



Apport des données polarimétriques radar pour un modèle atmosphérique à échelle convective

Clotilde Augros

► To cite this version:

Clotilde Augros. Apport des données polarimétriques radar pour un modèle atmosphérique à échelle convective. Météorologie. Université Paul Sabatier - Toulouse III, 2016. Français. NNT : 2016TOU30056 . tel-01425264v2

HAL Id: tel-01425264

<https://theses.hal.science/tel-01425264v2>

Submitted on 16 Mar 2017

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

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



THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par : *l'Université Toulouse 3 Paul Sabatier (UT3 Paul Sabatier)*

Présentée et soutenue le 19/05/2016 par :
CLOTILDE AUGROS

**Apport des données polarimétriques radar pour un modèle
atmosphérique à échelle convective**

JURY

FRANK ROUX
ANTHONY ILLINGWORTH
CHRISTIAN KEIL
ALEXIS BERNE
YVON LEMAÎTRE
VÉRONIQUE DUCROCQ
OLIVIER CAUMONT
PIERRE TABARY
NICOLAS GAUSSIAT

Président
Rapporteur
Rapporteur
Examineur
Examineur
Directrice de thèse
Co-directeur de thèse
Co-directeur de thèse
Invité

École doctorale et spécialité :

SDU2E : Océan, Atmosphère et Surfaces Continentales

Unité de Recherche :

CNRM UMR 3589, Météo-France/CNRS

Directeur(s) de Thèse :

Véronique DUCROCQ, Olivier CAUMONT et Pierre TABARY

Rapporteurs :

Christian KEIL et Anthony ILLINGWORTH

Remerciements

Ma volonté de réaliser une thèse est apparue peu de temps après mon affectation dans l'équipe de développements radar du CMR à Trappes, grâce à l'enthousiasme pour la recherche que m'ont communiqué en particulier Jacques Parent du Châtelet et Pierre Tabary. Un grand merci à vous pour cette passion communicative envers la recherche radar mais aussi pour m'avoir permis très rapidement de participer à des conférences radar internationales qui ont encore confirmé mon intérêt pour la recherche.

L'aventure de cette thèse a été officiellement initiée début 2010, quand j'ai fait part à Pierre de mon souhait d'entreprendre une thèse, au moment de mon entretien d'évaluation. Merci à toi, Pierre, pour avoir immédiatement accueilli cette demande avec enthousiasme, et pour avoir su par la suite convaincre ta hiérarchie du caractère constructif et positif pour la DSO et le CNRM de ce projet. La thèse a finalement démarré deux ans après, en 2012, pour me laisser le temps de terminer mes projets en cours à la DSO. Je remercie donc également la direction de la DSO de m'avoir permis de réaliser cette thèse !

Le sujet retenu pour la thèse a finalement porté sur l'intérêt de l'assimilation des données radar polarimétriques dans le modèle AROME, proposé par Olivier Caumont au CNRM. Un grand merci à Olivier pour avoir été à mes côtés durant toute la thèse et pour m'avoir transmis une grande partie de ton expertise à la fois sur des aspects scientifiques (opérateur d'observation radar, assimilation...) et techniques (programmation awk, python, gmt, simulations Mésio-NH, expériences OLIVE...). Merci aussi pour ta disponibilité que j'ai beaucoup appréciée et qui m'a permis d'avancer efficacement.

Je souhaiterais également remercier Véronique Ducrocq, pour ses critiques très constructives sur les aspects scientifiques de mon travail, et pour ses conseils avisés concernant la rédaction de l'article et du manuscrit de thèse. Merci aussi à Nicolas Gaussiat pour avoir pris le relais de Pierre pour l'encadrement côté CMR.

Je remercie également mes collègues du CMR Amin Boumahmoud, Béatrice Fradon pour leur aide et leur expertise avec la chaîne de traitements polarimétrique radar. Un grand merci à Hassan Al-Sakka pour ses conseils et son expertise avec le code de diffusion T-matrix. Merci aussi à Jean-François Ribaud pour nos précieux échanges concernant la qualité des données radar.

Je tiens d'autre part à remercier Evelyne Richard et Yvon Le maître pour avoir accepté de faire partie de mon comité de thèse et pour leur précieux conseils et encouragements lors des réunions de ce comité. Un grand merci aussi à Anthony Illingworth et Christian Keil pour avoir accepté le rôle d'être rapporteurs de cette

thèse. Merci également à tous les autres membres du jury pour avoir accepté de venir assister à ma soutenance et apporter un oeil critique à mon travail de thèse.

Enfin, je souhaiterais remercier mes collègues de MICADO et Méso-NH que j'ai côtoyés durant cette thèse. Merci en premier lieu Fanny qui m'a accueillie dans son bureau et avec qui nous avons partagé de très bons moments ! Merci Fanny pour tes très bons conseils tout au long de la thèse et pour m'avoir soutenue dans les moments difficiles ! Merci bien sûr à l'ensemble des collègues, Odile, Cindy, Matthieu, Fabien, Robert, Béatrice, Laurent, Olivier N. , François, Simon, Maxime, Mary, Romain, Alexane, Alan, Sébastien, Gaëlle, Christine, Benoît, Antoine, et Marie T. pour les moments conviviaux passés en particulier à la pause café MICADO !

Et bien sûr sur un plan plus personnel, je souhaiterais remercier ma famille, en particulier mes parents qui sont venus de loin pour assister à ma soutenance. Et pour finir un grand merci à Pierre-Emmanuel, pour m'avoir soutenue et motivée tout au long de cette thèse, et pour avoir consacré beaucoup de temps et d'énergie à s'occuper de notre petit Raphaël lorsque j'étais moins disponible.

Résumé

Cette thèse a permis d'explorer l'apport des variables polarimétriques radar (aux longueurs d'onde centimétriques), sensibles aux propriétés microphysiques des hydrométéores, pour les modèles de prévision numérique à échelle convective. Dans la première partie de la thèse, un opérateur d'observation radar polarimétrique, cohérent avec les paramétrisations microphysiques à 1 moment couramment utilisées par les modèles opérationnels à échelle convective a été développé. Des comparaisons entre données simulées et observées pour tous les types de radar (S, C et X) ont été réalisées pour deux cas d'étude convectifs, et ont permis de valider l'opérateur d'observation. Elle ont également permis de spécifier des contrôles de qualité à appliquer aux variables polarimétriques, avant de les utiliser en entrée des systèmes d'assimilation des modèles de prévision numérique.

La deuxième partie de cette thèse a été consacrée à la conception et au test d'une méthode d'assimilation des variables polarimétriques, s'appuyant sur la méthode opérationnelle 1D+3D-Var, d'assimilation des réflectivités radar dans le modèle AROME. La méthode de restitution bayésienne 1D des profils d'humidité a été adaptée, afin d'inclure la phase différentielle spécifique et la réflectivité différentielle, en plus de la réflectivité, dans le vecteur d'observation. Plusieurs options de la méthode de restitution ont été testées et évaluées par des comparaisons aux observations radar et GPS. Des expériences d'assimilation menées sur deux cas convectifs ont ensuite été réalisées et ont mis en évidence des différences sur les champs analysés d'humidité. L'impact de l'assimilation des données polarimétriques a ensuite été évalué sur les prévisions de réflectivité et de cumuls de précipitation.

