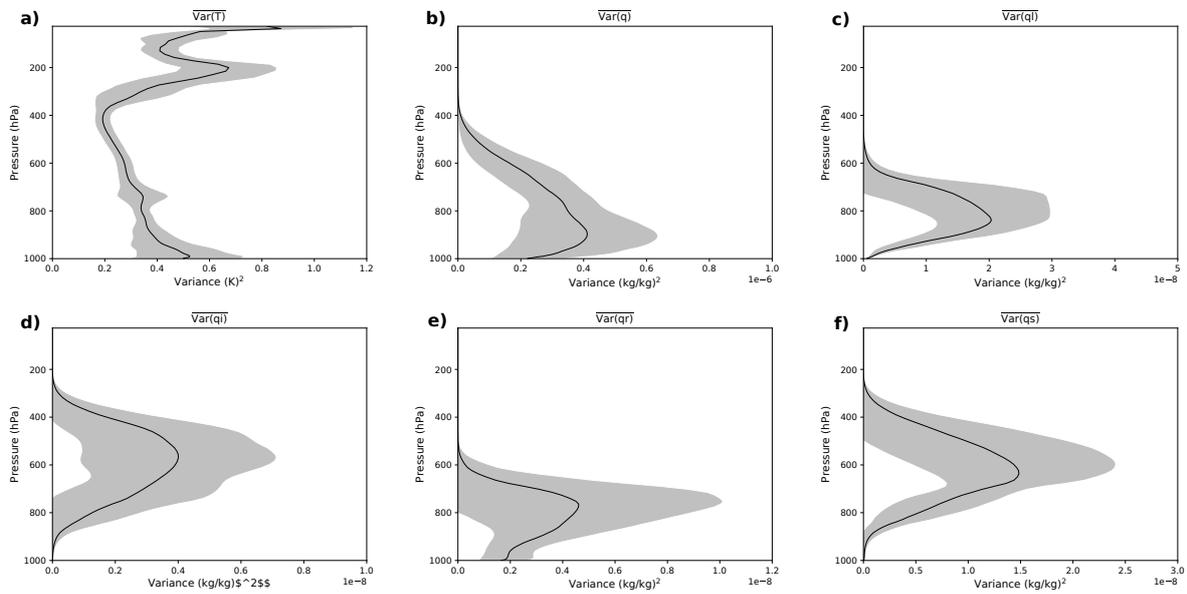


FIGURE 4.9 – Profils de variances d’erreurs de l’ébauche moyennes (courbes noires) et écarts-types associés (zones grisées) pour l’ensemble des situations météorologiques présentées dans le Tableau 4.1 pour (a) la température, (b) l’humidité spécifique, les contenus spécifiques (c) en eau liquide nuageuse, (d) en glace nuageuse, (e) en pluie et (f) en neige.

Ces résultats confirment la nécessité d’une représentation adaptée des covariances des erreurs de l’ébauche pour chaque expérience d’assimilation, sous peine de générer des incréments d’analyse non-réalistes. La position de l’isotherme $0^{\circ}C$ paraît notamment être un des éléments clés à prendre en compte dans la matrice **B**.

4.3 Contenu en information

4.3.1 La méthode des DFS

À ce stade, nous disposons donc d'une première estimation des erreurs d'observation, des versions non-linéaires et linéarisées de l'opérateurs d'observation ainsi qu'une matrice \mathbf{B} . Avant l'étape d'assimilation de données, l'apport des observations sur l'analyse peut être étudié. La méthode des DFS (*Degree of Freedom for Signal*) établie par Rodgers (1996) est par exemple souvent utilisée pour sélectionner les canaux satellitaires apportant le plus d'information dans un processus d'assimilation de données (Rabier *et al.*, 2002). Dans le cas présent, nous allons utiliser cette approche pour examiner le potentiel de chacune des variables polarimétriques dans la réduction des erreurs d'analyse.

Les DFS représentent la part d'information apportée par les observations par rapport à l'information contenue *a priori* dans l'ébauche. Dans l'espace du modèle, ils s'expriment comme la trace (somme des éléments diagonaux) de la réduction normalisée d'erreur entre l'*a priori* \mathbf{B} et l'analyse \mathbf{A} . Cette dernière se définit comme :

$$\mathbf{A} = \left(\mathbf{B}^{-1} + \mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H} \right)^{-1} \quad (4.7)$$

Connaissant \mathbf{A} , les DFS peuvent être calculés comme suit

$$\begin{aligned} DFS &= Tr \left((\mathbf{B} - \mathbf{A}) \mathbf{B}^{-1} \right) \\ DFS &= Tr (\mathbf{H} \mathbf{K}) \end{aligned} \quad (4.8)$$

où \mathbf{K} représente la matrice de gain de Kalman (voir Équation 2.6).

Dans le cadre d'une assimilation 1D-Var, cette méthode peut facilement être utilisée puisque la matrice de gain \mathbf{K} peut être estimée explicitement. Dans le cas d'un schéma d'assimilation 3D-Var ou 4D-Var, la matrice \mathbf{K} ne peut être approchée que grâce à une méthode de Monte-Carlo (Desroziers et Ivanov, 2001).

Comme montré par l'équation 4.7, les valeurs de DFS dépendent notamment des erreurs d'observation. Dans la Section 3.5, ces dernières (diagonale de la matrice \mathbf{R}) ont été estimées à partir des statistiques d'innovations. Cependant, la validité des hypothèses peut être remise en question dans certains cas, notamment pour \mathbf{K}_{DP} . De ce fait, pour chaque variable polarimétrique, des premières expériences d'assimilation ont été effectuées pour plusieurs profils afin d'examiner le comportement de la minimisation. Plusieurs valeurs d'écart-type d'erreurs d'observation σ_o proches de celles estimées à partir des statistiques d'innovations ont été testées. Cela a été effectué pour les variables polarimétriques sélectionnées pour les expériences d'assimilation, *i.e.* Z_{HH} , Z_{DR} et \mathbf{K}_{DP} . Les erreurs d'observation ayant permis une meilleure convergence de la fonction coût ont été sélectionnées pour le calcul des DFS (non montré). Le Tableau 4.2 résume les valeurs d'erreurs d'observation retenues.

Contrairement à Z_{HH} et \mathbf{K}_{DP} pour lesquelles les valeurs de σ_o sont plus élevées que celles estimées à partir des statistiques d'innovations, celle de Z_{DR} est similaire. Toutefois, une estimation *a posteriori* de ces erreurs sera effectuée en Section 5.2.

TABLEAU 4.2 – Valeurs d'écart-types d'erreurs d'observation σ_o retenues pour le calcul des DFS

	σ_o
Z_{HH}	10,0 dBZ
Z_{DR}	0,39 dB
K_{DP}	0,4 °.km ⁻¹

4.3.2 Application aux variables polarimétriques

Dans cette étude, les DFS ont été déterminés pour chaque variable polarimétrique de manière indépendante en ne considérant dans \mathbf{R} que l'erreur d'observation de la variable étudiée. Pour cela, un sous-ensemble de sept situations météorologiques a été choisi parmi l'ensemble présenté dans le Tableau 4.1 comme représentatif de la diversité des phénomènes météorologiques observables par des radars en bandes S et C.

TABLEAU 4.3 – Valeurs des DFS totaux et de DFS par observation pour Z_{HH} , Z_{DR} et K_{DP} , déterminées à partir de sept situations météorologiques (N représentant le nombre d'observations)

	DFS	N	DFS/N
Z_{HH}	175 382	1 252 727	0,14
Z_{DR}	91 074	650 530	0,04
K_{DP}	76	253 326	3.10^{-4}

Les valeurs de DFS obtenues sont présentées dans le Tableau 4.3. La variable contenant le plus d'information est Z_{HH} , avec un DFS par observation de 0,14. Viennent ensuite le Z_{DR} et le K_{DP} , avec des valeurs respectives de 0,04 et de 3.10^{-4} . Le contenu en information du K_{DP} est très faible, ce qui est cohérent avec les sensibilités (Jacobiens) présentées pour les différentes espèces d'hydrométéores (Section 4.1.2). Ces valeurs sont inférieures à la plupart des DFS par observation déterminés pour les observations assimilées dans le 3D-Var d'AROME (Figure 4.10). Pour Z_{HH} , cette valeur est proche de celle des pseudos-profiles d'humidité relative assimilés, déterminés par inversion Bayésienne des profils de Z_{HH} (Radar Hu).

La détermination des Jacobiens a également permis de montrer que la sensibilité de chaque variable polarimétrique était différente en fonction de l'espèce d'hydrométéore. En ne considérant que les auto-covariances des matrices \mathbf{B} , les DFS peuvent également être calculés pour quantifier l'information contenue dans chaque variable pour l'initialisation de l'ensemble des variables de contrôle. La température, l'humidité spécifique et l'eau liquide nuageuse n'ayant tout au plus qu'une très faible influence sur la simulation des variables polarimétriques, ces trois variables seront principalement mises à jour grâce aux covariances croisées dans un système d'assimilation de données. En conséquences, les DFS calculés en utilisant seulement les auto-covariances sont nuls pour T, q et q_l.

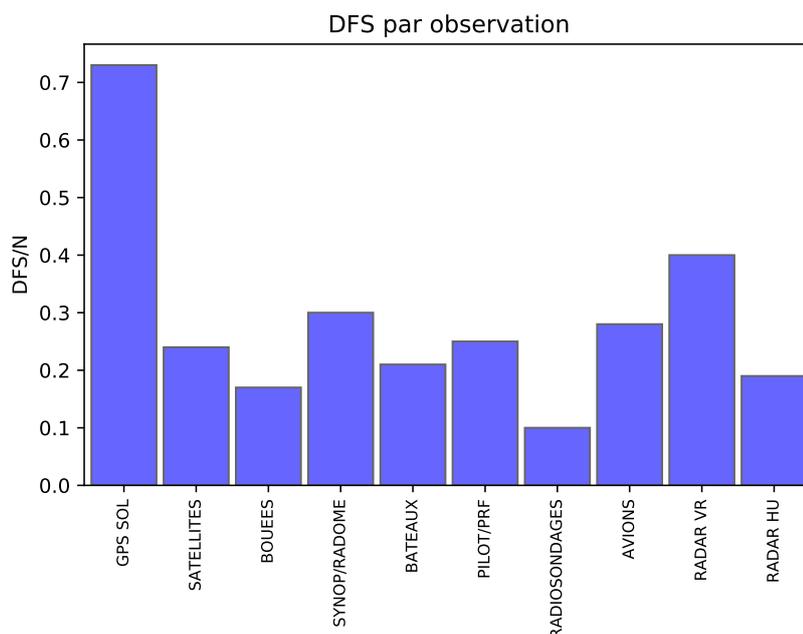


FIGURE 4.10 – Valeurs de DFS normalisées pour les observations assimilées dans le 3D-Var d’AROME pour une journée pluvieuse (Satellites : SATOB, AMSU-A/MHS, ATMS, SSMI/S, IASI, GEORAD. Figure réalisée à partir de données de COMPAS).

La Figure 4.11 représente les valeurs de DFS normalisées de Z_{HH} pour les sept cas considérés, dans le cas où toute la matrice \mathbf{B} est considérée (ALL), ou dans ceux où seules les auto-covariances de q_i , q_r et q_s sont considérées. Dans ce derniers cas, les valeurs calculées indiquent que de l’information peut être extraite de Z_{HH} pour initialiser ces variables de contrôle. Toutefois, Z_{HH} est la plus informative pour la pluie, notamment de part la plus forte sensibilité de cette variable aux précipitations liquides.

Lorsque les sept situations météorologiques sont examinées de façon indépendante, on note une forte variabilité entre les valeurs de DFS normalisés. C’est notamment le cas pour les situations du 10 octobre 2018 et du 1^{er} décembre 2019 qui correspondent à des épisodes méditerranéens observés par le radar de Collobrières. Malgré des conditions météorologiques proches, leurs DFS normalisés sont très différents (respectivement 0.18 contre $7,5 \cdot 10^{-2}$ lorsque l’ensemble des variables de contrôle est considéré (ALL)). Cette variabilité s’explique par des différences importantes entre les matrices \mathbf{B} . Pour toutes les variables (sauf T), la valeur maximale d’écart-type est environ deux fois plus faible pour la première situation que pour la deuxième (non montré). Ainsi, l’impact des observations sera moindre dans un tel cas puisque l’ébauche du modèle est supposée de meilleure qualité. Dans le cas contraire, lorsque les erreurs de l’ébauche sont plus fortes (*i.e.* lorsque l’ensemble de prévisions à courte échéance est plus dispersé), les observations auront un poids plus important dans l’analyse du fait d’un contenu en information plus élevé. C’est par exemple le cas pour la situation orageuse du 26 mai 2018 pour laquelle la valeur de DFS par observation de Z_{HH} atteint 22,5, une valeur supérieure à celle des pseudo-profil d’humidité relative assimilés opérationnellement dans AROME (voir Figure 4.10).

Pour Z_{DR} (Figure 4.12), les très faibles valeurs de DFS pour la glace nuageuse et la neige indiquent que cette observable est très peu informative pour l’initialisation de ces deux variables de contrôle du fait de la faible sensibilité de l’opérateur d’observation aux hydrométéores glacés.

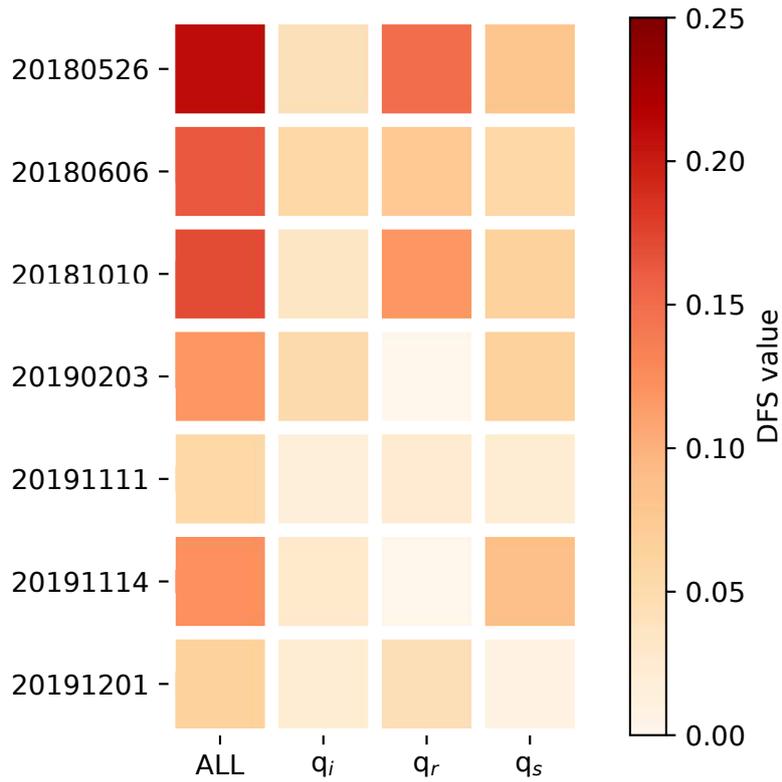


FIGURE 4.11 – Valeurs de DFS normalisées pour Z_{HH} et chaque variable de contrôle (axe horizontal) et pour sept situations météorologiques contrastées (dates indiquées sur l'axe vertical).

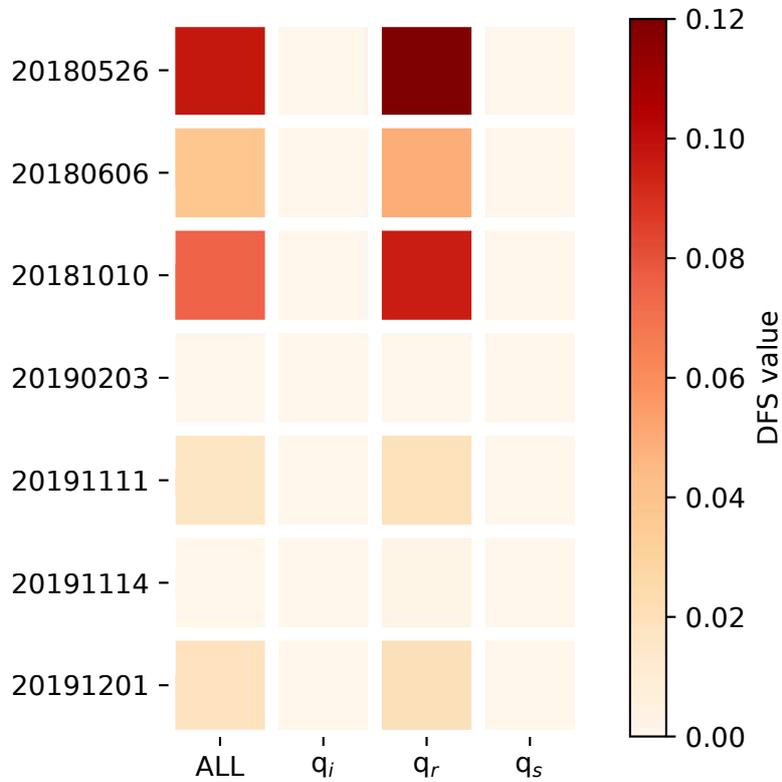


FIGURE 4.12 – Similaire à la Figure 4.11 pour Z_{DR} .

Des résultats similaires sont obtenus pour K_{DP} (Figure 4.13). Cette variable n'étant d'une part pas sensible à la température, à l'humidité spécifique, à l'eau liquide et à la glace nuageuse, et d'autre part très peu sensible à la neige, les valeurs de DFS normalisés sont nulles ou négligeables pour ces variables. Le K_{DP} contient toutefois de l'information vis à vis des contenus spécifiques en pluie, bien que celle-ci soit très inférieure à celle présente dans Z_{HH} ou dans Z_{DR} .

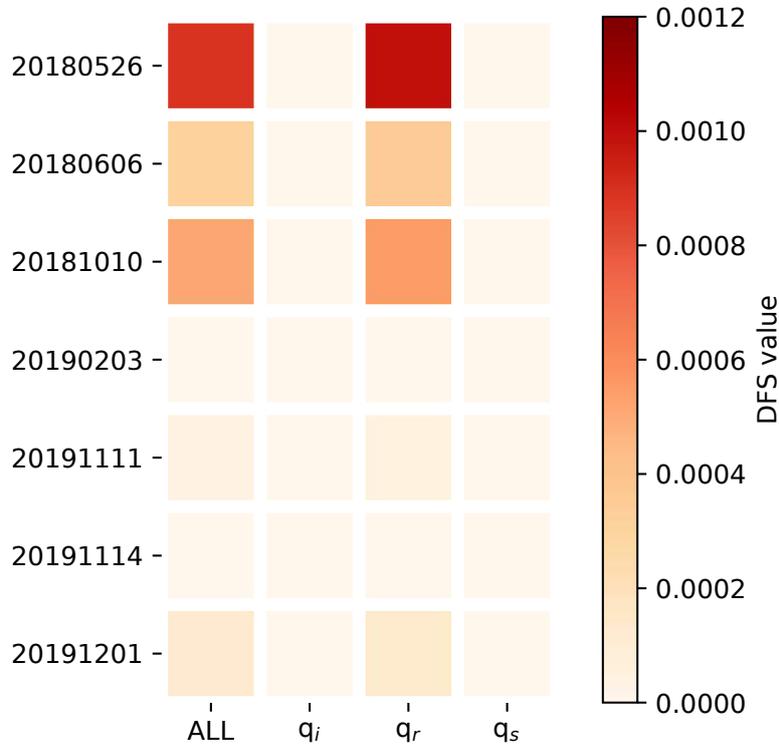


FIGURE 4.13 – Similaire à la Figure 4.11 pour K_{DP} .

Ces résultats sont cohérents avec les sensibilités examinées avec les matrices Jacobiennes. La réflectivité horizontale est la variable qui apparaît comme étant la plus informative. C'est par ailleurs la seule variable capable de fournir de l'information pour l'initialisation des contenus en hydrométéores glacés. En effet, Z_{DR} ainsi que K_{DP} contiennent seulement de l'information pour l'initialisation des contenus en pluie. Enfin, une forte variabilité du contenu en information est notée entre deux situations météorologiques similaires. Cette variabilité s'explique par les différences entre les matrices \mathbf{B} déterminées pour chaque situation météorologique, résultant d'une différence de prévisibilité entre les deux événements. Dans le cadre de l'ensemble d'assimilation d'ARPEGE (AEARP), Raynaud *et al.* (2011) proposent une méthode d'inflation des matrices \mathbf{B} permettant de conserver une dispersion constante, tout en conservant les structures de covariances spécifiques au réseau. Cette inflation est déterminée par comparaison entre les variances d'erreurs climatologique utilisées par ARPEGE et les variances données par l'ensemble. Cette méthode pourrait être employée dans une future étude pour déterminer des DFS indépendants de la dispersion de l'ensemble suivant les situations météorologiques.

Conclusion

Dans ce chapitre, deux éléments essentiels de l'assimilation de données ont été examinés. Tout d'abord, la linéarisation de l'opérateur d'observation \mathcal{H} a été effectuée en estimant les matrices Jacobiennes grâce à la méthode des différences finies. Ces travaux ont permis d'étudier les sensibilités des variables polarimétriques aux contenus en hydrométéores dans l'espace du modèle puis dans la géométrie radar. D'une part, il a été montré que Z_{HH} était la variable la plus sensible aux contenus en hydrométéores et d'autre part, que l'ensemble des variables polarimétriques est plus sensible à la pluie qu'aux hydrométéores glacés.

Une méthode ensembliste, basée sur l'utilisation de masques géographiques appliqués aux prévisions de l'ensemble d'assimilation AEARO, a été présentée pour l'estimation des matrices \mathbf{B} utilisées dans la détermination du contenu en information et pour les expériences d'assimilation présentées au chapitre suivant. Dans le contexte 1D de cette thèse, cette estimation se résume au calcul d'auto-covariances et de covariances croisées verticales entre les différentes variables de contrôle. Ces dernières ayant été déterminées pour plusieurs situations météorologiques, la variabilité de ces matrices a également été étudiée.

Disposant de l'opérateur d'observation linéarisé \mathbf{H} , de son adjoint \mathbf{H}^T et des matrices \mathbf{B} et \mathbf{R} , le calcul des DFS a permis d'examiner le contenu en information des variables polarimétriques pour l'initialisation des variables de contrôle. Les valeurs de DFS qui ont été déterminées sont cohérentes avec les sensibilités de ces observables.

Les mêmes éléments ayant permis le calcul des DFS sont utilisés dans le chapitre suivant pour effectuer des expériences d'assimilation des variables polarimétriques sélectionnées (Z_{HH} , Z_{DR} et K_{DP}).

Chapitre 5

Assimilation d'ensemble variationnelle de variables polarimétriques

Sommaire

5.1	Expériences d'assimilation de variables polarimétriques	115
5.1.1	Les schémas d'assimilation EnVar	115
5.1.2	Le 1D-EnVar appliqué aux hydrométéores prévus par AROME	116
5.1.3	Les expériences jumelles	117
5.1.4	L'assimilation de variables polarimétriques observées	119
5.2	Optimisation des spécifications d'erreurs	133
5.2.1	Détermination des coefficients de réglage	133
5.2.2	Le diagnostic de Desroziers	134

Dans le chapitre précédent, la sensibilité et le contenu en information des variables polarimétriques vis-à-vis des contenus en hydrométéores ont été étudiés. Il a ainsi été montré que ρ_{HV} ne pouvait être considéré dans la suite de cette étude du fait de la difficulté à le simuler de façon réaliste avec l'opérateur d'observation actuel, ce qui se traduit par de faibles sensibilités aux contenus en hydrométéores.

Afin d'assimiler des profils de variables polarimétriques observées, un schéma d'assimilation variationnel ensembliste unidimensionnel (1D-EnVar) est mis en oeuvre. Dans une première section, après une description du schéma d'assimilation utilisé, les résultats de l'assimilation de profils de Z_{HH} , Z_{DR} et K_{DP} sont présentés. Dans une deuxième section, l'impact de deux méthodes d'optimisation des matrices de covariances d'erreurs sur l'analyse est étudié.

5.1 Expériences d'assimilation de variables polarimétriques

5.1.1 Les schémas d'assimilation EnVar

Les expériences d'assimilation présentées dans cette section ont été effectuées avec un schéma d'assimilation variationnel ensembliste unidimensionnel (1D-EnVar), développé pour cette étude. Comme rappelé en Section 2.1.2.3, son caractère ensembliste vient du fait que la matrice \mathbf{B} est

déterminée à partir d'un ensemble d'assimilation (AEARO, comme détaillé dans la Section 4.2). Comme décrit par Lorenc (2003) et Buehner (2005), l'EnVar permet, du fait de son caractère ensembliste, de prendre en compte la dépendance des erreurs de l'ébauche à la situation météorologique.

Cette méthode, présentant l'avantage de conserver le formalisme variationnel fréquemment utilisé dans les centres de PNT, nécessite toutefois un ensemble de prévisions effectuées en temps réel. À Météo-France, cela est effectué opérationnellement avec l'AEARO (voir Section 4.2.1). Par ailleurs, les méthodes de type EnVar sont en cours de validation pour remplacer le 3D-Var d'AROME, en suivant les travaux de Montmerle *et al.* (2018), et pour remplacer le 4D-Var d'ARPEGE en suivant la formulation de Desroziers *et al.* (2014). Comme explicité précédemment, de tels schémas permettent d'étendre plus facilement le vecteur de contrôle à de nouvelles variables, comme dans l'étude de Destouches *et al.* (2020) qui porte sur une extension vers les contenus en hydrométéores dans le 3D-EnVar mis en place pour AROME.

Dans le cadre de cette thèse, les expériences d'assimilation sont effectuées avec un formalisme 1D. Comme explicité dans la Section 4.2.2, aucun filtre de localisation n'a été utilisé pour réduire le bruit d'échantillonnage éventuel des covariances verticales, du fait du très grand nombre de profils utilisé dans leur calcul.

5.1.2 Le 1D-EnVar appliqué aux hydrométéores prévus par AROME

5.1.2.1 Les variables de contrôle

Le but de ces expériences est d'étudier la capacité des variables polarimétriques à corriger les variables de contrôle (température T , humidité spécifique q , contenu spécifique en eau liquide q_l , en glace nuageuse q_i , en pluie q_r et en neige q_s) pour des prévisions une heure des réseaux d'assimilation du modèle AROME-France. Le schéma d'assimilation étant de type variationnel, le minimum de la fonction coût est obtenu par un algorithme de minimisation (voir Section 2.1.2.3). Le résultat optimal correspondant à une valeur nulle de ce gradient. Pour notre application, un processus itératif est utilisé pour converger vers cet état, en utilisant l'algorithme de type quasi-Newton "M1QN3".

5.1.2.2 Préconditionnement du problème variationnel

Dans la présente étude, afin d'améliorer la convergence de la minimisation, un changement de variable est appliqué afin de preconditionner le 1D-EnVar. Dans un article de revue, Bannister (2008a) explique que la racine carrée de la matrice \mathbf{B} peut être utilisée dans ce but. Cette dernière étant carrée symétrique et définie positive, elle peut être décomposée en vecteurs et en valeurs propres comme suit :

$$\mathbf{B} = \mathbf{E}\mathbf{\Lambda}\mathbf{E}^T = \mathbf{B}^{1/2}\mathbf{B}^{T/2} \quad (5.1)$$

où \mathbf{E} représente la matrice contenant les vecteurs propres et $\mathbf{\Lambda}$ la matrice diagonale contenant les valeurs propres positives. En utilisant les éléments de cette décomposition, le changement de variable suivant peut être effectué :

$$v = \mathbf{\Lambda}^{-1/2}\mathbf{E}^T(\mathbf{x} - \mathbf{x}_b) \quad (5.2)$$

Dans cet espace, la fonction coût (Équation 2.11) et son gradient (Équation 2.14) s'écrivent :

$$J(v) = \frac{1}{2}vv^T + \frac{1}{2} \left[y^o - \mathcal{H} \left(x_b + \Lambda^{1/2} \mathbf{E}v \right) \right]^T \mathbf{R}^{-1} \left[y^o - \mathcal{H} \left(x_b + \Lambda^{1/2} \mathbf{E}v \right) \right] \quad (5.3)$$

$$\Delta J(v) = v + \Lambda^{1/2} \mathbf{E}^T \left[y^o - \mathcal{H} \left(x_b + \Lambda^{1/2} \mathbf{E}v \right) \right] \mathbf{R}^{-1} \quad (5.4)$$

Du fait de ce changement de variable, le minimum de la fonction coût est donc déterminé pour v et non plus pour x . Après l'étape de minimisation, le changement de variable inverse suivant est appliqué :

$$x = x_b + \mathbf{E} \Lambda^{\frac{1}{2}} v \quad (5.5)$$

5.1.3 Les expériences jumelles

Avant d'assimiler de vraies observations, il est important d'examiner la capacité du 1D-EnVar à fournir une analyse représentative de l'état vrai de l'atmosphère. Ce dernier n'étant pas connu, des expériences de type OSSE dites "jumelles" sont mises en place. Des observations sont tout d'abord simulées en appliquant l'opérateur d'observation à une prévision AROME de référence. L'ébauche utilisée pour simuler les variables polarimétriques est ensuite perturbée avant d'être utilisée dans le 1D-EnVar. Dans ce contexte, l'assimilation des observations simulées doit théoriquement permettre de se rapprocher de la prévision de référence, considérée comme "l'état vrai".

Un profil de référence présentant de forts contenus en hydrométéores a été sélectionné afin de vérifier si, même pour de fortes perturbations, le 1D-EnVar est capable de retrouver l'état vrai (la position de ce profil est représentée sur la Figure 3.18 par un triangle noir aux contours cyan). Comme le montre la Figure 5.1c, les contenus atteignent dans ce profil jusqu'à $4.10^{-4} \text{ kg.kg}^{-1}$ pour la pluie et $7,5.10^{-4} \text{ kg.kg}^{-1}$ pour la neige.

Trois expériences jumelles, basées sur des perturbations indépendantes de ces profils de q_i , q_r et q_s ont été effectuées. Pour chacune d'elle, le contenu en hydrométéore de l'ébauche considéré a été divisé par deux. Par ailleurs, de très faibles erreurs d'observation ont été choisies pour tenter de se rapprocher au plus près de l'état vrai ($\sigma_o(\text{ZHH}) = 0,1 \text{ dBZ}$, $\sigma_o(\text{ZDR}) = 1.10^{-4} \text{ dB}$ et $\sigma_o(\text{KDP}) = 1.10^{-4} \text{ }^\circ.\text{km}^{-1}$).

Pour les trois expériences présentées dans la Figure 5.2, le 1D-EnVar a été capable de reproduire fidèlement l'état vrai dans l'analyse. Pour celle concernant Z_{HH} et la neige, quelques faibles erreurs sont présentes sur l'ensemble du profil analysé, et des différences sont obtenues en-dessous du niveau 50 (environ 3000 m au dessus du sol), où les contenus en neige analysés sont nuls à la différence de ceux de la référence. Ceci s'explique par la présence de variances d'erreurs de l'ébauche nulles sous ce niveau-là.

Pour chacune des expériences jumelles, l'erreur quadratique moyenne (RMSE) a été calculée entre les contenus en hydrométéores analysés et ceux de l'état vrai, puis normalisée par le contenu total en hydrométéores de ce même état, pour chacune des variables considérées (voir Tableau 5.1). Ce score permet donc de comparer la capacité du 1D-EnVar à estimer l'état vrai, quels que soient les contenus en hydrométéores et les variables polarimétriques considérés.

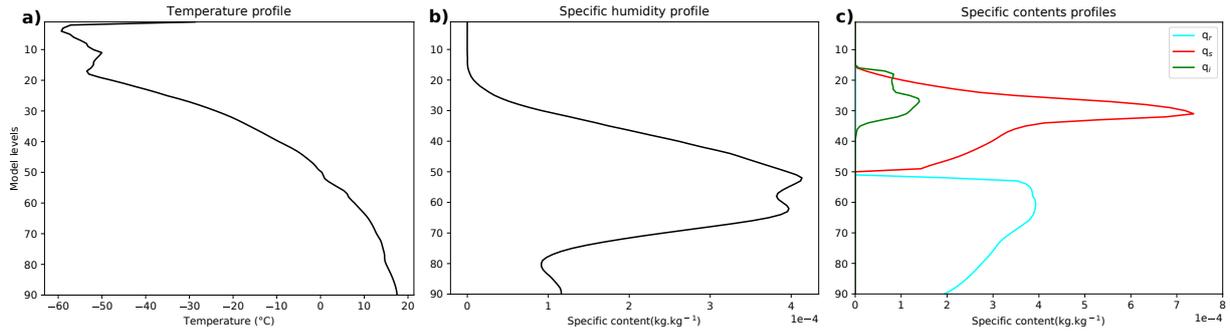


FIGURE 5.1 – (a) Profils de de température, (b) d’humidité spécifique et (c) de contenus spécifiques en hydrométéores (courbe rouge : neige, courbe verte : glace, courbe cyan : pluie) issus de la prévision de référence 1h du réseau d’assimilation d’AROME-France, valide le 26 mai 2018 à 12 TU.

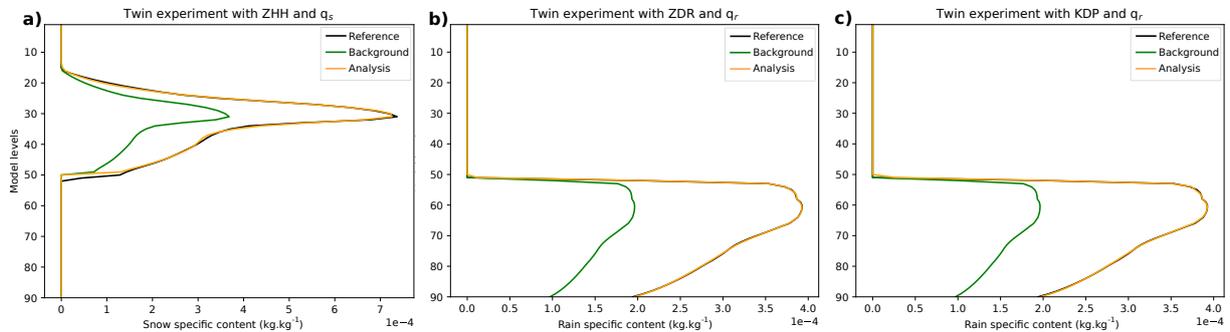


FIGURE 5.2 – Contenus en hydrométéores spécifiques de l’ébauche considérée comme état vrai (courbes noires), de l’ébauche perturbée (courbes vertes) et de l’état analysé (courbes oranges) pour des expériences jumelles menées pour (a) Z_{HH} et la neige, (b) Z_{DR} et la pluie et (c) K_{DP} et la pluie.

TABLEAU 5.1 – Valeurs de RMSE normalisées déterminées pour l’ensemble des variables polarimétriques et des contenus en hydrométéores dans le cadre d’expériences jumelles.

	Z_{HH}	Z_{DR}	K_{DP}
q_r	$2,67.10^{-4}$	$1,4.10^{-3}$	$5,4.10^{-3}$
q_s	$2,35.10^{-3}$	$1,02.10^{-2}$	$1,21.10^{-2}$
q_i	$2,62.10^{-3}$	$1,06.10^{-2}$	$1,28.10^{-2}$

Par construction de l’opérateur d’observation, K_{DP} n’est pas sensible à la glace (voir Section 4.1.2), même si ce n’est pas le cas dans la nature (surtout en hiver) et ne permet donc pas d’initialiser cette espèce d’hydrométéores. La RMSE normalisée déterminée pour l’expérience jumelle montre des valeurs pour Z_{DR} et K_{DP} associées aux hydrométéores glacés, qui sont d’un ordre de grandeur supérieur aux autres cas montrant une certaine difficulté à initialiser ce type de contenus. Ces résultats sont cohérents avec les études de sensibilités menées au chapitre précédent. Dans le cas de la pluie, l’assimilation de ces deux variables permet de retrouver les valeurs de référence, comme l’attestent les Figure 5.2b et 5.2c. Z_{HH} semble quant à elle capable d’initialiser tous les types de contenus, bien que des erreurs plus importantes affectent les hydrométéores glacés, et en particulier pour la glace nuageuse. La plus forte sensibilité de Z_{HH} à la pluie se traduit de plus par une RMSE d’un ordre de grandeur inférieur à celle obtenue pour Z_{DR} et K_{DP} .

5.1.4 L'assimilation de variables polarimétriques observées

Dans cette section, la même démarche est proposée pour les expériences d'assimilation effectuées successivement pour Z_{HH} , Z_{DR} et K_{DP} . Dans un premier temps, une expérience menée sur un profil issu d'une situation convective est présentée. Ensuite, pour cette même situation, les résultats de l'assimilation de l'ensemble des profils observés seront présentés sur un PPI. Finalement, ceux obtenus pour l'ensemble des situations météorologiques retenues sont exposés dans une dernière partie.

5.1.4.1 Le profil de référence

Dans la suite de ce chapitre, un profil de référence va être considéré. Ce profil est issu de la prévision AROME-France valide le 26 mai 2018 à 12 TU, correspondant à un évènement orageux violent (voir triangles noirs aux contours roses sur la Figure 3.18). Situé à l'arrière immédiat de la ligne de grain observée, ce profil a été choisi pour qu'il ne soit pas uniquement représentatif des zones de convection intense. La Figure 5.3 présente les valeurs de température, d'humidité spécifique et de contenus spécifiques en hydrométéores associées. Les valeurs de contenu en neige sont relativement élevées, atteignant jusqu'à $1,8 \cdot 10^{-4} \text{ kg.kg}^{-1}$. Pour la pluie, les valeurs maximales sont plus faibles, de l'ordre de $0,5 \cdot 10^{-4} \text{ kg.kg}^{-1}$. Les contenus en hydrométéores nuageux (q_l et q_i) montrent la présence de trois couches nuageuses.

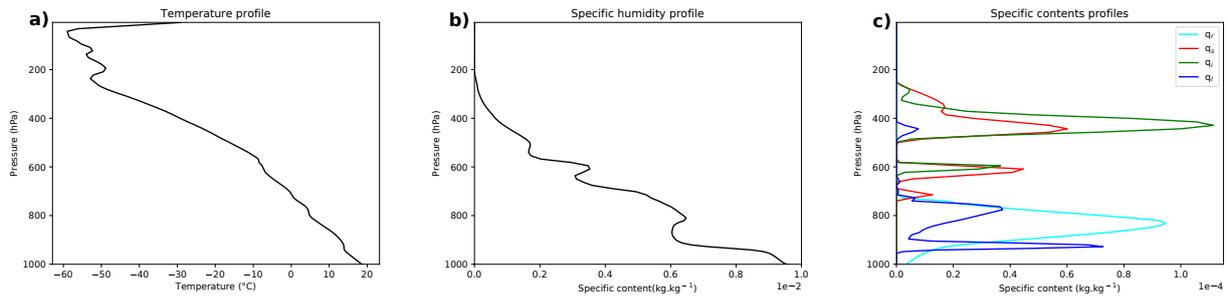


FIGURE 5.3 – Profils de (a) Température, (b) d'humidité spécifique et (c) de contenus spécifiques en hydrométéores du profil de référence issus de la prévision 1h du réseau d'assimilation d'AROME-France, valide le 26 mai 2018 à 12 TU.

5.1.4.2 Assimilation de la réflectivité horizontale

Première expérience avec le profil de référence

Comme explicité dans la Section 4.3.1, une matrice \mathbf{R} diagonale a été choisie pour Z_{HH} , avec des valeurs de σ_o égales à 10 dBZ . La Figure 5.4 montre les résultats, dans l'espace des observations, de l'assimilation des observations co-localisées avec le profil de référence pour des valeurs de Z_{HH} supérieures à -10 dBZ . Les observations ne sont ici disponibles que sur les six premières élévations du radar de Momuy (Landes). Pour ce profil, les valeurs d'innovations sont fortes à très fortes puisque comprises entre 18 dBZ et quasiment 40 dBZ pour l'élévation n°3. Comme explicité dans la Section 3.4.3, ces sous-estimations sont en partie causées par la sous estimation des contenus en hydrométéores prévus par le modèle AROME dans ce cas particulier.