Abstract

This PhD has explored the benefits of polarimetric variables (for centimeter wavelength radars), which are sensitive to the microphysical properties of hydrometeors, for convective scale numerical prediction models. In the first part of the PhD, a radar forward operator, consistent with the bulk 1 moment microphysical schemes typically used by the operational convective scale models, has been designed. Comparisons between observed and simulated variables for all radar types (S, C, X) have been performed for two convective cases, and helped validate the forward operator. Following these comparisons, quality controls have been specified so as to limitate the errors on the polarimetric variables before using them for assimilation.

In the second part of the PhD, an assimilation method for polarimetric variables, based on the operational 1D+3D-Var assimilation method used for radar reflectivities in AROME model has been designed. The Bayesian retrieval of 1D humidity profiles has been adapted in order to include differential reflectivity and specific differential phase within the observation vector. Different options of the methodology have been tested and evaluated by comparisons with radar and GPS observations. Assimilation experiments conducted for two convective cases demonstrated an impact on analysed humidity fields. The effect of the assimilation of polarimetric variables on forecasted reflectivities and precipitation accumulations was also evaluated.

Table des matières

Introduction	1
I Opérateur d'observation polarimétrique	5
1 Les données radar polarimétriques et leur simulation	6
1.1 Les radars météorologiques : principe de fonctionnement	7
1.2 Les variables polarimétriques	11
1.2.1 La réflectivité différentielle Z_{dr}	11
1.2.2 La phase différentielle ϕ_{dp}	12
1.2.3 La phase différentielle spécifique K_{dp}	13
1.2.4 Le coefficient de corrélation ρ_{hv}	13
1.2.5 Classification en types d'hydrométéores	14
1.2.6 Illustration	15
1.3 État de l'art des opérateurs d'observation radar polarimétriques . . .	16
1.4 Conclusion	19
2 Données radar, modèle, et cas d'étude	21
2.1 Données radar	21
2.1.1 Le réseau radar de Météo France	21
2.1.2 La chaîne de traitements polarimétriques	23
2.2 Modèle atmosphérique	26
2.2.1 La microphysique ICE3	26
2.2.2 Configuration des simulations	28
2.3 Cas d'étude	29
2.3.1 La campagne de mesures HyMeX	29
2.3.2 IOP 6 : 24 septembre 2012	31
2.3.3 IOP 16a : 26 octobre 2012	35
2.4 Conclusion	36
3 Opérateur d'observation radar polarimétrique	41
3.1 Résumé de l'article	42
3.2 Comparisons between polarimetric radar observations and simulations	43
3.3 Discussion	61

II	Assimilation des observations polarimétriques	63
4	État de l’art de l’assimilation des données radar	64
4.1	Approche physique	65
4.1.1	L’initialisation physique	65
4.1.2	L’analyse nuageuse	66
4.1.3	Latent Heat Nudging (LHN)	66
4.2	L’assimilation variationnelle	67
4.2.1	Principe	67
4.2.2	Application aux données radar	69
4.3	Le filtre de Kalman d’ensemble ou EnKF	71
4.3.1	Principe	71
4.3.2	Application aux données radar	71
4.4	Assimilation des variables polarimétriques	72
4.5	Synthèse	73
5	L’assimilation des réflectivités radar dans AROME	75
5.1	Le modèle AROME	75
5.2	L’assimilation 3D-Var dans AROME	77
5.3	Assimilation des réflectivités radar avec la méthode 1D+3D-Var	78
5.4	La configuration AROME WMed	79
5.5	Conclusion	81
6	Restitution 1D de pseudo-observations d’humidité à partir des variables polarimétriques	83
6.1	Contrôle de qualité des observations radar	84
6.2	Restitution bayésienne 1D des profils d’humidité	88
6.3	Évaluation de la restitution bayésienne 1D	90
6.3.1	Choix des variables à intégrer dans le vecteur d’observation	90
6.3.2	Sensibilité aux paramètres σ_{Zhh} et σ_{Kdp}	102
6.3.3	Ajustement de l’humidité	107
6.3.4	Comparaisons statistiques des pseudo-observations de Z_{hh} , Z_{dr} et K_{dp} aux observations radar avec les méthodes Z, ZNo-corr et ZK	107
6.3.5	Évaluation des pseudo-observations d’humidité à partir de données GPS	109
6.3.6	Conclusions de l’évaluation de la méthode 1D	113
7	Expériences d’assimilation des variables polarimétriques dans Arome	115
7.1	Caractéristiques des expériences d’assimilation	116
7.2	Évaluation des champs d’analyse du modèle	118
7.2.1	Impact de l’assimilation des pseudo-observations d’humidité : comparaison REF/Z	119
7.2.2	Impact de la correction d’atténuation sur les analyses d’humidité : comparaison Z/ZNocorr	121

7.2.3	Apport de K_{dp} pour la restitution des pseudo-observations d'humidité : comparaison Z/ZK.	127
7.3	Évaluation des prévisions	129
7.3.1	IOP6	132
7.3.2	IOP16	138
7.4	Conclusion	141
Conclusions et perspectives		145
Références		151

Introduction

Les orages font partie des phénomènes météorologiques les plus destructeurs, à cause des vents violents, de la grêle, de la foudre, des pluies intenses et des crues rapides qu'ils peuvent générer. Le pourtour méditerranéen est régulièrement impacté par des systèmes orageux intenses, notamment à l'automne, en raison des interactions complexes qui se produisent entre les eaux chaudes de la Méditerranée, la circulation atmosphérique, et les reliefs environnants (Alpes, Massif Central et Pyrénées), comme l'illustre le schéma de la [Figure 1](#). Les eaux chaudes de la Méditerranée constituent en effet un réservoir important de vapeur d'eau et d'énergie ([Duffourg and Ducrocq, 2011](#)). Le transport vers les terres de cet air chaud et chargé en humidité est le principal moteur des pluies intenses qui affectent le sud de la France ([Ricard et al., 2012](#)). Les reliefs, qui forment une barrière orographique jouent également un rôle majeur en canalisant et en forçant les masses d'air à se soulever et à condenser, ce qui peut déclencher ou renforcer la convection. Les systèmes orageux ainsi formés sont parfois à l'origine de lourdes pertes humaines et économiques, comme ce fut le cas le 3 octobre 2015, lors des intempéries ayant affecté les Alpes-Maritimes, et entraîné la mort de 20 personnes, ainsi que des dégâts matériels chiffrés à environ de 600 millions d'euros ([AFA, 2015](#)).



FIGURE 1 – Schéma conceptuel résumant les différents mécanismes de déclenchement des pluies intenses dans le sud-est de la France. Source : [Ducrocq et al. \(2013\)](#).

Une amélioration considérable de la prévision des orages a été rendue possible ces dernières années, par l'émergence de modèles de prévision numérique à échelle kilométrique, permettant de résoudre la convection profonde de manière explicite, tels que le modèle UKV (MetOffice), le modèle américain WRF, le modèle COSMO-DE (DWD) ou le modèle AROME de Météo-France. Ces modèles sont très utiles pour anticiper les phénomènes convectifs à courte échéance, typiquement jusqu'à 1 à 2 jours. Cependant, pour fournir des prévisions de qualité, ils ont besoin d'être initialisés par des données ayant une fine résolution spatiale. Les radars météorologiques, qui sondent l'atmosphère de manière volumique avec une résolution kilométrique, et mesurent l'intensité des précipitations ainsi que leurs déplacements, apportent des informations cruciales pour ces modèles. Des techniques d'assimilation des données de réflectivité radar et de vitesses Doppler ont donc été mises en œuvre ces dernières années, et ont permis d'améliorer les prévisions à courte échéance (Sun et al., 2014).

Récemment, un nouveau type de radar, le radar polarimétrique, a fait son apparition dans les réseaux opérationnels d'observation des services météorologiques. Un radar polarimétrique émet et reçoit des ondes, dans des directions de polarisation à la fois horizontale et verticale. La comparaison des signaux reçus aux deux polarisations permet d'obtenir des informations supplémentaires sur les caractéristiques des hydrométéores dans le volume observé, comme l'illustre le schéma de la Figure 2. Ces informations permettent notamment d'améliorer la qualité des estimations de quantités de précipitations au sol (Illingworth, 2004), et permettent aussi d'identifier les types d'hydrométéores (pluie, neige, grêle, cristaux de glace...) au sein des systèmes précipitants. Grâce à leur capacité de caractérisation des propriétés microphysiques des hydrométéores, les données polarimétriques radar sont également très intéressantes pour les modèles atmosphériques à échelle convective, qui ont besoin d'observations pour valider leurs paramétrisations microphysiques complexes, et initialiser leurs variables microphysiques nuageuses.

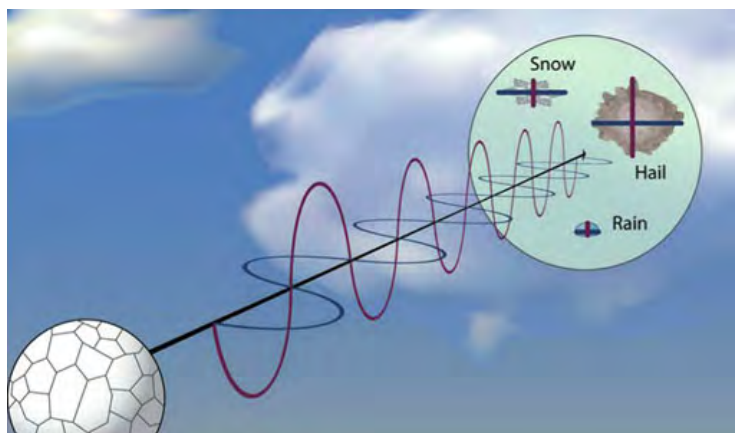


FIGURE 2 – Schéma illustrant le principe de fonctionnement d'un radar polarimétrique. Source : NOAA (National Weather Service).

Ma thèse a pour but d'étudier l'apport des variables polarimétriques pour les modèles de prévision numérique à échelle convective. Elle vise à répondre aux questions suivantes :

-
1. Comment simuler des variables polarimétriques à partir d'un modèle, qui puissent permettre de les comparer aux observations ? La microphysique du modèle est-elle suffisamment réaliste et détaillée pour bien rendre compte des observations polarimétriques ?
 2. Est-ce que la qualité des mesures radar est suffisante pour répondre aux exigences de l'assimilation de données ? Les problèmes de physique de la mesure sont-ils suffisamment maîtrisés, pour que l'information polarimétrique puisse être exploitée en prévision numérique, à échelle kilométrique ?
 3. Comment exploiter les données radar polarimétriques pour l'assimilation de données des modèles à échelle convective, de résolution kilométrique ? Quelles sont les variables polarimétriques les plus adaptées, et dans quelles conditions de mesure doit-on les assimiler afin qu'elles apportent une information utile au modèle ?

Afin d'apporter des éléments de réponse à ces questions, on se propose de :

- concevoir un simulateur polarimétrique, appelé « opérateur d'observation » cohérent avec les paramétrisations microphysiques à un moment des modèles de prévision à échelle convective, tels que le modèle AROME, et compatible avec l'ensemble des radars des réseaux opérationnels, qui sondent l'atmosphère à différentes bandes de fréquence (S, C et X)
- identifier les variables polarimétriques qui sont suffisamment représentatives de ce que le modèle est capable de simuler mais aussi qui sont les plus fiables en termes d'erreurs de mesure, pour pouvoir être assimilées
- préciser les conditions de mesure dans lesquelles ces variables peuvent apporter une information utile pour le modèle
- explorer l'assimilation des variables polarimétriques retenues en s'appuyant sur le schéma d'assimilation actuel du modèle AROME

Les travaux de thèse ont été articulés autour de deux grandes parties :

- La première partie de cette thèse a été consacrée à la conception de l'opérateur d'observation polarimétrique, puis à sa validation sur deux épisodes convectifs. Dans le premier chapitre, nous présentons l'état des connaissances actuelles sur les variables polarimétriques et leur simulation. Nous décrivons dans un deuxième chapitre les données radar et modèle utilisées et nous présentons les deux cas d'étude à partir desquels l'opérateur d'observation a été validé. Le troisième chapitre décrit l'opérateur d'observation polarimétrique et sa validation, et conclut sur la spécification des variables polarimétriques pertinentes pour l'assimilation.
- La deuxième partie présente une méthode d'assimilation des observations polarimétriques, compatible avec le schéma d'assimilation variationnel du modèle AROME. Le premier chapitre de cette deuxième partie (chapitre 4) expose l'état de l'art sur l'assimilation des données radar et en particulier des

données polarimétriques. Puis le chapitre 5 présente le modèle de prévision AROME et la méthode utilisée actuellement pour l'assimilation des réflectivités radar. Dans le chapitre 6, on définit les conditions de mesure dans lesquelles les variables polarimétriques peuvent être assimilées, avant de présenter et de valider la méthode d'assimilation, qui s'appuie sur la méthode opérationnelle d'assimilation des réflectivités radar. Le chapitre 7 présente les résultats d'expériences d'assimilation des variables polarimétriques, réalisées pour deux épisodes convectifs.

Enfin, nous présentons les conclusions et les perspectives de ce travail de thèse.

Première partie

Opérateur d'observation polarimétrique

1	Les données radar polarimétriques et leur simulation	6
1.1	Les radars météorologiques : principe de fonctionnement	7
1.2	Les variables polarimétriques	11
1.3	État de l'art des opérateurs d'observation radar polarimétriques . . .	16
1.4	Conclusion	19
2	Données radar, modèle, et cas d'étude	21
2.1	Données radar	21
2.2	Modèle atmosphérique	26
2.3	Cas d'étude	29
2.4	Conclusion	36
3	Opérateur d'observation radar polarimétrique	41
3.1	Résumé de l'article	42
3.2	Comparisons between polarimetric radar observations and simulations	43
3.3	Discussion	61

Chapitre 1

Les données radar polarimétriques et leur simulation

Sommaire

1.1	Les radars météorologiques : principe de fonctionnement	7
1.2	Les variables polarimétriques	11
1.2.1	La réflectivité différentielle Z_{dr}	11
1.2.2	La phase différentielle ϕ_{dp}	12
1.2.3	La phase différentielle spécifique K_{dp}	13
1.2.4	Le coefficient de corrélation ρ_{hv}	13
1.2.5	Classification en types d'hydrométéores	14
1.2.6	Illustration	15
1.3	État de l'art des opérateurs d'observation radar polarimétriques	16
1.4	Conclusion	19