La Figure 5.4 montre clairement que l'assimilation du profil de Z_{HH} entraîne une réduction de l'erreur de l'ébauche dans l'analyse, notamment pour les trois premières élévations. Au-dessus

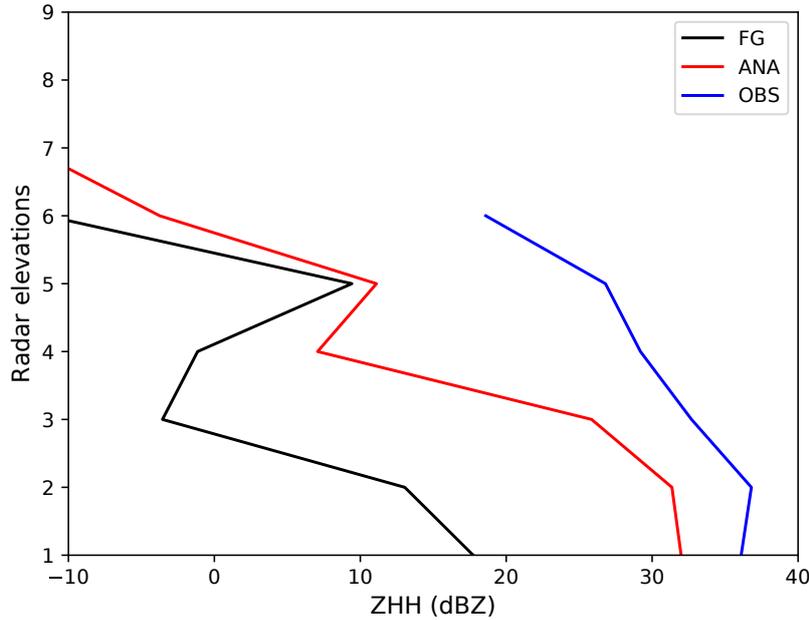


FIGURE 5.4 – Profils de réflectivité horizontale Z_{HH} associés au profil présenté sur la Figure 5.3 pour l'ébauche (courbe noire), l'analyse (courbe rouge) et l'observation (courbe bleue).

de la 6^{ème}, un impact non négligeable est noté, bien qu'il n'y ait plus d'observation disponible. Ce comportement s'explique par la propagation verticale de l'information par les covariances de la matrice \mathbf{B} .

Le comportement de la minimisation lors de l'assimilation de ce profil est présenté dans la Figure 5.5. À la première itération, la valeur de la fonction coût est quasiment réduite de moitié et la valeur de son gradient a également diminué (Figure 5.5a), bien que les valeurs prises par le gradient de la fonction coût soient faibles. Cette diminution de la valeur de la fonction coût est associée à une diminution de J_o ainsi qu'à une augmentation de J_b qui a logiquement une valeur initiale nulle (Figure 5.5b). Ceci traduit une diminution de l'écart entre les observations et les simulations qui conduit à un éloignement de l'état du modèle à l'ébauche. Après la première itération, la fonction coût décroît lentement avant d'atteindre un plateau à partir de l'itération n°4. Le gradient de la fonction coût augmente quant à lui très légèrement avant d'atteindre lui aussi un plateau à partir de l'itération n°4. Les valeurs prises par J_o augmentent légèrement avant d'atteindre un plateau, les valeurs de J_b se comportant de manière inverse.

La Figure 5.6 présente les résultats de l'assimilation 1D-EnVar du profil de Z_{HH} dans l'espace du modèle. En-dessous de 700 hPa environ, les incréments d'analyse de température sont négatifs, puis deviennent positifs jusqu'à 250 hPa, sous la tropopause. La simulation des variables polarimétriques n'étant que marginalement affectée par des changements en température, ces incréments proviennent des corrélations croisées avec les contenus en hydrométéores dans la matrice \mathbf{B} . En effet, comme montré sur la première ligne de la Figure 4.7), une augmentation des contenus spécifiques en hydrométéores engendre un refroidissement pour une grande partie des niveaux les plus bas du modèle, puis un réchauffement vers les niveaux moyens et élevés. Les incréments d'analyse en température obtenus suite à l'assimilation du profil de Z_{HH} observés sont donc directement liés aux processus diabatiques représentés dans l'ensemble (dégagement de chaleur latente inhérent aux processus microphysiques en altitude et évaporation des précipitations sous les nuages). Pour la pluie notamment, ce niveau de séparation semble correspondre au niveau moyen de l'isotherme 0°C tel que représenté dans l'AEARO.

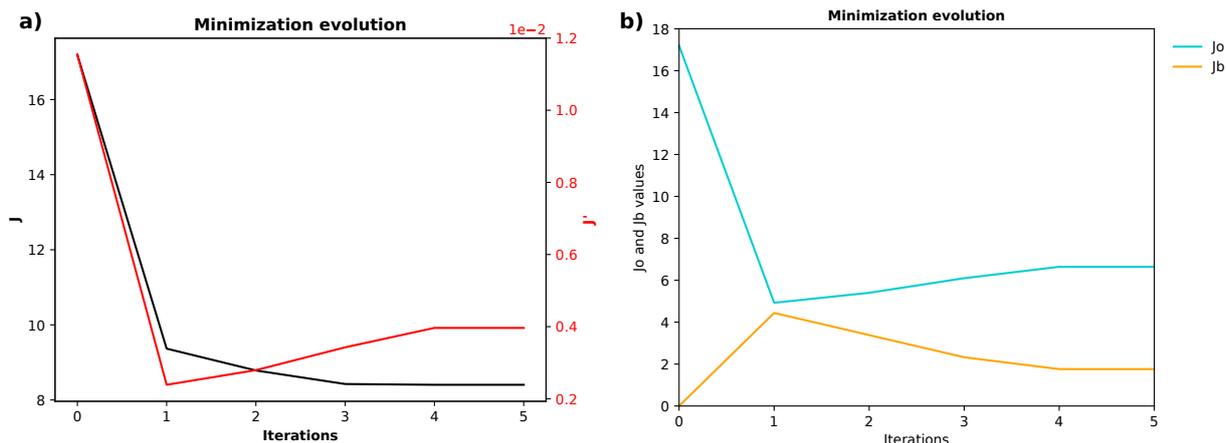


FIGURE 5.5 – Évolution de (a) la fonction coût (courbe noire) et de son gradient (courbe rouge) ainsi que (b) l'évolution du terme de la fonction coût représentant les écarts aux observations (courbe bleue) et à l'ébauche (courbe orange) au cours de la minimisation effectuée lors de l'assimilation des observations de Z_{HH} (Figure 5.4).

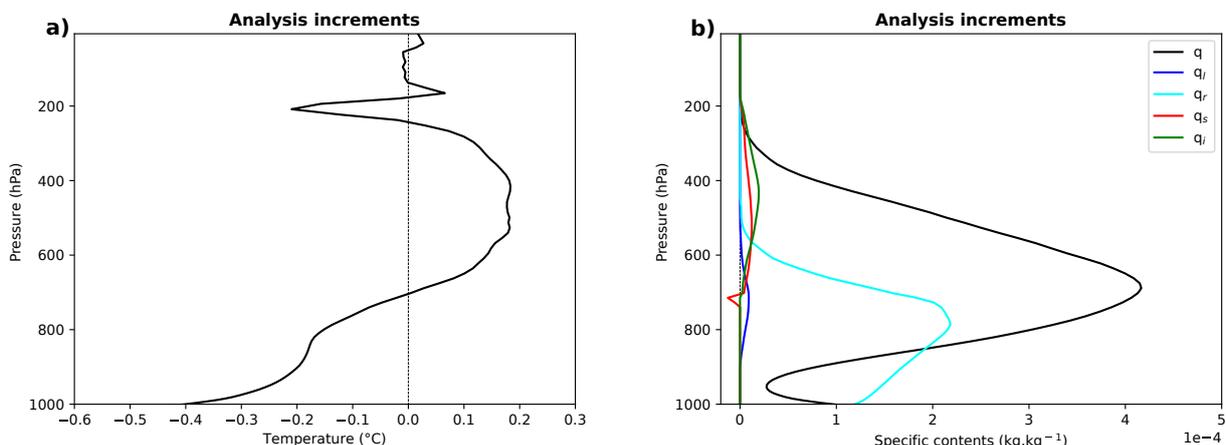


FIGURE 5.6 – Incrément d'analyse de (a) la température et (b) des contenus spécifiques en vapeur d'eau (courbe noire), en eau liquide nuageuse (courbe bleue), en pluie (courbe cyan), en neige (courbe rouge) et en glace nuageuse (courbe verte) pour une assimilation 1D-EnVar du profil de Z_{HH} observé (Figure 5.4).

Pour les contenus spécifiques en pluie (Figure 5.6b), de forts incréments d'analyse positifs sont obtenus, la valeur maximale étant de l'ordre de $2.10^{-4} kg.kg^{-1}$ entre 700 hPa et 800 hPa. Ainsi, comme cela avait été constaté lors de l'examen des Jacobiens, l'augmentation de la réflectivité simulée dans l'analyse résulte principalement de celle de q_r .

Concernant les hydrométéores glacés, des incréments d'analyse de l'ordre de $1.10^{-5} kg.kg^{-1}$ sont obtenus pour les plus fortes valeurs. Ces plus faibles incréments sont expliqués par une moindre sensibilité de Z_{HH} aux contenus en hydrométéores glacés qu'aux contenus en pluie. En-dessous de 700 hPa, un incrément négatif de contenu en neige est présent, expliqué par des variances d'erreurs de l'ébauche en neige nulles. Au-dessus de 700 hPa, les corrélations verticales de la matrice \mathbf{B} permettent d'ajouter des hydrométéores glacés là où il n'y en avait pas dans l'ébauche. La Figure 5.7 montre d'ailleurs que l'ajout de contenu en glace entraîne la formation d'un nuage unique alors que deux étaient présents dans l'ébauche.

Les incréments d'analyse en humidité spécifique et en eau liquide nuageuse (Figure 5.6b) sont quant à eux entièrement expliqués par les covariances d'erreurs de l'ébauche. En effet, la

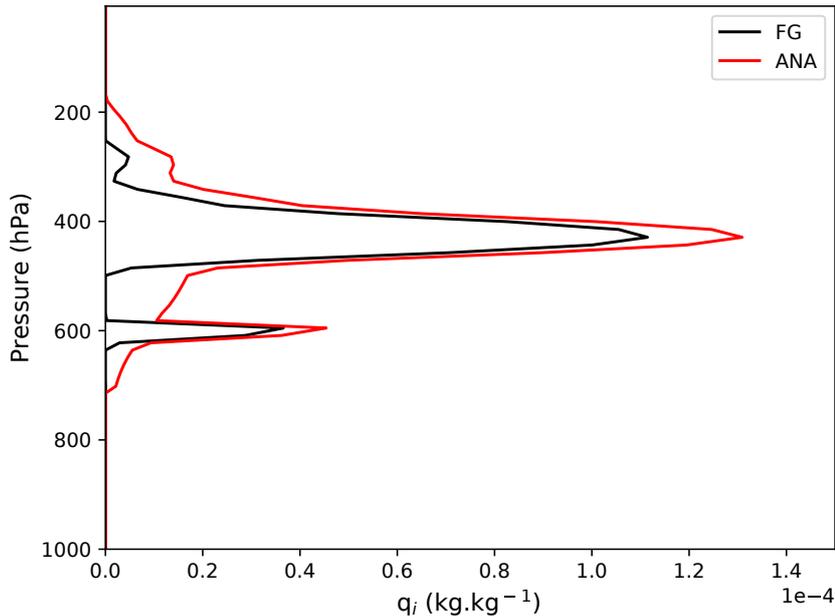


FIGURE 5.7 – Ébauche (courbes noires) et analyse (courbes rouge) du contenu spécifique en glace nuageuse, pour une assimilation 1D-EnVar du profil de Z_{HH} observé (Figure 5.4).

simulation des variables polarimétriques ne fait pas intervenir ces quantités. La matrice \mathbf{B} permet ainsi d'assurer une certaine cohérence physique entre les incréments d'analyse de chaque variable de contrôle.

Assimilation de l'ensemble des observations disponibles pour le 26 mai 2018

Au travers de cette expérience, il a été montré que l'assimilation directe de Z_{HH} dans un 1D-EnVar est capable d'extraire l'information contenue dans cette observable afin d'initialiser les différentes variables de contrôle. Cependant, les faibles sensibilités de Z_{HH} aux contenus en neige et en glace nuageuse limitent les corrections apportées Z_{HH} au-dessus de l'isotherme 0°C . L'ensemble des profils de Z_{HH} observés associés à cette même situation météorologique a été assimilé dans une deuxième expérience. Cette dernière a les mêmes caractéristiques que l'expérience qui vient d'être présentée en terme de spécification d'erreurs. La Figure 5.8 représente respectivement les PPI des Z_{HH} de l'ébauche, de l'analyse, observés ainsi que les incréments d'analyse associés. Contrairement à l'ébauche, l'analyse représente la supercellule à l'Est de l'estuaire de la Gironde ainsi que la partie Sud-Ouest de la ligne de grain. Ces systèmes n'ayant pas été modélisés correctement dans l'ébauche, de forts incréments d'analyse atteignant jusqu'à 30 dBZ sont présents dans ces zones (Figure 5.8d). La totalité de la ligne de grain n'a cependant pas pu être reconstituée dans l'analyse à cause du problème de "gradient nul" (voir Section 2.2.4). La partie Nord-Est de la structure orageuse observée n'étant pas représentée dans l'ébauche, les contenus en hydrométéores (et donc les valeurs de Z_{HH} simulées) sont nuls. En conséquence, le minimum de la fonction coût ne peut être déterminé dans une telle configuration, son gradient étant déjà nul.

Cette expérience montre également la capacité du 1D-EnVar à réduire les valeurs de Z_{HH} de l'ébauche dans l'analyse (incrément négatifs dans la Figure 5.8d). Cela est notamment le cas pour la ligne pluvieuse qui s'étend entre le radar de Momuy et les contreforts des Pyrénées. Dans

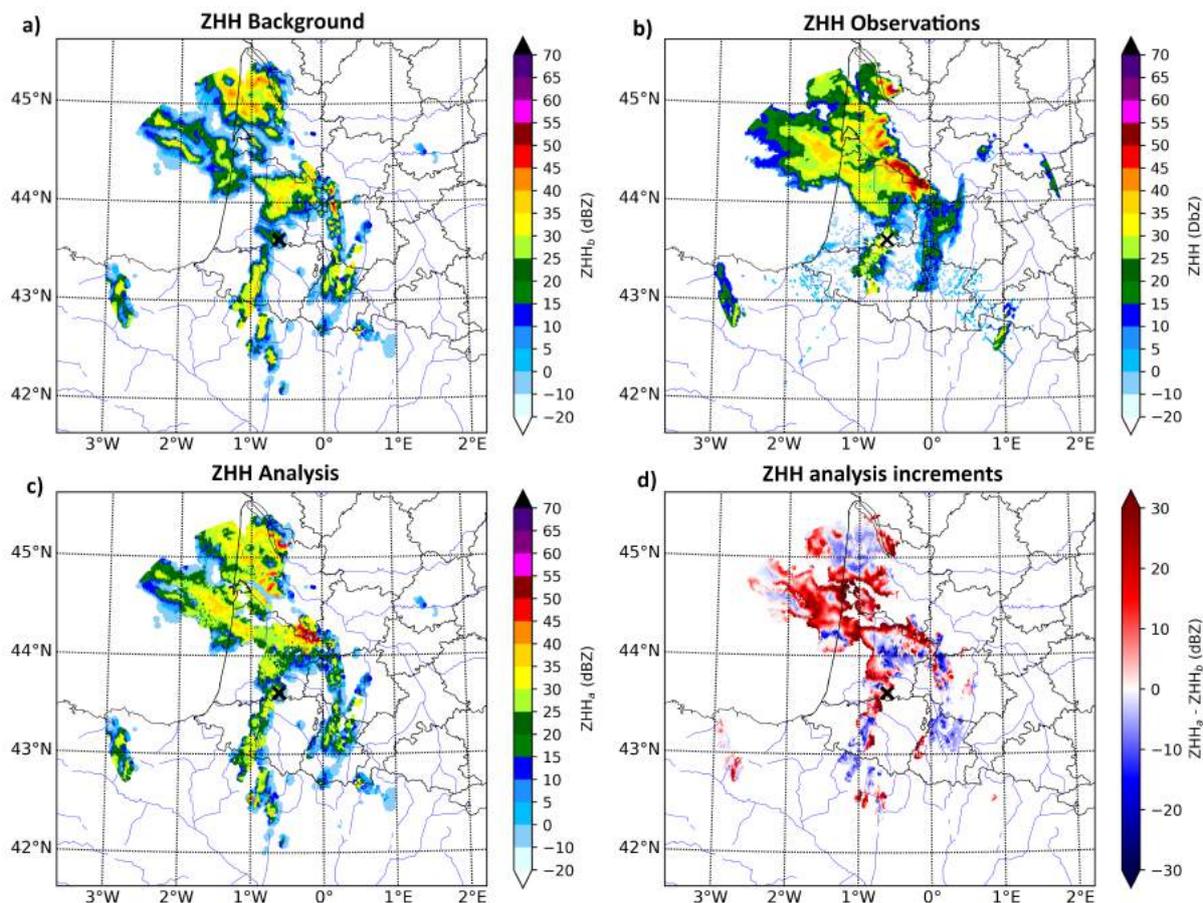


FIGURE 5.8 – PPI de Z_{HH} (a) de l'ébauche, (b) observé, (c) de l'analyse et (d) PPI des incréments d'analyse, pour une assimilation 1D-EnVar de l'ensemble des profils de Z_{HH} lors de la situation convective du 26 Mai 2018 à 12 TU, pour le radar de Momuy avec un angle d'élévation de $0,4^\circ$.

cette zone géographique, les incréments d'analyse sont compris entre -5 dBZ et -15 dBZ .

Statistiques sur l'ensemble des situations

Des expériences d'assimilation similaires ont été effectuées pour l'ensemble des profils de Z_{HH} observés lors des quinze situations météorologiques repertoriées dans le Tableau 4.1, soit environ deux millions d'observations. Ces résultats sont présentés au travers de la représentation de la distribution des innovations et des résidus d'analyse (Figure 5.9). L'assimilation des observations de Z_{HH} entraîne une réduction du biais, passant de $1,9 \text{ dBZ}$ à $1,27 \text{ dBZ}$. Une deuxième conséquence est une diminution des queues de distribution. Cela se traduit par une diminution de la valeur de l'écart type, ce dernier passant de $11,5 \text{ dBZ}$ à $10,7 \text{ dBZ}$.

L'impact de l'assimilation des profils de Z_{HH} sur le vecteur de contrôle a été étudié. Pour cela, les différences entre les valeurs du vecteur de contrôle de l'ébauche et de l'analyse ont été déterminées. Le Tableau 5.2 représente ces différences moyennes, exprimées en pourcentages. Pour les quinze situations météorologiques étudiées, le contenu en pluie est le plus impacté par l'assimilation de Z_{HH} , avec une réduction moyenne de l'erreur d'environ 10%. Un impact non négligeable est également noté pour la neige alors qu'il est beaucoup plus faible pour la glace nuageuse. Les covariances croisées entre q , q_1 et les hydrométéores précipitants entraînent des

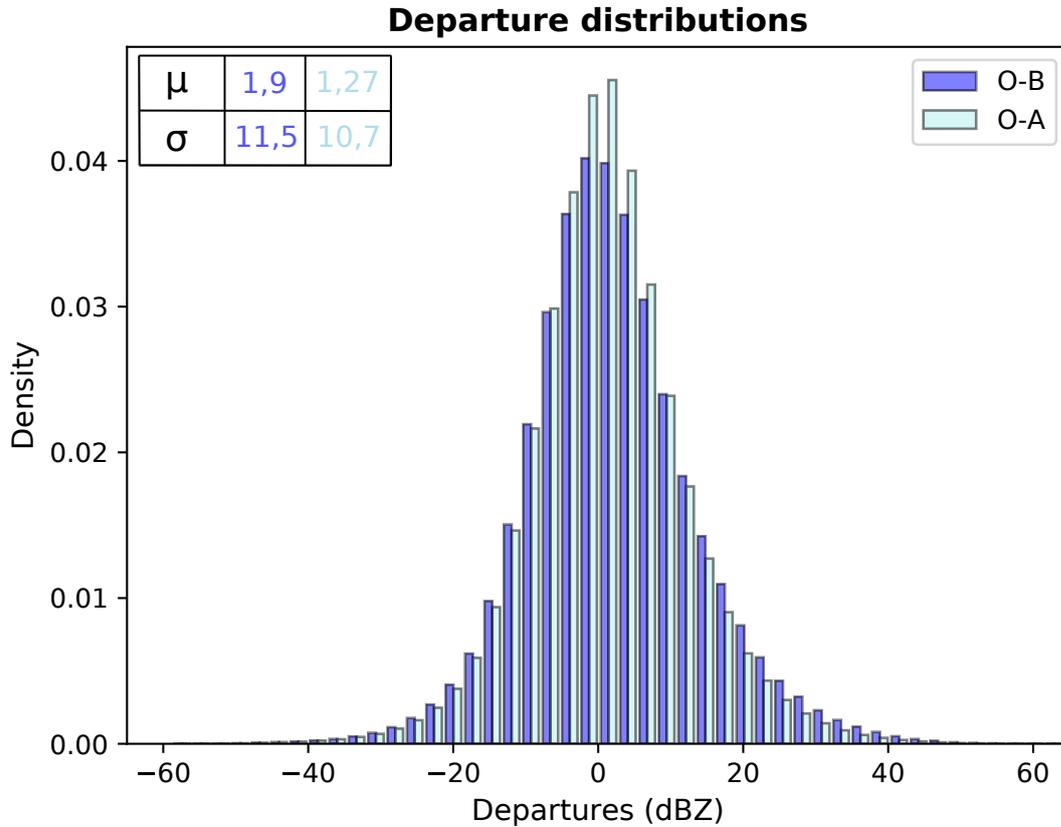


FIGURE 5.9 – Distribution des innovations et des résidus d’analyse de Z_{HH} pour les quinze situations météorologiques du Tableau 4.1, après l’assimilation dans le 1D-EnVar de plus de deux millions d’observations de Z_{HH} .

impacts non négligeables pour l’initialisation de ces variables, ce qui n’est pas le cas pour la température. Pourtant, des impacts non négligeables de l’assimilation de Z_{HH} sur la température ont été notés précédemment, notamment pour le profil de référence (voir Figure 5.6a). Cependant, lorsque moyennés verticalement, les refroidissements et les réchauffements induits par les covariances croisées entre T et les différents hydrométéores ont tendance à se compenser.

TABLEAU 5.2 – Différences moyennes entre les variables de contrôle de l’ébauche et de l’analyse, exprimées en pourcentage, pour l’assimilation de l’ensemble des profils de Z_{HH} associés aux situations météorologiques présentées dans le Tableau 4.1.

	T	q	q _l	q _r	q _s	q _i
Z_{HH}	0,02 %	1,2 %	1,8 %	9,7 %	2,5 %	0,5 %

5.1.4.3 Assimilation de la réflectivité différentielle

Première expérience avec le profil de référence

Une expérience d’assimilation des observations de Z_{DR} a été effectuée pour le profil de référence (représenté sur la Figure 5.3), en utilisant une matrice \mathbf{R} diagonale (σ_o de 0,39 dB). La Figure 5.10 montre les résultats de l’assimilation 1D-EnVar dans l’espace des observations.

En-dessous de l'élévation radar n°3, les innovations sont positives, atteignant jusqu'à 1 dB alors qu'au-dessus, elles sont négatives. Pour ces niveaux, l'opérateur d'observation ne peut pas simuler les valeurs de Z_{DR} négatives observées puisqu'il suppose que l'axe majoritaire des hydrométéores est orienté horizontalement.

Après avoir assimilé le profil de Z_{DR} observé, une réduction de l'erreur de l'ébauche dans l'analyse pour les deux élévations radar les plus basses est obtenue, indiquant que le rapport d'aspect des hydrométéores dans l'analyse est plus important que dans l'ébauche. Au contraire, entre les élévations n°2 et 5, l'erreur de l'ébauche est augmentée dans l'analyse du fait des faibles sensibilités de Z_{DR} aux contenus en hydrométéores glacés et de l'incapacité de l'opérateur d'observation à simuler des valeurs négatives. En effet, la matrice \mathbf{B} propage l'information apportée par l'assimilation des observations acquises avec les basses élévations, conduisant ainsi à des valeurs de Z_{DR} analysées plus fortes pour les élévations où les valeurs observées sont négatives.

L'évolution de la fonction coût et de son gradient au cours de la minimisation est représentée sur la Figure 5.11a. La minimisation s'arrête à la deuxième itération et ne cause qu'une diminution assez faible de la valeur de la fonction coût, mais significative de son gradient (deux ordres de grandeur). Au cours de la première itération, la valeur de J_o décroît légèrement et, en contrepartie, la valeur de J_b augmente légèrement (Figure 5.11b). Au cours de la deuxième itération, la faible diminution de J est associée à une légère diminution de J_b .

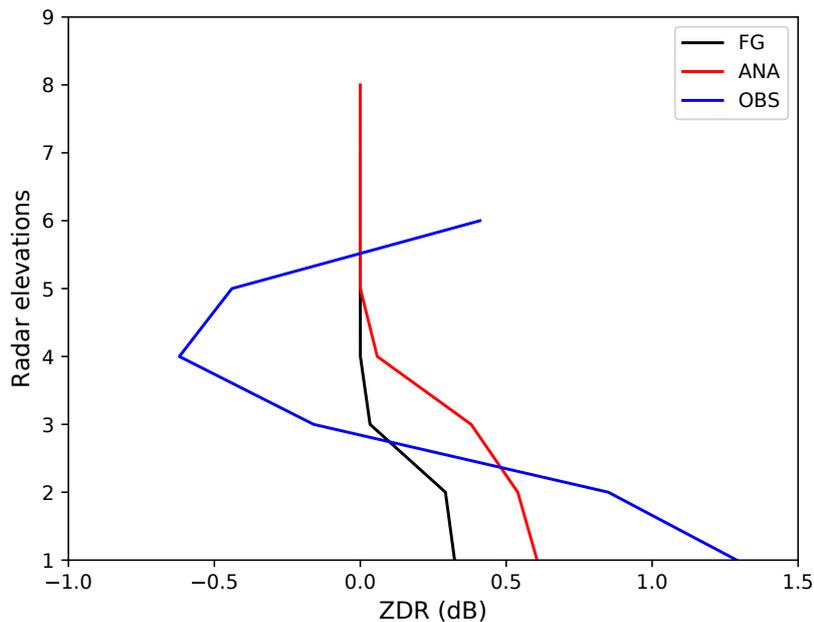


FIGURE 5.10 – Équivalent à la Figure 5.4 pour Z_{DR} .

La Figure 5.12 représente les incréments d'analyse pour chaque variable de contrôle. Concernant la température (Figure 5.12a), les incréments sont faiblement négatifs en-dessous de 700 hPa, atteignant au maximum environ -0.2°C . Comme pour Z_{HH} , ils sont principalement expliqués par les corrélations croisées décrites dans la matrice \mathbf{B} . Pour la pluie, des valeurs maximales de l'ordre de $1.10^{-4} \text{kg.kg}^{-1}$ (environ deux fois moindres que celles induites par Z_{HH}) sont obtenues vers 800 hPa (Figure 5.12b). Pour les basses élévations, les innovations positives de Z_{DR} observées indiquent que les hydrométéores simulés ne sont pas assez aplatis. Ainsi, en augmentant le contenu en pluie conduit à davantage de grosses gouttes et donc à des valeurs de Z_{DR} plus fortes (voir Équation 3.4).

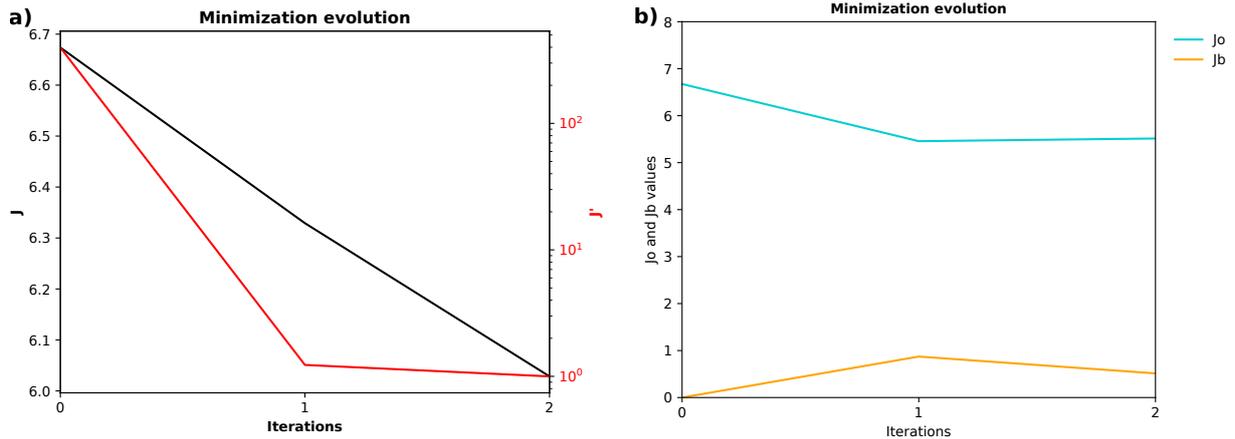


FIGURE 5.11 – Similaire à la Figure 5.5 pour Z_{DR} .

Dans le cas des contenus spécifiques en neige et en glace nuageuse (Figure 5.12b), l'assimilation du profil de Z_{DR} observé a un impact très faible, là aussi environ deux fois inférieur à celui noté pour Z_{HH} . Les plus forts incréments obtenus sont de l'ordre de $1.10^{-5} kg.kg^{-1}$ (Figure 5.12b). Comme pour l'assimilation de Z_{HH} , un incrément d'analyse négatif pour la neige est présent vers 700 hPa, induit par les covariances d'erreurs de l'ébauche.

Enfin, les incréments d'analyse pour q et q_{II} (Figure 5.12b) sont comme précédemment entièrement expliqués par la matrice \mathbf{B} puisque l'opérateur d'observation n'utilise pas ces variables pour simuler les variables polarimétriques.

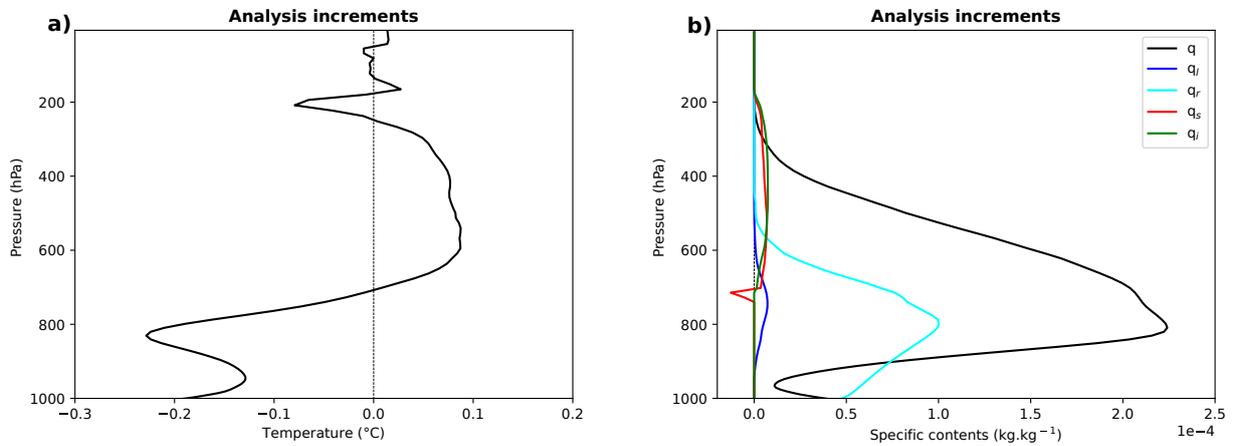


FIGURE 5.12 – Équivalent à la Figure 5.6 pour Z_{DR} .

Assimilation de l'ensemble des observations disponibles pour le 26 mai 2018

Pour cette situation orageuse, l'ensemble des profils observés de Z_{DR} obtenus *via* le radar de Momuy, a été assimilé. Les incréments d'analyse qui en résultent sont majoritairement positifs et inférieurs à 1 dB (Figure 5.13d). Cela est notamment le cas pour les précipitations situées autour du bassin d'Arcachon. Au niveau de la ligne de grain observée (Figure 5.13b), les incréments d'analyses sont supérieurs ou égaux à 1 dB, indiquant une augmentation du rapport d'aspect moyen des hydrométéores dans l'analyse (Figures 5.13c). Au contraire, des incréments d'analyse négatifs sont par exemple présents au niveau de l'axe précipitant s'étendant depuis le radar de Momuy jusqu'aux contreforts Pyrénéens. De telles valeurs indiquent donc une réduction du rapport d'aspect des hydrométéores dans l'analyse. Toutefois, ces modifications de la forme des hydrométéores est indirecte puisque causées par la mise à jour du paramètre de pente des distribution en taille de particule avec les contenus en hydrométéores analysés (voir Équation 3.4).

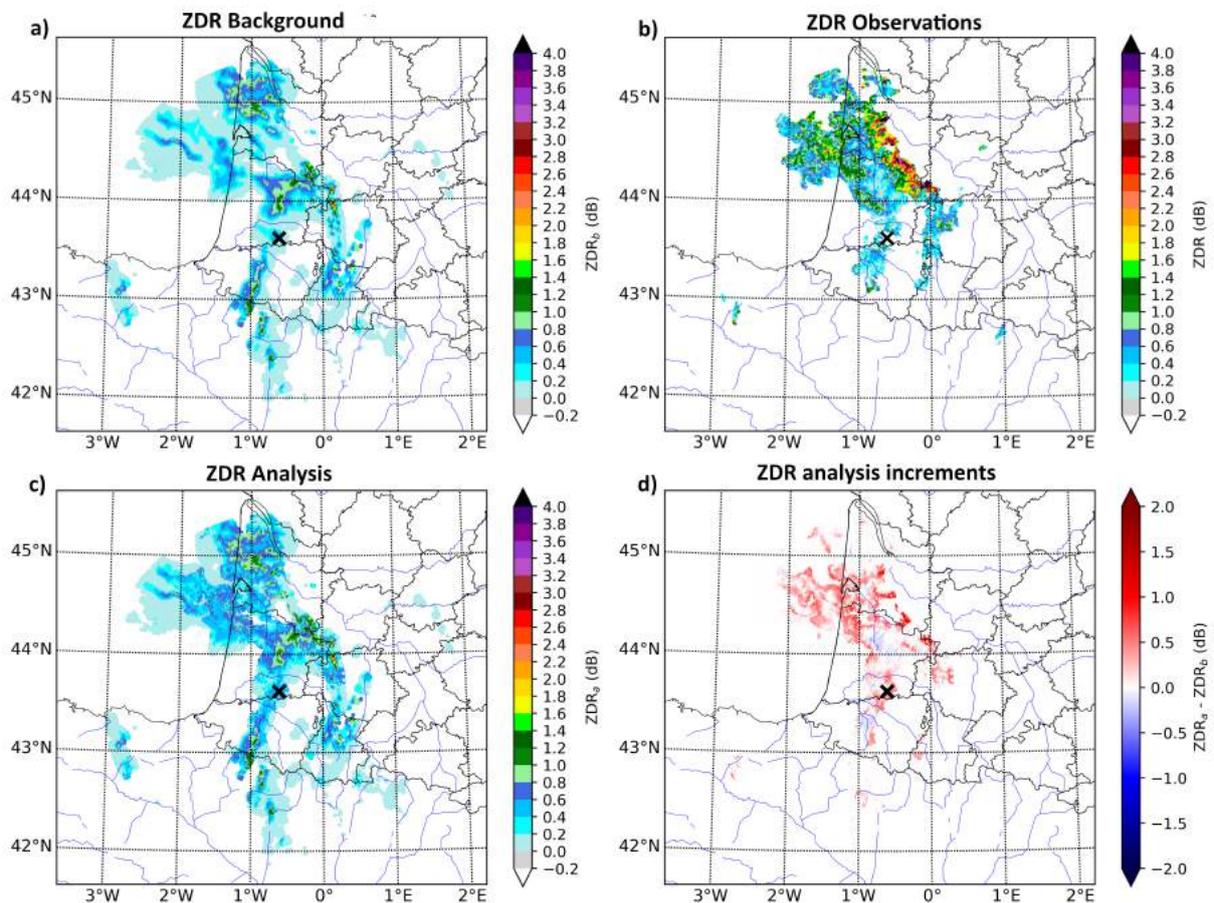


FIGURE 5.13 – Similaire à la Figure 5.8 pour Z_{DR} .

Statistiques sur l'ensemble des situations

Des expériences d'assimilation ont également porté sur l'ensemble des profils de Z_{DR} ayant passé le contrôle qualité pour les quinze situations météorologiques sélectionnées, portant à environ un million-six-cent-mille observations. Les distributions des innovations et des résidus d'analyses sont présentées sur la Figure 5.14. Ces résultats montrent que l'assimilation des

observations de Z_{DR} permet de légèrement diminuer le biais, en passant de 0,41 dB à 0,37 dB . Une faible diminution est obtenue pour l'écart-type, celui-ci n'étant réduit que de 0,02 dB .

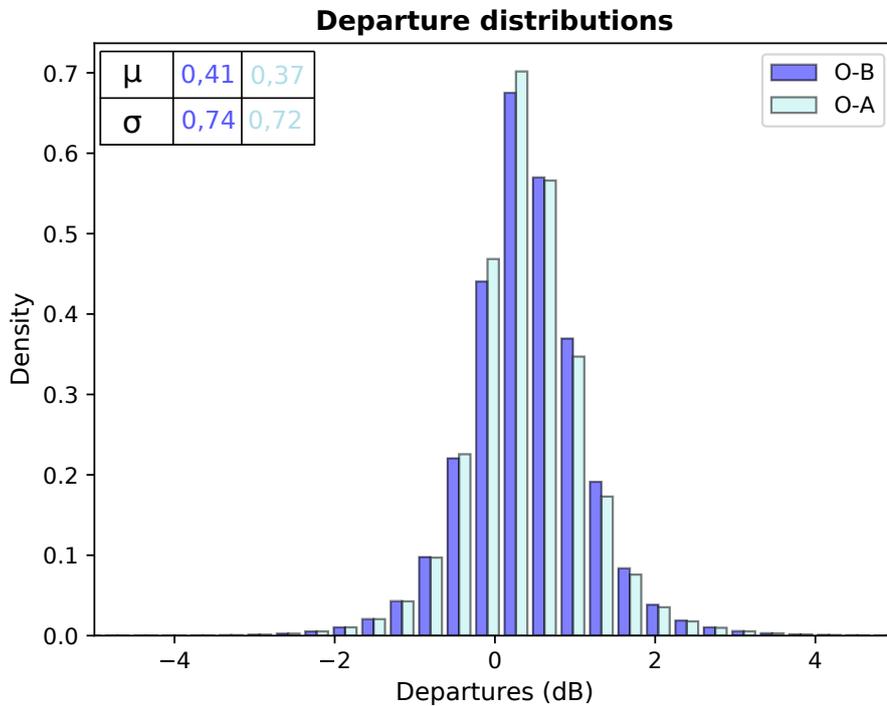


FIGURE 5.14 – Équivalent à la Figure 5.9 pour Z_{DR} .