Les premiers radars ont été développés à des fins militaires, dans les années 1930, pour détecter les avions. L'étude des précipitations par radar a commencé après la seconde guerre mondiale, suite à la découverte de « contaminations » des signaux des avions, par des échos de pluie (Whiton et al., 1998). Le potentiel de ces données pour détecter les zones de précipitations a rapidement été reconnu, et les premiers radars météorologiques au sol dédiés spécifiquement à la surveillance des systèmes précipitants ont été déployés au début des années 1950. Depuis, on a observé un très fort accroissement du nombre de radars. D'importants réseaux de radars météorologiques au sol ont été déployés, par exemple dans les pays européens (OPERA Huuskonen et al., 2014) et aux Etats-Unis (Crum et al., 1998, NEXRAD). Les mesures de précipitations par radars sont aujourd'hui largement utilisées par les prévisionnistes, à la fois pour localiser, et pour quantifier l'intensité des précipitations. Elles constituent une donnée incontournable pour suivre l'évolution des systèmes convectifs intenses, tels que ceux qui affectent régulièrement le pourtour

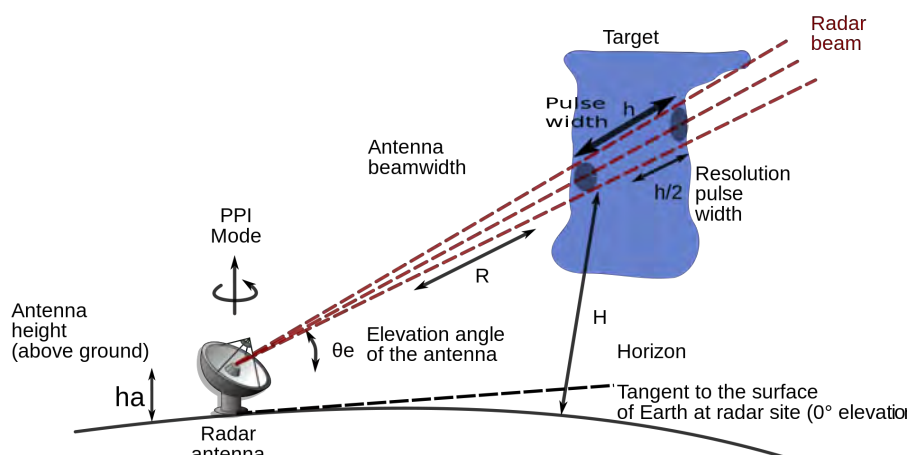


FIGURE 1.1 – Schéma illustrant le principe de fonctionnement d'un radar météorologique (source : https://en.wikipedia.org/wiki/Weather_radar#/media/File:Radar-hauteur-en.svg)

méditerranéen. Ces données ont également un nombre croissant d'autres utilisateurs, issus de domaines variés allant de l'hydrologie, la climatologie, l'aéronautique à la prévision numérique. L'augmentation de l'engouement pour les données radars est aussi liée aux évolutions technologiques majeures qui ont eu lieu. L'introduction de la technologie Doppler dans les années 1970-1980 a permis de mesurer les mouvements des hydrométéores au sein des systèmes précipitants, et plus récemment la polarimétrie radar a connu un essor important, grâce aux perspectives qu'elle offre pour améliorer la qualité des estimations quantitatives des précipitations, et caractériser les propriétés microphysiques des hydrométéores.

L'objet de ce chapitre est de présenter les données radars de manière générale, et plus particulièrement les données polarimétriques ainsi que leur simulation. Dans une première section, nous décrivons le principe de mesure d'un radar météorologique, puis nous présentons les caractéristiques des variables polarimétriques. Enfin, nous présentons une revue des simulateurs de données radar polarimétriques existants.

1.1 Les radars météorologiques : principe de fonctionnement

Le principe de fonctionnement d'un radar, dont l'acronyme signifie RAdio Detec-tion And Ranging, est d'émettre des ondes électromagnétiques dans une direction donnée par son antenne, puis de réceptionner les échos qui ont lieu si le signal est réfléchi par des objets appelés cibles. L'essentiel de la puissance émise est concentrée dans un angle solide d'environ un degré, qui constitue l'ouverture du faisceau (Figure 1.1). Lorsque le rayonnement électromagnétique atteint une cible (par exemple un hydrométéore), une partie du signal est absorbée, une autre est rétrodiffusée dans la direction du radar, une autre est transmise dans la direction initiale (et donc atténuée), et le reste est diffusé dans les autres directions.

Les radars ne peuvent détecter que les hydrométéores de taille suffisante par rapport à leur longueur d'onde. Les radars météorologiques opérationnels au sol fonctionnent en bande S (longueurs d'ondes entre 7,5 et 15 cm), en bande C (longueurs d'ondes entre 3,75 et 7,5 cm) ou en bande X (longueurs d'ondes entre 2,4 et 3,75 cm). Ainsi, ces types de radar détectent les gouttes de pluie, les flocons de neige, les cristaux de glace, les particules de graupel (aussi appelé grésil en français) et la grêle, mais ne détectent pas les gouttelettes d'eau nuageuse.

Très souvent, les radars météorologiques sondent l'atmosphère sous forme volumique : l'antenne radar balaye l'atmosphère à différents angles d'élévation, ce qui permet d'obtenir plusieurs coupes appelées PPI (Plan Position Indicator), comme illustré sur la [Figure 1.2](#). Ce mode d'exploration leur permet de restituer une observation en 3 dimensions de l'atmosphère permettant de fournir une description détaillée des systèmes précipitants.

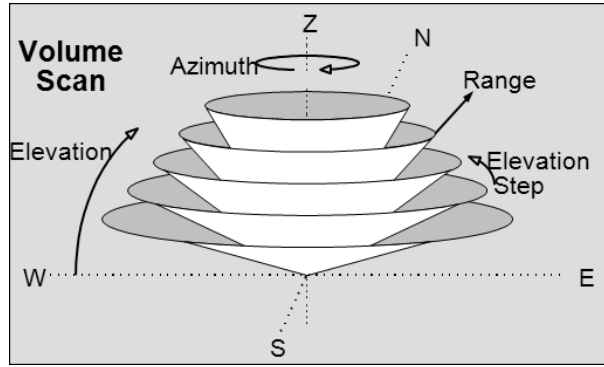


FIGURE 1.2 – Schéma illustrant le mode d'exploration volumique d'un radar (source : <http://cfa.aquila.infn.it/wiki.eg-climet.org/images/1/11/Volume.png>)

Pour pouvoir être utilisable par des applications météorologiques, l'intensité du signal rétrodiffusé par les hydrométéores doit être convertie en une quantité météorologique, telle que le taux de précipitations.

La puissance moyenne du signal rétrodiffusé à une certaine distance r du radar $P(r)$ peut être interprétée de manière quantitative si l'on suppose les cibles sont des gouttes de d'eau, et que l'on est dans les conditions de la théorie de Rayleigh : les cibles sont considérées comme sphériques, et petites devant la longueur d'onde du radar. Pour ces cibles, on peut définir le facteur de réflectivité radar z par la formule suivante :

$$z = \int_0^\infty N(D) D^6 dD \quad (1.1)$$

où $N(D)$ est le nombre d'hydrométéores de diamètre D par unité de volume. z est exprimée en $\text{mm}^6 \text{ m}^{-3}$, mais comme cette variable prend des valeurs sur plusieurs ordres de grandeur, on l'exprime en général en dBZ :

$$Z = 10 \log_{10}(z) \quad (1.2)$$

Le [Tableau 1.1](#) donne les valeurs de réflectivité Z classiquement observées en fonction des cibles.