Pour l'ensemble des situations météorologiques sélectionnées, l'impact de l'assimilation des profils de Z_{DR} sur les variables de contrôle est synthétisé dans le Tableau 5.3. Parmi les hydrométéores précipitants, seule la pluie présente un impact relativement important avec une réduction d'erreur de 3% dans l'analyse. Pour q et q_l , l'impact est assez faible puisque proche de 1%. L'impact neutre de la température s'explique par le moyennage vertical des incréments d'analyse. Ces différents résultats montrent donc que Z_{DR} contient de l'information pour l'initialisation des variables de contrôle, mais moins que le Z_{HH} .

TABLEAU 5.3 – Similaire au tableau 5.2 pour Z_{DR} .

	T	q	q_l	q_r	q_s	q_i
Z_{DR}	$\simeq 0 \%$	0,7 %	1,3 %	3 %	0,8 %	0,2 %

5.1.4.4 Assimilation de la phase différentielle spécifique

Première expérience avec le profil de référence

La dernière variable polarimétrique considérée dans cette étude est K_{DP} . Dans les expériences d'assimilation, une matrice \mathbf{R} diagonale est utilisée, avec un σ_o de $0,4^\circ.km^{-1}$. La Figure 5.15 compare les profils de K_{DP} observé avec ceux simulés avec l'ébauche et l'analyse. Pour ce profil, la réduction de l'erreur de l'ébauche dans l'analyse est négligeable, indiquant que l'assimilation de K_{DP} n'a pas permis de modifier significativement les variables de contrôle. Cela s'explique par les fortes erreurs d'observation choisies (comparables aux valeurs de K_{DP}).

La Figure 5.16a présente l'évolution des valeurs prises par la fonction coût et son gradient au cours de la minimisation (quatre itérations). La décroissance de la fonction coût est très faible, avec des valeurs du gradient quasiment constantes. La variation des valeurs prises par J_o et J_b est elle aussi très faible (notamment J_b qui reste très proche de zéro (Figure 5.16b)). Ces résultats indiquent la difficulté du 1D-EnVar à assimiler K_{DP} pour ce profil, ce qui est également le cas pour l'ensemble des profils associés à de faibles valeurs simulées de K_{DP} .

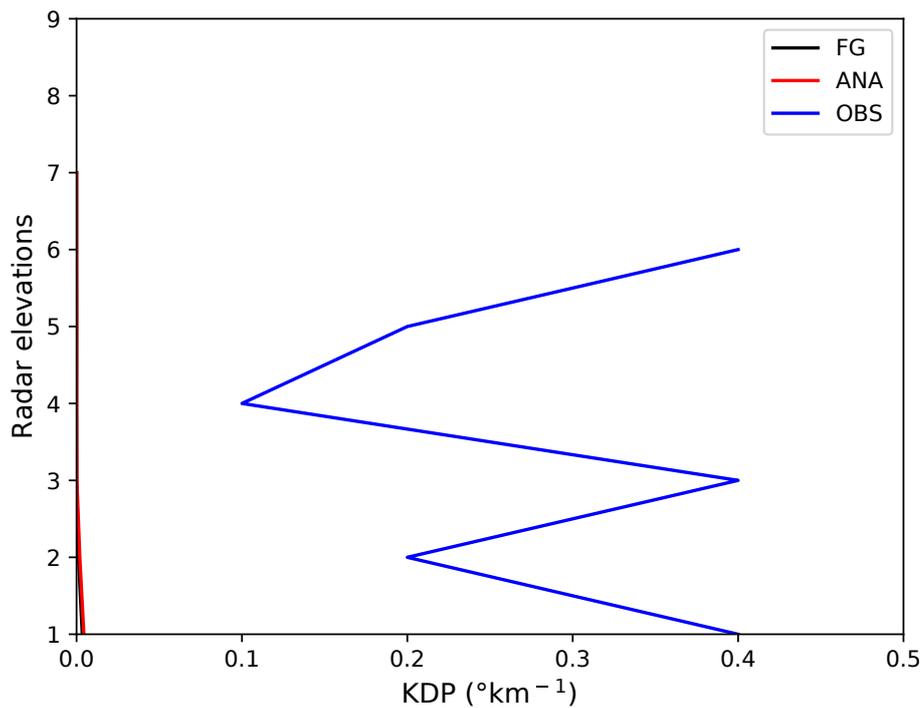


FIGURE 5.15 – Équivalent à la Figure 5.4 pour K_{DP} .

La Figure 5.17 montre les incréments d'analyse issus de l'assimilation du profil de K_{DP} observé. Seuls les incréments en humidité spécifique et en pluie sont significatifs, bien que faibles. Enfin, comme pour les expériences d'assimilation de Z_{HH} et de Z_{DR} , un incrément négatif en neige localisé au niveau de la couche de fonte est présent.

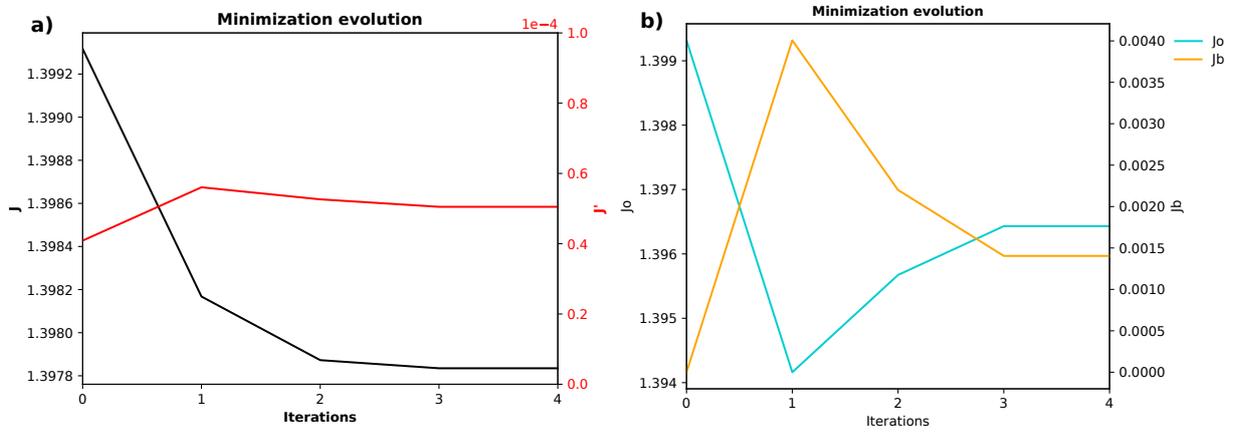


FIGURE 5.16 – Similaire à la Figure 5.5 pour K_{DP} .

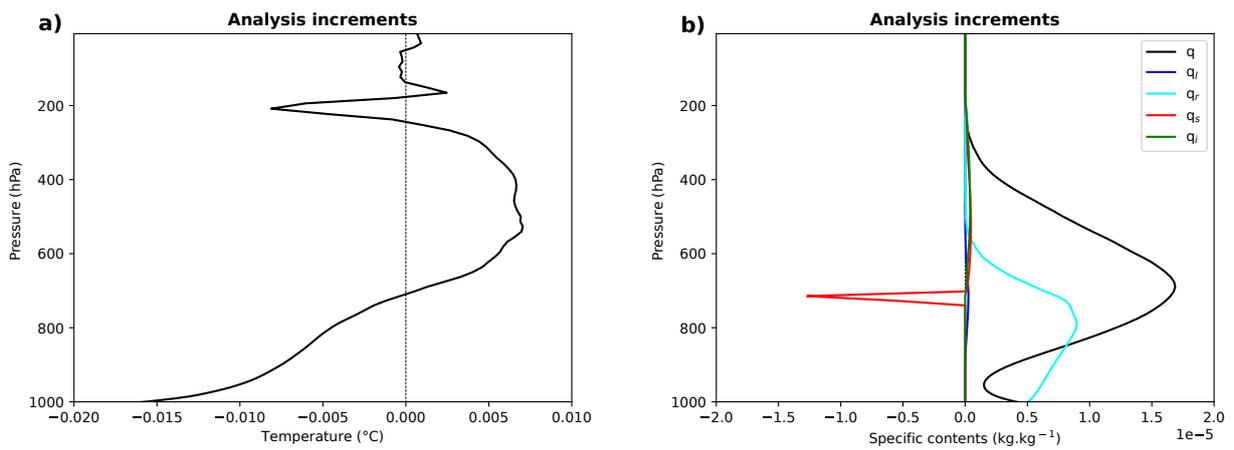


FIGURE 5.17 – Équivalent à la Figure 5.6 pour K_{DP} .

Assimilation de l'ensemble des observations disponibles pour le 26 mai 2018

L'ensemble des profils de K_{DP} observés associés à cette situation convective et ayant passé le contrôle de qualité ont également été assimilés. La Figure 5.18 montre un impact très limité de cette observable, la majorité des incréments d'analyse étant nuls. Au niveau de la ligne de grain, de faibles incréments d'analyse positifs compris entre $0^{\circ}.km^{-1}$ et $0,2^{\circ}.km^{-1}$ sont présents. Bien que l'impact du K_{DP} soit faible, cette observable apparaît intéressante pour les zones fortement précipitantes où les valeurs de Z_{HH} ou Z_{DR} peuvent être atténuées et éventuellement mal corrigées.

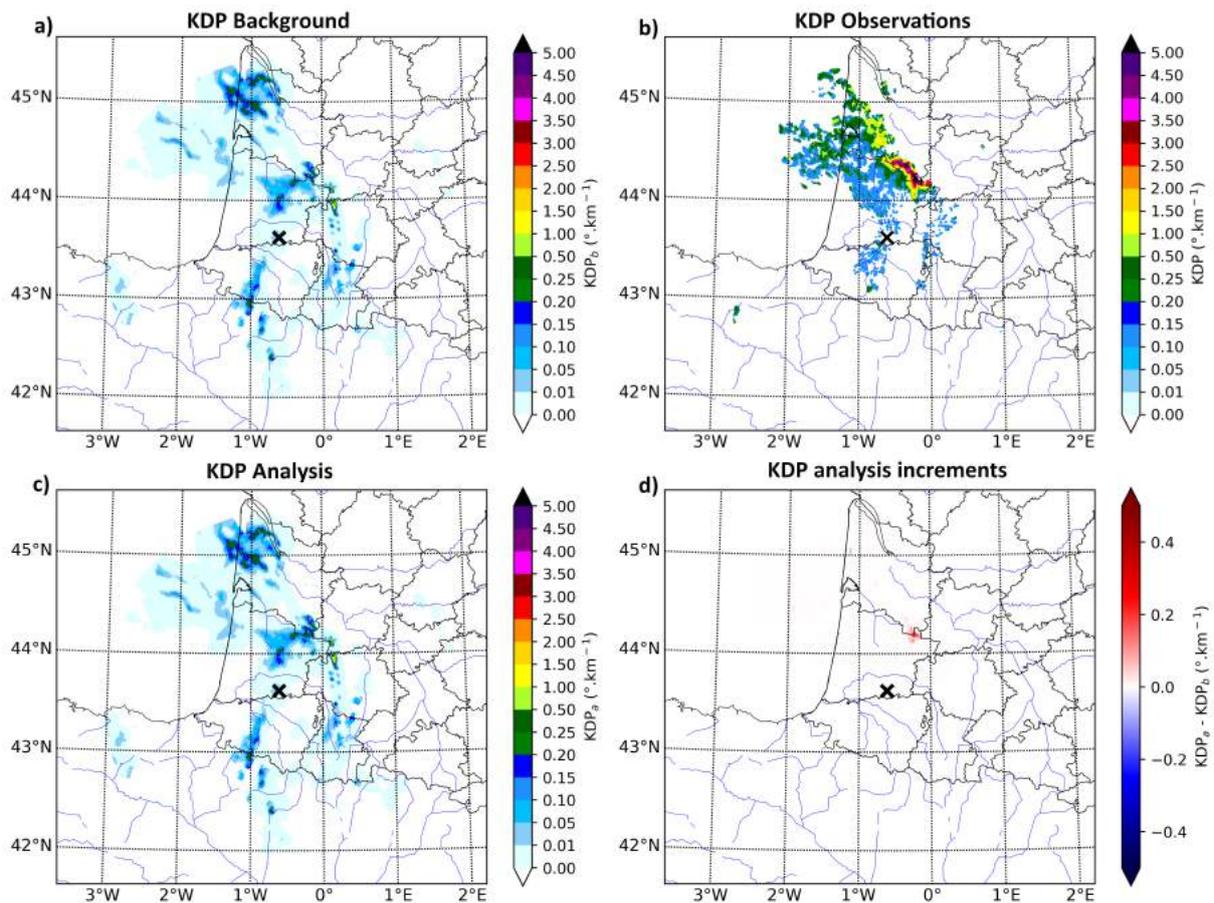


FIGURE 5.18 – Similaire à la Figure 5.8 pour K_{DP} .

Statistiques sur l'ensemble des situations

Des expériences similaires ont été effectuées pour l'ensemble des profils de K_{DP} disponibles pour les quinze phénomènes météorologiques étudiés, portant à environ 686 000 observations. La Figure 5.19 présente les distributions des innovations et des résidus d'analyse. Ces distributions sont très similaires puisque l'assimilation du K_{DP} n'entraîne qu'une très faible diminution du biais, de l'ordre $2.10^{-4}^{\circ}.km^{-1}$. Pour l'écart-type, la diminution est également très faible, passant de $0,268^{\circ}.km^{-1}$ à $0,267^{\circ}.km^{-1}$.

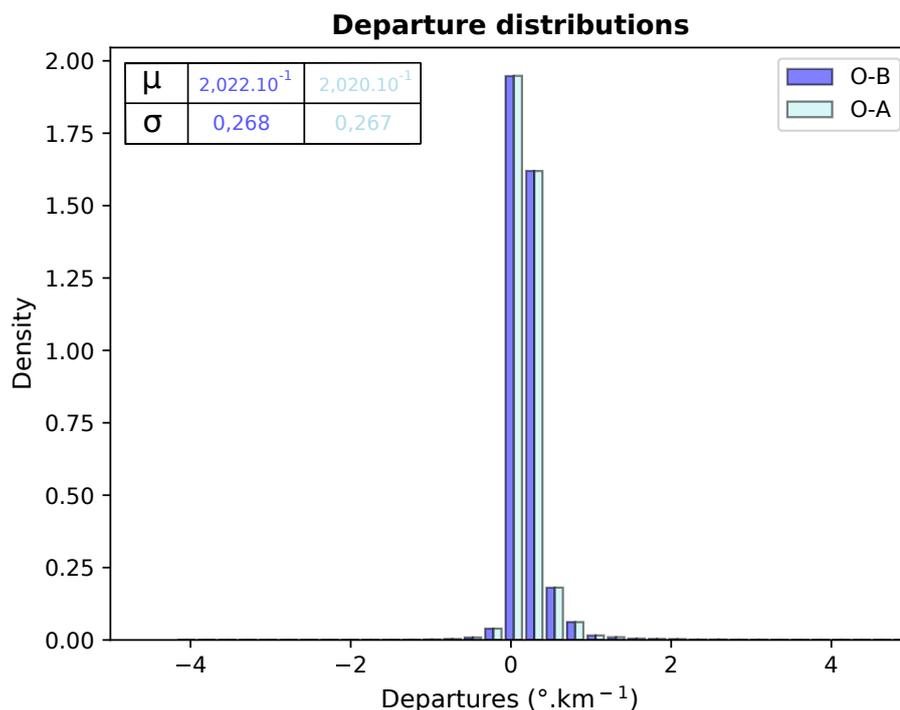


FIGURE 5.19 – Équivalent à la Figure 5.9 pour K_{DP} .

L'impact de K_{DP} sur la réduction de l'erreur de l'ébauche dans l'analyse est également plus faible que pour les deux autres observables étudiées. En effet, seuls les contenus en pluie sont légèrement impactés par l'assimilation de K_{DP} , les autres variables ne sont que très peu modifiées dans l'analyse (Tableau 5.4). Par construction de l'opérateur d'observation, la glace n'est pas impactée par l'assimilation de cette observable (voir Section 3.2.2). L'intérêt du K_{DP} apparaît donc comme limité pour l'initialisation des variables de contrôle, hormis dans les zones fortement précipitantes.

TABLEAU 5.4 – Similaire au Tableau 5.2 pour K_{DP} .

	T	q	q _l	q _r	q _s	q _i
K_{DP}	0,001 ‰	0,3 ‰	0,6 ‰	1,4 ‰	0,2 ‰	0 ‰

Synthèse

L'extension du vecteur de contrôle a permis d'étudier l'intérêt des variables polarimétriques pour l'initialisation des contenus spécifiques en hydrométéores. Par ailleurs, grâce aux covariances croisées, des corrections sur d'autres variables comme la température et l'humidité spécifique sont possibles. Les résultats présentés dans le cadre de ces premières expériences d'assimilation ont été obtenus en utilisant des estimations *a priori* des erreurs d'observation. De ce fait, il est intéressant de diagnostiquer les matrices de covariances d'erreurs d'observation afin d'examiner si une information supplémentaire pourrait être extraite des variables polarimétriques avec des erreurs mieux spécifiées.

5.2 Optimisation des spécifications d'erreurs

Comme expliqué au Chapitre 2, l'analyse dépend fortement de la spécification des matrices de covariance des erreurs de l'ébauche \mathbf{B} et d'observation \mathbf{R} . Les erreurs d'observation σ_o utilisées dans les expériences présentées précédemment (regroupées dans des matrices \mathbf{R} diagonales) ont en partie été déduites des statistiques d'innovations, en supposant ces dernières gaussiennes et en considérant que les valeurs de σ_o^2 et de σ_b^2 étaient égales. Pour une estimation plus rigoureuse, un diagnostic objectif de la matrice \mathbf{R} est proposé.

5.2.1 Détermination des coefficients de réglage

Une méthode permettant d'approcher des résultats d'analyse optimaux est proposée par Desroziers et Ivanov (2001). Pour cela, ils utilisent une méthode itérative basée sur la recherche des valeurs optimales de la fonction coût J_o^{opt} et J_b^{opt} . Dans leur étude, ils montrent qu'elles s'écrivent :

$$E(J_o^{\text{opt}}) = \frac{1}{2} Tr(\mathbf{I} - \mathbf{HK}) \quad (5.6)$$

$$E(J_b^{\text{opt}}) = \frac{1}{2} Tr(\mathbf{KH}) \quad (5.7)$$

Comme pour les DFS, les expériences d'assimilation étant effectuées dans un cadre unidimensionnel, la matrice \mathbf{K} peut être déterminée de façon explicite. Avec un schéma d'assimilation multidimensionnel (3D-Var ou 4D-Var), cette matrice est estimée à l'aide d'une méthode de Monte-Carlo.

Desroziers et Ivanov (2001) montrent que la fonction coût optimale et la fonction coût *a priori* sont reliées par deux coefficients de réglage s_o et s_b :

$$J^{\text{opt}} = \frac{1}{s_b} J_b + \frac{1}{s_o} J_o \quad (5.8)$$

En utilisant les équations (5.6), (5.7) et (5.8), les coefficients de réglages s'écrivent :

$$s_o = \frac{2J_o}{E(J_o^{\text{opt}})} = \frac{2J_o}{Tr(\mathbf{I} - \mathbf{HK})} \quad (5.9)$$

$$s_b = \frac{2J_b}{E(J_b^{\text{opt}})} = \frac{2J_b}{Tr(\mathbf{KH})} \quad (5.10)$$

Ces coefficients sont déterminés grâce à un processus itératif : la matrice de gain \mathbf{K} et les termes J_o et J_b , calculés à la fin de la $i^{\text{ème}}$ minimisation, servent à déterminer les coefficients de réglage de la minimisation $i + 1$ suivante :

$$s_{o,i+1} = \frac{2J_{o,i}}{Tr(\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{K}_i)} \quad (5.11)$$

$$s_{b,i+1} = \frac{2J_{b,i}}{Tr(\mathbf{K}_i\mathbf{H})} \quad (5.12)$$

Diviser les éléments composant la fonction coût par les coefficients de réglage revient donc à appliquer une inflation aux matrices \mathbf{B} et \mathbf{R} :

$$\mathbf{R}_t = s_o\mathbf{R} \quad (5.13)$$

$$\mathbf{B}_t = s_b\mathbf{B} \quad (5.14)$$

Dans le cadre de cette étude, les coefficients de réglage s_o et s_b n'ont été déterminés que pour Z_{HH} puisqu'il s'agit de la seule variable dont les simulations sont proches des observations, même en présence d'hydrométéores glacés. Ainsi, environ 91 000 profils sélectionnés parmi les quinze situations météorologiques précédentes ont été utilisés pour déterminer ces coefficients. Cinq itérations ont été nécessaires afin de converger vers des valeurs optimales. Les coefficients de réglage finaux sont de 0,93 dans le cas du s_o et de 1,16 dans le cas du s_b . Ce diagnostic propose donc de légèrement augmenter le poids des observations et de réduire légèrement le poids de l'ébauche dans le système d'assimilation. Cela indique donc que le réglage *a priori* (qui est celui utilisé ici dans la première itération) était proche de l'optimal.

5.2.2 Le diagnostic de Desroziers

La méthode proposée par Desroziers *et al.* (2005) consiste en un diagnostic *a posteriori* qui nécessite donc d'avoir effectué de premières expériences d'assimilation. En effet, c'est à partir des résidus d'analyse et des innovations que cette méthode permet de déterminer les covariances d'erreurs d'observation :

$$\mathbf{R} = \mathbb{E} \left[d_a^o (d_b^o)^T \right] = \mathbb{E} \left[(y - \mathcal{H}(x_a)) (y - \mathcal{H}(x_b))^T \right] \quad (5.15)$$

Dépendance des erreurs d'observation à l'élévation du radar

La validité de ce diagnostic repose sur une décorrélation entre les erreurs d'observations et celles de l'ébauche. Seules les variances des erreurs d'observations sont ici considérées. Les angles d'élévation n'étant pas échantillonnés simultanément, les observations entre les différentes élévations radar peuvent être considérées comme étant non corrélées. Les stratégies d'échantillonnage de l'atmosphère pouvant varier entre les différents radars, les valeurs de σ_o ont donc été diagnostiquées par classe d'angle d'élévation. Pour cela, les quinze situations météorologiques du Tableau 4.1 ont été utilisées.

Concernant Z_{HH} , la valeur de σ_o utilisée dans les expériences d'assimilation précédentes était de 10 *dBZ*. Les valeurs proposées par le diagnostic de Desroziers sont proches de cette valeur pour

les angles d'élévation les plus bas (Figure 5.20a). Cependant, une dépendance avec les classes d'angles d'élévation apparaît, les valeurs de σ_o atteignant $12,5 \text{ dBZ}$ pour les angles d'élévation les plus élevés. De ce fait, le diagnostic propose donc de réduire le poids des observations avec l'altitude, avec pour conséquence un impact plus faible dans l'analyse. Il s'agit toutefois d'erreurs d'observation moyennes présentant une très forte variabilité, sans doute en lien avec les situations météorologiques échantillonnées.

Pour Z_{DR} , une valeur de σ_o de $0,39 \text{ dB}$ a été choisie pour les premières expériences d'assimilation. Le diagnostic de Desroziers propose une valeur plus élevée, proche de $0,8 \text{ dB}$ pour l'ensemble des classes d'angles d'élévation (Figure 5.20b). Les observations de Z_{DR} auront donc un impact plus réduit sur l'analyse.

Pour K_{DP} , la méthode de Desroziers propose des valeurs de σ_o comprises entre $0,3 \text{ }^\circ.km^{-1}$ et $0,4 \text{ }^\circ.km^{-1}$ (Figure 5.20c), proches de celle utilisée dans les expériences d'assimilation. Le diagnostic propose donc d'augmenter légèrement le poids de ces observations dans l'analyse. Pour les angles d'élévation supérieurs ou égaux à 8° , un échantillon plus important d'observations serait nécessaire pour assurer une plus grande robustesse des valeurs obtenues.

Dépendance des erreurs d'observation à la distance au radar

Une étude similaire a été effectuée pour quantifier le lien entre les erreurs d'observation et la distance des observations au radar (Figure 5.21).

Les erreurs pour Z_{HH} sont relativement stables et proches de 10 dBZ jusqu'à environ 100 km de distance. Elles augmentent ensuite jusqu'à 170 km de distance pour atteindre $12,5 \text{ dBZ}$ avant de décroître. Cette décroissance est sans doute due à une taille d'échantillon beaucoup plus faible.

Pour Z_{DR} , les erreurs d'observation augmentent de façon quasi-linéaire avec la distance. En effet, la valeur de σ_o passe d'environ $0,75 \text{ dB}$ à 30 km à $0,9 \text{ dB}$ à 200 km du radar. Toutefois, pour des distances supérieures à 140 km , un plus grand nombre d'observations est nécessaire pour confirmer cette tendance.

Concernant K_{DP} , les erreurs apparaissent globalement stables, variant autour de $0,3^\circ.km^{-1}$. Cependant, excepté pour les observations les plus proches du radar, la taille des échantillons par classe de distance reste faible en comparaison de celles de Z_{HH} et de Z_{DR} . Il faudrait donc là-aussi un plus grand nombre d'observations pour obtenir un diagnostic plus robuste.

Pour l'ensemble des variables polarimétriques, une dépendance des erreurs d'observation avec la distance au radar est mise en évidence. Toutefois, un échantillon de plus grande taille serait nécessaire pour confirmer ces résultats à cause d'une forte variabilité.

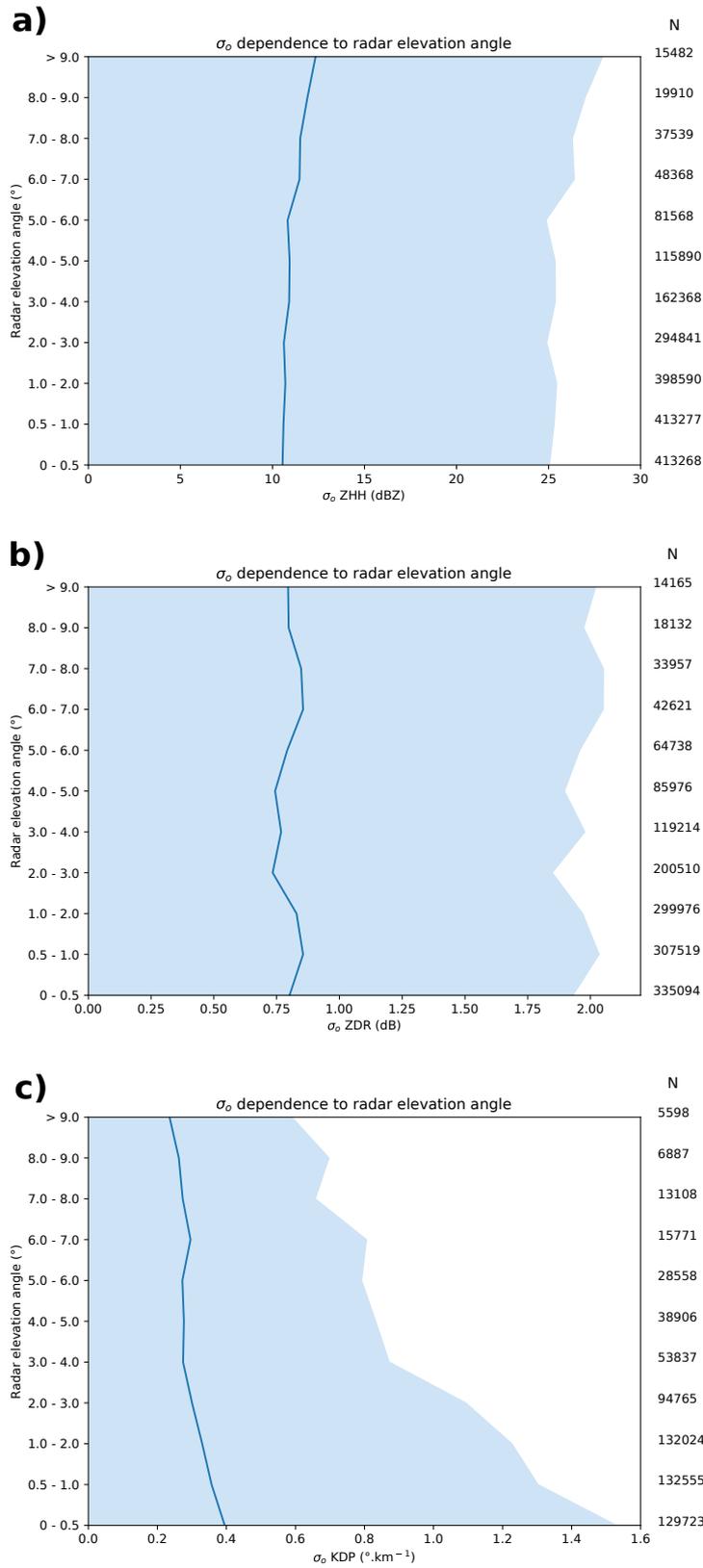


FIGURE 5.20 – Valeurs de σ_o de (a) Z_{HH} , (b) Z_{DR} et (c) K_{DP} diagnostiquées par classes d’angles d’élévation (la courbe bleue représente les valeurs moyennes de σ_o diagnostiqués, la zone en bleu clair représente l’écart-type associé à chaque σ_o et N représente la taille de l’échantillon par classe d’angle d’élévation).

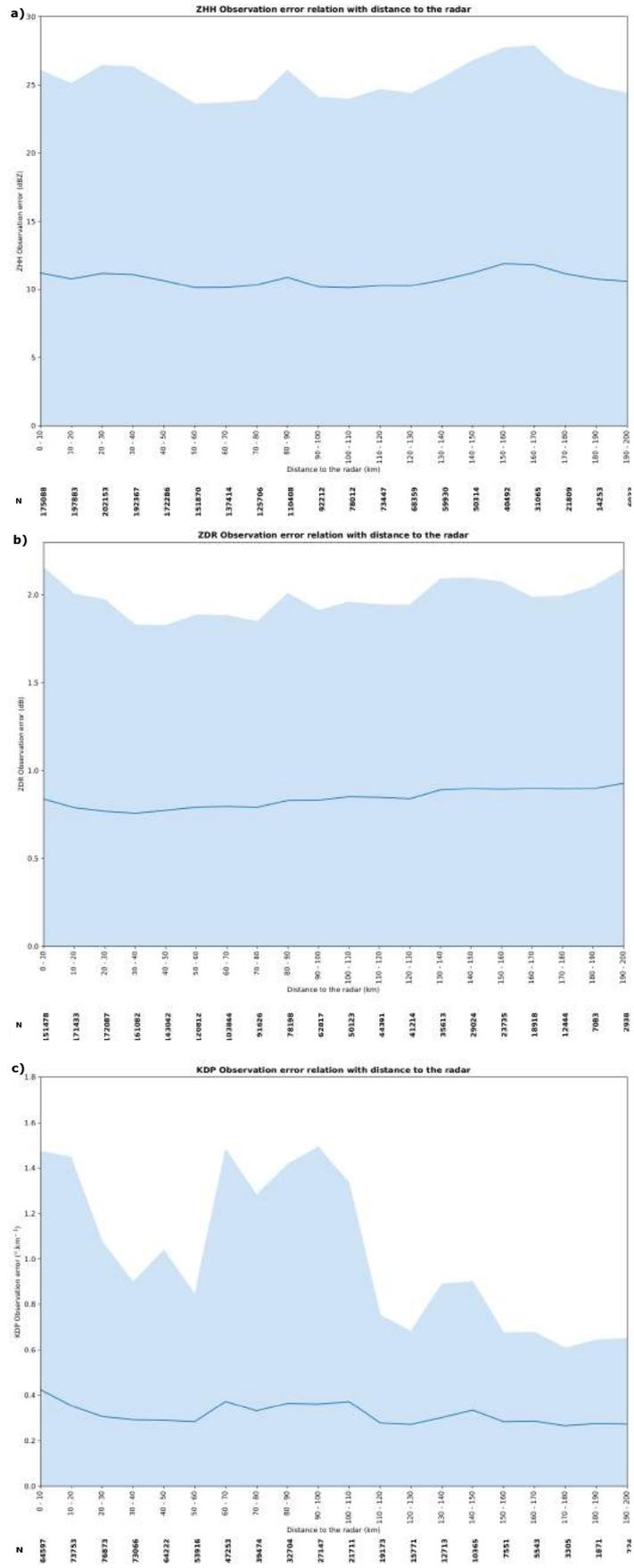


FIGURE 5.21 – Similaire à la Figure 5.20 pour le diagnostic de σ_o par classes de distances au radar.

Synthèse

Concernant les écart-types d'erreurs d'observations σ_o , les deux méthodes proposent des résultats divergents : le diagnostic de Desroziers propose de légèrement augmenter leurs valeurs alors que la détermination des coefficients de réglage proposent de les diminuer légèrement. Cette différence s'explique par le fait que ce diagnostic est effectué à partir des résidus d'analyse obtenus après une seule itération alors que dans le cas du calcul des coefficients de réglage, cinq itérations ont été utilisées. Ceci démontre que la première itération ne représente pas nécessairement le résultat optimal vers lequel converge le processus itératif.

Excepté pour Z_{DR} où les valeurs diagnostiquées sont environ deux fois supérieures à celles utilisées dans les expériences d'assimilation, celles issues de la méthode de Desroziers pour Z_{HH} et K_{DP} sont proches de celles estimées *a priori*. Cependant, pour toutes les variables polarimétriques, les valeurs d'écart-types présentent une forte variabilité, pouvant notamment indiquer une forte dépendance de ces erreurs avec la situation météorologique.

Ces valeurs de σ_o diagnostiquées pour l'ensemble des variables polarimétriques ont été utilisées pour étudier leur impact sur le profil de référence mais peu de différences ont été notées (voir Annexe C pour le K_{DP}), tout comme lors de l'application des coefficients de réglage (voir Annexe D).

Conclusion

Dans ce chapitre, l'assimilation directe des variables polarimétriques a été investiguée pour l'initialisation des variables de contrôle considérées dans cette étude, qui sont T , q , q_l , q_i , q_r et q_s . Pour cela, un schéma d'assimilation de type 1D-EnVar a été mis en place. Ce type de schéma nous a permis d'inclure les hydrométéores dans la variable de contrôle grâce à une représentation ensembliste d'une matrice \mathbf{B} regroupant les covariances verticales des erreurs d'ébauche pour les différentes variables considérées. Ces covariances ont été échantillonnées à partir de prévisions issues de l'ensemble d'assimilation AEARO. Les matrices \mathbf{R} utilisées sont diagonales et ont tout d'abord été déterminées à partir des statistiques d'innovations. Enfin, en première approche, chaque variable polarimétrique a été assimilée de manière indépendante. Aucune corrélation d'erreurs d'observation entre élévations ou entre variables polarimétriques n'est donc considérée.

Avant d'assimiler des observations réelles, des expériences jumelles ont été conduites pour s'assurer de la validité du 1D-EnVar. L'assimilation des observations de Z_{HH} a montré l'intérêt de cette variable pour l'initialisation des variables de contrôle. Des incréments d'analyse non négligeables ont en effet été obtenus pour chacune des variables de contrôle considérées, la pluie étant la variable la plus impactée. Pour Z_{DR} , de plus faibles incréments d'analyse ont été obtenus, confirmant ainsi la moindre sensibilité notée aux cours des chapitres précédents pour chacune de ces variables. De tels résultats ont également été montrés par Jung *et al.* (2005) lors de l'assimilation de Z_{DR} seul avec une méthode séquentielle. Pour K_{DP} , les incréments d'analyse sont encore plus faibles, notamment du fait d'une majorité de très faibles valeurs de K_{DP} observées, souvent inférieures à la valeur d'erreur d'observation choisie. Dans une situation météorologique convective, il a toutefois été montré que cette observable entraîne une faible mise à jour des variables de contrôle dans les précipitations intenses. Elle pourrait donc présenter un intérêt lorsque d'autres variables comme Z_{HH} sont atténuées, comme expliqué dans Augros *et al.* (2018). Cependant, les observations de Z_{HH} utilisées dans le cadre de cette thèse ayant déjà été corrigées de l'atténuation, K_{DP} n'apporte donc pas d'information supplémentaire, sauf dans le cas où la correction d'atténuation ne serait pas optimale.

Ces premières expériences d'assimilation ont été réalisées avec des matrices de covariances d'erreurs d'observations estimées à partir des statistiques d'innovations. Afin de définir de manière plus rigoureuse ces erreurs, deux diagnostics ont été étudiés. Ces deux méthodes *a posteriori* proposent des covariances d'erreur proches de celles estimées *a priori*. En conséquence, peu de différences ont été trouvées entre les expériences d'assimilation utilisant ces différentes spécifications.

Conclusion et perspectives

Depuis environ une dizaine d'années, les modèles de PNT à échelle convective sont exploités opérationnellement par les services météorologiques nationaux pour améliorer la prévision des phénomènes atmosphériques locaux à forts impacts socio-économiques. C'est ainsi qu'à Météo-France, le modèle AROME-France, avec une résolution horizontale kilométrique, est utilisé depuis 2008 pour fournir des prévisions météorologiques sur la France métropolitaine jusqu'à deux jours d'échéance. Pour cela, il est nécessaire de disposer de conditions initiales précises caractérisant l'état de l'atmosphère au moment du lancement des calculs de prévisions. De par ses fines résolutions horizontale et verticale, ce modèle requiert l'utilisation de systèmes d'observation échantillonnant les petites échelles spatio-temporelles de l'atmosphère afin de contraindre précisément les variables à initialiser. Les radars météorologiques sont des instruments de mesure particulièrement adaptés à de tels besoins. Par exemple, le réseau ARAMIS de radars au sol de Météo-France permet d'observer la quasi-totalité de la France avec une résolution radiale de 240 m, une résolution azimutale de 0,5 ° et une résolution temporelle variant de 5 à 15 minutes en fonction des angles d'élévation. Ces observations représentent une source d'information importante pour définir les conditions initiales au moyen d'un système d'assimilation de données. C'est ainsi que les vents Doppler et la réflectivité horizontale Z_{HH} sont assimilés dans le modèle AROME-France depuis les débuts de son exploitation opérationnelle. La réflectivité Z_{HH} est assimilée de façon indirecte par une méthode en deux étapes où, après avoir inversé des profils de réflectivité en profils d'humidité relative par une méthode Bayésienne, ces pseudos-observations sont utilisées dans une assimilation variationnelle tridimensionnelle 3D-Var. Avec une telle approche, il n'y a pas de lien direct entre l'observable Z_{HH} et les variables météorologiques dont elle dépend directement, à savoir les hydrométéores. Cette limitation vient du fait que les contenus en hydrométéores de ce modèle ne sont actuellement pas analysés, c'est à dire modifiés lors de l'étape d'assimilation. Ils s'ajustent alors au cours des premières échéances de prévisions aux champs météorologiques analysés, comme le vent, l'humidité et la température.

Dans un futur proche, la totalité des radars du réseau ARAMIS sera pourvue de la technologie polarimétrique. Ces radars, émettant simultanément des ondes polarisées horizontalement et verticalement, mesurent de nouvelles observables telles que la réflectivité différentielle Z_{DR} , la phase différentielle spécifique K_{DP} et le coefficient de corrélation ρ_{HV} . Elles donnent accès à des informations supplémentaires sur les hydrométéores précipitants par rapport à la seule réflectivité horizontale, comme leur phase, leur forme ou leur orientation. Dans le cadre de cette thèse, nous nous sommes intéressés au potentiel de ces observables pour l'initialisation des contenus en hydrométéores simulés par modèle AROME-France, *via* l'utilisation d'une assimilation variationnelle directe.

Pour assimiler les variables polarimétriques, il faut dans un premier temps pouvoir simuler assez précisément leurs équivalents modèles. Cette simulation est effectuée par un opérateur d'observation qui projette les variables du modèle dans l'espace des observations, incluant certains aspects liés à la géométrie de la mesure (par exemple l'élargissement du faisceau radar avec la distance). L'opérateur développé par Augros *et al.* (2015) a été utilisé dans cette thèse.