Type de cible	Z (dBZ)
Bruine faible, insectes	0
Bruine modérée, quelques gouttes de pluie, neige faible ou oiseaux migrants	10
Pluie faible ou neige modérée, précipitations stratiformes (1 mm h ⁻¹)	25
Pluie modérée, forte pour des précipitations stratiformes (5 mm h ⁻¹)	35
Pluie forte provenant d'une averse convective (20 mm h ⁻¹)	45
Grêle ou pluie très forte, au cœur d'un orage (100 mm h ⁻¹)	55
Grêle sévère à modérée	>60

TABLE 1.1 – Valeurs typiques de réflectivité radar (dBZ) observées pour différentes cibles. Source : [Fabry \(2015\)](#).

Le facteur de réflectivité radar peut être obtenu à partir de l'équation radar :

$$P(r) = \frac{Cz(r)}{r^2} \quad (1.3)$$

où r est la distance au radar, et C est une constante qui ne dépend que des caractéristiques du radar : longueur d'onde, gain de l'antenne, largeur d'impulsion, ouverture du faisceau, puissance émise.

Par ailleurs, le taux de précipitations s'exprime en fonction du nombre de gouttes par unité de volume $N(D)$ et de la vitesse de chute des gouttes $v_T(D)$ avec la formule :

$$R = \frac{\pi}{6} \int_0^\infty N(D) D^3 v_T(D) dD \quad (1.4)$$

À partir des équations 1.1 et 1.4 et des propriétés moyennes des distributions de gouttes pour une valeur de réflectivité donnée, des relations $Z - R$ ont été établies :

$$Z = aR^b \quad (1.5)$$

où les coefficients a et b dépendent de la distribution des hydrométéores présents dans le volume observé. La relation couramment utilisée aux latitudes tempérées, et en particulier à Météo France pour estimer le taux de précipitations, est celle proposée par [Marshall and Palmer \(1948\)](#) : $Z = 200R^{1,6}$.

Outre la mesure de l'intensité des précipitations, les radars Doppler, permettent de mesurer la différence de phase entre le signal émis et le signal reçu en retour, ce qui permet d'en déduire la vitesse de déplacement de la cible dans la direction de visée (vitesse moyenne des particules dans le volume de résolution) appelée vitesse radiale. Comme la mesure de vitesse radiale n'est pas simple à interpréter, celle-ci est souvent utilisée dans des méthodes de restitution de champs de vents tridimensionnels, par exemple en combinant les informations de plusieurs radars ([Scialom and Lemaître, 1990](#); [Bousquet and Tabary, 2013](#)). Elle est également utilisée par exemple pour détecter les mésocyclones au sein des supercellules ([Wapler et al., 2016](#)), ou pour élaborer des cartes composites de cisaillement horizontal du vent en basses couches, telles que la mosaïque de cisaillement que j'ai conçue, et

qui couvre la France métropolitaine (Augros et al., 2013)¹. Ce produit, maintenant opérationnel à Météo-France permet d’indiquer les zones de risques de fortes rafales associées aux orages. D’autres travaux auxquels j’ai participé, ont cependant montré que dans certains cas, les zones de fort cisaillement sur cette mosaïque étaient liées à des erreurs de mesure de la vitesse radiale (Fabry et al., 2013)². Outre les produits d’observation, une autre application importante des données de vitesse radiale est leur assimilation dans les modèles de prévision à échelle convective, qui a un impact positif significatif sur les prévisions de vent et de précipitations à courte échéance (Montmerle and Faccani, 2009; Simonin et al., 2014).

Les radars météorologiques permettent également d’obtenir une mesure de l’indice de réfraction de l’air (réfractivité), qui dépend entre autres de l’humidité. La réfractivité peut être estimée à partir de la mesure de la variation temporelle de la phase du signal rétrodiffusé par une cible fixe. Initialement introduite par Fabry et al. (1997) pour les radars en bande S, et adaptée par Parent du Chatelet et al. (2012) pour les radars en bande C, cette mesure représente un potentiel intéressant pour les modèles atmosphériques (Caumont et al., 2013; Nicol et al., 2014).

Si les données radar sont très utiles pour de nombreuses applications, elles peuvent néanmoins être contaminées par différentes sources d’erreurs, qui doivent être prises en compte. Par exemple, la réflectivité radar peut être affectée par :

- des erreurs de calibrage : un radar est un instrument de mesure complexe et sensible. Afin d’obtenir une mesure de réflectivité fiable, il est nécessaire bien la calibrer. Différentes techniques de calibrage peuvent être utilisées (Atlas, 2002), telles que l’étalonnage électronique, les comparaisons radar-radar, ou les comparaisons de long terme avec les pluviomètres.
- les échos fixes : liés à l’interception par le faisceau radar de cibles non météorologiques fixes, de nature topographique (montagnes) ou anthropique (pylône électrique par exemple). Ces échos peuvent être identifiés à l’aide de la vitesse radiale (nulle dans le cas d’échos fixes) ou de la variation d’un tir à l’autre de la réflectivité radar σ_Z (Figueras i Ventura and Tabary, 2013).
- les échos non météorologiques : avions, oiseaux, insectes, ou échos de mer par exemple. Les variables polarimétriques et en particulier le coefficient de corrélation sont très utiles pour identifier ces variables (cf. sous-section 1.2.4)
- les masques : lorsque que le faisceau radar intercepte une montagne ou un immeuble, une partie de l’énergie transmise est arrêtée par l’obstacle et engendre une sous-estimation de la réflectivité radar derrière cet obstacle. Différentes méthodes de détermination des zones de masques ont été proposées.

1. Augros, C., P. Tabary, A. Anquez, J.-M. Moisselin, P. Brovelli, and O. Bousquet, 2013 : Development of a nationwide, low-level wind shear mosaic in France. Weather and Forecasting, 28 (2013), URL <http://dx.doi.org/10.1175/WAF-D-12-00115.1>

2. Fabry, F., C. Augros, and A. Bellon, 2013 : The case of sharp velocity transitions in high vertical wind shear when measuring doppler velocities with narrow nyquist intervals. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 30 (3), 389–394, URL <http://journals.ametsoc.org/doi/abs/10.1175/JTECH-D-12-00151.1>.

Elle utilisent des cumuls d'images radar sur de longues périodes ou des modèles numériques de terrain précis (Delrieu et al., 1995).

- l'atténuation par les précipitations : l'atténuation par les fortes pluies dépend de la longueur de l'onde du radar. Plus la longueur d'onde est petite, plus le signal est atténué. L'atténuation peut prendre des valeurs très importantes en bande C et plus particulièrement en bande X. L'atténuation peut être estimée avec un radar polarimétrique, grâce à la variable ϕ_{dp} , comme nous le verrons dans la section suivante.

1.2 Les variables polarimétriques

La spécificité du radar polarimétrique par rapport à un radar conventionnel, est d'émettre deux ondes, l'une en polarisation horizontale, l'autre en polarisation verticale. Dans la plupart des réseaux de radars opérationnels, et en particulier avec celui de Météo-France, les ondes polarisées horizontalement et verticalement sont émises simultanément (fonctionnement dit STAR pour Simultaneous Transmission And Reception). La comparaison des signaux reçus avec les deux polarisations permet d'obtenir des informations sur la taille, la forme et l'orientation des cibles présentes dans le volume de résolution du radar, ce qui conduit à de nouvelles variables, dites « polarimétriques ». Les différentes variables polarimétriques, ainsi que leurs applications sont décrites en détail notamment par Illingworth (2004), Kumjian (2013a,b) et Fabry (2015). Nous en donnons les caractéristiques principales ci-dessous.

1.2.1 La réflectivité différentielle Z_{dr}

C'est le rapport (exprimé en logarithme) entre les réflectivités en polarisations horizontale H et verticale V. C'est une mesure du rapport d'axes moyen (pondéré par la réflectivité), des cibles présentes dans le volume de résolution. Pour des cibles sphériques, la puissance du signal rétrodiffusé est la même sur les voies horizontales et verticales, Z_{dr} vaut alors 0 dB. Pour des cibles aplaties, Z_{dr} est positif, et pour des cibles étirées sur la verticale, Z_{dr} est négatif. Comme dans la pluie, les gouttes sont d'autant plus aplaties qu'elles sont grosses (Pruppacher and Beard, 1970; Brandes et al., 2002), Z_{dr} est un indicateur, au premier ordre, de la taille moyenne des gouttes dans le volume de résolution. Comme Z_{dr} est le rapport des puissances rétrodiffusées sur les voies H et V, elle est indépendante de la concentration des gouttes dans le volume de résolution, contrairement à la réflectivité qui augmente avec la concentration. Z_{dr} dépend aussi de la composition physique des particules. Pour une taille et une forme données d'une particule, Z_{dr} augmente avec la constante diélectrique. Par exemple, pour une goutte d'eau aplatie, Z_{dr} est plus importante que pour un flocon de neige sèche, dont la constante diélectrique est bien plus faible que celle de l'eau liquide. Dans la zone de transition entre pluie et neige, parfois appelée bande brillante en raison des fortes valeurs de réflectivité qui y sont observées, liées à l'augmentation de constante diélectrique lorsque les flocons de neige fondent, les valeurs de Z_{dr} peuvent aussi être élevées.

Z_{dr} peut être utilisé pour des estimations quantitatives de lames d'eau (Seliga and Bringi, 1976; Illingworth and Caylor, 1989; Gorgucci et al., 1994), mais nécessite pour cela une précision d'environ 0.1 à 0.2 dB, ce qui correspond à une précision d'environ 25% sur le taux de précipitations (Illingworth, 2004). Les biais doivent donc être corrigés avant toute utilisation quantitative de Z_{dr} . Des biais sur Z_{dr} peuvent être introduits soit au niveau de l'étalonnage des composants internes au radar, soit à cause d'inhomogénéités sur le radome, mais aussi à cause d'obstacles masquant partiellement le faisceau radar (appelés masques partiels), comme par exemple un pylône électrique, qui masque plus la composante verticale que la composante horizontale de la réflectivité, et entraîne par conséquent un biais positif de Z_{dr} . Z_{dr} est par ailleurs affectée par l'atténuation du signal, qui doit être corrigée avant une utilisation quantitative de cette variable. Comme la correction des différentes sources d'erreur qui affectent Z_{dr} est délicate, cette variable n'est en général pas utilisée pour des applications opérationnelles quantitatives, telle que l'estimation de l'intensité de précipitations. C'est le cas à Météo France, où on a fait le choix d'utiliser la variable K_{dp} (cf. sections suivantes).

1.2.2 La phase différentielle ϕ_{dp}

La phase différentielle ϕ_{dp} correspond à la différence de rotation de phase sur la totalité du trajet aller-retour, des ondes émises sur les voies horizontale et verticale. Cette grandeur est donc en réalité un déphasage différentiel mais par simplicité, elle appelée en général (et dans la suite de ce manuscrit) « phase différentielle ».

La rotation de phase de chacune des ondes est liée à la quantité de matière traversée : lorsque l'onde électromagnétique se propage à travers des précipitations, elle acquiert plus de rotation de phase que lorsqu'elle se propage dans l'air sec. Si les précipitations ne sont pas sphériques, par exemple dans le cas de grosses gouttes d'eau aplaties, le décalage de phase est plus important sur la voie horizontale que sur la voie verticale.

L'application principale de ϕ_{dp} est l'estimation de l'atténuation de l'onde par les précipitations, comme proposé par exemple par Bringi et al. (2001). Si les précipitations ne sont constituées que d'eau liquide, l'atténuation intégrée entre le radar et la cible peut être reliée à la phase différentielle. Avec un radar polarimétrique, on va donc pouvoir corriger la réflectivité de l'atténuation, ce qui permet d'améliorer l'estimation quantitative des précipitations à partir de la réflectivité (Figueras i Ventura and Tabary, 2013). Cette variable est particulièrement intéressante car elle est insensible à l'atténuation par les précipitations, aux masques partiels, et aux problèmes de calibration du radar.

Cependant, l'estimation de ϕ_{dp} peut dans certains cas être biaisée par des effets de rétrodiffusion. En réalité, lorsqu'on mesure la différence de phase entre les voies horizontale et verticale, on accède au terme Φ_{dp} :

$$\Phi_{dp} = \phi_{dp} + \delta_{hv} \quad (1.6)$$

ϕ_{dp} est la phase différentielle de propagation et δ_{hv} est la phase différentielle de rétrodiffusion. δ_{hv} est souvent négligée en pratique, lorsque l'on considère que l'on

est dans les conditions de Rayleigh (les cibles sont sphériques et petites devant la longueur d'onde), mais ce terme peut prendre des valeurs importantes notamment en bande C et X, en particulier dans la zone de fonte des hydrométéores glacés (bande brillante), comme l'ont montré [Trömel et al. \(2013\)](#); [Trömel et al. \(2014\)](#). La variable ϕ_{dp} doit donc être utilisée avec précaution, dès lors qu'on se situe dans la bande brillante.

1.2.3 La phase différentielle spécifique K_{dp}

La phase différentielle spécifique K_{dp} est la dérivée radiale de ϕ_{dp} , habituellement donnée en degrés par kilomètre. Comme pour ϕ_{dp} , la phase correspond ici à un déphasage (entre l'onde émise et reçue), mais par simplicité, K_{dp} est en général (et dans la suite de manuscrit) appelée phase différentielle spécifique. Pour l'estimer, on applique d'abord un filtrage à la phase différentielle, ce qui permet de réduire le bruit de mesure, puis on calcule sa dérivée. Différentes techniques de filtrage de ϕ_{dp} , plus ou moins sophistiquées existent. Elles permettent de filtrer le bruit tout en essayant d'estimer au mieux les valeurs maximales de K_{dp} ([Wang and Chandrasekar, 2009](#); [Otto and Russchenberg, 2011](#); [Grazioli et al., 2014](#)).