Il permet de simuler les quantités Z_{HH} , Z_{DR} , K_{DP} et ρ_{HV} grâce à une description de la diffusion des ondes radar par les hydrométéores à l'aide de la méthode des T-matrices, qui est une généralisation de la théorie de Mie aux particules de type "sphéroïdes". Afin d'étudier la capacité de cet opérateur non linéaire à simuler les variables polarimétriques observées, des contrôles de qualité sur les observations ont été réalisés pour supprimer les échos non-météorologiques et les pixels associés à des valeurs de signal-sur-bruit trop faibles. Un filtre médian est également appliqué pour réduire le bruit résiduel. À travers des comparaisons subjectives et l'étude des statistiques d'innovations (différences entre observations et simulations) pour plusieurs situations météorologiques, des sous-estimations parfois marquées ont été mises en évidence, notamment en présence d'hydrométéores glacés. Elles sont sans doute dues à leur représentation trop simpliste dans l'opérateur d'observation, notamment en termes de forme et de densité, mais qui facilite le calcul des effets de diffusion. Pour l'ensemble des variables polarimétriques considérées, seules les quantités Z_{HH} et Z_{DR} présentent une distribution quasi-Gaussienne des innovations, compatible avec les hypothèses sur lesquelles repose l'optimalité des schémas d'assimilation de données. Les simulations de ρ_{HV} apparaissent très peu réalistes à cause d'un manque d'information pour modéliser les hétérogénéités du milieu. Enfin, cette étude a permis de proposer une première estimation des erreurs d'observation qui doivent être spécifiées assez précisément en assimilation de données pour conduire à une solution optimale.

L'assimilation variationnelle repose sur la minimisation d'une fonction coût représentant l'écart de l'état recherché à une information *a priori* (ébauche) et aux observations. Afin de déterminer le minimum de cette fonction coût, il est nécessaire d'en calculer le gradient. Pour cela, les versions linéarisées (linéaire tangent et adjoint) de l'opérateur d'observation doivent être disponibles. Dans le cadre de cette thèse, cette linéarisation a été effectuée grâce au calcul explicite des éléments de la matrice Jacobienne par une méthode en différences finies. Cette étape permet également de quantifier la sensibilité des observations d'intérêt aux variables de contrôle que l'on cherche à initialiser. Cette étude a montré que l'observable Z_{HH} est la plus sensible aux contenus en hydrométéores. Par ailleurs, quelle que soit l'observable considérée, les plus fortes sensibilités ont été mises en évidence pour les précipitations liquides. Finalement, compte-tenu des difficultés rencontrées lors de la simulation de ρ_{HV} ainsi qu'aux très faibles sensibilités diagnostiquées, cette variable a été finalement écartée du reste de cette étude.

Pour calculer la fonction coût, il est également nécessaire d'estimer une matrice de covariances d'erreurs de l'ébauche \mathbf{B} . Les études d'assimilation faites dans cette thèse étant dans un cadre unidimensionnel, seules les covariances verticales doivent être déterminées. Afin d'initialiser les contenus en hydrométéores, le vecteur de contrôle a été étendu à ces variables. Des études comme celles de Montmerle et Berre (2010) et de Michel *et al.* (2011) ayant montré que ces erreurs sont fortement dépendantes de la situation météorologique dans les zones précipitantes, cette matrice a été recalculée pour chaque date considérée en s'appuyant sur une approche ensembliste. Pour cette étude, les covariances ont ainsi été échantillonnées à partir de profils extraits de prévisions issues de l'ensemble d'assimilation du modèle AROME (AEARO), opérationnel à Météo-France depuis juillet 2018 avec 25 membres. Des masques géographiques basés sur un calcul de nébulosité totale ont été calculés pour chacune des prévisions, afin de ne prendre en compte que des profils nuageux ou précipitants. Le nombre élevé de profils considérés entraînant un bruit d'échantillonnage négligeable, aucune localisation des covariances n'a été nécessaire. Les prévisions les plus proches temporellement de chaque situation météorologique d'intérêt ont été considérées. Cette méthode a permis de confirmer la dépendance des erreurs de l'ébauche à la situation météorologique, notamment en comparant une situation convective et une situation de neige en plaine. Dans ce dernier cas par exemple, des variances d'erreurs plus faibles ont été diagnostiquées, l'ensemble étant moins dispersif pour les situations où les conditions stratiformes prédominent. Les auto-covariances et covariances croisées de ces erreurs ont également été illustrées pour un cas convectif. Leur structure générale reflète directement

les principaux couplages entre variables au sein des nuages précipitants liés aux phénomènes diabatiques.

Avec ces éléments, le contenu en information des variables polarimétriques a pu être quantifié pour estimer la capacité de ces observations à réduire les erreurs de l'ébauche et ainsi obtenir un état analysé plus précis que *l'a priori*. Pour cela, la méthode des DFS (*Degree of Freedom from Signal*) proposée par Rodgers (1996) a été utilisée. Les résultats obtenus sont apparus cohérents avec les sensibilités de ces observables examinées avec les matrices Jacobiennes. Il ressort que Z_{HH} reste l'observable la plus informative, suivie par Z_{DR} et K_{DP} . Le calcul des DFS a également montré la dépendance du contenu en information à la prévisibilité des différentes situations météorologiques dans l'AEARO. Si l'ensemble de prévisions est sous-dispersif, la prévisibilité du phénomène météorologique sera élevée et les erreurs de l'ébauche faibles, et inversement. Une méthode d'inflation, comme celle proposée par Raynaud *et al.* (2011), pourrait être appliquée à la matrice \mathbf{B} pour calculer de nouveaux DFS qui soient plus indépendants du niveau de prévisibilité des situations météorologiques.

L'ensemble de ces développements a permis de mettre en place des expériences d'assimilation pour chacune des trois variables. Pour cela, un système d'assimilation d'ensemble variationnel unidimensionnel (1D-EnVar) a été développé. Après s'être assuré de la validité du comportement de cette méthode avec des observations simulées, différentes expériences ont été menées avec des observations réelles. Chacune des trois observables polarimétriques a été assimilée séparément pour modifier un profil de référence issu d'une ébauche du modèle AROME-France. Après un examen approfondi du comportement de la minimisation, l'ensemble des observations disponibles pour une situation météorologique d'intérêt a ensuite été considéré. Finalement, la totalité des observations disponibles pour quinze situations météorologiques contrastées a été considérée pour une étude statistique du comportement de l'assimilation 1D-EnVar. Des résultats cohérents avec les sensibilités diagnostiquées et la structure des covariances verticales des erreurs d'ébauche ont été obtenus. C'est la quantité Z_{HH} qui engendre les plus fortes corrections de l'ébauche dans l'analyse, suivie de Z_{DR} puis de K_{DP} . Suite à ces premières expériences, deux méthodes de diagnostics des variances d'erreurs d'ébauche et d'observations ont été utilisées. Les valeurs diagnostiquées étant généralement proches de celles préalablement estimées, les résultats d'assimilation les prenant en compte sont proches de ceux obtenus lors des premières expériences d'assimilation.

Pour obtenir un impact plus important de ces observables pour l'initialisation des contenus en hydrométéores, différentes pistes d'amélioration peuvent être envisagées. Plusieurs évolutions de l'opérateur d'observation pourraient être considérées :

- Une représentation plus réaliste des hydrométéores glacés permettrait d'améliorer la simulation des variables polarimétriques dans la phase glacée, au-dessus de l'isotherme 0°C . Il serait possible par exemple d'introduire de nouvelles formes de flocons de neige et de cristaux de glace plus proches de la réalité que les "sphéroïdes" actuellement proposés. Une telle évolution du transfert radiatif micro-ondes a été effectuée par Geer et Baordo (2014) pour la simulation de températures de brillance avec le modèle global du CEPMMT pour des bandes de fréquences sensibles à la phase solide des nuages. Ils ont considéré une base de données des propriétés radiatives des hydrométéores de différentes formes, tailles et densités proposée par Liu (2008) et plus récemment par Eriksson *et al.* (2018), qui s'appuie sur les résultats de simulations numériques par la méthode DDA (*Discrete Dipole Approximation*). La difficulté de cette possible évolution réside dans le choix d'un type de particule "optimal", tout en ouvrant la voie vers des approches ensemblistes. En considérant un mélange de formes d'hydrométéores, les hétérogénéités présentes dans le milieu pourraient être simulées. Cette variété est cependant contrainte par le nombre de variables pronost-

tiques utilisées dans le schéma microphysique de PNT, mais dont le réalisme pourrait être accru à l’avenir.

- L’utilisation d’un schéma microphysique à deux moments pourrait être considéré pour mieux simuler les observables polarimétriques. Taufour *et al.* (2018) ont par exemple montré que l’utilisation du schéma microphysique LIMA à deux moments (Vié *et al.*, 2016) avec le modèle de recherche Meso-NH permet, dans certaines situations, de simuler Z_{HH} , Z_{DR} et K_{DP} de manière plus réaliste, en partie grâce à l’information sur la concentration en nombre des particules précipitantes.

Des améliorations pourraient également être considérées sur la méthode d’assimilation 1D-EnVar mise en oeuvre dans le cadre de cette thèse :

- Dans un premier temps, une attention particulière devrait être apportée aux valeurs de Z_{DR} négatives observées. En effet, celles-ci ne pouvant pas être simulées par l’opérateur d’observation utilisé dans cette étude, des expériences pourraient être menées afin d’examiner l’impact du rejet de telles observations sur les profils analysés.
- Il serait intéressant d’effectuer des expériences d’assimilation conjointes des variables Z_{HH} , Z_{DR} et K_{DP} . Putnam *et al.* (2019) montrent par exemple que l’assimilation conjointe de Z_{HH} et de Z_{DR} entraîne une plus forte réduction de l’erreur de l’ébauche dans l’analyse que lors de l’assimilation de Z_{HH} seule. Une telle assimilation permettrait de faire des diagnostics *a posteriori* pour estimer les corrélations entre les différentes observables puisque ces dernières sont échantillonnées par le même instrument de mesure au même instant. De ce fait, la matrice de covariances des erreurs d’observations \mathbf{R} ne serait plus diagonale.
- Comme évoqué au Chapitre 4, la méthode d’inflation de Raynaud *et al.* (2011) pourrait également être considérée pour utiliser des covariances d’erreurs de l’ébauche indépendantes de la prévisibilité des situations météorologiques et ainsi diminuer le poids de l’ébauche dans l’analyse lorsque l’ensemble de prévisions est sous-dispersif.
- Dans un cadre 1D-EnVar, on pourrait également examiner la possibilité de réduire les occurrences du problème de gradient nul, fréquemment rencontré lors de l’assimilation de variables discontinues. Pour cela, un point de départ de la minimisation (*first-guess*) différent de l’ébauche pourrait être utilisé, dans lequel des contenus en hydrométéores très faibles seraient considérés pour les pixels du modèle où ils sont absents alors que les observables radar indiquent le contraire.
- Finalement, la méthode d’assimilation pourrait être adaptée en effectuant un changement de variable sur les contenus en hydrométéores pour réduire certaines non-linéarités et améliorer la Gaussianité des erreurs associées. Liu *et al.* (2020) ont par exemple utilisé le logarithme décimal des contenus en hydrométéores afin d’avoir des relations plus linéaires avec Z_{HH} et ainsi améliorer la minimisation.

Plusieurs des éléments mis en place dans le cadre de cette thèse (opérateurs d’observation non linéaire, linéaires (versions tangente et adjointe), erreurs d’observations) pourraient à l’avenir être inclus dans le système d’assimilation de type 3D-EnVar en cours de validation à Météo-France pour le modèle AROME (Montmerle *et al.*, 2018). Une telle évolution vers l’assimilation directe de données radars est rendue possible grâce aux travaux de thèse de M. Destouches portant sur l’extension du vecteur de contrôle du modèle AROME-France aux hydrométéores

nuageux et précipitants dans ce système. Des diagnostics des différentes longueurs de localisation à appliquer dans ce cadre ont de plus été mis en place par Destouches *et al.* (2020). Il serait ainsi possible d'effectuer des prévisions à partir d'analyses obtenues après l'assimilation directe des observables radar. L'assimilation directe de Z_{HH} pourrait être envisagée dans un premier temps et comparée à la méthode indirecte utilisée opérationnellement, chaque méthode ayant ses forces et ses faiblesses. En fonction des résultats sur la qualité des prévisions et de son coût numérique, cette méthode d'assimilation directe de Z_{HH} pourrait être considérée pour une utilisation opérationnelle dans AROME, après l'évolution du 3D-Var actuel vers sa version ensembliste "EnVar".

Annexe A

Légende des Anasyg

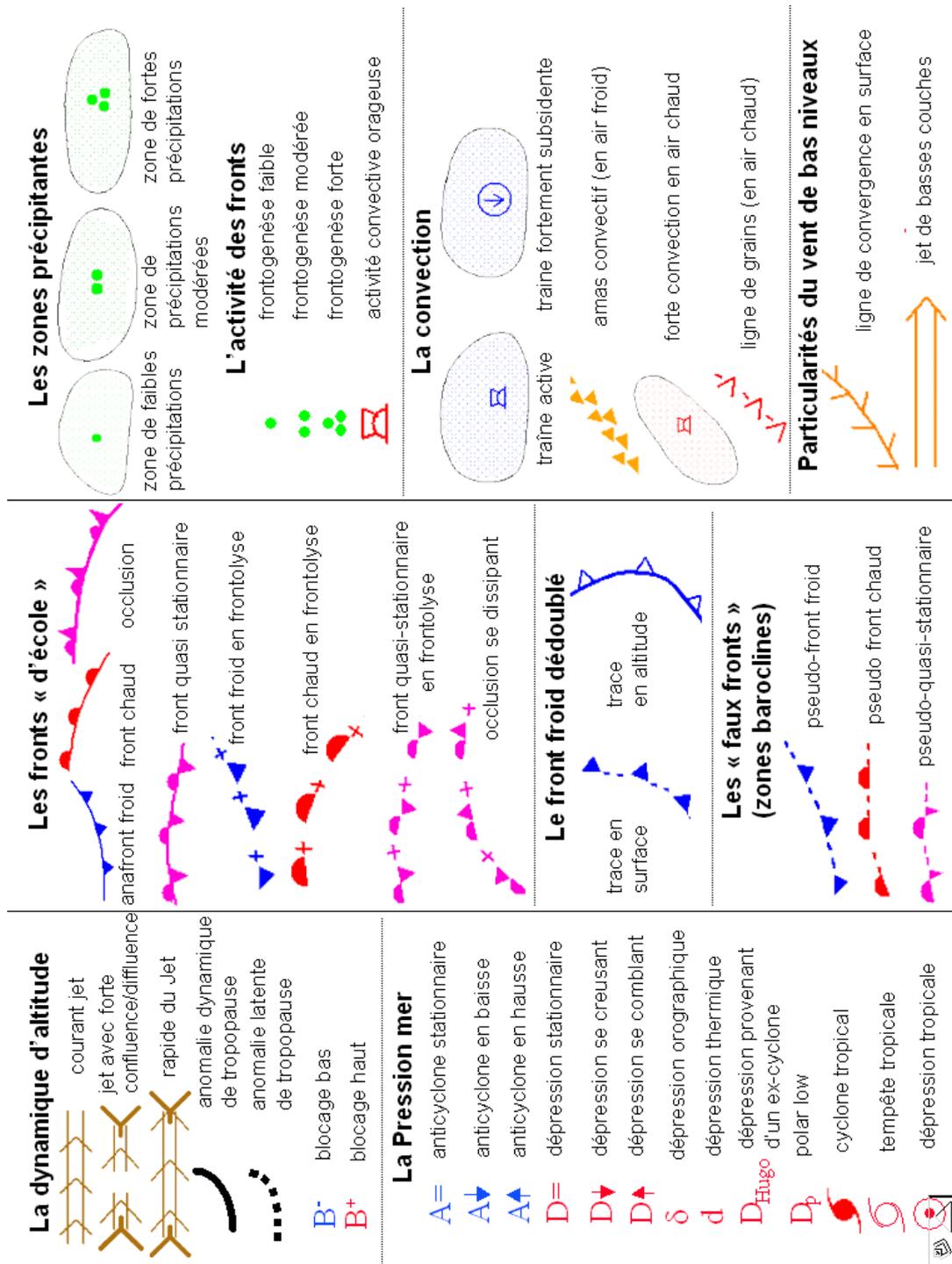


FIGURE A.1 – Légende des Anasyg produits à Météo-France

Annexe B

Article publié dans la revue
*Atmospheric Measurement
Techniques*



Toward a variational assimilation of polarimetric radar observations in a convective-scale numerical weather prediction (NWP) model

Guillaume Thomas, Jean-François Mahfouf, and Thibaut Montmerle

Groupe de Modélisation et d'Assimilation pour la Prévision, Centre National de Recherches Météorologiques, Toulouse, France

Correspondence: Guillaume Thomas (guillaume.thomas@umr-cnrm.fr)

Received: 28 November 2019 – Discussion started: 16 December 2019

Revised: 19 March 2020 – Accepted: 26 March 2020 – Published: 11 May 2020

Abstract. This paper presents the potential of nonlinear and linear versions of an observation operator for simulating polarimetric variables observed by weather radars. These variables, deduced from the horizontally and vertically polarized backscattered radiations, give information about the shape, the phase and the distributions of hydrometeors. Different studies in observation space are presented as a first step toward their inclusion in a variational data assimilation context, which is not treated here. Input variables are prognostic variables forecasted by the AROME-France numerical weather prediction (NWP) model at convective scale, including liquid and solid hydrometeor contents. A nonlinear observation operator, based on the T-matrix method, allows us to simulate the horizontal and the vertical reflectivities (Z_{HH} and Z_{VV}), the differential reflectivity Z_{DR} , the specific differential phase K_{DP} and the co-polar correlation coefficient ρ_{HV} . To assess the uncertainty of such simulations, perturbations have been applied to input parameters of the operator, such as dielectric constant, shape and orientation of the scatterers. Statistics of innovations, defined by the difference between simulated and observed values, are then performed. After some specific filtering procedures, shapes close to a Gaussian distribution have been found for both reflectivities and for Z_{DR} , contrary to K_{DP} and ρ_{HV} . A linearized version of this observation operator has been obtained by its Jacobian matrix estimated with the finite difference method. This step allows us to study the sensitivity of polarimetric variables to hydrometeor content perturbations, in the model geometry as well as in the radar one. The polarimetric variables Z_{HH} and Z_{DR} appear to be good candidates for hydrometeor initialization, while K_{DP} seems to be useful only for rain contents.

Due to the weak sensitivity of ρ_{HV} , its use in data assimilation is expected to be very challenging.

1 Introduction

For a couple of decades, convective-scale numerical weather prediction (NWP) models have been developed to forecast mesoscale meteorological phenomena such as storms, wind gusts and fog, which can represent important socioeconomic threats. Nowadays, most of operational convective-scale NWP models have fine, kilometer-scale, horizontal resolutions (see review by Gustafsson et al., 2018). In the present study, the AROME-France model from Météo France (Seity et al., 2011) is used with a resolution of 1.3 km (Brousseau et al., 2016). In addition to a fully non-hydrostatic compressible set of equations, this high resolution allows an explicit representation of the deep moist convection and related dynamical parameters. As such models are run over a specific geographical region, initial conditions and lateral boundary conditions are required. Ducrocq et al. (2002) showed that accurate initial conditions can be more important than lateral boundaries to obtain skillful forecasts with such limited area models (LAMs). Several methods exist to provide initial conditions but, as explained by Gustafsson et al. (2018), better performances are obtained when a convective-scale data assimilation step is considered, compared to an initial state downscaled from a global model. In addition to observations that are representative of larger scales, observations at fine spatial resolutions and high sample frequencies are required in order to get an accurate representation of the dynamics occurring at these small scales (Benjamin et al.,

2016; Brousseau et al., 2016). It is the case for data produced by weather radars: with a kilometric or finer resolution and a few minutes' temporal sampling, they are able to provide information about the intensity of precipitating systems through the horizontal reflectivity and about their dynamics from Doppler radial winds.

The dual-polarization radar technology allows us to go further in the description of precipitating systems. Seliga and Bringi (1976) were among the first to investigate the capabilities of polarimetric radars for a better understanding and representation of precipitating systems. Since then, numerous studies have shown the interest in dual-polarized (DPOL) variables to improve storm description and related processes. In a first paper, Kumjian (2013a) first describes the DPOL variables, their characteristics and ranges of values, while, in a second one (Kumjian, 2013b), he explains their usefulness for the detection of meteorological phenomena, such as hail, supercells or bright bands. DPOL variables can also be used to control the radar data quality as, for example, the determination of echo type, using a combination of several polarimetric variables. Gourley et al. (2007) use a fuzzy logic algorithm to distinguish meteorological echoes from non-meteorological ones, which is necessary for improving quantitative precipitation estimation (QPE). Detection of the major hydrometeor type in meteorological echoes can also be done with fuzzy logic algorithms, as proposed by Al-Sakka et al. (2013), for example. Another application of DPOL variables, for QPE improvements, is to use new relationships between horizontal reflectivity (Z_{HH}), DPOL variables and rain rate, as in the Joint Polarization Experiment (Ryzhkov et al., 2005).

Nowadays, however, only the horizontal reflectivity and the Doppler wind are operationally exploited in the retrieval of initial conditions of NWP models. From a data assimilation (hereafter DA) point of view, the challenge is to extract useful information about the main control variables from Z_{HH} , which is an indirect observation of model variables. At Météo France, a two-step method is operationally performed in the AROME-France model (Wattrelot et al., 2014). First, a radar observation operator, based on the Rayleigh's scattering theory, is used to simulate horizontal reflectivity within the model geometry. To do so, the same equation as Eq. (1) described in Sect. 2.1.2 is used. This operator accounts for scattering by rainwater, snow, primary ice and graupel (Caumont et al., 2006). Then, an interpolation of Z_{HH} onto the radar main lobe by a Gaussian function is performed. From simulated Z_{HH} , pseudo-profiles of relative humidity are retrieved using a 1D Bayesian inversion (as described by Caumont et al., 2010). In the second step, these pseudo-profiles are assimilated into a three-dimensional variational (3D-Var) system. In this approach, the complex linearization of the reflectivity observation operator is avoided. For any further details, please refer to Caumont et al. (2006, 2010) and Wattrelot et al. (2014). Such a procedure is also used operationally at JMA (Ikuta and Honda, 2011) and by some

countries of the HIRLAM community (Ridal and Dahlbom, 2017). Other NWP models (e.g., UKV at the Met Office or HRRR at NOAA) make use of Z_{HH} (or radar-based precipitation rate analysis in the case of the UKV) through latent heat nudging procedures (see, again, Gustafsson et al., 2018 for details). At Météo France, Doppler winds are also assimilated into the AROME-France model, but independently of horizontal reflectivities. Montmerle and Faccani (2009) show that assimilating Doppler winds clearly improves storm dynamic and precipitation forecasts, especially when low-level wind convergence is sampled. A range of studies have been also undertaken to assimilate Doppler wind and Z_{HH} using methods based on ensemble Kalman filter (EnKF) (e.g., Tong and Xue, 2005; Dowell et al., 2011 or Bick et al., 2016), mostly for case studies. These methods avoid the linearization of observation operators and can quite straightforwardly consider hydrometeors in the control variable, but they are particularly prone to sampling noise.

In this paper, preliminary work is presented in order to prepare the assimilation of DPOL variables in a convective-scale variational DA system. Such a system is based on the minimization of a cost function, which is composed of two terms defining distances (i) between the model state and a background and (ii) between the model state in the observation space and the observations. The second term requires nonlinear (hereafter NL) observation operators in order to retrieve the model equivalent of every observation at their locations. Statistics between observed and simulated values (called innovations) are used at this stage to quantify the performance of the model in this particular space and to perform quality controls in order to produce innovation distributions that are close to a Gaussian shape, such conditions leading to optimal variational DA results. In this study, the NL observation operator described by Augros et al. (2015) is used to simulate DPOL variables from the AROME-France model. This operator is based on the T-matrix approach, which describes scattering by particles (Waterman, 1965). This approach has been used in several studies. For instance, in Bringi et al. (1986), it allows us to study the melting of the graupel by simulating the differential reflectivity Z_{DR} . It is also used in the observation operator proposed by Jung et al. (2008), with a one-moment bulk microphysical scheme, to simulate all DPOL variables. A more complex observation operator has then been proposed by Ryzhkov et al. (2011) with a spectral microphysical scheme. Even though it leads to more physically coherent results, its computational cost is not yet compatible with operational NWP requirements.

When error Gaussianity and operator linearity are respected, the cost function of a variational DA system is close to a quadratic function for which the minimum can be easily obtained by, e.g., the method of least squares. The estimation of its gradient, which needs linearized versions of the observation operators, is then required. For operators related to precipitation, this is not straightforward as cloud microphysical processes are often highly nonlinear due to the presence

of on–off switches (Sun, 2005). Furthermore, Errico et al. (2007) pointed out that these nonlinearities can severely affect the analysis. Such difficulties explain why the 1D+3D-Var approach has been initially preferred in AROME-France as discussed above. In their first attempt to assimilate Z_{HH} in a 4D-Var, Sun and Crook (1997) did indeed find better results when simply retrieving the rain mixing ratio from an empirical relationship with Z_{HH} instead of directly assimilating Z_{HH} by using an NL observation operator. This approach based on empirical relationships has been more recently extended to solid precipitating species by Gao and Stensrud (2011). Other attempts of direct assimilation of Z_{HH} with encouraging results have been made in 3D-Var (Wang et al., 2013b) and 4D-Var (Wang et al., 2013a; Sun and Wang, 2013). Nevertheless, no operational applications have been performed yet, particularly because only warm microphysical processes are considered. In this paper, before trying to linearize the highly NL DPOL observation operator, its Jacobians have been computed in order to study the sensitivity of simulated polarimetric variables to hydrometeor content perturbations.

The main goal of this paper is to study an observation operator of DPOL variables in order to determine its properties and suitability for DA, especially for hydrometeor contents initialization in the variational context of the AROME-France convective-scale NWP model. No assimilations are thus performed yet, and only results in the observation space are discussed at this point. The behavior of the operators presented in this paper in a variational DA system will be the focus of a future paper. Section 2 first describes the NL observation operator, a quantification of its errors and examples of DPOL variables simulation for different meteorological situations simulated by AROME-France. In Sect. 3, innovation statistics are discussed and used to perform quality controls on polarimetric observations. Finally, Sect. 4 focuses on the DPOL observation operator Jacobians to determine the validity of the linearity hypothesis and to quantify the sensitivity of DPOL variables to the various simulated hydrometeor contents. Conclusions and perspectives from this study are given in Sect. 5.

2 A nonlinear polarimetric radar observation operator (HDPOL)

2.1 HDPOL description

2.1.1 Generalities

The $\mathcal{H}_{\text{DPOL}}$ observation operator has been developed by Augros et al. (2015), and only the main characteristics are summarized here. It uses the T-Matrix method (Mishchenko and Travis, 1994) to compute the backscattering coefficients according to frequency, temperature and type of hydrometeors. The microphysical scheme used to predict hydrometeor

contents is the one from the AROME model. This scheme, called ICE3, is a one-moment microphysical scheme with water vapor and five hydrometeors species: cloud droplets, rain, snow, pristine ice and graupel (Caniaux et al., 1994; Pinty and Jabouille, 1998). In the present study, only the last four have been used for the DPOL simulations, in addition to a melting species which has the characteristics of melting graupel. This melting species represents the sum of the three solid hydrometeor contents when temperature is above 0 °C. In this microphysical scheme, the particle size distribution (PSD) of each hydrometeor is expressed as the product between the total number concentration N_0 and generalized Gamma distribution. The slope parameter used to characterize the PSD shapes depends upon the hydrometeor content M (expressed in kilograms per cubic meter), this last being the ratio between the hydrometeor content (expressed in kilograms per kilogram) and the density of an air parcel. The parameters describing the hydrometeor PSDs are given in Table 1 of Caumont et al. (2006).

Two other parameters are required for the backscattering coefficient computation: the hydrometeor shape and the dielectric constant. The latter, which describes how a material reacts to the application of electrical field, is simulated by the Debye model for raindrops (Caumont et al., 2006), and by the Maxwell–Garnett mixing formula for ice particles (Ryzhkov et al., 2011). This last formula allows us to consider solid hydrometeors as ice particles with air inclusions. For melting hydrometeor species, a dielectric constant is computed with a weighted Maxwell–Garnett mixing formula (Matrosov, 2008), which permits us to consider melting species as liquid water inclusions in ice and as ice inclusions in liquid water, depending upon liquid water and graupel fractions. For hydrometeor diameters lower than 0.5 mm, all particles are regarded as spherical (axis ratio of 1). For larger diameters, the axis ratios depend upon the hydrometeor types. Rain drops are described as spheroids, with an aspect ratio depending on diameter, in order to account for the flattening which is proportional to their size (Brandes et al., 2002). Concerning snow particles, a spheroid shape is also assumed with axis ratios linearly decreasing from 1 to 0.75 when the particle diameter increases from 0.5 to 8 mm. For higher diameters, the minimum value of 0.75 is kept. The same characteristics are used for graupel and for melting hydrometeor species, but with axis ratios linearly decreasing from 1 to 0.85. Finally, pristine ice is simulated as spherical. All these parameters have been proposed by Augros et al. (2015) as a result of sensitivity studies.

2.1.2 Simulated DPOL variables

Once the hydrometeors characteristics are defined, the T-matrix method is used to compute the backscattering coefficients for different values of particle diameters, radar elevations, temperatures and water contents (as listed in Table 1 of Augros et al., 2015). These coefficients are then integrated

over diameters and stored in look-up tables to speed up computations. They are then used for the computation of the four DPOL variables of interest from the following equations:

$$Z_{\text{HH},\text{VV}} = 10 \log(Z_{\text{hh}}, Z_{\text{vv}}) \\ = 10 \log \left(10^{18} \frac{4\pi\lambda^4}{\pi^5 |K_w|^2} \sum_{i=1}^n \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} |S_{\text{HH}_i, \text{VV}_i}^{\text{b}}(D)|^2 N_i(D) dD \right), \quad (1)$$

where Z_{HH}^1 and Z_{VV} represent, respectively, the horizontal and vertical reflectivities (in decibels relative to Z), Z_{hh} (Z_{vv}) the horizontal reflectivity (vertical reflectivity) expressed in radar reflectivity in linear units ($\text{mm}^6 \text{m}^{-3}$), λ the wavelength (in meters), $|K_w|^2$ the dielectric factor, function of the dielectric constant, $N_i(D)$ the number of particles with a diameter D for the hydrometeor type i , and $S_{\text{HH}_i}^{\text{b}}$ and $S_{\text{VV}_i}^{\text{b}}$ the horizontal and vertical backscattering coefficients, respectively, the b exponent standing for “backward”.

$$Z_{\text{DR}} = 10 \log \left(\frac{Z_{\text{hh}}}{Z_{\text{vv}}} \right), \quad (2)$$

with Z_{DR} being the differential reflectivity (in decibels). This variable brings information on target aspect ratio and phase. It can be explained by its dependence upon the ratio between the horizontal and vertical reflectivity when expressed in radar reflectivity in linear units. For spherical hydrometeors (i.e., with equivalent horizontal and vertical cross sections), Z_{DR} is equal to 0 dB. This variable will be positive (negative) when the hydrometeor horizontal dimension is larger (smaller) than the vertical one. Z_{DR} is very sensitive to the hydrometeor dielectric factor: liquid hydrometeors will have a higher Z_{DR} value than the solid ones with a similar shape and size distribution.

ρ_{HV} expresses the co-polar correlation coefficient:

$$\rho_{\text{HV}} = \frac{\left| \sum_{i=1}^n \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} S_{\text{HH}_i}^{\text{b}}(D) \times S_{\text{VV}_i}^{\text{b}}(D) N_i(D) dD \right|}{\sqrt{\sum_{i=1}^n \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} |S_{\text{HH}_i}^{\text{b}}(D)|^2 N_i(D) dD \times \sum_{i=1}^n \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} |S_{\text{VV}_i}^{\text{b}}(D)|^2 N_i(D) dD}}. \quad (3)$$

This quantity gives information on homogeneity. When a large variety of hydrometeor sizes, shapes, phases and orientations are represented in the observed volume, ρ_{HV} values will be close to 0.

The specific differential phase K_{DP} (in degrees per kilometer), is defined as

$$K_{\text{DP}} = 10^3 \lambda \frac{180}{\pi} \sum_{i=1}^n \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} \Re(S_{\text{HH}_i}^{\text{f}} - S_{\text{VV}_i}^{\text{f}}) N_i(D) dD, \quad (4)$$

where $\Re(S_{\text{HH}_i}^{\text{f}} - S_{\text{VV}_i}^{\text{f}})$ expresses the difference between the real part of the forward horizontal and vertical scattering coefficients (with the f exponent meaning “forward”). This polarimetric variable expresses the phase difference between

¹The reader should note that “horizontal reflectivity” (Z_{HH}) in this paper relates to the horizontal equivalent reflectivity.

the horizontal and vertical polarized electromagnetic (EM) wave between a specific distance. In the case of spherical hydrometeors, the same amount of matter will be crossed by these two waves. Therefore, no phase difference will be observed. For nonspherical particles, the horizontally and vertically polarized EM wave will have to cross different amounts of matter, which will cause a phase difference. Because this variable only depends upon the phase difference and not upon the cross section, it is affected neither by attenuation nor by geographical masks.

2.2 Illustration of a case study

To assess qualitatively the ability of $\mathcal{H}_{\text{DPOL}}$ to simulate DPOL variables, PPIs (plan position indicators) of the different DPOL variables are compared for one particular meteorological case. On the 10 October 2018, an important convective event strikes the South of France, mainly because of a strong southwesterly flow that took place off the coast over the Mediterranean sea. It represented an important source of humidity, and, because of low-level convergence due to orography, strong precipitation occurred over the Var, Bouches-du-Rhône and Gard departments. Such meteorological events are quite common over the Mediterranean region. For instance, Llasat et al. (2010) report that, between 1990 and 2006, 185 flash-flood events occurred around the Mediterranean basin, and about half of them happened during the autumn season. The meteorological event which took place on the 10 October 2018 produced more than 100 mm of rain in 24 h over a large area of the Var department, and locally more than 150 mm, with flash floods causing two casualties. In addition to the heavy precipitation, strong wind gusts of up to 100 km h^{-1} were observed. Meteorological fields from a 1 h AROME-France forecast, valid at 14:00 UTC, were used as input to $\mathcal{H}_{\text{DPOL}}$.

Figure 1 represents the observed and the simulated DPOL variables during this event, using the S-Band Collobrières radar located along the French Mediterranean coast (indicated by a dark cross), for an elevation angle of 2.2° . The simulated hydrometeor mixing ratios from the 1h AROME-France forecast have been interpolated on the radar beam for the same elevation angle (Fig. 2). All observations have been filtered with the methodology described in Sect. 3.1. This particular radar is part of the French radar network ARAMIS (Tabary, 2007), which, in 2019, was composed of 31 weather radars, 28 having a DPOL capacity.

The Z_{HH} observations show a narrow band of very high values over the sea near the radar, locally reaching more than 50 dBZ. An area of medium to high values (20 to 40 dBZ) is located inland in the northwest quadrant, while an extended stratiform area of Z_{HH} values above 15 dBZ is located further offshore. When examining the simulations, high values of Z_{HH} with comparable values are also present close to the radar, however covering a wider area than in the observations. The inland area of Z_{HH} is well represented, but with

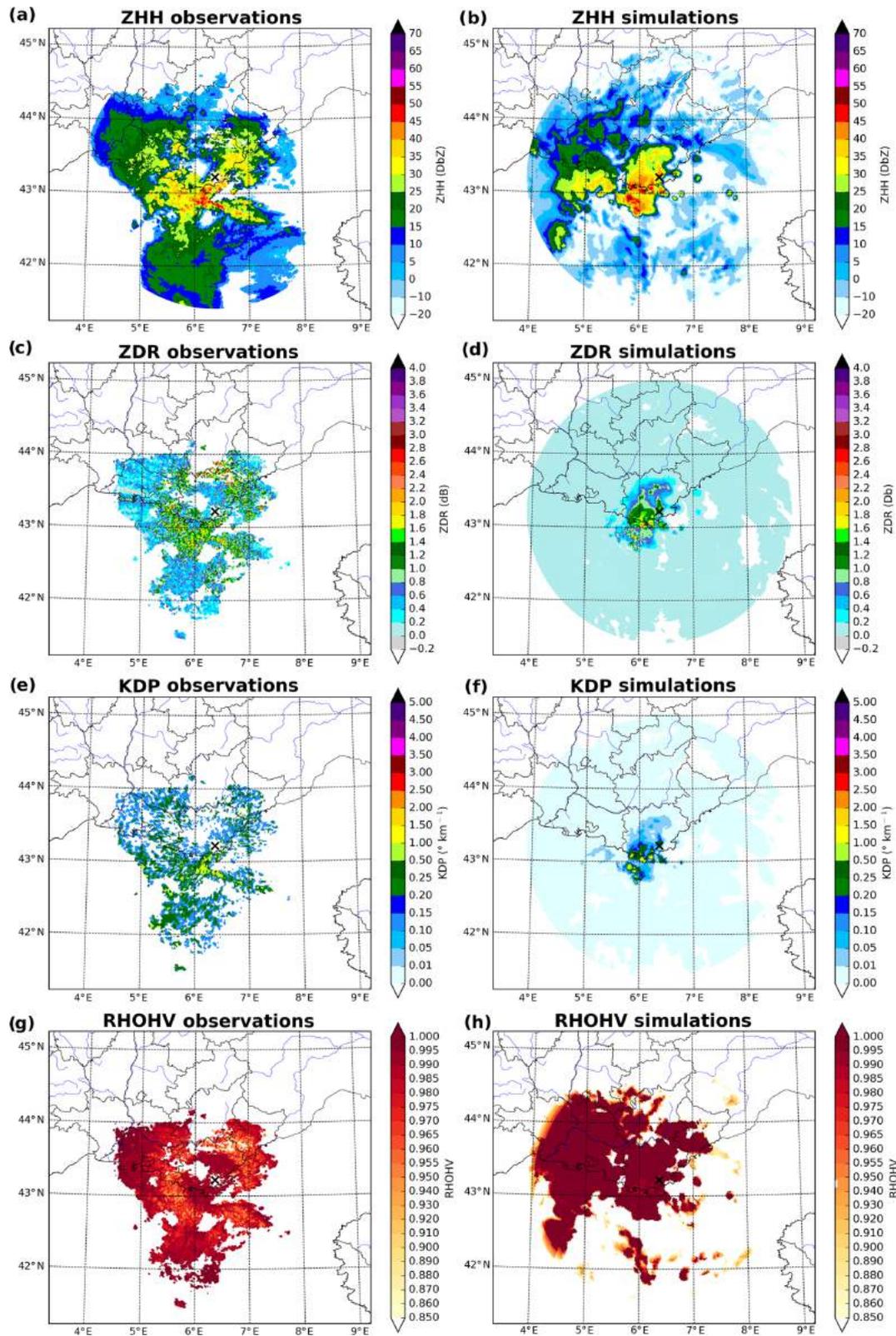


Figure 1. Observed (a, c, e, g) and simulated (b, d, f, h) Z_{HH} (a, b), Z_{DR} (c, d), K_{DP} (e, f) and ρ_{HV} (g, h) for the Collobrières radar the 10 October 2018 at 14:00 UTC (elevation: 2.2°).