Comme Z_{hh} , K_{dp} augmente avec l'intensité des précipitations, mais elle n'est sensible quasiment qu'aux précipitations sous forme liquide, contrairement à la réflectivité, qui est sensible aussi aux hydrométéores glacés. Par ailleurs, K_{dp} est peu sensible aux faibles précipitations, en particulier pour les radars en bande S, moins affectés par des variations de phase au travers des précipitations que les radars bande C ou X : pour une intensité de précipitations donnée, la valeur de K_{dp} augmente lorsque la longueur d'onde diminue (on observe des valeurs de K_{dp} plus fortes en bande X qu'en bande C, et en bande C qu'en bande S).

Comme ϕ_{dp} , K_{dp} présente l'avantage de ne pas être affectée par les erreurs de calibration ou les masques partiels. De nombreux algorithmes utilisant cette variable, ont été proposés pour l'estimation quantitative de la pluie ([Sachidananda and Zrnica, 1987](#); [Beard and Chuang, 1987](#); [Testud et al., 2000](#); [Brandes et al., 2002](#)).

Cependant, comme pour ϕ_{dp} , l'estimation de K_{dp} peut être biaisée lorsque le terme δ_{hv} n'est pas pris en compte. K_{dp} peut être largement surestimée dans la bande brillante, et avoir au contraire des valeurs négatives juste au-dessus ([Trömel et al., 2014](#)). Comme pour ϕ_{dp} , K_{dp} doit être utilisée avec précaution, dès lors qu'on se situe dans la bande brillante. Par ailleurs, les valeurs de K_{dp} peuvent être très fortes dans les cœurs convectifs des orages en présence de très grosse grêle ([Ryzhkov et al., 2013](#)). Dans ces cas, l'estimation quantitative de l'intensité de pluie à partir de K_{dp} est surestimée.

1.2.4 Le coefficient de corrélation ρ_{hv}

Le coefficient de corrélation ρ_{hv} correspond à la corrélation entre les signaux reçus sur les voies horizontale et verticale. Il est proche de 1 si la réponse du milieu est comparable dans les deux directions de polarisation, donc si le milieu est homogène. Le coefficient de corrélation diminue lorsque différents types, différentes formes et/ou différentes orientations de particules sont présents dans le volume de résolution du

radar. ρ_{hv} n'est pas affecté par la présence de différentes tailles de particules, si la forme des particules ne varie pas avec la taille.

Une première application importante du coefficient de corrélation, est de permettre la discrimination des échos non météorologiques, comme les oiseaux ou les insectes. En effet, comme leurs formes sont complexes, les composantes horizontales et verticales du signal radar se comportent différemment ce qui conduit à des valeurs très faibles de ρ_{hv} (<0.9).

Dans la pluie, on observe des coefficients de corrélation très proches de 1 (en général supérieurs à 0.98). Les précipitations intenses sont associées à un ρ_{hv} légèrement moins élevé que les pluies faibles, parce qu'on observe une plus grande variabilité de la taille des gouttes, avec plus de grosses gouttes aplaties. La neige sèche et les cristaux de glace produisent un général des valeurs très élevées de ρ_{hv} (>0.97). C'est parce que ces hydrométéores ont une très faible densité (et donc une très faible constante diélectrique), qui compense l'irrégularité de leurs formes et de leurs orientations. La fonte des flocons de neige produit, en revanche, une diminution importante du coefficient de corrélation, qui peut atteindre des valeurs de l'ordre de 0,9 à 0,93. Ces faibles valeurs de ρ_{hv} sont liées à la grande variabilité des formes et orientations dans la zone de fonte, combinée à une forte constante diélectrique due à la présence d'eau à la surface des particules. La grêle issue d'une croissance sèche peut produire des coefficients de corrélation très élevés, similaires à ceux qu'on observe dans la pluie. À l'inverse, la grêle issue d'une croissance humide est associée à de faibles valeurs de ρ_{hv} (<0.95), ce qui est utile pour distinguer les zones de pluie des zones avec pluie et grêle. Les particules de graupel sec produisent en général des coefficients de corrélation élevés. Mais la présence de particules de graupel humide entraîne, comme pour la grêle, des valeurs de ρ_{hv} plus faibles.

Par ailleurs, le coefficient de corrélation est un très bon indicateur de la qualité des autres variables polarimétriques. Les observations de K_{dp} et Z_{dr} , peuvent être biaisées lorsque la répartition des hydrométéores n'est pas homogène au sein du faisceau radar (Non uniform Beam Filling : [Ryzhkov, 2007](#)). Or, cet effet se traduit aussi par une diminution de ρ_{hv} . L'élimination des données avec de faibles valeurs de ρ_{hv} permet de s'affranchir de ces erreurs.

1.2.5 Classification en types d'hydrométéores

Nous avons vu précédemment que chaque type d'hydrométéore a sa propre gamme de valeurs, pour chacune des variables polarimétriques mesurées. Les algorithmes de classification en types d'hydrométéores s'appuient sur ce constat pour estimer, au niveau de chaque point de mesure du radar, le type d'hydrométéore dominant. Des informations provenant de sources externes telles que l'altitude de l'isotherme 0°C estimé à partir d'un modèle, sont souvent également utilisées.

Comme les propriétés de rétrodiffusion des particules varient avec la longueur d'onde du radar, les algorithmes de classification en types d'hydrométéores sont en général adaptés aux différentes longueurs d'onde. Les algorithmes de [Straka \(2000\)](#) et [Park et al. \(2009\)](#), par exemple, ont été conçus pour la bande S, tandis que les algorithmes de [Marzano et al. \(2006\)](#), [Dolan et al. \(2013\)](#) et [Evaristo et al. \(2010\)](#) ont été proposés pour les radars en bande C, et celui de [Marzano et al. \(2010\)](#) pour les

radars en bande X. [Al-Sakka et al. \(2013\)](#) ont utilisé la même formulation pour les trois bandes de fréquence S, C et X, mais avec des paramètres adaptés pour chacune d'entre elles.

La majorité des algorithmes de classification utilise le principe de la logique floue ([Zadeh, 1965](#), "fuzzy logic"). La « probabilité » qu'un type d'hydrométéore soit présent sachant une certaine gamme de valeurs observées pour chacune des variables polarimétriques est donnée par des « fonctions d'appartenance » (membership functions en anglais), qui sont en général calculées à partir de simulations à l'aide de la méthode de la matrice T par exemple ([Mishchenko and Travis, 1994](#)), ou également à partir de distributions statistiques des observations radar pour un type donné ([Al-Sakka et al., 2013](#)). En combinant les fonctions d'appartenance des différentes variables polarimétriques, ainsi que des paramètres extérieurs tels que le profil vertical de température, l'algorithme détermine le type d'hydrométéore le plus probable.

Plus récemment, des méthodes de classification fondées sur l'analyse des données radar en « cluster » ont été proposées ([Grazioli et al., 2015](#); [Wen et al., 2015](#)). Ces méthodes ont l'avantage de ne pas dépendre d'hypothèses sur les propriétés de rétrodiffusion des hydrométéores, qui sont particulièrement incertaines pour les hydrométéores de types glacés. D'autre part [Ribaud et al. \(2015\)](#) ont proposé une méthode originale pour restituer des champs 3D d'hydrométéores en combinant les informations de plusieurs radars polarimétriques, ce qui leur permet de fournir une description détaillée de la structure microphysique au sein d'un système convectif.