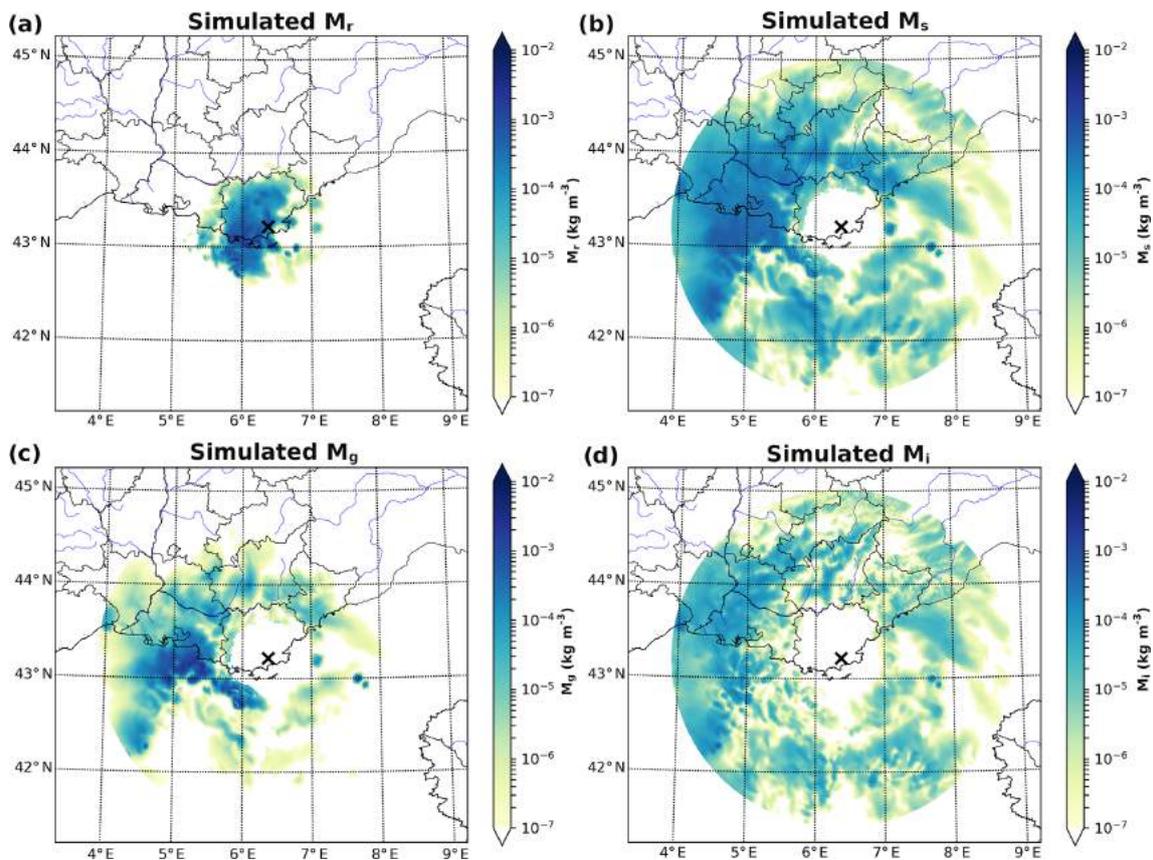


Figure 2. Hydrometeor mixing ratios from a 1h AROME-France forecast valid the 10 October 2018 at 14:00 UTC for (a) rain, (b) snow, (c) graupel and (d) pristine ice.

lower values than observed. Finally, for the southern part of the precipitating system far from the radar, Z_{HH} is clearly underestimated. Since solid hydrometeors are present in this area, as displayed in Fig. 2, either AROME-France did not simulate sufficient amounts of it or such an underestimation comes from the observation operator. A combination of these two hypotheses could also explain these differences.

In agreement with areas of large Z_{HH} values, observed Z_{DR} can locally reach between 2.0 to 2.8 dB (Fig. 1c). Elsewhere, values are predominantly lower than 1 dB, with many small spots of higher values. Considering the simulations (Fig. 1d), the range of values are close to the observations in the area where simulated rain prevails. Nevertheless, as for simulated Z_{HH} and contrary to what is observed, the range of values decreases with distance, which is typical of an evolution from convective liquid precipitation to more spherical solid hydrometeors. As solid hydrometeors are simulated in those areas (see, again, Fig. 2), comparison to observations clearly reflects the inability of the ICE3 microphysical parameterization to represent the observed variability of hydrometeors, particularly in the ice phase.

The observed and simulated specific differential phase K_{DP} values are compared in Fig. 1e, f. In both cases, values

up to $1.5^\circ \text{ km}^{-1}$ are locally displayed in the main convective area close to the radar, which is characterized by intense rainfall. As for Z_{DR} , the area of the largest simulated Z_{HH} values is associated with significant K_{DP} values. Elsewhere, however, K_{DP} values are close to zero. In general, these high amounts of zero or close to zero values for K_{DP} or Z_{DR} are associated with locations where the simulated Z_{HH} is lower than 20 dBZ, corresponding to small amounts of hydrometeor contents simulated by AROME-France.

In Fig. 1g and h, only co-polar correlation coefficient values higher than 0.85 are displayed, lower ones being associated with non-meteorological echoes. Concerning the observations (Fig. 1g), the ρ_{HV} values are very close to 1 in the area of large Z_{HH} values, mostly composed of liquid hydrometeors. Then, a ring of values between 0.9 and 0.98 is displayed, denoting the solid hydrometeors melting within the so-called bright band. Far from the radar, ρ_{HV} values increase up to 1, indicating more homogeneous solid hydrometeor distributions. In the simulation (Fig. 1h), most of the areas where Z_{HH} is above 20 dBZ are associated with a ρ_{HV} close to 1, corresponding to very homogeneous scenes. Furthermore and contrary to what has been observed, the melting layer is not visible in the simulation. Far from the radar and

in regions where the hydrometeor contents are low, the simulated ρ_{HV} decreases significantly, reaching values of less than 0.1 (not shown). It corresponds to areas where snow and ice contents are similar (see, respectively, Fig. 2b and d). Due to this specific condition, each hydrometeor type influences equally the computation of ρ_{HV} . Nevertheless, due to the large differences between the characteristics of each hydrometeor type (listed in Sect. 2.1.1), a large non-homogeneity is induced and leads to low ρ_{HV} values. Nevertheless, as such values are usually associated with non-meteorological echoes, these non-realistic simulated values are discarded. These results show the strong limitation of \mathcal{H}_{DPOL} for simulating realistic values of ρ_{HV} .

Considering all case studies (Table 1), it was generally found that realistic simulations of DPOL variables can be obtained especially in regions where liquid precipitation occur. In the presence of solid hydrometeors, the simulation of Z_{DR} , K_{DP} and ρ_{HV} increases in complexity and comparisons with observation show large differences. It also appears that simulated Z_{HH} can be underestimated when only solid hydrometeors are present. The same patterns have been obtained for both S-band and C-band radar simulations, confirming the results of Augros et al. (2015). These misrepresentations are probably partly due to hypotheses done in \mathcal{H}_{DPOL} on the hydrometeor shapes and aspect ratios, on their PSDs, and on their dielectric constants. Indeed, these specified parameters might not be adequate for all meteorological situations. This is especially true for solid hydrometeors, for which the simulation of DPOL variables is particularly complex and dependent on hydrometeor characteristics simulated by the ICE3 microphysical scheme that does not describe them in enough detail.

2.3 Assessment of model errors

In order to describe the uncertainties associated with the simulation of DPOL variables, the impact of changes to three \mathcal{H}_{DPOL} main input variables has been examined. These variables are the dielectric constant, the hydrometeor aspect ratio and the hydrometeor oscillation with respect to the horizontal plane. For each type of hydrometeors, these parameters have been tested independently by applying a perturbation to the default value. For each parameter change, the look-up tables have been recomputed and a new simulation performed. Six different meteorological cases sampled by S-band radars of the French ARAMIS network (Tabary, 2007) (Table 1) have been chosen and, coupled with a set of 23 different configurations, it leads to a total of 138 different simulations. Standard deviations have been computed for each combination of input parameters listed in Table 2 and for each radar elevation. It can be noted that the oscillation parameter, for which physically realistic values described in Ryzhkov et al. (2011) have been used, has not been perturbed for primary ice which is represented by spheres in ICE3. For the dielec-

Table 1. Simulated meteorological cases used to assess simulation uncertainties. The two radars of interest operate in S-band. Times are expressed in UTC.

Date	Radar
19 October 2017 06:00	Nîmes
5 February 2018 19:00	Nîmes
29 May 2018 16:00	Nîmes
9 August 2018 06:00	Nîmes
7 October 2018 03:00	Collobrières
10 October 2018 14:00	Collobrières

tric constant and the hydrometeor aspect ratios, positive and negative relative perturbations have been considered.

The results are displayed in Fig. 3 for each DPOL variable. The first noticeable information about Z_{HH} uncertainties is the two quasi-linear tendencies observed near 0 and 1 dBZ. The first one, around 0.1 dBZ, is induced by the perturbation of the rain aspect ratios (not shown). It was found that this behavior comes from thresholds present in the computation of the backscattering coefficients. The second quasi-linear signal, around 0.9 dBZ, appears to be mostly dependent upon the perturbation of graupel dielectric constant, without being constrained by a threshold. Overall, the uncertainty in Z_{HH} appears to be mostly dependent upon the representation of the three types of solid hydrometeors. Indeed, each uncertainty value higher than 0.2 dBZ in Fig. 3a is associated with a perturbation of a parameter used to represent solid hydrometeors, especially the dielectric constant. For Z_{DR} , a maximum spread around 0.6 dB is displayed. It also comes from thresholds in the backscattering coefficient computations for the rain aspect ratio. Overall, there is more variability for cases where the simulated Z_{DR} is below 0.5 dB, which expresses a higher sensitivity of \mathcal{H}_{DPOL} to parameters describing frozen hydrometeors or small raindrops. The raindrop aspect ratio parameter explains the major part of the uncertainties appearing on Z_{DR} simulation. Nevertheless, a small part of these uncertainties can also be explained by the dielectric constant of solid hydrometeors. Very small uncertainties have been found for ρ_{HV} simulations. Indeed, no matter the perturbed parameter, the highest uncertainty is lower than 1.10^{-3} . Concerning K_{DP} , a quasi-linear threshold of sensitivity is displayed. As for the spread distribution of the other DPOL variables (excepted ρ_{HV}), it comes from the rain aspect ratio. This parameter also explains the major part of the variability of K_{DP} uncertainties.

The results of these sensitivity tests show that Z_{HH} is sensitive to assumptions made on the simulation of the backscattering coefficients for the different hydrometeor types, especially for the solid ones. Indeed, it appears that Z_{HH} uncertainties are, for their major part, explained by the hypotheses regarding the dielectric constant of solid hydrometeors. Then, this could explain the underestimates found for sim-

Table 2. Parameters modified to study uncertainties in the $\mathcal{H}_{\text{DPOL}}$ operator.

Default configuration				Perturbed configurations		
	Dielectric constant	Aspect ratio	Oscillation	Dielectric constant	Aspect ratio	Oscillation
Rain	Debye	Brandes	0°	Debye ±5 %	Brandes ±20 %	5°; 10°
Snow	MG*	If $d < 0.5$ mm: 1.0; if $0.5 \geq d < 8.0$: LD*; else: 0.75	0°	MG* ±5 %	Snow default ±20 %	10°; 20°
Ice	MG*	1.0	0°	MG* ±5 %	Ice default ±20 %	–
Graupel	MG*	If $d < 0.5$ mm: 1.0; if $0.5 \geq d < 10.0$: LD*; else: 0.85	0°	MG* ±5 %	Graupel default ±20 %	10°; 20°

* LD stands for linear decrease and expresses the linear aspect ratio decrease with the hydrometeor diameter increase between the two threshold diameter values; MG stands for Maxwell–Garnett.

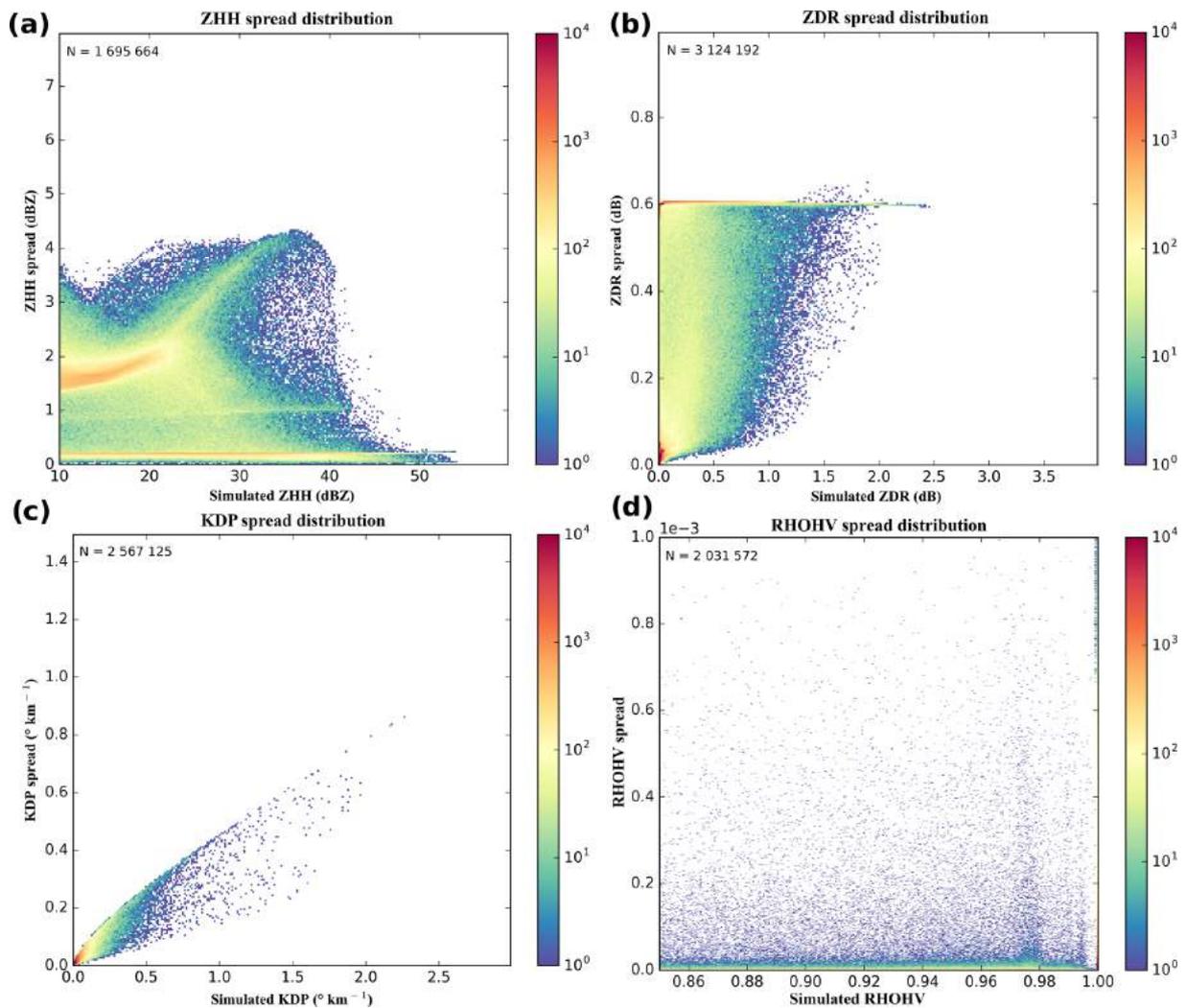


Figure 3. Simulation uncertainty for (a) Z_{HH} , (b) Z_{DR} , (c) K_{DP} and (d) ρ_{HV} . N represents the sample size.

ulated Z_{HH} in the presence of solid hydrometeors (Fig. 1). By contrast, the other DPOL variables appear to be less sensitive to choices made for solid hydrometeors than for liquid ones. Even if DPOL variables are highly influenced by hydrometeor dielectric constants, they are also known to be dependent upon hydrometeor shapes. For Z_{DR} and K_{DP} , uncertainties have been found in the simulations for raindrop aspect ratio perturbations, while, for solid hydrometeors, no uncertainties or very small ones have been found by perturbing their aspect ratios. These results can be explained by the one-moment microphysical scheme ICE3 that characterizes hydrometeors and related processes. Indeed, the PSDs are deduced from the hydrometeor contents and from constant parameters in order to characterize the generalized Gamma distributions (see, again, Table 1 in Caumont et al., 2006). Concerning the hydrometeor shapes, oblate spheroids appear to be a good approximation of raindrop shapes, while it might be very limiting for solid hydrometeors that exhibit a large diversity of shapes. For example, Liu (2008) proposed the use of 11 solid particle shapes along with the discrete dipole approximation (DDA) method in order to compute more realistic scattering. Clearly, the T-matrix method is comparatively limited, as it is only applicable to spheres and rotationally symmetrical particles.

A similar study to the one presented here with S-band radars has been conducted with 11 different meteorological cases, but with C-band radars (not shown). Comparable results have been obtained, the spread being nevertheless slightly larger for Z_{HH} values higher than 30 dBZ, for Z_{DR} values higher than 1 dB and for the total range of K_{DP} values. These results highlight the dependence of simulated DPOL variables upon the wavelength. As suggested by the range of values affected by a larger spread, Mie diffusion occurs for large hydrometeors with C-band radars.

Nevertheless, despite choices made in $\mathcal{H}_{\text{DPOL}}$ and, as discussed in Sect. 2.2, the polarimetric observation operator is able to simulate DPOL variables in the presence of liquid and solid hydrometeors, as shown for instance in Fig. 1d for Z_{DR} . As discussed at the end of the next section, model errors that have been quantified in this sensitivity study will be considered for specifying a proxy of the observation error standard deviations, in addition to measurement and representativeness errors. Such values could then be used as diagonal elements of an observation error covariance matrix \mathbf{R} necessary for variational DA studies.

3 Statistics of innovations

As explained previously, the optimality of variational DA requires Gaussianity of errors. For that purpose, innovation statistics (differences between observation and model counterparts) are examined. An ad hoc quality control could then be defined in order to improve Gaussianity. In this study, such statistics have been computed for 12 contrasted meteorologi-

Table 3. Meteorological cases selected to study the innovation statistics of DPOL variables. Times are expressed in UTC.

Date	Radar
17 January 2018 03:00	Trappes
14 February 2018 13:00	Toulouse
14 February 2018 13:00	Grèzes
26 May 2018 12:00	Momuy
6 June 2018 00:00	Trappes
29 July 2018 07:00	Plabennec
10 October 2018 14:00	Collobrières
24 April 2019 14:00	Nancy
25 April 2019 13:00	Toulouse
8 May 2019 04:00	Grèzes
10 May 2019 16:00	Toulouse
10 May 2019 19:00	Trappes

cal cases, encompassing convective and stratiform precipitation. Among those cases, only the Collobrières case has been observed by an S-band radar, while the others have been sampled by C-band radars (see Table 3). The geographical radar location is given in Fig. 1 from Tabary (2007).

3.1 Data preprocessing

Several filters are applied to the observations, principally to remove non-meteorological echoes and regions of too low a signal-to-noise ratio (SNR). Non-meteorological echoes are filtered using an echo type determination algorithm developed by Gourley et al. (2007). A second filter removes possible remaining ones by excluding pixels for which ρ_{HV} values are lower than 0.85. The third filter uses a threshold on SNR values. Tabary et al. (2013) explain that polarimetric variables are very sensitive to noise and, for safety reasons, all pixels with an SNR value lower than 15 dB are discarded. Finally, a median filter is applied to remove all residual isolated noisy data.

Figure 4 shows the effects of these filters on Z_{DR} values observed during a convective event that occurred in the Paris area. In Fig. 4a, ground clutters, characterized by high Z_{DR} values, are present close to the radar. Medium to very strong values can also be observed along two different azimuths. These patterns are often due to WLAN (wireless local area network) interferences. In Fig. 4b, those patterns are not present anymore, thanks to the application of the various filters. One can note that other features, located far from the radar, have also been removed. They correspond to data with SNR values lower than 15 dB.

3.2 Results

In order to quantify the effect of the filters, innovations have been computed on non-filtered and filtered observations. Figure 5a shows that filtering the Z_{HH} observations leads to a small decrease in the bias and standard deviation values:

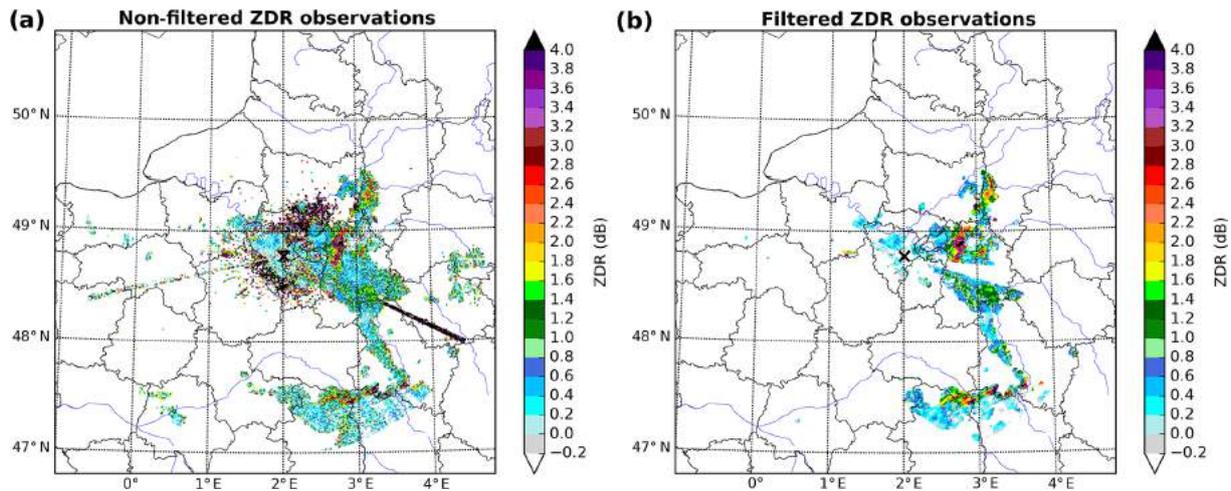


Figure 4. Filtering effects on Z_{DR} observed by the Trappes radar during a convective event on June 2018 06:00 UTC, for an elevation of 0.4° .

from 3.22 to 3.18 dBZ and from 11.44 to 11.15 dBZ, respectively. Concerning Z_{DR} (Fig. 5b), the filtering leads to strong changes in the innovation statistics. Indeed, the bias decreases from 0.37 to 0.33 dB, while the standard deviation drops from 1.26 to 0.55 dB. For K_{DP} (Fig. 5c), filters do not influence innovation statistics. The use of filters mostly affects the negative part of ρ_{HV} innovations (Fig. 5d), by removing simulated values close to 1. Overall, these results show small modifications of innovations statistics, except for Z_{DR} . For the latter, quality controls appear to be critical and allow us to discard about 43 % of spurious Z_{DR} observations. The innovation distributions appear to have a Gaussian shape for Z_{HH} and Z_{DR} , while it is not the case for K_{DP} and ρ_{HV} .

In order to study if these conclusions depend on the hydrometeor phase, innovation statistics have been computed for different vertical levels. Figure 6 represents such distributions over altitude for the studied DPOL variables, when filters are applied. The Z_{HH} innovation distribution (Fig. 6a) exhibits a positive bias which tends to slightly increase with altitude. It expresses underestimations done in the presence of solid-phase hydrometeors that have been already noted, especially for pristine ice which is present at high altitudes. One can note a small asymmetry present in the innovation distribution below 4 km. Indeed, in this part of the atmosphere, a larger number of innovation values are represented in the distribution between 40 to 60 dBZ than in the symmetrical negative part. Depending upon the meteorological situation, this range of altitudes correspond to the melting layer. Large positive innovations in this particular area can highlight melting layer misrepresentations in \mathcal{H}_{DPOL} which lead to Z_{HH} underestimations. Same phenomenon is present for other DPOL variables for this range of altitudes, especially for the differential reflectivity. About Z_{DR} (Fig. 6b), a positive bias indicates an underestimation in the simulations. Nevertheless, for altitudes higher than 10 km, the bias drops

to nearly 0 dBZ values. Concerning K_{DP} (Fig. 6c), innovations show a small bias which slightly increases with altitude. Below 7 km, the innovation spread shows underestimations and overestimations done in simulations, while above 7 km, innovations are always positive, indicating systematic K_{DP} underestimations with \mathcal{H}_{DPOL} at those levels, in the presence of solid hydrometeors. By contrast, ρ_{HV} innovation distributions (Fig. 6d) show a negative bias, indicating overestimations in the simulations.

To better understand the behavior of innovations, separated distributions of simulated and observed values are examined. Figure 7 represents the distributions of first-guess and observation distributions for Z_{HH} and Z_{DR} . Concerning Z_{HH} , first-guess and observation distributions (Fig. 7a and b, respectively) look very similar for values above 20 dBZ, which shows the \mathcal{H}_{DPOL} capacity to simulate such variables in the presence of medium to heavy precipitation. Between 10 and 20 dBZ, the number of observations is larger than the simulated ones, which reflects the \mathcal{H}_{DPOL} underestimation of Z_{HH} in the solid phase already pointed out. Between 0 and -10 dBZ, the number of simulated values is higher than the observed ones, denoting \mathcal{H}_{DPOL} capacity to simulate small values in the presence of very low hydrometeor contents. Simulated values below -10 dBZ, which are generally close to the radar SNR, cannot be considered for the assimilation and thus have been discarded.

Concerning Z_{DR} , first-guess and observation distributions (Fig. 7c and d, respectively) appear to be quite different. For positive Z_{DR} values, both distributions are similar, especially for small values. Indeed, the higher the Z_{DR} value is, the larger is the difference between first-guess and observation distributions. It comes from the complexity of Z_{DR} simulations, especially in the presence of solid hydrometeors, where large underestimations occur. In addition, a large fraction near 0 dB in the simulations is not represented in

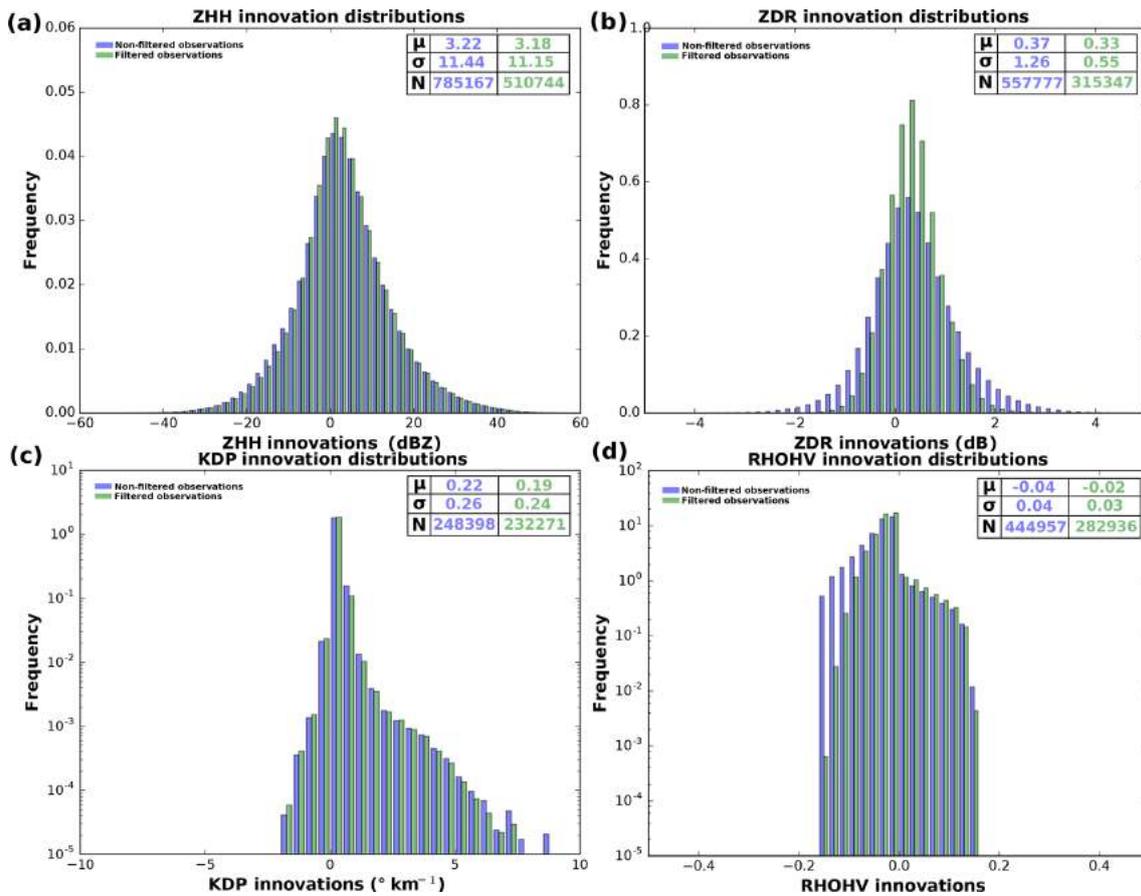


Figure 5. Innovations without (blue histograms) and with (green histograms) filters on observations for (a) Z_{HH} , (b) Z_{DR} , (c) K_{DP} and (d) ρ_{HV} . μ represents the innovation bias, σ the innovation standard deviation and N the sample size.

the observations. Finally, the negative Z_{DR} values in the observations have not been simulated by \mathcal{H}_{DPOL} . They correspond to hydrometeors with larger vertical axes than horizontal ones. As such a hydrometeor shape is not represented in \mathcal{H}_{DPOL} , simulated Z_{DR} cannot reach negative values. Physically, such values are usually associated with particular situations in convective events which can cause preferential vertical orientation of solid hydrometeors, as electrification processes (Kumjian, 2013a).

Figure 8 is similar to Fig. 7, but for K_{DP} and ρ_{HV} and only in the presence of liquid hydrometeors. The K_{DP} first-guess distribution (Fig. 8a), in comparison to the observations distribution (Fig. 8b), emphasizes the large underestimations of the simulations. Indeed, the largest simulated K_{DP} values are about $2.0^\circ \text{ km}^{-1}$, while the maximal observed one reaches $7.5^\circ \text{ km}^{-1}$. This leads to an innovation distribution which is far from Gaussian, with a strong positive bias (see Fig. 5c). To be able to assimilate this variable, a strict data selection should be done. Regarding ρ_{HV} , most of simulated values are very close to 1.0 (Fig. 8d), while the observed values range between 0.90 and 1.0. These results reinforce the lack of variability of simulated ρ_{HV} values found in Sect. 2 and lead to

an innovation distribution which is far from Gaussian (see Fig. 5d).

These innovation statistics can also be used to define an approximation of observation standard deviations. Indeed, Errico et al. (2000) explain that, if innovation PDFs are normally distributed,

$$\sigma_d^2 = \sigma_o^2 + \sigma_b^2, \tag{5}$$

with σ_d^2 being the variance of the innovation PDFs and σ_o^2 and σ_b^2 being, respectively, the observation and the background error variances. In order to obtain a very first approximation of the observation standard deviation σ_o , it can be assumed that σ_o and σ_b are equivalent. In such conditions,

$$\sigma_o = \frac{\sigma_d}{\sqrt{2}}. \tag{6}$$

Values of $\sigma_o(Z_{HH}) = 7.88 \text{ dBZ}$, $\sigma_o(Z_{DR}) = 0.39 \text{ dB}$, $\sigma_o(K_{DP}) = 0.17^\circ \text{ km}^{-1}$ and $\sigma_o(\rho_{HV}) = 0.02$ have been found. Nevertheless, such values must be refined, especially for K_{DP} and ρ_{HV} , for which Gaussianity has not been found in the innovation PDFs.

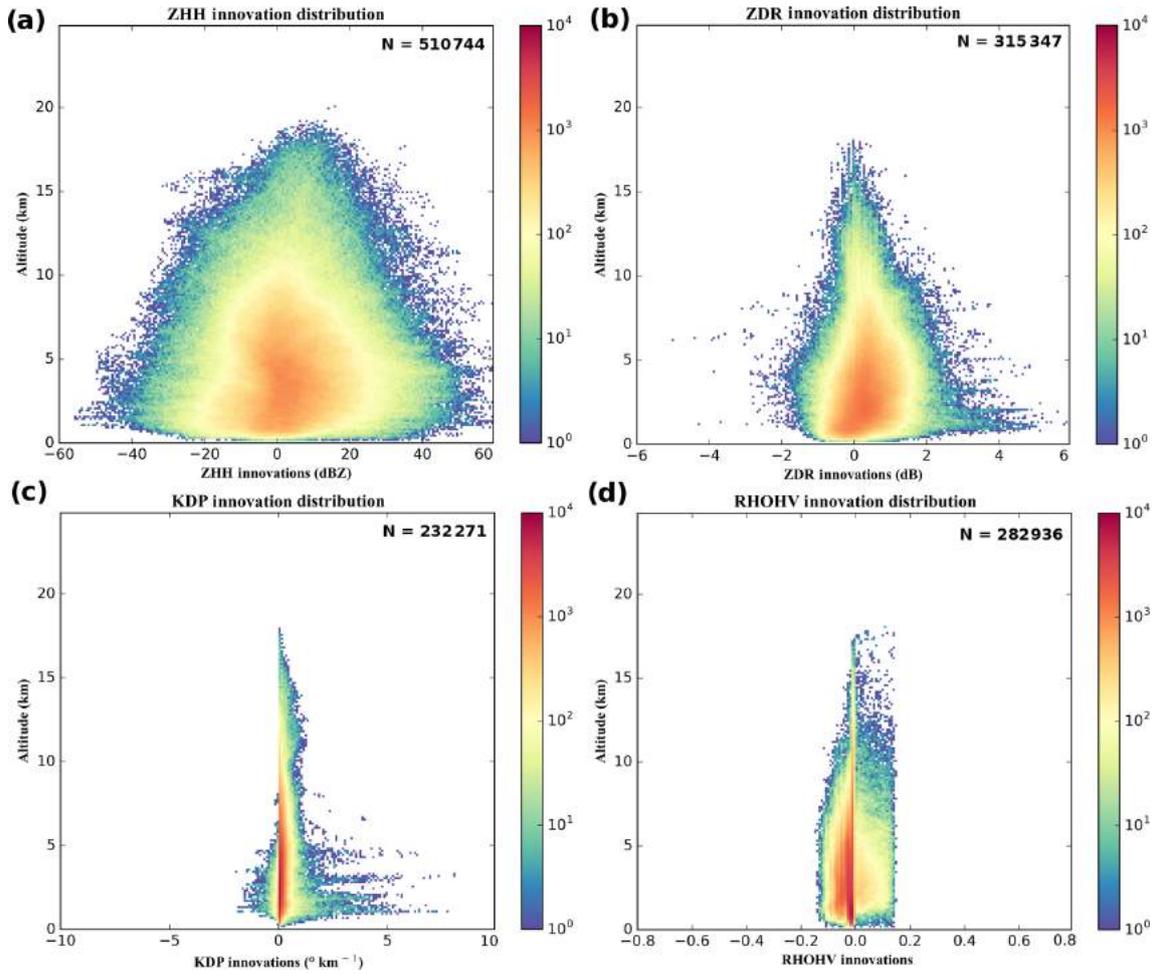


Figure 6. Innovation distributions over altitude for (a) horizontal reflectivity (Z_{HH}), (b) differential reflectivity (Z_{DR}), (c) specific differential phase (K_{DP}) and (d) co-polar coefficient (ρ_{HV}). N indicates the sample size for each DPOL variables.

4 Polarimetric variable Jacobians

4.1 Perturbation size determination

As explained in the introduction, the adjoint of the linearized observation operator is required in the formulation of the gradient of the cost function. \mathcal{H}_{DPOL} being an observation operator which deals with cloud microphysical processes, numerous highly nonlinear processes are present. In this study, the linearized version of \mathcal{H}_{DPOL} , denoted \mathbf{H} , has been estimated by its Jacobians, computed through the use of the finite difference method:

$$\mathbf{H}(x) = \frac{\partial \mathcal{H}}{\partial M} \approx \frac{\mathcal{H}(M + \delta M) - \mathcal{H}(M)}{\delta M}, \quad (7)$$

with \mathcal{H} representing the nonlinear version of \mathcal{H}_{DPOL} and δM a perturbation of the hydrometeor content M .

Then, the Jacobian matrix can be estimated as follows:

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial \mathcal{H}_1}{\partial M_{i,1}} & \cdots & \frac{\partial \mathcal{H}_l}{\partial M_{i,1}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial \mathcal{H}_1}{\partial M_{i,k}} & \cdots & \frac{\partial \mathcal{H}_l}{\partial M_{i,k}} \end{pmatrix}, \quad (8)$$

with k representing the model level number and l the radar elevation and $M_{i,k}$ being the hydrometeor content (in kilograms per cubic meter) associated with type i .

First of all, it is important to evaluate the validity of the linear regime, according to the size of the perturbation δM . Duerinckx et al. (2015) proposed a method for examining the absolute value of the difference of computations between equivalent positive and negative perturbations. They explain that, as long the problem stays in a linear regime, this difference should remain close to zero. In this study, hydrometeor contents can span a wide range of values (several orders of magnitude). As a consequence, the perturbations are chosen as a fraction of the hydrometeor content (instead of a

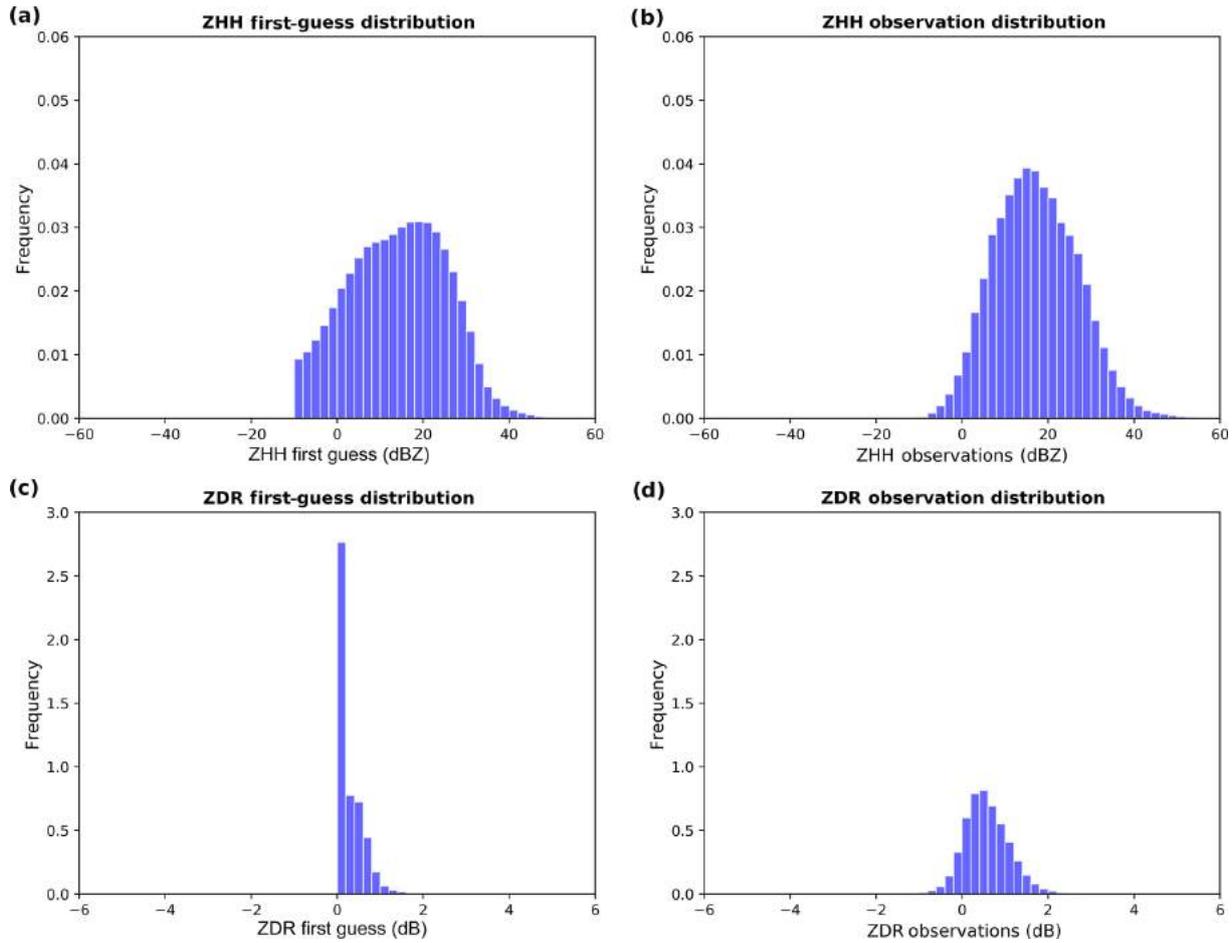


Figure 7. First-guess (a, c) and observation distributions (b, d) for Z_{HH} (a, b) and Z_{DR} (c, d).

fixed value). The optimal value of perturbation for the Jacobians has been estimated in the model space. As \mathcal{H}_{DPOL} computes the DPOL variables independently for each pixel of the domain before being interpolated on the radar beam, only the diagonal elements of the Jacobian matrix are examined, since pixels, in model space, are uncorrelated both horizontally and vertically. These computations have been done for several profiles but, for illustration, only a single profile associated with convective precipitation is presented. Figure 9 shows how the optimal rain content fraction δM_r has been chosen to compute the Jacobians $\delta Z_{HH}/\delta M_r$. One can note that the optimal rain content fraction lies between 10^{-2} and 10^{-6} g m^{-3} .

For each hydrometeor type, a single fraction of hydrometeor content has been determined for all DPOL variables, by selecting the highest optimal fraction size in common between the four DPOL variables. It was found that the optimal fraction size is 10^{-5} g m^{-3} for rain and primary ice contents, while 10^{-4} g m^{-3} is more suitable for snow and graupel contents.

4.2 Jacobian profiles in the model space

The information provided by the DPOL variables depends upon the interaction of the different hydrometeors scanned by the radar beam. A primary step towards understanding DPOL variable Jacobians is to exclude the radar beam effect. In that case, it is proposed to first consider the diagonal elements of the Jacobian matrix computed in model space. The perturbation used at each level in the Jacobian computation is applied as follows:

$$M_k^* = M_k + M_k \delta M, \tag{9}$$

with M_k^* representing the perturbed hydrometeor content at level k , M_k the hydrometeor contents at level k and δM the optimal fraction of hydrometeor contents previously chosen. The product $M_k \delta M$ represents the perturbation applied at level k . Once the Jacobians are computed, a normalization by 10% of the hydrometeor profile is applied. This procedure allows a comparison between Jacobians of a given DPOL variable for different hydrometeor types.

Figure 10 presents the DPOL variables Jacobians computed from a particular profile extracted within a convective

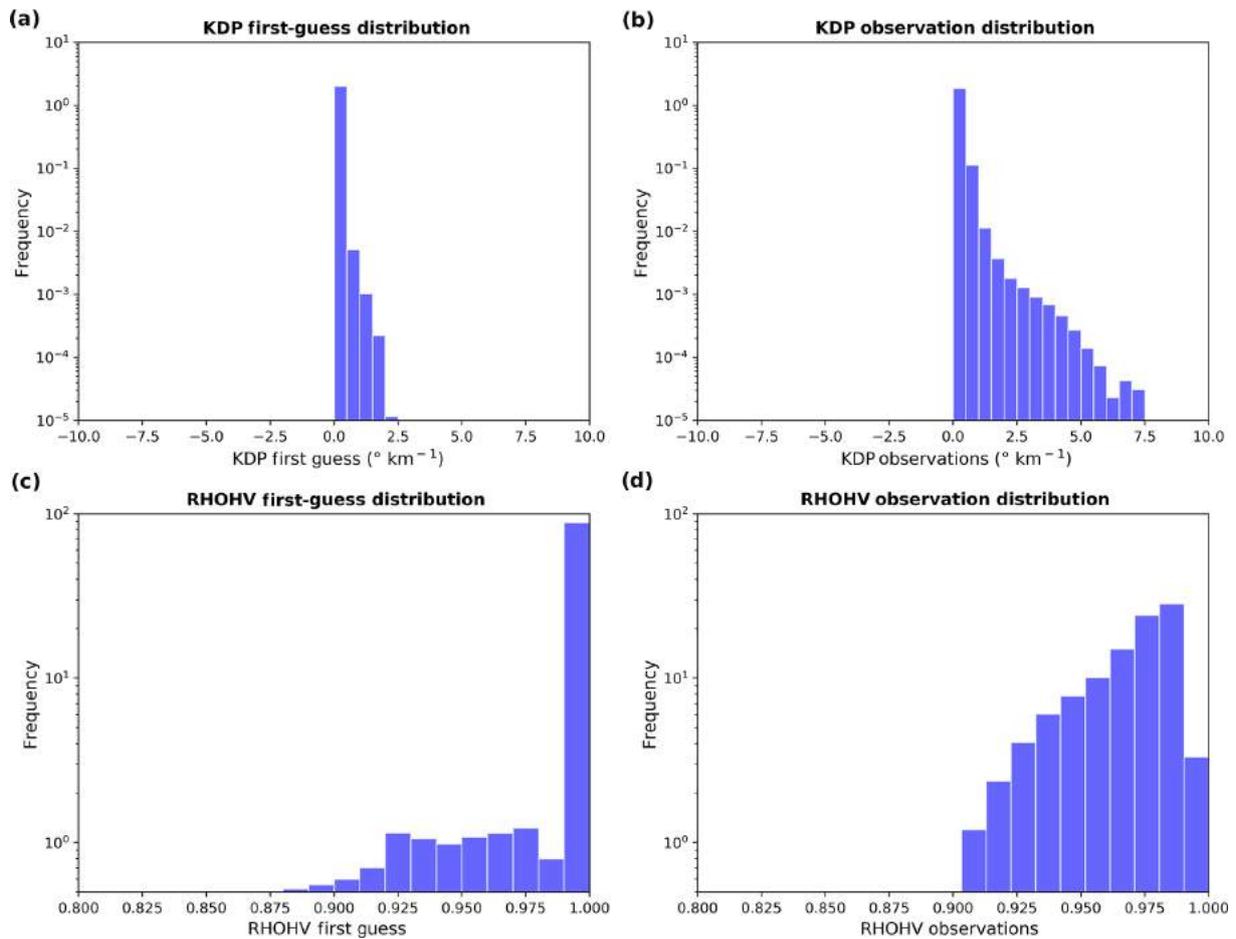


Figure 8. Same as Fig. 7 for K_{DP} (a, b) and for ρ_{HV} (c, d).

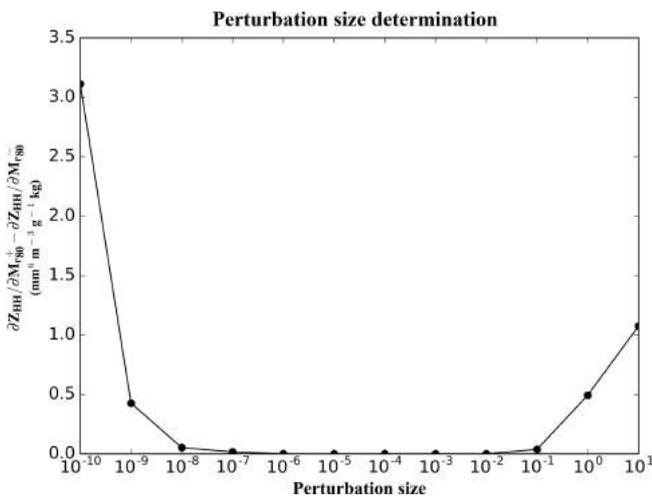


Figure 9. Difference between $\partial Z_{HH}/\partial M_r$ at model level 80 (about 1 km of altitude), estimated with positive and negative perturbations as a function of the perturbation size δM_r .

cell forecasted by AROME-France (Fig. 10e). It shows that an increase in hydrometeor content leads to higher Z_{HH} Jacobian values (Fig. 10a).² It is explained by the fact that reflectivity is proportional to the total hydrometeor cross section (see Eq. 1). Nevertheless, due to different dielectric constants, Jacobian values are different according to the hydrometeor type. Indeed, Z_{HH} appears to be more sensitive to rain content perturbations, while its sensitivity to snow content perturbations is about 1 order of magnitude lower. Z_{HH} sensitivities to graupel and pristine ice perturbation are even lower.

Contrary to Z_{HH} , which mostly depends on the total cross section and the dielectric factor, other DPOL variables are also strongly dependent upon hydrometeor characteristics, such as their shape or their orientation. Z_{DR} , for instance, as previously explained, depends upon hydrometeor dielectric constant and shape as well as the proportion of each type of hydrometeors with respect to the total hydrometeor

²The Jacobian study has been done with linear reflectivity units in order to stay closer to a linear regime than would be possible with the use of logarithmic reflectivity units.

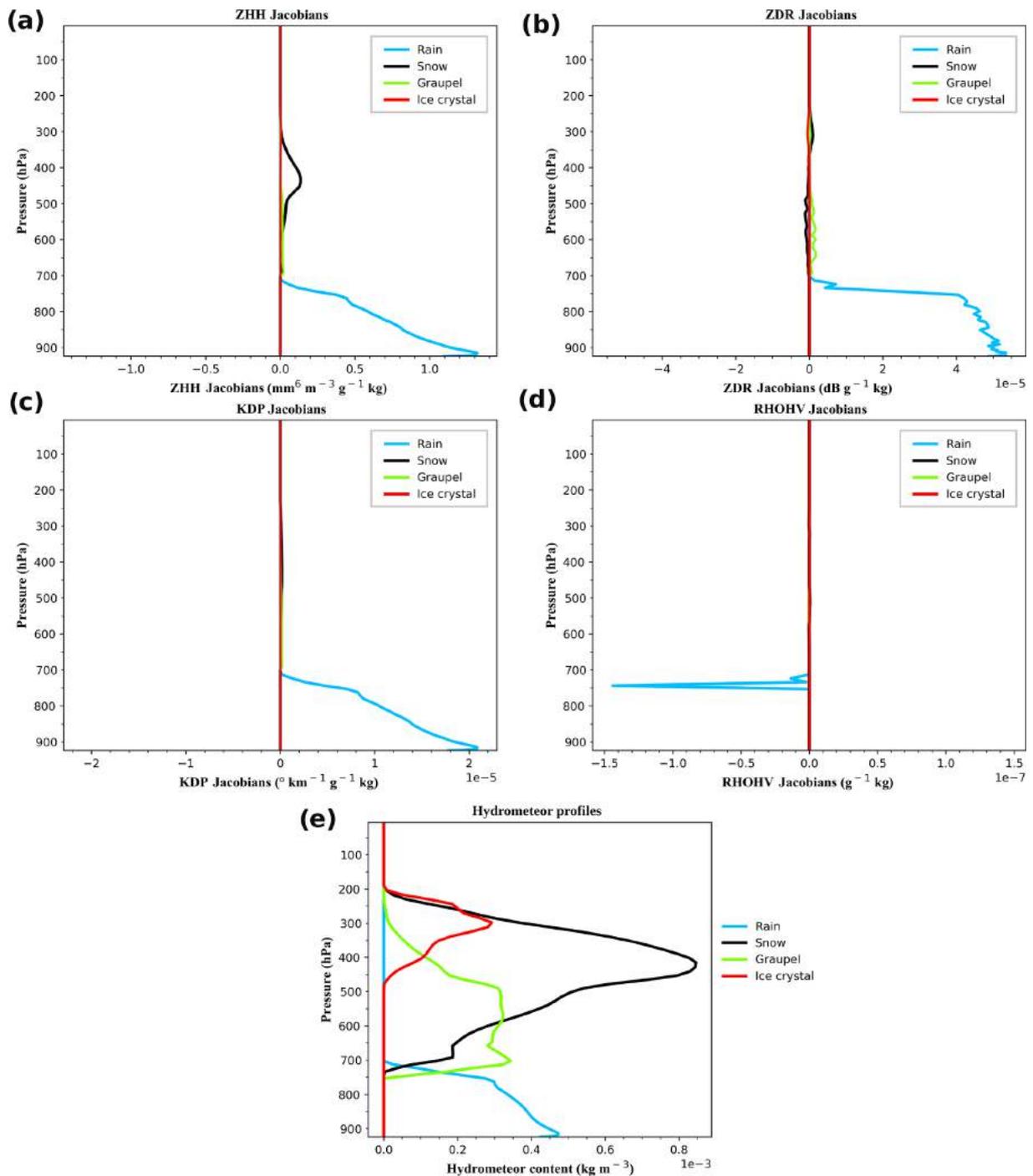


Figure 10. (a) Z_{HH} Jacobians, (b) Z_{DR} Jacobians, (c) K_{DP} Jacobians and (d) ρ_{HV} Jacobians; (e) represents hydrometeor content profiles, associated with a convective event which struck the Hérault and Gard departments on the 19 October 2017 06:00 TU. The Jacobians presented here are normalized by 10 % of the hydrometeor contents. .

content. Figure 10b shows Z_{DR} Jacobians for different hydrometeor content perturbations. Raindrops being simulated as oblate spheroids, their larger horizontal cross section compared to the vertical one leads to positive Z_{DR} Jacobians for a rain content perturbation (Fig. 10b). For other hydrometeor

content perturbations, Jacobian values can be negative. Such values can be observed for ice content perturbation around 300 hPa and for snow content perturbation between 400 and 700 hPa. For pristine ice, the negative Jacobian values are due to the increase in spherical particles in the presence of

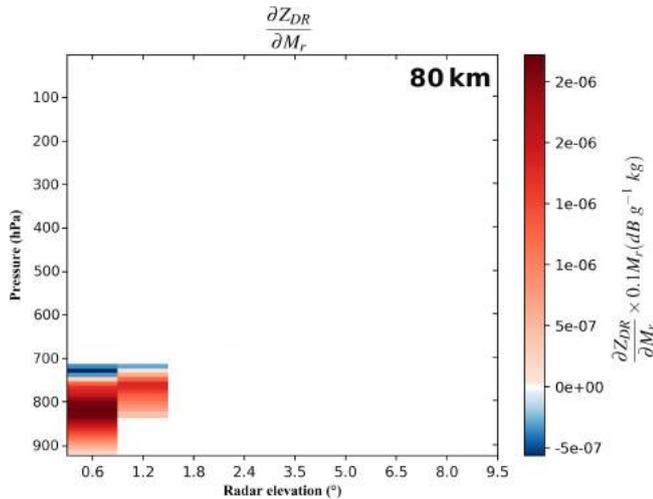


Figure 11. Z_{DR} Jacobian for a rain content perturbation associated with the AROME hydrometeor profile shown in Fig. 10 located at 80 km from the radar. The Jacobians are normalized by 10 % of the hydrometeor content.

snow (see Fig. 10e). It causes a small decrease in the proportion of nonspherical particles in the total hydrometeor content and then a decrease in Z_{DR} . By contrast, an increase in snow content in the same part of the atmosphere causes positive Jacobian values due to the increase in nonspherical particles in the total hydrometeor content. From 300 to approximately 600 hPa, the graupel content is increasing, while snow amounts are increasing between 300 and 400 hPa and then decreasing (Fig. 10e). Between these pressure levels, the Z_{DR} Jacobian associated with a snow content perturbation is decreasing and reaches negative values. As the graupel dielectric constant is higher than for snow, it becomes predominant in the Jacobian values. So, even if there is an increase in snow content, which is characterized by flatter particles than graupel, their presence leads to a reduction in Z_{DR} when it is not the prevailing hydrometeor type. One can note that the negative values of $\partial Z_{DR}/\partial M_s$ between 300 and 600 hPa show vertical oscillations which are likely due to changes in proportions of the different hydrometeor types. Below 600 hPa, the snow content becomes lower than the graupel one. Since an increase in snow adds flatter particles, it also leads to an increase in Z_{DR} Jacobian values in this part of the atmosphere. Approximately below 700 hPa, rain content is increasing and, because of the large predominance of the liquid water dielectric constant over the one from other hydrometeor types, the $\partial Z_{DR}/\partial M_s$ values drop to zero, even though snow is still present near the melting layer. Overall, as for Z_{HH} , the highest Jacobian values are obtained for rain content perturbations, due to the large difference in the dielectric constant between liquid water and solid hydrometeors.

For K_{DP} , sensitivity is found for rain content perturbations, but the one for solid hydrometeors is negligible

(Fig. 10c). Indeed, a rain content perturbation will lead to an increase in the amount of matter crossed by radar pulses and then to a K_{DP} increase. The same results are not obtained for the other hydrometeor contents because of the smaller associated dielectric constant. Concerning ρ_{HV} , no sensitivity has been found, except for rain content perturbations in the melting layer.

To conclude this section, it has been found that DPOL variables are more sensitive to rain content perturbations than to other hydrometeors, mainly because of large values of liquid water dielectric constant. Another important information is that the most sensitive DPOL variable appears to be the horizontal reflectivity Z_{HH} , followed by the differential reflectivity Z_{DR} and then by the specific differential phase K_{DP} . The co-polar correlation coefficient ρ_{HV} has very small sensitivities to rain content perturbations only. Moreover, since strongly non-Gaussian innovation statistics have been noted in Sect. 3.2, this quantity can be hardly used in data assimilation with the current observation operator and cloud microphysical scheme.

4.3 Jacobian matrix in the observation space

As observations are not available on the model grid, the NL observation operator has to compute the model equivalent in the observation space. To do so, after a horizontal interpolation of the model profiles to the observation location, \mathcal{H}_{DPOL} computes the DPOL variables on the model profiles and then interpolates them over the main lobe of the radar beam (see Wattrelot et al., 2014). Contrary to Jacobians computed in the model space, the ones obtained in the observation space are represented by a full Jacobian matrix. It has been computed for the four DPOL variables, but only results for Z_{HH} and Z_{DR} are shown and discussed here. Comparable conclusions can be drawn for the other variables.

Figure 11 displays such a complete $\partial Z_{DR}/\partial M_r$ for the profile displayed in Fig. 10 located at 80 km from the radar. The presence of rain sensitivity between the ground and approximately 700 hPa is consistent with the hydrometeor content profiles (Fig. 10e). Nevertheless, it can be seen that the values are now split over the two radar elevations which sample rain. Indeed, for a rain content perturbation applied at 800 hPa, for example, the impact on the Jacobian values is noted over the two first radar elevations, with a larger impact on the 0.6° elevation. This behavior is explained by the Gaussian shape used to represent the main lobe of the radar beam. In that way, a perturbation applied near of the center of the radar main lobe will have a more important impact on the Jacobian than if applied to its sides.

An interesting feature is also present on the Z_{DR} Jacobians for rain content perturbation. Indeed, Z_{DR} is known to increase when the scanned atmosphere is composed of nonspherical particles. However, the Jacobian values around 700 hPa indicate that a positive rain content perturbation leads to a small decrease in the Z_{DR} value. As rain water

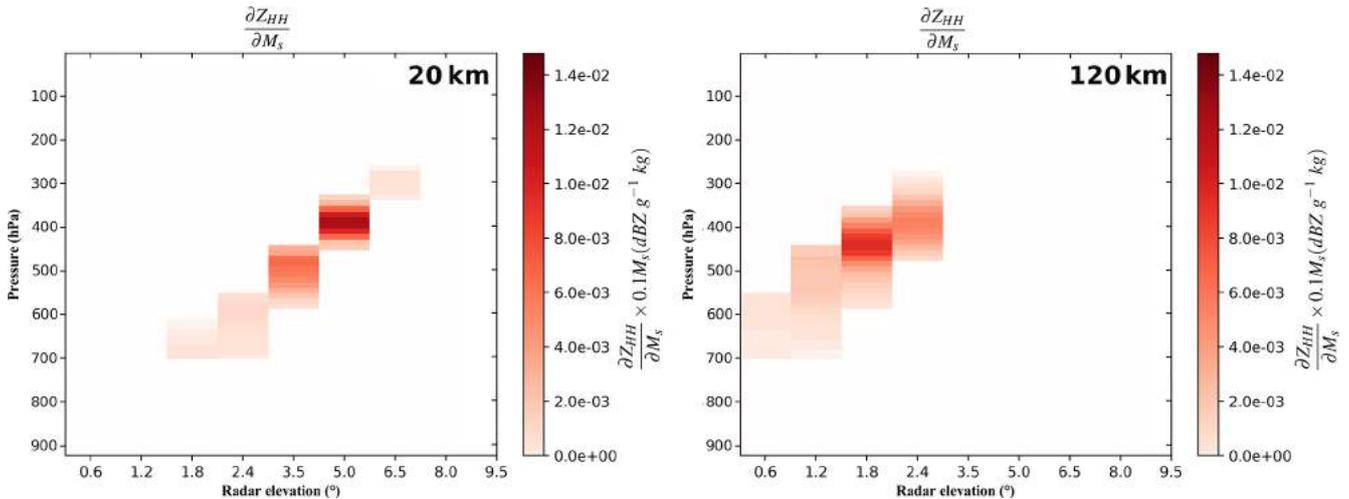


Figure 12. Z_{HH} Jacobian for a snow content perturbation associated with the AROME hydrometeor profile shown in Fig. 10, artificially located at (a) 20 km and at (b) 120 km from the radar. The Jacobians are normalized by 10 % of the hydrometeor content.

content is small, this is actually caused by the addition of very small rain drops. Indeed, as described in Sect. 2.1.1, the hydrometeor content is the variable which influences the particle size distribution through the shape distribution parameter. For small hydrometeor contents, a majority of small particles are regarded as spherical. In consequence, with small rain contents, a positive perturbation will cause the addition of spherical or nearly spherical particles in the scanned volume and then a decrease in the Z_{DR} value.

Another important parameter to consider when dealing with radar geometry is the distance to the radar. With the radar beam being represented as a cone (see Fig. 3 in Watrelot et al., 2014), the width of the beam and the altitude of the sampled volume are proportional to the distance to the radar. To quantify this effect on the Jacobian values, the convective hydrometeor content profile has been artificially placed at 20 and 120 km from the radar. Figure 12 presents such Jacobians for Z_{HH} with respect to a snow content perturbation. First, no matter the distance to the radar, the positive snow content perturbation leads to an increase in Z_{HH} , related to the increase in the total cross section. Concerning the radar geometry, two effects due to the distance to the radar (beam width and altitude) are observed. The first one is the beam width enlargement. For an elevation of 2.4° , Z_{HH} sensitivity information lies between about 675 and 550 hPa (Fig. 12a) at 20 km from the radar, while, at 120 km, it lies between 500 and 300 hPa. The side effect of radar beam broadening is a sensitivity reduction due to a repartition of the same amount of information in a larger volume. Indeed, at 20 km, the highest Jacobian value is about $1.4 \cdot 10^{-2} \text{ dBZ g}^{-1} \text{ kg} \times 0.1 M_s$ (Fig. 12a), while at 120 km, it drops to $8 \cdot 10^{-3} \text{ dBZ g}^{-1} \text{ kg} \times 0.1 M_s$ (Fig. 12b). The second effect of the radar geometry is related to the altitude. Indeed, the further the observation from the radar is, the higher in the

atmosphere it is. This effect is visible in Fig. 12. At 20 km from the radar (Fig. 12a), the elevation angle 5.0° is low enough to get information in the snow region. Nevertheless, at 120 km from the radar and with an elevation angle of 5.0° , the radar beam is located aloft of the snow region.

5 Conclusions

This paper focused on studying operators required for the variational assimilation of polarimetric variables from ground-based weather radars in convective-scale NWP models. For that purpose, a radar observation operator \mathcal{H}_{DPOL} , based on the T-matrix theory, was used for the simulation of the following polarimetric variables: horizontal reflectivity Z_{HH} , differential reflectivity Z_{DR} , specific differential phase K_{DP} and co-polar correlation coefficient ρ_{HV} . To simulate these variables, \mathcal{H}_{DPOL} uses hydrometeor contents (rain, snow, graupel and pristine ice) from the AROME-France model. It has been found that more realistic simulations are obtained in the presence of liquid hydrometeors, especially for K_{DP} . To investigate the complexity of DPOL variable simulations, parameters used to characterize hydrometeors in the T-matrix method have been perturbed, such as hydrometeor aspect ratios, dielectric constant or oscillation. A weak sensitivity of the simulations to those parameters has been found, except for the dielectric constants of solid hydrometeors in the case of simulated Z_{HH} and for the rain aspect ratio for Z_{DR} and K_{DP} .

Even if polarimetric radars are able to detect fine spatial structures, filters need to be applied in order to remove non-meteorological data as well as the possible noise. A positive effect of these filters has been found on innovation statistics for the four DPOL variables computed for 12 different meteorological cases, with reductions in biases and standard

deviations. Nevertheless, only Z_{HH} and Z_{DR} innovations distributions appear to be close to a Gaussian shape. Innovation distributions as a function of altitude show the complexity of simulations in the presence of solid hydrometeors but also for levels where a melting layer can be encountered.

A linearized version of the polarimetric observation operator has been evaluated by computing its Jacobians with the finite difference method. The results show that polarimetric variables are more sensitive to rain content perturbations than to solid hydrometeor ones, especially because of their different dielectric constants. The Jacobian computation also supports the fact that Z_{HH} appears to be the most sensitive variable to hydrometeor content perturbations, followed by Z_{DR} . Small K_{DP} sensitivity to rain content contents was found, while no sensitivity was detected for ρ_{HV} . Then, radar measurement geometry was considered to study DPOL variables sensitivities. Long distances between radar and the profile of interest decrease the sensitivity due to the beam broadening but also induce sensitivities at higher altitudes due to the radar elevation angle.

The present results show that only some DPOL variables appear to be promising for the initialization of hydrometeor contents through variational data assimilation. Among them, the horizontal reflectivity Z_{HH} and the differential reflectivity Z_{DR} are good candidates. The specific differential phase K_{DP} might also be useful for rain. Nevertheless, the simulation of the polarimetric variables for certain types of precipitation or meteorological cases remains difficult. The main reason comes from the ICE3 one-moment microphysical scheme that has been used both in the calibration of the T Matrix and in the AROME-France NWP model from which the simulations have been performed. In this microphysical scheme, the generalized Gamma distributions, used to describe hydrometeor distributions, have shapes which are only driven by the hydrometeor content. DPOL variables being very sensitive to hydrometeor size distributions, such microphysical scheme appears to be limiting. Another limitation is the use of a single particle shape affected by an axis ratio, while DPOL variables are known to be sensitive to hydrometeor shapes. A two-moment microphysical scheme coupled with more complex hydrometeor shapes and scattering computation method such as DDA proposed by DeVoe (1964) could lead to large improvements.

Despite the difficulties encountered for K_{DP} and ρ_{HV} simulations, assimilation tests should be run for Z_{HH} and Z_{DR} for all types of hydrometeors, while K_{DP} could be used for rain content initialization only. This will be done in a future study performed in a 1D-Var DA system, in which both nonlinear and linear operators presented here will be exploited. The quantification of errors in \mathcal{H}_{DPOL} and the study on innovation statistics that have been presented in this paper will also be very useful for characterizing observation errors. Nevertheless, these values constitute first approximations which need to be diagnosed with a more objective method, as the one proposed by Desroziers et al. (2005). In

that context, the impact of the DPOL assimilation for analyzing hydrometeor contents as well as temperature and humidity will be studied in this framework.

Code availability. The polarimetric observation operator is available in the MESO-NH NWP model. It is a non-hydrostatic research model under the CeCILL-C free licence. For more information, please consult the MESO-NH website (<http://mesonh.aero.obs-mip.fr/mesonh54>, last access: 29 April 2020).

Data availability. The Météo France polarimetric radar data are accessible for a license fee only. For more information, please consult the following web page: https://donneespubliques.meteofrance.fr/?fond=produit&id_produit=105&id_rubrique=35, (last access: 29 April 2020).

Author contributions. All the authors conducted the research and analysis. GT wrote the paper. All the authors contributed to the paper's improvement.

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

Acknowledgements. This research was conducted during the Guillaume Thomas' PhD, funded by Météo France. The authors would like to thank Sylvain Chaumont for providing polarimetric radar data. In addition, the authors also want to thank Nan Yu and Béatrice Fradon for their advice and their carefullness about those data, and Eric Wattrelot for much advice given during the first year of this PhD. Special acknowledgements are also due to Maud Martet, who helped with the polarimetric data decoding, provided advice on weather radar technology and agreed to provide an internal review of this paper. Finally, the authors would like to thank Isaac Moradi, who agreed to edit this paper, as well as the two anonymous referees, who helped to improve the present paper.

Review statement. This paper was edited by Isaac Moradi and reviewed by two anonymous referees.

References

- Al-Sakka, H., Boumahmoud, A.-A., Fradon, B., Frasier, S. J., and Tabary, P.: A New Fuzzy Logic Hydrometeor Classification Scheme Applied to the French X-, C-, and S-Band Polarimetric Radars, *J. Appl. Meteorol. Clim.*, 52, 2328–2344, <https://doi.org/10.1175/jamc-d-12-0236.1>, 2013.
- Augros, C., Caumont, O., Ducrocq, V., Gaussiat, N., and Tabary, P.: Comparisons between S-, C- and X-band polarimetric radar observations and convective-scale simulations of the HyMeX first special observing period, *Q. J. Roy. Meteor. Soc.*, 142, 347–362, <https://doi.org/10.1002/qj.2572>, 2015.

- Benjamin, S. G., Weygandt, S. S., Brown, J. M., Hu, M., Alexander, C. R., Smirnova, T. G., Olson, J. B., James, E. P., Dowell, D. C., Grell, G. A., Lin, H., Peckham, S. E., Smith, T. L., Moninger, W. R., Kenyon, J. S., and Manikin, G. S.: A North American Hourly Assimilation and Model Forecast Cycle: The Rapid Refresh, *Mon. Weather Rev.*, 144, 1669–1694, <https://doi.org/10.1175/mwr-d-15-0242.1>, 2016.
- Bick, T., Simmer, C., Trömel, S., Wapler, K., Franssen, H.-J. H., Stephan, K., Blahak, U., Schraff, C., Reich, H., Zeng, Y., and Potthast, R.: Assimilation of 3D radar reflectivities with an ensemble Kalman filter on the convective scale, *Q. J. Roy. Meteor. Soc.*, 142, 1490–1504, <https://doi.org/10.1002/qj.2751>, 2016.
- Brandes, E. A., Zhang, G., and Vivekanandan, J.: Experiments in Rainfall Estimation with a Polarimetric Radar in a Subtropical Environment, *J. Appl. Meteorol.*, 41, 674–685, [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(2002\)041<0674:eirewa>2.0.co;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(2002)041<0674:eirewa>2.0.co;2), 2002.
- Bringi, V. N., Rasmussen, R. M., and Vivekanandan, J.: Multiparameter Radar Measurements in Colorado Convective Storms. Part I: Graupel Melting Studies, *J. Atmos. Sci.*, 43, 2545–2563, [https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1986\)043<2545:mrmicc>2.0.co;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1986)043<2545:mrmicc>2.0.co;2), 1986.
- Brousseau, P., Seity, Y., Ricard, D., and Léger, J.: Improvement of the forecast of convective activity from the AROME-France system, *Q. J. Roy. Meteor. Soc.*, 142, 2231–2243, <https://doi.org/10.1002/qj.2822>, 2016.
- Caniaux, G., Redelsperger, J.-L., and Lafore, J.-P.: 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, [https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1994\)051<2046:ansots>2.0.co;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1994)051<2046:ansots>2.0.co;2), 1994.
- Caumont, O., Ducrocq, V., Delrieu, G., Gosset, M., Pinty, J.-P., Parent du Chatelet, J., Andrieu, H., Lemaitre, Y., and Scialom, G.: A Radar Simulator for High-Resolution Non-hydrostatic Models, *J. Atmos. Ocean. Tech.*, 23, 1049–1067, <https://doi.org/10.1175/JTECH1905.1>, 2006.
- Caumont, O., Ducrocq, V., Wattrelot, E., Jaubert, G., and Pradier-Vabre, S.: 1D+3DVar assimilation of radar reflectivity data: a proof of concept, *Tellus A*, 62, 173–187, <https://doi.org/10.1111/j.1600-0870.2009.00430.x>, 2010.
- Desroziers, G., Berre, L., Chapnik, B., and Poli, P.: Diagnosis of observation, background and analysis-error statistics in observation space, *Q. J. Roy. Meteor. Soc.*, 131, 3385–3396, <https://doi.org/10.1256/qj.05.108>, 2005.
- Dowell, D. C., Wicker, L. J., and Snyder, C.: Ensemble Kalman Filter Assimilation of Radar Observations of the 8 May 2003 Oklahoma City Supercell: Influences of Reflectivity Observations on Storm-Scale Analyses, *Mon. Weather Rev.*, 139, 272–294, <https://doi.org/10.1175/2010mwr3438.1>, 2011.
- Ducrocq, V., Ricard, D., Lafore, J.-P., and Orain, F.: Storm-Scale Numerical Rainfall Prediction for Five Precipitating Events over France: On the Importance of the Initial Humidity Field, *Weather Forecast.*, 17, 1236–1256, [https://doi.org/10.1175/1520-0434\(2002\)017<1236:ssnrpf>2.0.co;2](https://doi.org/10.1175/1520-0434(2002)017<1236:ssnrpf>2.0.co;2), 2002.
- Duerinckx, A., Hamdi, R., Mahfouf, J.-F., and Termonia, P.: Study of the Jacobian of an extended Kalman filter for soil analysis in SURFEXv5, *Geosci. Model Dev.*, 8, 845–863, <https://doi.org/10.5194/gmd-8-845-2015>, 2015.
- Errico, R. M., Fillion, L., Nychka, D., and Lu, Z.-Q.: Some statistical considerations associated with the data assimilation of precipitation observations, *Q. J. Roy. Meteor. Soc.*, 126, 339–359, <https://doi.org/10.1002/qj.49712656217>, 2000.
- Errico, R. M., Bauer, P., and Mahfouf, J.-F.: Issues Regarding the Assimilation of Cloud and Precipitation Data, *J. Atmos. Sci.*, 64, 3785–3798, <https://doi.org/10.1175/2006jas2044.1>, 2007.
- Gao, J. and Stensrud, D. J.: Assimilation of Reflectivity Data in a Convective-Scale, Cycled 3DVAR Framework with Hydrometeor Classification, *J. Atmos. Sci.*, 69, 1054–1065, <https://doi.org/10.1175/JAS-D-11-0162.1>, 2011.
- Gourley, J. J., Tabary, P., and du Chatelet, J. P.: A Fuzzy Logic Algorithm for the Separation of Precipitating from Nonprecipitating Echoes Using Polarimetric Radar Observations, *J. Atmos. Ocean. Tech.*, 24, 1439–1451, <https://doi.org/10.1175/jtech2035.1>, 2007.
- Gustafsson, N., Janjić, T., Schraff, C., Leuenberger, D., Weissmann, M., Reich, H., Brousseau, P., Montmerle, T., Wattrelot, E., Bučánek, A., Mile, M., Hamdi, R., Lindskog, M., Barkmeijer, J., Dahlbom, M., Macpherson, B., Ballard, S., Inverarity, G., Carley, J., Alexander, C., Dowell, D., Liu, S., Ikuta, Y., and Fujita, T.: Survey of data assimilation methods for convective-scale numerical weather prediction at operational centres, *Q. J. Roy. Meteor. Soc.*, 144, 1218–1256, <https://doi.org/10.1002/qj.3179>, 2018.
- Ikuta, Y. and Honda, Y.: Development of 1D+4DVAR data assimilation of radar reflectivity in JNoVA, CAS/JSC WGN Res. *Activ. Atmos. Oceanic Model.*, 41, 2011.
- Jung, Y., Zhang, G., and Xue, M.: Assimilation of Simulated Polarimetric Radar Data for a Convective Storm Using the Ensemble Kalman Filter. Part I: Observation Operators for Reflectivity and Polarimetric Variables, *Mon. Weather Rev.*, 136, 2228–2245, <https://doi.org/10.1175/2007mwr2083.1>, 2008.
- Kumjian, M.: Principles and applications of dual-polarization weather radar. Part I: Description of the polarimetric radar variables, *Journal of Operational Meteorology*, 1, 226–242, <https://doi.org/10.15191/nwajom.2013.0119>, 2013a.
- Kumjian, M.: Principles and applications of dual-polarization weather radar. Part II: Warm- and cold-season applications, *Journal of Operational Meteorology*, 1, 243–264, <https://doi.org/10.15191/nwajom.2013.0120>, 2013b.
- Liu, G.: A Database of Microwave Single-Scattering Properties for Nonspherical Ice Particles, *B. Am. Meteorol. Soc.*, 89, 1563–1570, <https://doi.org/10.1175/2008bams2486.1>, 2008.
- Llasat, M. C., Llasat-Botija, M., Prat, M. A., Porcú, F., Price, C., Mugnai, A., Lagouvardos, K., Kotroni, V., Katsanos, D., Michaelides, S., Yair, Y., Savvidou, K., and Nicolaidis, K.: High-impact floods and flash floods in Mediterranean countries: the FLASH preliminary database, *Adv. Geosci.*, 23, 47–55, <https://doi.org/10.5194/adgeo-23-47-2010>, 2010.
- Matrosov, S.: Assessment of Radar Signal Attenuation Caused by the Melting Hydrometeor Layer, *IEEE T. Geosci. Remote*, 46, 1039–1047, <https://doi.org/10.1109/tgrs.2008.915757>, 2008.
- Mishchenko, M. I. and Travis, L. D.: T-matrix computations of light scattering by large spheroidal particles, *Opt. Commun.*, 109, 16–21, [https://doi.org/10.1016/0030-4018\(94\)90731-5](https://doi.org/10.1016/0030-4018(94)90731-5), 1994.
- Montmerle, T. and Faccani, C.: Mesoscale Assimilation of Radial Velocities from Doppler Radars in a Preopera-

- tional Framework, *Mon. Weather Rev.*, 137, 1939–1953, <https://doi.org/10.1175/2008mwr2725.1>, 2009.
- Pinty, J. and Jabouille, P.: A mixed-phase cloud parameterization for use in mesoscale non-hydrostatic model: simulations of a squall line and of orographic precipitations, in: *Conf. on Cloud Physics*, American Meteorological Society Everett, WA, 217–220, 1998.
- Ridal, M. and Dahlbom, M.: Assimilation of Multinational Radar Reflectivity Data in a Mesoscale Model: A Proof of Concept, *J. Appl. Meteorol. Clim.*, 56, 1739–1751, <https://doi.org/10.1175/jamc-d-16-0247.1>, 2017.
- Ryzhkov, A., Pinsky, M., Pokrovsky, A., and Khain, A.: Polarimetric Radar Observation Operator for a Cloud Model with Spectral Microphysics, *J. Appl. Meteorol. Clim.*, 50, 873–894, <https://doi.org/10.1175/2010jamc2363.1>, 2011.
- Ryzhkov, A. V., Schuur, T. J., Burgess, D. W., Heinselman, P. L., Giangrande, S. E., and Zrnic, D. S.: The Joint Polarization Experiment: Polarimetric Rainfall Measurements and Hydrometeor Classification, *B. Am. Meteorol. Soc.*, 86, 809–824, <https://doi.org/10.1175/bams-86-6-809>, 2005.
- Seity, Y., Brousseau, P., Malardel, S., Hello, G., Bénard, P., Bouttier, F., Lac, C., and Masson, V.: The AROME-France convective scale operational model, *Mon. Weather Rev.*, 139, 976–991, <https://doi.org/10.1175/2010MWR3425.1>, 2011.
- Seliga, T. A. and Bringi, V. N.: Potential Use of Radar Differential Reflectivity Measurements at Orthogonal Polarizations for Measuring Precipitation, *J. Appl. Meteorol.*, 15, 69–76, [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(1976\)015<0069:puordr>2.0.co;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1976)015<0069:puordr>2.0.co;2), 1976.
- Sun, J.: Convective-scale assimilation of radar data: Progress and challenges, *Q. J. Roy. Meteor. Soc.*, 131, 3439–3463, <https://doi.org/10.1256/qj.05.149>, 2005.
- Sun, J. and Crook, N.: Dynamical and Microphysical Retrieval from Doppler Radar Observations Using a Cloud Model and Its Adjoint. Part I: Model Development and Simulated Data Experiments, *J. Atmos. Sci.*, 54, 1642–1661, 1997.
- Sun, J. and Wang, H.: Radar Data Assimilation with WRF 4D-Var. Part II: Comparison with 3D-Var for a Squall Line over the U.S. Great Plains, *Mon. Weather Rev.*, 141, 2245–2264, <https://doi.org/10.1175/mwr-d-12-00169.1>, 2013.
- Tabary, P.: The New French Operational Radar Rainfall Product. Part I: Methodology, *Weather Forecast.*, 22, 393–408, <https://doi.org/10.1175/waf1004.1>, 2007.
- Tabary, P., Fradon, B., and Boumahmoud, A.-A.: La polarimétrie radar à Météo-France, *La Météorologie*, 8, 59–67, <https://doi.org/10.4267/2042/52055>, 2013.
- Tong, M. and Xue, M.: Ensemble Kalman Filter Assimilation of Doppler Radar Data with a Compressible Nonhydrostatic Model: OSS Experiments, *Mon. Weather Rev.*, 133, 1789–1807, <https://doi.org/10.1175/mwr2898.1>, 2005.
- Wang, H., Sun, J., Fan, S., and Huang, X.-Y.: Indirect Assimilation of Radar Reflectivity with WRF 3D-Var and Its Impact on Prediction of Four Summertime Convective Events, *J. Appl. Meteorol. Clim.*, 52, 889–902, <https://doi.org/10.1175/jamc-d-12-0120.1>, 2013a.
- Wang, H., Sun, J., Zhang, X., Huang, X.-Y., and Auligné, T.: Radar Data Assimilation with WRF 4D-Var. Part I: System Development and Preliminary Testing, *Mon. Weather Rev.*, 141, 2224–2244, <https://doi.org/10.1175/mwr-d-12-00168.1>, 2013b.
- Waterman, P.: Matrix formulation of electromagnetic scattering, *P. IEEE*, 53, 805–812, <https://doi.org/10.1109/proc.1965.4058>, 1965.
- Wattrelot, E., Caumont, O., and Mahfouf, J.-F.: Operational Implementation of the 1D+3D-Var Assimilation Method of Radar Reflectivity Data in the AROME Model, *Mon. Weather Rev.*, 142, 1852–1873, <https://doi.org/10.1175/mwr-d-13-00230.1>, 2014.

Annexe C

Expérience d'assimilation de K_{DP} avec erreurs d'observations diagnostiquées

Dans cette expérience, le profil de K_{DP} observé associé au profil de référence (voir Section 5.1.4.1 pour le profil de référence) est assimilé en utilisant les erreurs d'observation diagnostiquées par la méthode de Desroziers pour des classes d'angles d'élévation (voir Section 5.2.2). La Figure C.1 montre que l'utilisation des σ_o diagnostiqués, plus faibles que ceux utilisés dans les premières expériences d'assimilation, n'a pas de réel impact sur les valeurs de K_{DP} analysées.

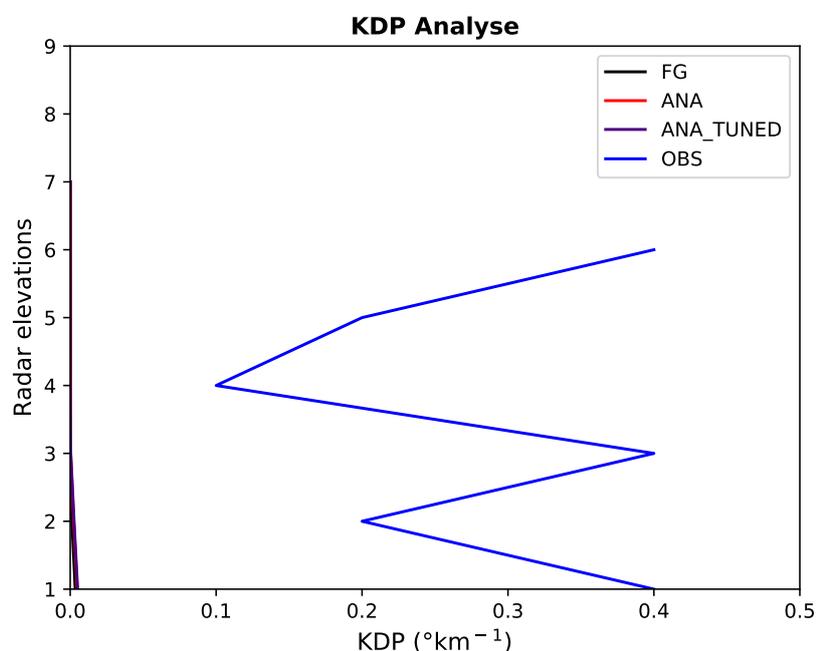


FIGURE C.1 – Profils de K_{DP} associés au profil présenté sur la Figure 5.3 pour l'ébauche (courbe noire), l'analyse (courbe rouge), l'analyse obtenue avec les erreurs d'observations diagnostiquées (courbe violette) et l'observation (courbe bleue).

En conséquence, les incréments d'analyse obtenus avec les erreurs d'observations estimées ou diagnostiquées sont très proches (Figure C.2). L'impact est en effet négligeable pour les contenus spécifiques en glace nuageuse ainsi que pour le contenu spécifique en eau liquide. De

très légers impacts sont cependant obtenus pour la température, l'humidité spécifique et les contenus spécifiques en pluie et en neige.

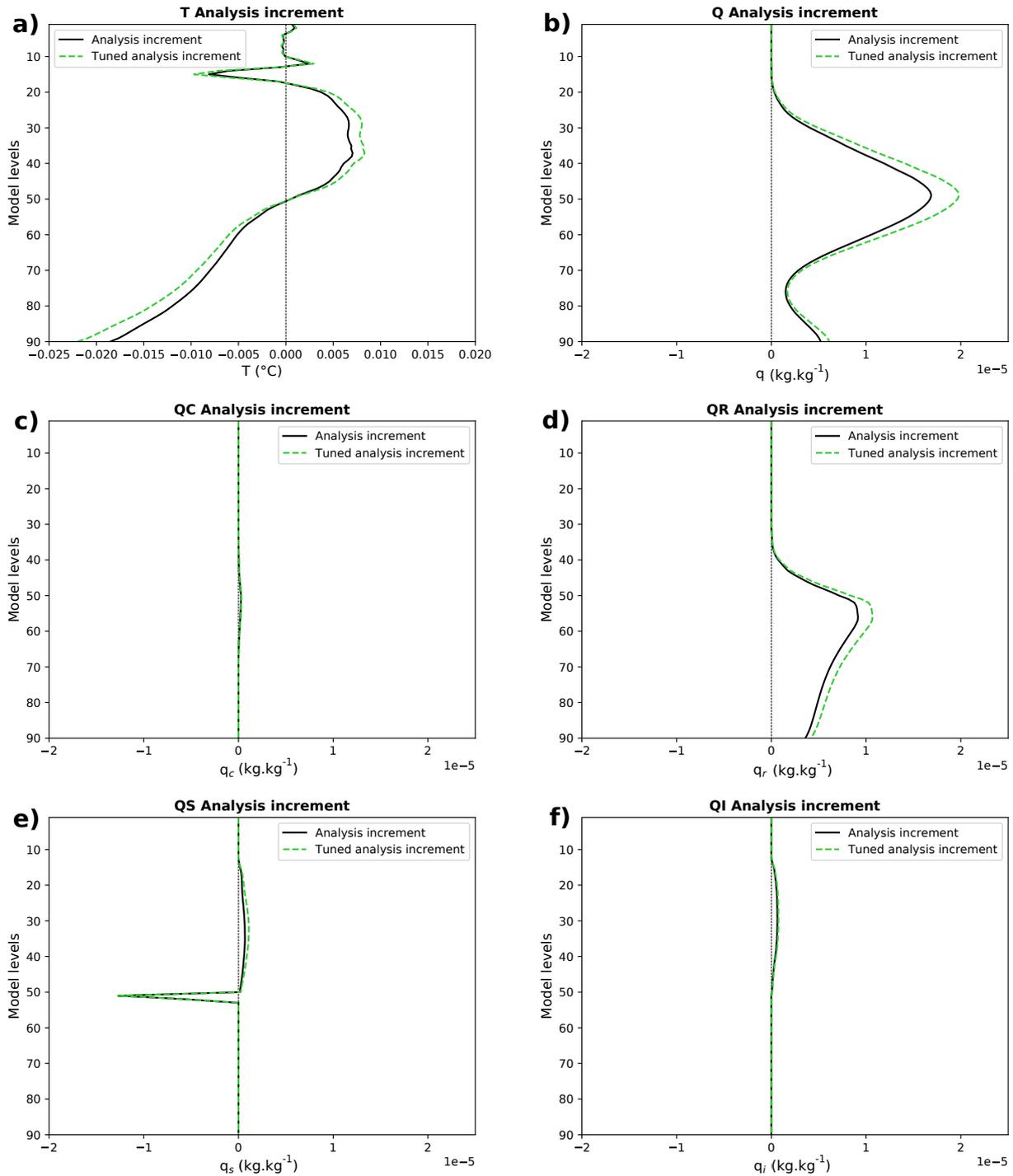


FIGURE C.2 – Comparaison entre les incréments d'analyse obtenus suite à l'assimilation du profil de K_{DP} observé, en utilisant une estimation des σ_o (courbes noires) ou des σ_o diagnostiqués (courbes vertes en pointillé) pour (a) la température, (b) l'humidité spécifique et les contenus spécifiques (c) en eau liquide nuageuse, (d) en pluie, (e) en neige et (f) en glace nuageuse.

Ainsi, l'utilisation d'erreurs d'observation plus faibles ne permet pas d'extraire plus d'information de K_{DP} , notamment pour les plus faibles valeurs.

Annexe D

Expérience d'assimilation de Z_{HH} avec prise en compte des coefficients de réglage des covariances d'erreurs

Dans la Section 5.2.1, les coefficients de réglage des matrices de covariances d'erreurs ont été déterminées selon la méthode proposée par Desroziers et Ivanov (2001) pour Z_{HH} . Ces coefficients sont ici appliqués aux matrices de covariances d'erreurs (équations 5.13 et 5.14) avant d'effectuer une nouvelle assimilation du profil de Z_{HH} observé associé au profil de référence (voir Section 5.1.4.1 pour le profil de référence). La Figure D.1 en présente les résultats. Les coefficients de réglage accordant un poids plus important aux observations et moindre à l'ébauche, l'état analysé est donc plus proche des observations.

Dans l'espace du modèle, l'utilisation des coefficients de réglage entraîne des comportements opposés des incréments d'analyse. La Figure D.2d montre par exemple des incréments de contenu en pluie plus importants que dans l'expérience de référence, alors qu'ils sont moins importants pour les contenus en hydrométéores glacés. Cela indique que pour ce profil, les incréments en hydrométéores glacés sont majoritairement expliqués par les covariances d'erreurs de l'ébauche puisque ces dernières réduisent le poids de l'ébauche dans l'analyse suite à l'application du coefficient s_b .

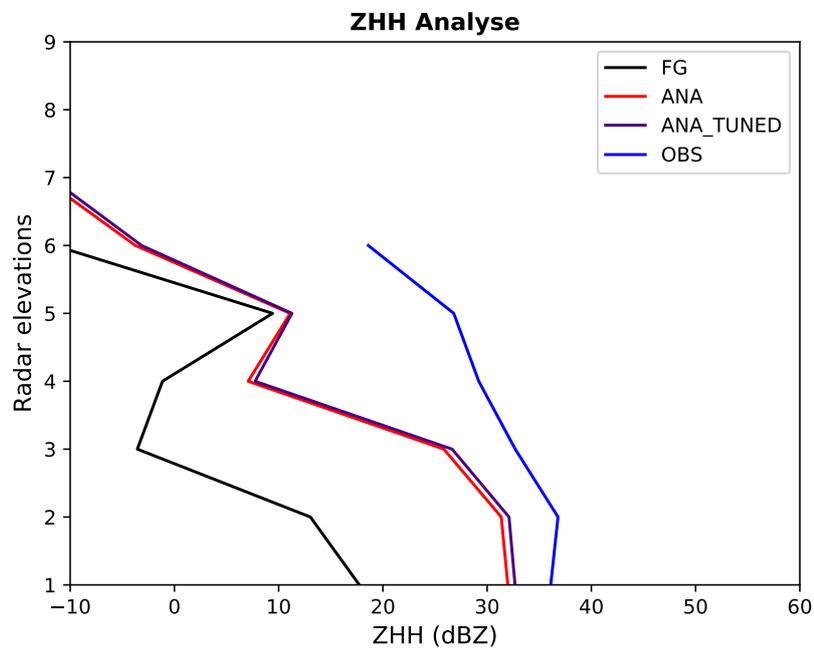


FIGURE D.1 – Profils de réflectivité horizontale Z_{HH} associés au profil présenté sur la Figure 5.3 pour l'ébauche (courbe noire), l'analyse (courbe rouge), l'analyse obtenue suite à l'application des coefficients de réglage (courbe violette) et l'observation (courbe bleue).

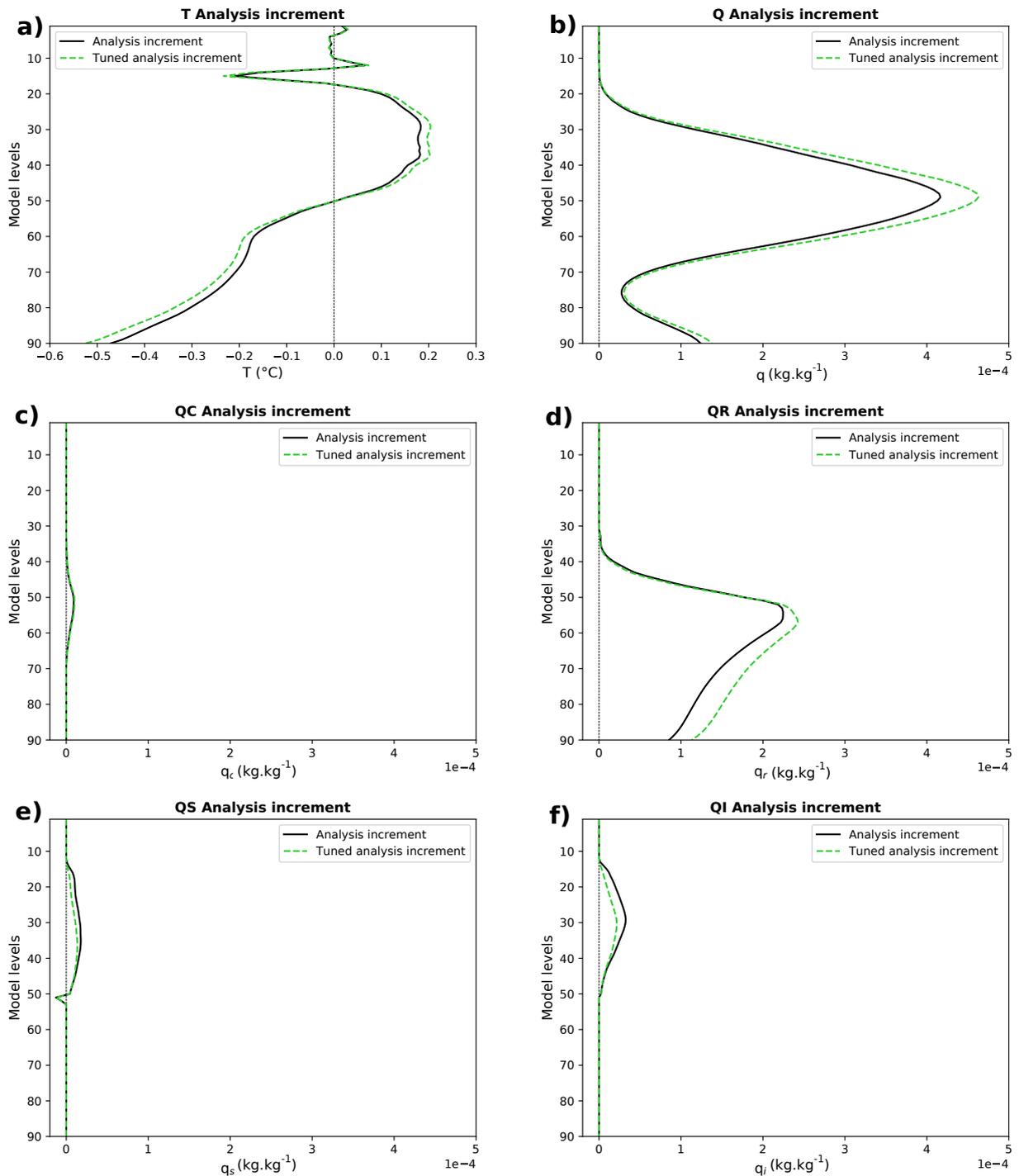


FIGURE D.2 – Comparaison entre les incréments d’analyse obtenus suite à l’assimilation du profil de Z_{HH} observé, en utilisant une estimation des covariances d’erreurs (courbes noires) ou après application des coefficients de réglage (courbes vertes en pointillé) pour (a) la température, (b) l’humidité spécifique et les contenus spécifiques (c) en eau liquide nuageuse, (d) en pluie, (e) en neige et (f) en glace nuageuse.

Bibliographie

- AKSOY, A., DOWELL, D. C. et SNYDER, C. (2009). A multicasé comparative assessment of the ensemble Kalman filter for assimilation of radar observations. Part I : Storm-scale analyses. *Monthly Weather Review*, 137(6):1805–1824.
- AKSOY, A., DOWELL, D. C. et SNYDER, C. (2010). A multicasé comparative assessment of the ensemble Kalman filter for assimilation of radar observations. Part II : Short-range ensemble forecasts. *Monthly Weather Review*, 138(4):1273–1292.
- AL-SAKKA, H., BOUMAHMOUD, A.-A., FRADON, B., FRASIER, S. J. et TABARY, P. (2013). A new fuzzy logic hydrometeor classification scheme applied to the French X-, C-, and S-band polarimetric radars. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 52(10):2328–2344.
- ATLAS, D. et ULBRICH, C. W. (1977). Path- and area-integrated rainfall measurement by microwave attenuation in the 1-3 cm band. *Journal of Applied Meteorology*, 16(12):1322–1331.
- AUGROS, C. (2016). *Apport des données polarimétriques radar pour un modèle atmosphérique à échelle convective*. Thèse de doctorat, Université de Toulouse, Université Toulouse III-Paul Sabatier.
- AUGROS, C., CAUMONT, O., DUCROCQ, V. et GAUSSIAT, N. (2018). Assimilation of radar dual-polarization observations in the AROME model. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 144(714):1352–1368.
- AUGROS, C., CAUMONT, O., DUCROCQ, V., GAUSSIAT, N. et TABARY, P. (2015). Comparisons between S-, C- and X-band polarimetric radar observations and convective-scale simulations of the HyMeX first special observing period. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 142:347–362.
- BANNISTER, R. (2008a). A review of forecast error covariance statistics in atmospheric variational data assimilation. I : Characteristics and measurements of forecast error covariances. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 134(637):1951–1970.
- BANNISTER, R. (2008b). A review of forecast error covariance statistics in atmospheric variational data assimilation. II : Modelling the forecast error covariance statistics. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 134(637):1971–1996.
- BANNISTER, R. N., CHIPILSKI, H. G. et MARTINEZ-ALVARADO, O. (2019). Techniques and challenges in the assimilation of atmospheric water observations for numerical weather prediction towards convective scales. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 146(726):1–48.
- BATTAN, L. J. (1973). *Radar observation of the atmosphere*. The University of Chicago Press.

- BENJAMIN, S. G., WEYGANDT, S. S., BROWN, J. M., HU, M., ALEXANDER, C. R., SMIRNOVA, T. G., OLSON, J. B., JAMES, E. P., DOWELL, D. C., GRELL, G. A., LIN, H., PECKHAM, S. E., SMITH, T. L., MONINGER, W. R., KENYON, J. S. et MANIKIN, G. S. (2016). A North american hourly assimilation and model forecast cycle : The rapid refresh. *Monthly Weather Review*, 144(4):1669–1694.
- BERRE, L. (2000). Estimation of synoptic and mesoscale forecast error covariances in a limited-area model. *Monthly Weather Review*, 128(3):644–667.
- BESIC, N., FIGUERAS I VENTURA, J., GRAZIOLI, J., GABELLA, M., GERMANN, U. et BERNE, A. (2016). Hydrometeor classification through statistical clustering of polarimetric radar measurements : a semi-supervised approach. *Atmospheric Measurement Techniques*, 9(9):4425–4445.
- BICK, T., SIMMER, C., TRÖMEL, S., WAPLER, K., FRANSSSEN, H.-J. H., STEPHAN, K., BLAHAK, U., SCHRAFF, C., REICH, H., ZENG, Y. et POTTHAST, R. (2016). Assimilation of 3D radar reflectivities with an ensemble Kalman filter on the convective scale. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 142(696):1490–1504.
- BRANDES, E. A., ZHANG, G. et VIVEKANANDAN, J. (2002). Experiments in rainfall estimation with a polarimetric radar in a subtropical environment. *Journal of Applied Meteorology*, 41(6):674–685.
- BRANDES, E. A., ZHANG, G. et VIVEKANANDAN, J. (2004). Comparison of polarimetric radar drop size distribution retrieval algorithms. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 21(4):584–598.
- BRINGI, V. N. et CHANDRASEKAR, V. (2001). *Polarimetric Doppler weather radar : principles and applications*. Cambridge University Press.
- BRINGI, V. N., RASMUSSEN, R. M. et VIVEKANANDAN, J. (1986). Multiparameter radar measurements in colorado convective storms. Part I : Graupel melting studies. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 43(22):2545–2563.
- BROUSSEAU, P., BERRE, L., BOUTTIER, F. et DESROZIERS, G. (2011a). Background-error covariances for a convective-scale data-assimilation system : AROME-France 3D-Var. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 137(655):409–422.
- BROUSSEAU, P., BERRE, L., BOUTTIER, F. et DESROZIERS, G. (2011b). Flow-dependent background-error covariances for a convective-scale data assimilation system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 138(663):310–322.
- BROUSSEAU, P., SEITY, Y., RICARD, D. et LÉGER, J. (2016). Improvement of the forecast of convective activity from the AROME-France system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 142(699):2231–2243.
- BUEHNER, M. (2005). Ensemble-derived stationary and flow-dependent background-error covariances : Evaluation in a quasi-operational NWP setting. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 131(607):1013–1043.
- BUEHNER, M., GAUTHIER, P. et LIU, Z. (2005). Evaluation of new estimates of background- and observation-error covariances for variational assimilation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 131(613):3373–3383.
- CANIAUX, G., REDELSPERGER, J.-L. et LAFORE, J.-P. (1994). A numerical study of the stratiform region of a fast-moving squall line. Part I : General description and water and heat budgets. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 51(14):2046–2074.

- CAUMONT, O. (2007). *Simulation et assimilation de données radar pour la prévision de la convection profonde à fine échelle*. Thèse de doctorat, Université Toulouse III - Paul Sabatier.
- CAUMONT, O., DUCROCQ, V., DELRIEU, G., GOSSET, M., PINTY, J., J.PARENT-DU-CHÂTELET, ANDRIEU, H., LEMAITRE, Y. et SCIALOM, G. (2006). A radar simulator for high-resolution nonhydrostatic models. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 23(8):1049–1067.
- CAUMONT, O., DUCROCQ, V., WATTRELOT, E., JAUBERT, G. et PRADIER-VABRE, S. (2010). 1 D+3 DVar assimilation of radar reflectivity data : a proof of concept. *Tellus A*, 62(2):173–187.
- CHAMPEAUX, J.-L., DUPUY, P., LAURANTIN, O., SOULAN, I., TABARY, P. et SOUBEYROUX, J.-M. (2009). Les mesures de précipitations et l’estimation des lames d’eau à Météo France : état de l’art et perspectives. *La Houille Blanche*, (5):28–34.
- CHANDRASEKAR, V. et BRINGI, V. N. (1987). Simulation of radar reflectivity and surface measurements of rainfall. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 4(3):464–478.
- CLAYTON, A. M., LORENC, A. C. et BARKER, D. M. (2012). Operational implementation of a hybrid ensemble/4D-Var global data assimilation system at the Met Office. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 139(675):1445–1461.
- COURTIER, P., ANDERSSON, E., HECKLEY, W., VASILJEVIC, D., HAMRUD, M., HOLLINGSWORTH, A., RABIER, F., FISHER, M. et PAILLEUX, J. (1998). The ECMWF implementation of three-dimensional variational assimilation (3D-Var). I : Formulation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 124(550):1783–1807.
- DALIAKOPOULOS, I. N. et TSANIS, I. K. (2012). A weather radar data processing module for storm analysis. *Journal of Hydroinformatics*, 14(2):332–344.
- DELANOË, J., PROTAT, A., VINSON, J., BRETT, W., CAUDOUX, C., BERTRAND, F., PARENT-DU-CHATELET, J., HALLALI, R., BARTHES, L., HAEFFELIIN, M. et DUPONT, J. (2016). BASTA : A 95-GHz FMCW Doppler radar for cloud and fog studies. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 33(5):1023–1038.
- DELRIEU, G., CREUTIN, J. D. et ANDRIEU, H. (1995). Simulation of radar mountain returns using a digitized terrain model. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 12(5):1038–1049.
- DERBER, J. et BOUTTIER, F. (1999). A reformulation of the background error covariance in the ECMWF global data assimilation system. *Tellus A : Dynamic Meteorology and Oceanography*, 51(2):195–221.
- DESROZIERS, G., BERRE, L., CHAPNIK, B. et POLI, P. (2005). Diagnosis of observation, background and analysis-error statistics in observation space. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 131(613):3385–3396.
- DESROZIERS, G., CAMINO, J.-T. et BERRE, L. (2014). 4D-EnVar : link with 4D state formulation of variational assimilation and different possible implementations. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 140(684):2097–2110.
- DESROZIERS, G. et IVANOV, S. (2001). Diagnosis and adaptive tuning of observation-error parameters in a variational assimilation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 127(574):1433–1452.
- DESTOUCHES, M., MONTMERLE, T., MICHEL, Y. et MÉNÉTRIER, B. (2020). Estimating optimal localization for sampled background error covariances of hydrometeor variables. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*.

- DOVIAK, R. J. et ZRNIC, D. (2006). *Doppler radar and weather observations*. Courier Corporation.
- DOVIAK, R. J., ZRNIC, D. S. et SIRMANS, D. S. (1979). Doppler weather radar. *Proceedings of the IEEE*, 67(11):1522–1553.
- DOWELL, D. C., WICKER, L. J. et SNYDER, C. (2011). Ensemble Kalman filter assimilation of radar observations of the 8 May 2003 Oklahoma City supercell : Influences of reflectivity observations on storm-scale analyses. *Monthly Weather Review*, 139(1):272–294.
- DRAINE, B. T. et FLATAU, P. J. (1994). Discrete-dipole approximation for scattering calculations. *Journal of the Optical Society of America A*, 11(4):1491.
- DUERINCKX, A., HAMDI, R., MAHFOUF, J.-F. et TERMONIA, P. (2015). Study of the Jacobian of an Extended Kalman Filter for soil analysis in SURFEXv5. *Geoscientific Model Development*, 8(3):845–863.
- ERIKSSON, P., EKELUND, R., MENDROK, J., BRATH, M., LEMKE, O. et BUEHLER, S. A. (2018). A general database of hydrometeor single scattering properties at microwave and sub-millimetre wavelengths. *Earth System Science Data*, 10(3):1301–1326.
- ERRICO, R. M., FILLION, L., NYCHKA, D. et LU, Z.-Q. (2000). Some statistical considerations associated with the data assimilation of precipitation observations. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 126(562):339–359.
- EVENSEN, G. (1994). Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using monte carlo methods to forecast error statistics. *Journal of Geophysical Research*, 99(C5):10143.
- FIGUERAS I VENTURA, J. et TABARY, P. (2013). The new French operational polarimetric radar rainfall rate product. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 52(8):1817–1835.
- GEER, A. J. et BAORDO, F. (2014). Improved scattering radiative transfer for frozen hydrometeors at microwave frequencies. *Atmospheric Measurement Techniques*, 7(6):1839–1860.
- GILBERT, J.-C. et LEMARÉCHAL, C. (2006). The module M1QN3. Rapport technique, INRIA.
- GOURLEY, J., TABARY, P. et PARENT-DU-CHÂTELET, J. (2007a). Empirical estimation of attenuation from differential propagation phase measurements at C band. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 46(3):306–317.
- GOURLEY, J., TABARY, P. et PARENT-DU-CHÂTELET, J. (2007b). A fuzzy logic algorithm for the separation of precipitating from nonprecipitating echoes using polarimetric radar observations. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 24(8):1439–1451.
- GOURLEY, J. J. et HONG, Y. (2014). *Radar hydrology : principles, models, and applications*. CRC Press.
- GRAZIOLI, J., TUIA, D. et BERNE, A. (2015). Hydrometeor classification from polarimetric radar measurements : a clustering approach. *Atmospheric Measurement Techniques*, 7(8):8465–8519.
- GUSTAFSSON, N., JANJÍĆ, T., SCHRAFF, C., LEUENBERGER, D., WEISSMANN, M., REICH, H., BROUSSEAU, P., MONTMERLE, T., WATTRELOT, E., BUČÁNEK, A., MILE, M., HAMDI, R., LINDSKOG, M., BARKMEIJER, J., DAHLBOM, M., MACPHERSON, B., BALLARD, S., INVERARITY, G., CARLEY, J., ALEXANDER, C., DOWELL, D., LIU, S., IKUTA, Y. et FUJITA, T. (2018). Survey of data assimilation methods for convective-scale numerical weather prediction at operational centres. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 144(713):1218–1256.

- HALL, M. P. M., GODDARD, J. W. F. et CHERRY, S. M. (1984). Identification of hydrometeors and other targets by dual-polarization radar. *Radio Science*, 19(1):132–140.
- HAMILL, T. M. et SNYDER, C. (2000). A hybrid Ensemble Kalman Filter–3D variational analysis scheme. *Monthly Weather Review*, 128(8):2905–2919.
- HEINSELMAN, P., PRIEGNITZ, D., MANROSS, K., SMITH, T. et ADAMS, R. (2008). Rapid sampling of severe storms by the national weather radar testbed phased array radar. *Weather and Forecasting*, 23(5):808–824.
- HOLLINGSWORTH, A. et LÖNNBERG, P. (1986). The statistical structure of short-range forecast errors as determined from radiosonde data. Part I : The wind field. *Tellus A*, 38(2):111–136.
- HOUTEKAMER, P. L. et MITCHELL, H. L. (2001). A sequential Ensemble Kalman Filter for atmospheric data assimilation. *Monthly Weather Review*, 129(1):123–137.
- HOUTEKAMER, P. L. et ZHANG, F. (2016). Review of the Ensemble Kalman Filter for atmospheric data assimilation. *Monthly Weather Review*, 144(12):4489–4532.
- HU, M., XUE, M. et BREWSTER, K. (2006). 3D-Var and cloud analysis with WSR-88d level-II data for the prediction of the fort worth, texas, tornadic thunderstorms. Part I : Cloud analysis and its impact. *Monthly Weather Review*, 134(2):675–698.
- IDE, K., COURTIER, P., GHIL, M. et LORENC, A. C. (1997). Unified notation for data assimilation : Operational, sequential and variational assimilation in meteorology and oceanography : Theory and practice). *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II*, 75(1B):181–189.
- JONES, C. D. et MACPHERSON, B. (1997). A latent heat nudging scheme for the assimilation of precipitation data into an operational mesoscale model. *Meteorological Applications*, 4(3):269–277.
- JUNG, Y., XUE, M. et STRAKA, J. (2005). Assimilation of polarimetric radar data using ensemble Kalman filter : Experiments with simulated data. *In 17th Conf. Num. Wea.Pre.*, Washington DC. AMS.
- JUNG, Y., XUE, M. et ZHANG, G. (2010). Simulations of polarimetric radar signature of a supercell storm using a two-moment bulk microphysics scheme. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 49(1):146–163.
- JUNG, Y., XUE, M., ZHANG, G. et STRAKA, J. (2008a). Assimilation of simulated polarimetric radar data for a convective storm using the Ensemble Kalman Filter. Part II : Impact of polarimetric data on storm analysis. *Monthly Weather Review*, 136(6):2246–2260.
- JUNG, Y., ZHANG, G. et XUE, M. (2008b). Assimilation of simulated polarimetric radar data for a convective storm using the Ensemble Kalman Filter. Part I : Observation operators for reflectivity and polarimetric variables. *Monthly Weather Review*, 136(6):2228–2245.
- KALMAN, R. E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Basic Engineering*, 82(1):35–45.
- KAWABATA, T., KURODA, T., SEKO, H. et SAITO, K. (2011). A cloud-resolving 4D-Var assimilation experiment for a local heavy rainfall event in the tokyo metropolitan area. *Monthly Weather Review*, 139(6):1911–1931.
- KAWABATA, T., SCHWITALLA, T., ADACHI, A., BAUER, H.-S., WULFMEYER, V., NAGUMO, N. et YAMAUCHI, H. (2018). Observational operators for dual polarimetric radars in variational data assimilation systems (PolRad VAR v1.0). *Geoscientific Model Development*, 11(6):2493–2501.

- KESSLER, E. (1969). On the distribution and continuity of water substance in atmospheric circulations. *American Meteorological Society*, 10(32):1–84.
- KLAZURA, G. E. et IMY, D. A. (1993). A description of the initial set of analysis products available from the NEXRAD WSR-88d system. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 74(7):1293–1311.
- KUMJIAN, M. (2013a). Principles and applications of dual-polarization weather radar. Part I : Description of the polarimetric radar variables. *Journal of Operational Meteorology*, 1(19):226–242.
- KUMJIAN, M. (2013b). Principles and applications of dual-polarization weather radar. Part II : Warm- and cold-season applications. *Journal of Operational Meteorology*, 1(20):243–264.
- LE BASTARD, T. (2019). *Utilisation des données radar volumiques et d'un modèle de PNT à haute résolution pour une meilleure estimation quantitative des précipitations en plaine et sur les massifs montagneux*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse.
- LEUENBERGER, D. et ROSSA, A. (2007). Revisiting the latent heat nudging scheme for the rainfall assimilation of a simulated convective storm. *Meteorology and Atmospheric Physics*, 98(3-4):195–215.
- LI, X. et MECIKALSKI, J. R. (2010). Assimilation of the dual-polarization Doppler radar data for a convective storm with a warm-rain radar forward operator. *Journal of Geophysical Research*, 115(D16).
- LI, X. et MECIKALSKI, J. R. (2012). Impact of the dual-polarization Doppler radar data on two convective storms with a warm-rain radar forward operator. *Monthly Weather Review*, 140(7):2147–2167.
- LI, X., MECIKALSKI, J. R. et POSSELT, D. (2017). An ice-phase microphysics forward model and preliminary results of polarimetric radar data assimilation. *Monthly Weather Review*, 145(2):683–708.
- LI, Z., BALLARD, S. P. et SIMONIN, D. (2018). Comparison of 3D-Var and 4D-Var data assimilation in an NWP-based system for precipitation nowcasting at the Met Office. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 144(711):404–413.
- LIU, C., XUE, M. et KONG, R. (2020). Direct variational assimilation of radar reflectivity and radial velocity data : Issues with nonlinear reflectivity operator and solutions. *Monthly Weather Review*, 148(4):1483–1502.
- LIU, G. (2008). A database of microwave single-scattering properties for nonspherical ice particles. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 89(10):1563–1570.
- LIU, Z. et RABIER, F. (2003). The potential of high-density observations for numerical weather prediction : A study with simulated observations. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 129(594):3013–3035.
- LOPEZ, P. (2011). Direct 4D-Var assimilation of NCEP stage IV radar and gauge precipitation data at ECMWF. *Monthly Weather Review*, 139(7):2098–2116.
- LOPEZ, P. et BAUER, P. (2007). 1D+4DVar assimilation of NCEP Stage-IV radar and gauge hourly precipitation data at ECMWF. *Monthly Weather Review*, 135(7):2506–2524.
- LORENC, A. C. (1986). Analysis methods for numerical weather prediction. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 112(474):1177–1194.

- LORENC, A. C. (2003). The potential of the Ensemble Kalman Filter for NWP—a comparison with 4D-Var. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 129(595):3183–3203.
- MAGONO, C. et LEE, C. W. (1966). Meteorological classification of natural snow crystals. *Journal of the Faculty of Science, Hokkaido University. Series 7, Geophysics*, 2(4):321–335.
- MAHFOUF, J.-F., CAUMONT, O., MONTMERLE, T., WATTRELOT, E. et DUCROCQ, V. (2013). Assimilation des données radar dans le modèle Arome. *La Météorologie*, 8(83):42–49.
- MARSHALL, J. S. et PALMER, W. M. K. (1948). The distribution of raindrops with size. *Journal of Meteorology*, 5(4):165–166.
- MARTINET, P., FOURRIÉ, N., GUIDARD, V., RABIER, F., MONTMERLE, T. et BRUNEL, P. (2012). Towards the use of microphysical variables for the assimilation of cloud-affected infrared radiances. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 139(674):1402–1416.
- MATROSOV, S. (2008). Assessment of radar signal attenuation caused by the melting hydrometeor layer. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(4):1039–1047.
- MAYNARD, R. (1945). Radar and weather. *Journal of Meteorology*, 2(4):214–226.
- MEYERS, M., DEMOTT, P. et COTTON, W. (1992). New primary ice-nucleation parametrizations in an explicit cloud model. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 31(7):708–721.
- MICHEL, Y., AULIGNÉ, T. et MONTMERLE, T. (2011). Heterogeneous convective-scale background error covariances with the inclusion of hydrometeor variables. *Monthly Weather Review*, 139(9):2994–3015.
- MILBRANDT, J. A. et YAU, M. K. (2005). A multimoment bulk microphysics parameterization. Part I : Analysis of the role of the spectral shape parameter. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 62(9):3051–3064.
- MISHCHENKO, M. I. et TRAVIS, L. D. (1994). T-matrix computations of light scattering by large spheroidal particles. *Optics Communications*, 109(1-2):16–21.
- MOISSEEV, D., LAUTAPORTTI, S., TYYNELA, J. et LIM, S. (2015). Dual-polarization radar signatures in snowstorms : Role of snowflakes aggregation. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 120(24):12644–12655.
- MONTMERLE, T. (2012). Optimization of the assimilation of radar data at the convective scale using specific background error covariances in precipitation. *Monthly Weather Review*, 140(11):3495–3506.
- MONTMERLE, T. et BERRE, L. (2010). Diagnosis and formulation of heterogeneous background-error covariances at the mesoscale. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 136(651):1408–1420.
- MONTMERLE, T. et FACCANI, C. (2009). Mesoscale assimilation of radial velocities from Doppler radars in a preoperational framework. *Monthly Weather Review*, 137(6):1939–1953.
- MONTMERLE, T., MICHEL, Y., ARBOGAST, E., MÉNÉTRIER, B. et BROUSSEAU, P. (2018). A 3D ensemble variational data assimilation scheme for the limited-area AROME model : Formulation and preliminary results. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 144(716):2196–2215.
- MORIN, E., KRAJEWSKI, W. F., GOODRICH, D. C., GAO, X. et SOROOSHIAN, S. (2003). Estimating rainfall intensities from weather radar data : The scale-dependency problem. *Journal of Hydrometeorology*, 4(5):782–797.

- PARENT-DU-CHÂTELET, J. (2003). ARAMIS, le réseau français de radars pour la surveillance des précipitations. *La Météorologie*, 40:44–52.
- PFEIFER, M., CRAIG, G., HAGEN, M. et KEIL, C. (2008). A polarimetric radar forward operator for model evaluation. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 47(12):3202–3220.
- PICCA, J. et RYZHKOV, A. (2012). A dual-wavelength polarimetric analysis of the 16 May 2010 Oklahoma City extreme hailstorm. *Monthly Weather Review*, 140(4):1385–1403.
- PINTY, J. et JABOUILLE, P. (1998). A mixed-phase cloud parameterization for use in mesoscale non-hydrostatic model : simulations of a squall line and of orographic precipitation. *In Conf. on Cloud Physics*, pages 217–220. American Meteorological Society Everett, WA.
- PRUPPACHER, H. R. et BEARD, K. V. (1970). A wind tunnel investigation of the internal circulation and shape of water drops falling at terminal velocity in air. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 96(408):247–256.
- PUTNAM, B., XUE, M., JUNG, Y., SNOOK, N. et ZHANG, G. (2019). Ensemble Kalman filter assimilation of polarimetric radar observations for the 20 May 2013 Oklahoma tornadic supercell case. *Monthly Weather Review*, 147(7):2511–2533.
- RABIER, F., FOURRIÉ, N., CHAFAÏ, D. et PRUNET, P. (2002). Channel selection methods for infrared atmospheric sounding interferometer radiances. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 128(581):1011–1027.
- RAYNAUD, L., BERRE, L. et DESROZIERS, G. (2011). Accounting for model error in the Météo-France Ensemble Data Assimilation system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 138(662):249–262.
- RAYNAUD, L. et BOUTTIER, F. (2016). Comparison of initial perturbation methods for ensemble prediction at convective scale. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 142(695):854–866.
- RODGERS, C. D. (1996). Information content and optimization of high-spectral-resolution measurements. *In HAYS, P. B. et WANG, J., éditeurs : Optical Spectroscopic Techniques and Instrumentation for Atmospheric and Space Research II*. SPIE.
- ROSS, G. et GILBERT, K. (1949). The terminal velocity of fall for water droplets in stagnant air. *Journal of Meteorology*, 6(4):243–248.
- ROUSSEAU, D., HONG, H. et du VACHAT, R. J. (1995). Vingt-cinq ans de prévision numérique du temps à échelle fine (1968-1993) : de l’adaptation dynamique à maille fine au modèle Périidot. *La Météorologie*, numéro spécial(8):129–134.
- RYZHKOV, A., PINSKY, M., POKROVSKY, A. et KHAIN, A. (2011). Polarimetric radar observation operator for a cloud model with spectral microphysics. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 50(4):873–894.
- RYZHKOV, A. V., SCHUUR, T. J., BURGESS, D. W., HEINSELMAN, P. L., GIANGRANDE, S. E. et ZRNIC, D. S. (2005). The joint polarization experiment : Polarimetric rainfall measurements and hydrometeor classification. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 86(6):809–824.
- SACHIDANANDA, M. et ZRNIC, D. S. (1987). Rain rate estimates from differential polarization measurements. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 4(4):588–598.

- SASAKI, Y. (1958). An objective analysis based on the variational method. *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II*, 36(3):77–88.
- SCARCHILLI, G., GOROUCCI, E., CHANDRASEKAR, V. et SELIGA, T. A. (1993). Rainfall estimation using polarimetric techniques at C-band frequencies. *Journal of Applied Meteorology*, 32(6):1150–1160.
- SCHNEEBELI, M., DAWES, N., LEHNING, M. et BERNE, A. (2013). High-resolution vertical profiles of x-band polarimetric radar observables during snowfall in the Swiss Alps. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 52(2):378–394.
- SCHRAFF, C., REICH, H., RHODIN, A., SCHOMBURG, A., STEPHAN, K., PERIÁÑEZ, A. et POTTHAST, R. (2016). Kilometre-scale ENsemble Data Assimilation for the COSMO model (KENDA). *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 142(696):1453–1472.
- SCHROM, R. et KUMJIAN, M. (2019). A probabilistic radar forward model for branched planar ice crystals. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 58(6):1245–1265.
- SEITY, Y., BROUSSEAU, P., MALARDEL, S., HELLO, G., BÉNARD, P., BOUTTIER, F., LAC, C. et MASSON, V. (2011). The AROME-France convective scale operational model. *Monthly Weather Review*, 139(0):976–991.
- SEKHON, R. S. et SRIVASTAVA, R. C. (1970). Snow size spectra and radar reflectivity. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 27(2):299–307.
- SELIGA, T. A. et BRINGI, V. N. (1976). Potential use of radar differential reflectivity measurements at orthogonal polarizations for measuring precipitation. *Journal of Applied Meteorology*, 15(1):69–76.
- SEMPERE-TORRES, D., PORRA, J. et CREUTIN, J. (1994). A general formulation for raindrop size distribution. *Journal of Applied Meteorology*, 13(12):1494–1502.
- SNYDER, C. et ZHANG, F. (2003). Assimilation of simulated Doppler radar observations with an Ensemble Kalman Filter. *Monthly Weather Review*, 131(8):1663–1677.
- STEWART, L., DANCE, S., NICHOLS, N., EYRE, J. et CAMERON, J. (2014). Estimating interchannel observation error correlations for IASI radiance data in the Met Office system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 140(681):1236–1244.
- STRAKA, J. M., ZRNIĆ, D. S. et RYZHKOV, A. V. (2000). Bulk hydrometeor classification and quantification using polarimetric radar data : Synthesis of relations. *Journal of Applied Meteorology*, 39(8):1341–1372.
- SUGIER, J., PARENT-DU-CHÂTELET, J., ROQUAIN, P. et SMITH, A. (2002). Detection and removal of clutter and anaprop in radar data using a statistical scheme based on echo fluctuation. *In Proceedings of ERAD*, pages 17–24.
- SUN, J. et CROOK, A. (1994). Wind and thermodynamic retrieval from single-Doppler measurements of a gust front observed during Phoenix II. *Monthly Weather Review*, 122(6):1075–1091.
- SUN, J. et CROOK, N. (1997). Dynamical and microphysical retrieval from Doppler radar observations using a cloud model and its adjoint. Part I : Model development and simulated data experiments. *Journal of Atm. Sciences*, 54:1642–1661.
- SUN, J. et WANG, H. (2013). Radar data assimilation with WRF 4D-Var. Part II : Comparison with 3D-Var for a squall line over the U.S. Great Plains. *Monthly Weather Review*, 141(7):2245–2264.

- TABARY, P. (2007). The new French operational radar rainfall product. Part I : Methodology. *Weather and Forecasting*, 22(3):393–408.
- TABARY, P., AUGROS, C., CHAMPEAUX, J., CHÈZE, J., FAURE, D., IDZIOREK, D., LORANDEL, R., URBAN, B. et VOGT, V. (2013a). Le réseau et les produits radars de Météo-France. *La Météorologie*, (83):15–27.
- TABARY, P., FRADON, B. et BOUMAHMOUD, A.-A. (2013b). La polarimétrie radar à Météo-France. *La Météorologie*, 8(83):58–67.
- TABARY, P., PERIER, L., GAGNEUX, J. et PARENT-DU-CHÂTELET, J. (2005). Test of a staggered PRT scheme for the French radar network. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 22(4):352–364.
- TABARY, P., VULPIANI, G., GOURLEY, J. J., ILLINGWORTH, A. J., THOMPSON, R. J. et BOUSQUET, O. (2009). Unusually high differential attenuation at C band : Results from a two-year analysis of the French Trappes polarimetric radar data. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 48(10):2037–2053.
- TAUFOUR, M., VIÉ, B., AUGROS, C., BOUDEVILLAIN, B., DELANOË, J., DELAUTIER, G., DUCROCQ, V., LAC, C., PINTY, J.-P. et SCHWARZENBÖCK, A. (2018). Evaluation of the two-moment scheme LIMA based on microphysical observations from the HyMeX campaign. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 144(714):1398–1414.
- THOMAS, G., MAHFOUF, J.-F. et MONTMERLE, T. (2020). Toward a variational assimilation of polarimetric radar observation in a convective scale NWP model. *Atmospheric Measurement Technology*, 13(5):2279–2298.
- TONG, M. et XUE, M. (2005). Ensemble Kalman Filter assimilation of Doppler radar data with a compressible nonhydrostatic model : OSS experiments. *Monthly Weather Review*, 133(7):1789–1807.
- TONG, M. et XUE, M. (2008). Simultaneous estimation of microphysical parameters and atmospheric state with simulated radar data and Ensemble Square Root Kalman Filter. Part II : Parameter estimation experiments. *Monthly Weather Review*, 136(5):1649–1668.
- TRÖMEL, S., KUMJIAN, M. R., RYZHKOV, A. V., SIMMER, C. et DIEDERICH, M. (2013). Backscatter differential phase—estimation and variability. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 52(11):2529–2548.
- ULBRICH, C. W. et ATLAS, D. (1984). Assessment of the contribution of differential polarization to improved rainfall measurements. *Radio Science*, 19(1):49–57.
- VIÉ, B., PINTY, J.-P., BERTHET, S. et LERICHE, M. (2016). LIMA (v1.0) : A quasi two-moment microphysical scheme driven by a multimodal population of cloud condensation and ice freezing nuclei. *Geoscientific Model Development*, 9(2):567–586.
- WAKIMOTO, R. M. et BRINGI, V. N. (1988). Dual-polarization observations of microbursts associated with intense convection : The 20 July storm during the MIST project. *Monthly Weather Review*, 116(8):1521–1539.
- WANG, H., SUN, J., ZHANG, X., HUANG, X.-Y. et AULIGNÉ, T. (2013). Radar data assimilation with WRF 4D-Var. Part I : System development and preliminary testing. *Monthly Weather Review*, 141(7):2224–2244.
- WATERMAN, P. (1965). Matrix formulation of electromagnetic scattering. *Proceedings of the IEEE*, 53(8):805–812.

- WATTRELOT, E., CAUMONT, O. et MAHFOUF, J.-F. (2014). Operational implementation of the 1D+3D-Var assimilation method of radar reflectivity data in the AROME model. *Monthly Weather Review*, 142(5):1852–1873.
- XUE, M., JUNG, Y. et ZHANG, G. (2010). State estimation of convective storms with a two-moment microphysics scheme and an Ensemble Kalman Filter : Experiments with simulated radar data. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, pages 685–700.
- ZRNIC, D., KIMPEL, J., FORSYTH, D., SHAPIRO, A., CRAIN, G., FERREK, R., HEIMMER, J., BENNER, W., MCNEILLIS, T. et VOGT, R. (2007). Agile beam phased array radar for weather observations. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 88(11):1753–1766.

Table des sigles et acronymes

AEARO	Assimilation d'Ensemble AROME
ARAMIS	Application Radar À la Météorologie Infra-Synoptique
AROME	Applications de la Recherche à l'Opérationnel à Méso-Échelle
ARPEGE	Action de Recherche Petite Échelle Grande Échelle
ARPS	Advanced Regional Prediction System
BLUE	Best Linear Unbiased Estimator
CAPE	Convective Available Potential Energy
CAPS	Center for Analysis and Prediction of Storms
CEPMMT	Centre Européen de Prévisions Météorologiques à Moyen Terme
CIMMS	Cooperative Institute for Mesoscale Meteorological Studies
CNRM	Centre National de Recherches Météorologiques
COSMO	COnsortium for small Scale MOdelling
DFS	Degree of Freedom for Signal
FSS	Fraction Skill Score
IFS	Integrated Forecast System
JCSDA	Joint Center for Satellite Data Assimilation
JMA	Japan Meteorological Agency
LHN	Latent Heat Nudging
NAPT	Negative Away Positive Toward
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
PACA	Provence-Alpes-Côte d'Azur
PANTHERE	Projet ARAMIS Nouvelles Technologies en Hydrométéorologie Extension et REnouvellement
PIA	Path-Integrated Attenuation
PIDA	Path-Integrated Differential Attenuation
PNT	Prévision Numérique du Temps
PRF	Pulse Repetition Frequency
PRI	Pulse Repetition Interval
OSSE	Observing System Simulation Experiments
VDRAS	Variational Doppler Radar Analysis System
WRF	Weather Research and Forecasting Model

Table des figures

1.1	Géométrie de la mesure du radar météorologique. Source : Daliakopoulos et Tsanis (2012)	6
1.2	Réseau radar ARAMIS fin Août 2019	8
1.3	Principe de mesure d'un radar polarimétrique Source : NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration)	16
1.4	Cas de bande brillante observée par le radar de Plabennec avec un angle d'élévation de 4.0° le 29 juillet 2018 à 07 TU avec a) la réflectivité différentielle Z_{DR} et b) le coefficient de corrélation ρ_{HV} . Les cercles concentriques représentent respectivement, en partant du radar, une distance de 100 km, 200 km et 256 km.	22
2.1	Observations fréquemment utilisées en assimilation de données par les modèles de prévision numérique du temps. Source : https://www.ecmwf.int/en/research/data-assimilation/observations	30
2.2	Taux de pluie (en $mm.h^{-1}$) pour des prévisions 1h (colonne de gauche) et 2h (colonne de droite) sans l'assimilation des vents Doppler (CNTRL, haut) ou avec (RADAR, milieu) et les observations radar correspondantes (OBS, bas) (figure issue de Montmerle et Faccani (2009)).	41
2.3	Schéma représentant l'inversion Bayésienne de profil de réflectivité en pseudo-profil d'humidité relative (figure issue de Mahfouf <i>et al.</i> (2013)).	45
2.4	Analyses de Z_{HH} (e,f) et de vitesse verticale w (g,h) pour des expériences d'assimilation considérant les vitesses radiales seules (e,g) ou combinées avec Z_{HH} (f,h). Les lignes noires continues représentent les valeurs moyennes de Z_{HH} issues du EnKF, les plages grisées pour (e,f) représentent les valeurs de Z_{HH} observées et pour (g,h) les vitesses verticales moyennes issues du EnKF (figures issues de Dowell <i>et al.</i> (2011)).	47
2.5	Observations (a,b) et analyses pour des expériences d'assimilation de Z_{HH} et des vents Doppler (b,e) et incluant également Z_{DR} (c,f) pour Z_{HH} (haut) et Z_{DR} (bas). (figure issue de Putnam <i>et al.</i> (2019)).	49
2.6	Cumuls de pluie tri-horaires observés par radar (c), prévus sans (f) et avec (o) prise en compte des pseudo-profil d'humidité relative restitués à partir de l'inversion Bayésienne 1D de Z_{HH} et de K_{DP} dans le calcul de l'analyse initiale (figure issue de Augros <i>et al.</i> (2018)).	50

3.1	Champ de température prévu (en K) sur le domaine de prévision pour le niveau modèle le plus proche du sol (situé à 5 m d'altitude). Prévision issue du réseau 11 TU du modèle, valide le 26 mai 2018 à 12 TU.	55
3.2	Chaîne de prévision opérationnelle du modèle AROME-France, comprenant des réseaux de production (RPH) toutes les trois heures (H indiquant l'heure du réseau de production) et des réseaux d'analyse (RH) toutes les heures (H indiquant l'heure du réseau d'analyse). L'implémentation temporelle correspond aux heures où les calculs sont effectués sur le supercalculateur. Source : MF/DIROP/COMPAS.	56
3.3	Répartition des observations assimilées par le 3D-Var d'AROME sur l'ensemble du mois de septembre 2020 (Radar Hu : pseudo-profil d'humidité relative, radar Vr : vents Doppler, SYNOP/RADOME : stations météorologiques synoptiques et nationales, PILOT/PRF : profils de vent, Satellites : SATOB (0,1%), AMSU-A/MHS (0,9%), ATMS (0,4%), SSMI/S (0,1%), IASI (5,9%), GEORAD (5,4%), Diffusiomètres (0,1%)) (Figure obtenue à partir de données du service de contrôle et de monitoring de Météo-France (COMPAS)).	57
3.4	Schéma représentant les différents processus microphysiques du schéma microphysique ICE3. Source : Caumont (2007)	58
3.5	Exemples de particules de glace utilisées par Schrom et Kumjian (2019) pour la simulation de variables polarimétriques.	61
3.6	Processus de fonte d'un flocon de neige dans l'opérateur d'observation radar polarimétrique (A : air (en blanc), G : glace (en gris) et E : eau (en cyan). Les lettres en bleu représente les processus se déroulant dans la zone de fonte (adapté de la Figure 4.1 de Le Bastard (2019))).	63
3.7	Schéma représentant la propagation du faisceau radar dans une atmosphère homogène fictive sur une planète fictive de rayon a_e ($\Delta\theta$ désigne l'ouverture du faisceau, i_{elev} l'angle d'élévation, r la distance séparant les cibles de l'antenne radar et h , H_{min} et H_{max} désignent respectivement la hauteur du centre du faisceau, la hauteur minimale et la hauteur maximale du faisceau)(Figure tirée de Wattlelot <i>et al.</i> (2014)).	65
3.8	Incertitudes liées à la simulation de (a) Z_{HH} , (b) Z_{DR} , (c) K_{DP} et (d) ρ_{HV} pour un ensemble de radars en bande S (N indique la taille de l'échantillon).	68
3.9	Incertitudes liées à la simulation de (a) Z_{HH} , (b) Z_{DR} , (c) K_{DP} et (d) ρ_{HV} pour un ensemble de radars en bande C (N indique la taille de l'échantillon).	69
3.10	(a) Z_{DR} brut et (b) Z_{DR} issu du contrôle de qualité, pour le cas convectif du 06 juin 2018, observé par le radar de Trappes avec un angle d'élévation de $0,4^\circ$	70
3.11	Anasyg valide le 10/10/2018 à 00 TU	71

3.12	(a) Altitude de la surface de tourbillon potentiel à 1,5 <i>PVU</i> (unités de tourbillon potentiel, <i>Potential Vorticity Units</i> en anglais)(plages de couleur) exprimée en décimètres (<i>dam</i>) et vents supérieurs à 55 noeuds (environ 100 $km.h^{-1}$) à la tropopause, représenté par des barbules, (b) lignes de courant du vent à 700 <i>hPa</i> , le module du vent étant représenté par les plages de couleur et sa direction par les flèches. Ces champs sont issus du réseau de prévision 00 TU du modèle AROME, valides à 08 TU.	71
3.13	Observations (colonne de gauche) et simulations (colonne de droite) de Z_{HH} (a et b), Z_{DR} (c et d), K_{DP} (e et f) et ρ_{HV} (g et h), par le radar de Collobrières (représenté par une croix noire), avec un angle d'élévation de 2,2°, pour le cas de l'épisode méditerranéen du 18 octobre 2018 à 14 TU.	73
3.14	Contenus en hydrométéores simulés par la prévision 1 <i>h</i> du réseau d'assimilation AROME-France, valide le 10 octobre 2018 à 14 TU : (a) contenu en pluie, (b) en neige, (c) en grapel et (d) en glace primaire. Ces contenus sont interpolés sur le faisceau du radar de Collobrières (angle d'élévation de 2,2°).	75
3.15	Types d'échos déduits des observations radar polarimétriques à l'aide de l'algorithme de Al-Sakka <i>et al.</i> (2013) pour le cas méditerranéen du 18 octobre 2018 à 14 TU, observé avec le radar de Collobrières (angle d'élévation : 2,2°).	75
3.16	Anasyg valide le 26/05/2018 à 00 TU	76
3.17	Altitude de la surface 1,5 <i>PVU</i> (courbes couleur bistre) exprimée en <i>dam</i> et vitesses verticales à 700 <i>hPa</i> (les courbes bleues représentent les ascendances et les courbes vertes les subsidences, exprimées en $m.s^{-1}$). Ces champs sont issus du réseau de prévision 00 TU du modèle AROME, valides à 10 TU.	77
3.18	Observations (colonne de gauche) et simulations (colonne de droite) de Z_{HH} (a et b), Z_{DR} (c et d), K_{DP} (e et f) et ρ_{HV} (g et h) par le radar de Momuy (représenté par une croix noire), avec un angle d'élévation de 0,4°, pour la situation convective du 26 mai 2018 à 14 TU. Les rectangles ayant des contours gris indiquent la région considérée dans la Figure 3.19, le triangle noir aux contours roses et celui aux contours cyan correspondent à la position de profils utilisés au Chapitre 5.	80
3.19	Zoom des Figures 3.18 et 3.21 pour les observations de (a) Z_{HH} , (b) Z_{DR} , (c) K_{DP} , (d) ρ_{HV} et (e) le typage d'écho.	81
3.20	Contenus en hydrométéores simulés par la prévision 1 <i>h</i> du réseau d'assimilation AROME-France, valide le 26 mai 2018 à 14 TU : (a) contenu en pluie, (b) en neige, (c) en grapel et (d) en glace primaire. Ces contenus sont interpolés sur le faisceau du radar de Momuy (angle d'élévation de 0,4°).	82
3.21	Types d'échos déduits des observations radar polarimétriques à l'aide de l'algorithme de typage d'écho de Al-Sakka <i>et al.</i> (2013) pour le cas orageux du 26 mai 2018, observée avec le radar de Momuy (angle d'élévation : 0,4°). Le rectangle aux contours gris indique la région considérée dans la Figure 3.19.	82
3.22	Anasyg valide pour le 03/02/2019 à 00 TU	83

3.23	(a) Champ de géopotential à 500 <i>hPa</i> (plages de couleur) et pression de surface réduite au niveau de la mer (iso-lignes), (b) champ de géopotential (iso-lignes) et de température à 500 <i>hPa</i> (plages de couleurs, en °C) prévus par le réseau de prévision 00 TU du modèle AROME-France, valide à 1 TU.	84
3.24	Observations (colonne de gauche) et simulations (colonne de droite) de Z_{HH} (a et b), Z_{DR} (c et d), K_{DP} (e et f) et ρ_{HV} (g et h), effectuées par le radar de St Nizier, avec un angle d'élévation de 1,0°, pour le cas neigeux du 03 février 2019 à 07 TU. Le rectangle aux contours gris indique la région considérée dans la Figure 3.25. .	86
3.25	Zoom de la Figure 3.24c, indiquant la présence de valeurs de Z_{DR} négatives. . .	87
3.26	Types de précipitations déduits des observations radar polarimétriques à l'aide de l'algorithme de Al-Sakka <i>et al.</i> (2013) pour le cas neigeux du 03 février 2019, observé à 07 TU avec le radar de St Nizier (angle d'élévation : 1,0°).	87
3.27	Distribution des innovations sans (histogrammes bleus) et avec (histogrammes verts) application du contrôle de qualité pour : (a) Z_{HH} , (b) Z_{DR} , (c) K_{DP} et (d) ρ_{HV} . μ représente le biais, σ l'écart type et N la taille de l'échantillon	89
3.28	Distribution des valeurs simulées (a,c) et observées (b,d) des variables polarimétriques Z_{HH} (a,b) et Z_{DR} (c,d)	90
3.29	Distribution des valeurs simulées (a,c) et observées (b,d) des variables polarimétriques K_{DP} (a,b) et ρ_{HV} (c,d)	91
3.30	Distribution 2D des innovations en fonction de l'altitude pour les variables polarimétriques (a) Z_{HH} , (b) Z_{DR} , (c) K_{DP} et (d) ρ_{HV} (N indique la taille de l'échantillon).	92
4.1	Différences absolues entre les Jacobiens déterminés avec une perturbation de contenu en pluie positive et une perturbation négative au niveau modèle 80 pour (a) Z_{HH} , (b) Z_{DR} , (c) K_{DP} et (d) ρ_{HV}	97
4.2	Jacobiens de (a) Z_{HH} , (b) Z_{DR} , (c) K_{DP} et (d) ρ_{HV} , normalisés par 10% du contenu massique en hydrométéores. La figure (e) représente les contenus associés à ce profil (issu du modèle AROME pour un événement convectif le 19 octobre 2017 à 06 TU).	98
4.3	Jacobiens de Z_{HH} pour (a) la pluie et (b) la glace nuageuse dans le cas du profil représenté sur la Figure 4.2e, situé à 80 <i>km</i> du radar. Les valeurs de Jacobiens sont normalisées par 10% du contenu massique en hydrométéores.	100
4.4	Similaire à la Figure 4.3 pour (a) Z_{DR} et pour (b) K_{DP}	100
4.5	Jacobiens de Z_{HH} pour la neige dans le cas du profil sur la Figure 4.2e, artificiellement situé à (a) 20 <i>km</i> et à (b) 120 <i>km</i> du radar. Les valeurs de Jacobiens sont normalisées par 10% du contenu massique en hydrométéores.	101
4.6	Profils d'écart-types d'erreurs de l'ébauche pour chaque variable de contrôle (a) température, (b) humidité spécifique et (c) contenus spécifiques en hydrométéores, valides pour le cas orageux du 26 Mai 2018.	104

4.7	Matrice de corrélations verticales d’erreurs de l’ébauche, valide pour le cas orageux du 26 mai 2018 à 12 TU. Les nombres indiqués en bas à droite de la matrice de corrélation indiquent les niveaux modèle pour les auto-corrélations de la neige. Cette discrétisation des niveaux verticaux est également valable pour l’ensemble des blocs composant cette matrice.	105
4.8	Similaire à la Figure 4.6 pour le cas neigeux du 03 février 2019.	107
4.9	Profils de variances d’erreurs de l’ébauche moyennes (courbes noires) et écarts-types associés (zones grisées) pour l’ensemble des situations météorologiques présentées dans le Tableau 4.1 pour (a) la température, (b) l’humidité spécifique, les contenus spécifiques (c) en eau liquide nuageuse, (d) en glace nuageuse, (e) en pluie et (f) en neige.	108
4.10	Valeurs de DFS normalisées pour les observations assimilées dans le 3D-Var d’AROME pour une journée pluvieuse (Satellites : SATOB, AMSU-A/MHS, ATMS, SSMI/S, IASI, GEORAD. Figure réalisée à partir de données de COMPAS). . .	111
4.11	Valeurs de DFS normalisées pour Z_{HH} et chaque variable de contrôle (axe horizontal) et pour sept situations météorologiques contrastées (dates indiquées sur l’axe vertical).	112
4.12	Similaire à la Figure 4.11 pour Z_{DR}	112
4.13	Similaire à la Figure 4.11 pour K_{DP}	113
5.1	(a) Profils de de température, (b) d’humidité spécifique et (c) de contenus spécifiques en hydrométéores (courbe rouge : neige, courbe verte : glace, courbe cyan : pluie) issus de la prévision de référence 1h du réseau d’assimilation d’AROME-France, valide le 26 mai 2018 à 12 TU.	118
5.2	Contenus en hydrométéores spécifiques de l’ébauche considérée comme état vrai (courbes noires), de l’ébauche perturbée (courbes vertes) et de l’état analysé (courbes oranges) pour des expériences jumelles menées pour (a) Z_{HH} et la neige, (b) Z_{DR} et la pluie et (c) K_{DP} et la pluie.	118
5.3	Profils de (a) Température, (b) d’humidité spécifique et (c) de contenus spécifiques en hydrométéores du profil de référence issus de la prévision 1h du réseau d’assimilation d’AROME-France, valide le 26 mai 2018 à 12 TU.	119
5.4	Profils de réflectivité horizontale Z_{HH} associés au profil présenté sur la Figure 5.3 pour l’ébauche (courbe noire), l’analyse (courbe rouge) et l’observation (courbe bleue).	120
5.5	Évolution de (a) la fonction coût (courbe noire) et de son gradient (courbe rouge) ainsi que (b) l’évolution du terme de la fonction coût représentant les écarts aux observations (courbe bleue) et à l’ébauche (courbe orange) au cours de la minimisation effectuée lors de l’assimilation des observations de Z_{HH} (Figure 5.4). 121	121
5.6	Incréments d’analyse de (a) la température et (b) des contenus spécifiques en vapeur d’eau (courbe noire), en eau liquide nuageuse (courbe bleue), en pluie (courbe cyan), en neige (courbe rouge) et en glace nuageuse (courbe verte) pour une assimilation 1D-EnVar du profil de Z_{HH} observé (Figure 5.4).	121

5.7	Ébauche (courbes noires) et analyse (courbes rouge) du contenu spécifique en glace nuageuse, pour une assimilation 1D-EnVar du profil de Z_{HH} observé (Figure 5.4).	122
5.8	PPI de Z_{HH} (a) de l'ébauche, (b) observé, (c) de l'analyse et (d) PPI des incréments d'analyse, pour une assimilation 1D-EnVar de l'ensemble des profils de Z_{HH} lors de la situation convective du 26 Mai 2018 à 12 TU, pour le radar de Momuy avec un angle d'élévation de $0,4^\circ$.	123
5.9	Distribution des innovations et des résidus d'analyse de Z_{HH} pour les quinze situations météorologiques du Tableau 4.1, après l'assimilation dans le 1D-EnVar de plus de deux millions d'observations de Z_{HH} .	124
5.10	Équivalent à la Figure 5.4 pour Z_{DR} .	125
5.11	Similaire à la Figure 5.5 pour Z_{DR} .	126
5.12	Équivalent à la Figure 5.6 pour Z_{DR} .	126
5.13	Similaire à la Figure 5.8 pour Z_{DR} .	127
5.14	Équivalent à la Figure 5.9 pour Z_{DR} .	128
5.15	Équivalent à la Figure 5.4 pour K_{DP} .	129
5.16	Similaire à la Figure 5.5 pour K_{DP} .	130
5.17	Équivalent à la Figure 5.6 pour K_{DP} .	130
5.18	Similaire à la Figure 5.8 pour K_{DP} .	131
5.19	Équivalent à la Figure 5.9 pour K_{DP} .	132
5.20	Valeurs de σ_o de (a) Z_{HH} , (b) Z_{DR} et (c) K_{DP} diagnostiquées par classes d'angles d'élévation (la courbe bleue représente les valeurs moyennes de σ_o diagnostiqués, la zone en bleu clair représente l'écart-type associé à chaque σ_o et N représente la taille de l'échantillon par classe d'angle d'élévation).	136
5.21	Similaire à la Figure 5.20 pour le diagnostic de σ_o par classes de distances au radar.	137
A.1	Légende des Anasyg produits à Météo-France	148
C.1	Profils de K_{DP} associés au profil présenté sur la Figure 5.3 pour l'ébauche (courbe noire), l'analyse (courbe rouge), l'analyse obtenue avec les erreurs d'observations diagnostiquées (courbe violette) et l'observation (courbe bleue).	170
C.2	Comparaison entre les incréments d'analyse obtenus suite à l'assimilation du profil de K_{DP} observé, en utilisant une estimation des σ_o (courbes noires) ou des σ_o diagnostiqués (courbes vertes en pointillé) pour (a) la température, (b) l'humidité spécifique et les contenus spécifiques (c) en eau liquide nuageuse, (d) en pluie, (e) en neige et (f) en glace nuageuse.	171

D.1	Profils de réflectivité horizontale Z_{HH} associés au profil présenté sur la Figure 5.3 pour l'ébauche (courbe noire), l'analyse (courbe rouge), l'analyse obtenue suite à l'application des coefficients de réglage (courbe violette) et l'observation (courbe bleue).	173
D.2	Comparaison entre les incréments d'analyse obtenus suite à l'assimilation du profil de Z_{HH} observé, en utilisant une estimation des covariances d'erreurs (courbes noires) ou après application des coefficients de réglage (courbes vertes en pointillé) pour (a) la température, (b) l'humidité spécifique et les contenus spécifiques (c) en eau liquide nuageuse, (d) en pluie, (e) en neige et (f) en glace nuageuse. . . .	174

Liste des tableaux

1.1	Exemples de réflectivités fréquemment observées par radars bande S pour différents types d'échos (<i>Source</i> : Gourley et Hong (2014))	11
1.2	Exemple de lois z/R utilisées (ou z/S , S désignant l'intensité des précipitations neigeuses exprimées, comme dans le cas de la pluie, en $mm.h^{-1}$)	14
1.3	Valeurs de réflectivité différentielle couramment observées avec un radar en bande S (<i>Source</i> : Hall <i>et al.</i> (1984), Kumjian (2013a))	17
1.4	Valeurs de corrélation ρ_{HV} couramment observées avec un radar en bande S (<i>Source</i> : Kumjian (2013a))	18
1.5	Valeurs de phase différentielle spécifique K_{DP} couramment observées avec un radar en bande S (<i>Source</i> : Kumjian (2013a))	19
1.6	Tableau résumant les principales caractéristiques des variables polarimétriques utilisées dans ces travaux	20
2.1	Caractéristiques principales des études citées ci-dessous (MR : Modèle de Recherche (les modèles avec un astérisque sont des modèles utilisés opérationnellement), VA : Variable, v_r : vents Doppler, θ : température potentielle, ζ : vorticité, η : divergence, P_s : pression de surface, q_h : contenu spécifique en grêle, ψ : fonction de courant, χ : potentiel de vitesse, q_{vs} : contenu spécifique de vapeur d'eau à saturation, R_{surf} : cumul de précipitation, O_3 : ozone, H_u : humidité relative, N_t : concentration totale en hydrométéores, $N_{0,*}$: ordonnée à l'origine de la distribution en hydrométéores, $\pi - \pi_B$: pression non-hydrostatique, l'indice $*_u$ indique la partie non-équilibrée des variables de contrôle).	37
3.1	Valeurs des constantes caractérisant la distribution en tailles de particules du schéma microphysique ICE3	59
3.2	Paramètres utilisés pour représenter les hydrométéores dans l'opérateur d'observation non-linéaire (* :MG : Loi de Maxwell-Garnet ; ** :DL : Décroissance linéaire du rapport d'aspect	63
3.4	Paramètres représentant les hydrométéores dans le simulateur pour la configuration initiale ainsi que pour les différentes configurations testées dans l'étude de sensibilité (* : Décroissance Linéaire du rapport d'aspect ; ** :RAI : Rapport d'Aspects Initiaux).	66

3.3	Situations météorologiques choisies pour étudier les incertitudes associées à la simulation des variables polarimétriques (heures exprimées en Temps Universel). La première partie du tableau décrit les cas simulés avec des radars en bande S et la deuxième, les cas correspondant à des radars en bande C.	67
3.5	Cas météorologiques sélectionnés pour estimer les statistiques d'innovations des variables polarimétriques (les heures sont exprimées en Temps Universel).	88
3.6	Valeurs des écarts-types des erreurs d'observation σ_o estimées à partir des statistiques d'innovations	93
4.1	Liste des quinze situations météorologiques choisies dans l'assimilation 1D-EnVar (heures en Temps Universel). Les astérisques indiquent les situations météorologiques utilisées dans la Section 4.3.1.	107
4.2	Valeurs d'écarts-types d'erreurs d'observation σ_o retenues pour le calcul des DFS	110
4.3	Valeurs des DFS totaux et de DFS par observation pour Z_{HH} , Z_{DR} et K_{DP} , déterminées à partir de sept situations météorologiques (N représentant le nombre d'observations)	110
5.1	Valeurs de RMSE normalisées déterminées pour l'ensemble des variables polarimétriques et des contenus en hydrométéores dans le cadre d'expériences jumelles.	118
5.2	Différences moyennes entre les variables de contrôle de l'ébauche et de l'analyse, exprimées en pourcentage, pour l'assimilation de l'ensemble des profils de Z_{HH} associés aux situations météorologiques présentées dans le Tableau 4.1. . . .	124
5.3	Similaire au tableau 5.2 pour Z_{DR}	128
5.4	Similaire au Tableau 5.2 pour K_{DP}	132

Potential of polarimetric radar observations assimilation for convective scale numerical weather prediction models

AUTHOR :

PhD ADVISOR 1 :

PhD ADVISOR 2 :

Guillaume THOMAS

Jean-François MAHFOUF

Thibaut MONTMERLE

Abstract — The initial conditions of AROME-France numerical weather prediction model are given by a three-dimensional variational data assimilation scheme in which grounded radar observations (Doppler winds and horizontal reflectivity) represent the major part of the assimilated observations when precipitation occurs.

Information retrieved from horizontal reflectivity is not fully exploited due to its transformation into relative humidity profiles before being assimilated, and the hydrometeors on which it relies on are not modified by the assimilation process. The french grounded radar network also provides polarimetric observations by sending pulses in two different orientations. Those variables contain information about precipitating systems microphysic (hydrometeor types, shapes and orientations) which seems to be interesting for convective scale numerical weather prediction model initialisations. In this PhD, the potential of such variables for hydrometeor initialisations in the AROME-France model is investigated with a direct variational assimilation scheme.

In that purpose, a polarimetric radar observation operator, using the T-matrix method for scattering computations, is used to simulate the horizontal reflectivity, the differential reflectivity, the specific differential phase and the copolar correlation coefficient, from AROME-France hydrometeor contents. The observation operator ability to simulate those variables has been studied for an ensemble of several meteorological events by computing innovation statistics and their sensitivities have been examined with the computation of finite differences for each Jacobian matrix elements. The horizontal reflectivity and differential reflectivity appear to be the most informative ones. The observation operator and the AROME microphysical scheme limitations do not allow to consider the copolar correlation coefficient in the present study. After the observation operator linearisation and the estimation of error covariance matrices (for observations and background), the information content of polarimetric observation has been examined. Then, one-dimensional ensemble variational (1D-EnVar) assimilation experiments have been done for contrasted meteorological events. They revealed the 1D-EnVar capacity to retrieve relevant information for precipitating hydrometeors (especially for rain) from horizontal reflectivity. It also highlighten some problematics in the use of polarimetric observations for hydrometeor initialisations.

Keywords : Radar - Polarimetric variables - Variational data assimilation - hydrometeors.

Potentiel de l'assimilation des données radar à double polarisation pour la prévision numérique du temps à échelle convective

AUTEUR :

Guillaume THOMAS

DIRECTEUR DE THÈSE :

Jean-François MAHFOUF

CO-DIRECTEUR DE THÈSE :

Thibaut MONTMERLE

Résumé — Les conditions initiales du modèle de prévision numérique du temps à échelle convective AROME sont fournies par un système d'assimilation de données 3D-Var dans lequel les observations issues des radars au sol sont prépondérantes lors de situations précipitantes (vitesse radiale et réflectivité horizontale).

La réflectivité horizontale n'est pas exploitée de manière optimale car elle est transformée au préalable en profil d'humidité relative avant son utilisation dans le 3D-Var. Les contenus en hydrométéores dont elle dépend directement ne sont donc pas modifiés par l'assimilation. Le réseau radar national permet également d'accéder à des variables polarimétriques grâce à la mesure simultanée de la réflectivité selon deux directions. Ces observables fournissent des informations complémentaires sur la microphysique (phase, forme et orientation des hydrométéores). Cette thèse propose d'étudier le potentiel de ces variables pour l'initialisation des hydrométéores dans le modèle AROME grâce à une méthode d'assimilation variationnelle directe.

Pour cela, un opérateur d'observation radar polarimétrique s'appuyant sur la méthode des T-matrices pour décrire la diffusion a été utilisé afin de simuler les réflectivités horizontale et différentielles, la phase différentielle spécifique et le coefficient de corrélation à partir des contenus en hydrométéores du modèle AROME. Sa capacité à décrire précisément ces variables a été étudiée sur un ensemble varié de situations météorologiques et les statistiques d'innovations ont été calculées. Par ailleurs, les sensibilités des variables polarimétriques aux contenus en hydrométéores ont été mises en évidence en déterminant les éléments de la matrice Jacobienne en différences finies. Les réflectivités horizontale et différentielle sont apparues comme étant les variables les plus informatives. Du fait des limitations de l'opérateur et de la microphysique du modèle, le coefficient de corrélation n'a pas pu être exploité. Après avoir linéarisé l'opérateur d'observation et estimé les matrices de covariances d'erreurs pour l'ébauche et les observations, le contenu en information des variables polarimétrique a été quantifié. Enfin, des expériences d'assimilation 1D-EnVar ont été menées pour des situations météorologiques contrastées. Elles ont montré la capacité de l'algorithme à extraire une information pertinente sur les hydrométéores précipitants (principalement en phase liquide) à partir de la réflectivité horizontale, et dans une moindre mesure de la réflectivité différentielle. Les autres variables polarimétriques peinent à proposer une valeur ajoutée, notamment dans la phase glacée.

Mots clés : Radar - Variables polarimétriques - Assimilation de données variationnelle - Hydrométéores.