1.2.6 Illustration des variables polarimétriques et de l'identification du type d'hydrométéore

Les variables polarimétriques présentées précédemment et l'identification du type d'hydrométéore sont illustrées sur la [Figure 1.3](#), pour un cas de MCS (Mesoscale Convective System), observé lors de la campagne HyMeX, par le radar de Collobrières, le 26 octobre 2012 à 15 UTC. On observe de fortes valeurs de Z_{dr} (> 1 dB) et de K_{dp} ($> 1.5^\circ \text{ km}^{-1}$), là où les réflectivités radar sont les plus fortes (> 50 dBZ), ce qui témoigne de la présence de grosses gouttes d'eau. Derrière la zone de fortes précipitations, au nord-est du radar, de fortes valeurs de ϕ_{dp} ([Figure 1.3](#), d) sont présentes. Elles traduisent l'atténuation importante de l'onde radar, au travers du système convectif.

On observe également une zone en arc de cercle au nord-est du radar, entre 50 et 70 km, avec des valeurs assez fortes de réflectivité (> 30 dBZ), de Z_{dr} (> 1 dBZ), associées à des valeurs plus faibles de ρ_{hv} (< 0.96). Cette zone correspond à la zone de transition entre hydrométéores liquides et glacés, la « bande brillante ». L'algorithme de logique floue de [Al-Sakka et al. \(2013\)](#), qui permet d'estimer le type d'hydrométéore en combinant les informations provenant des différentes variables polarimétriques, et d'une température modèle, a été appliqué sur cette situation ([Figure 1.3](#), f). La zone de fonte, visible sur les images de Z_{hh} , Z_{dr} et ρ_{hv} est bien restituée par cet algorithme, avec la catégorie « Neige Fondante » (jaune pâle).

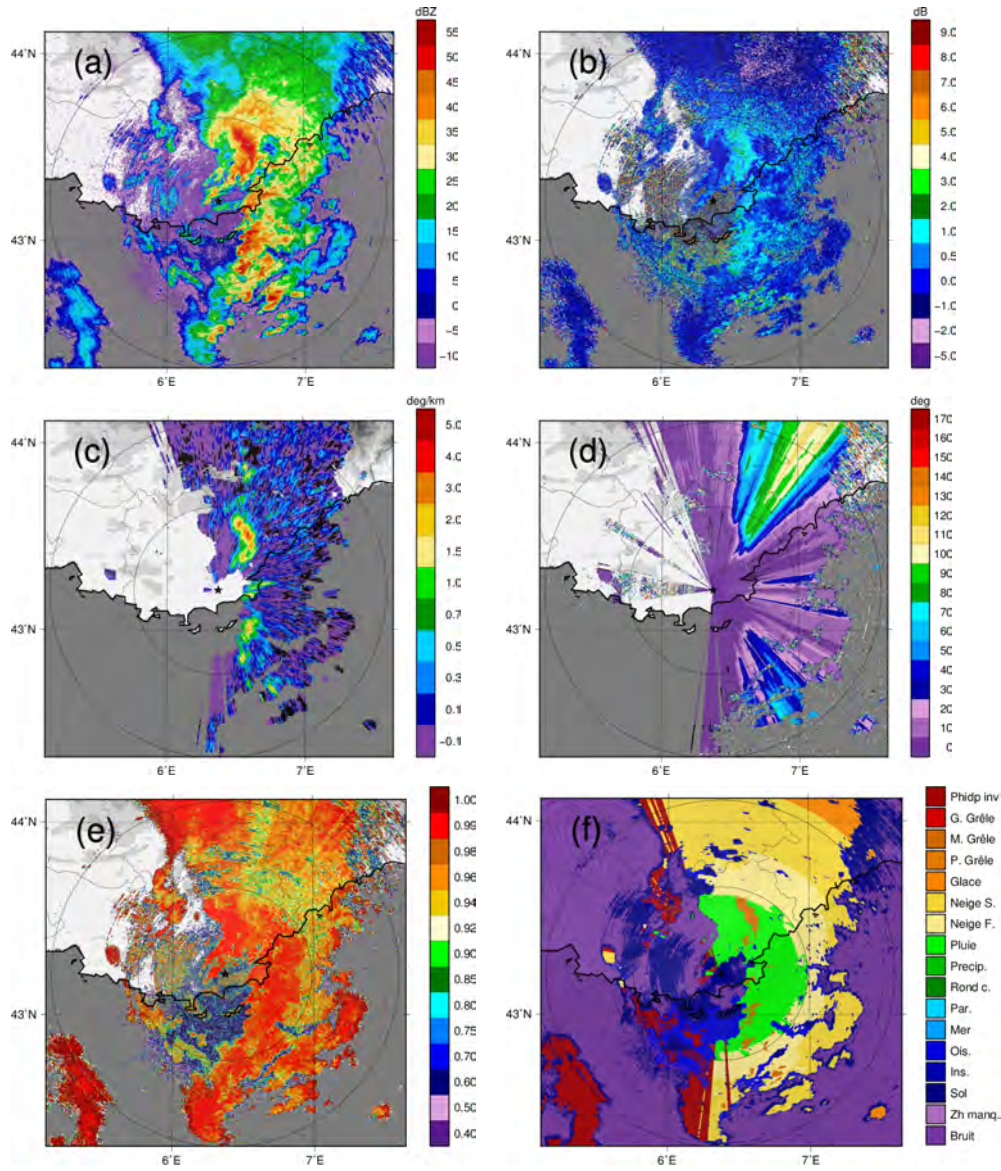


FIGURE 1.3 – Observations polarimétriques par le radar de Collobrière le 26/10/2012 à 15 UTC, à l'élévation 2.2° . (a) Z_{hh} en dBZ, (b) Z_{dr} en dB (corrigés de l'atténuation), (c) K_{dp} en $^\circ \text{ km}^{-1}$, (d) ϕ_{dp} en $^\circ$, (e) ρ_{hv} , (f) type d'hydrométéore. Les cercles indiquent des distances de 50 et 100 km du radar.

1.3 État de l'art des opérateurs d'observation radar polarimétriques

Nous avons vu dans la section précédente que les variables polarimétriques sont très utiles pour caractériser les propriétés microphysiques des hydrométéores. La simulation des variables polarimétriques à partir des modèles atmosphériques a également de nombreux intérêts :

- permettre d'évaluer la microphysique des modèles atmosphériques

- permettre l'étude des relations entre les signatures radar et les processus microphysiques au sein des nuages
- permettre l'assimilation des données polarimétriques

Tout comme la réflectivité radar, les variables polarimétriques ne sont pas des variables pronostiques des modèles atmosphériques qui résolvent la convection de manière explicite. Ces modèles décrivent les propriétés microphysiques des nuages à partir de variables telles que les rapports de mélange en hydrométéores (qui correspondent à la masse d'hydrométéore par kilogramme d'air sec), la température et l'humidité. Pour pouvoir comparer les variables polarimétriques à leurs équivalents modèle, il est donc nécessaire de les simuler à partir des variables du modèle. On utilise pour cela un simulateur radar polarimétrique, aussi appelé « opérateur d'observation ».

Un opérateur d'observation radar simule la propagation du faisceau radar et sa rétrodiffusion par les hydrométéores. Plusieurs méthodes de calcul de la diffusion plus ou moins complexes peuvent être utilisées. Les diffusions de type Rayleigh ou Mie permettent d'estimer la réflectivité. Elles supposent cependant que les hydrométéores sont des sphères, et ne permettent donc pas d'estimer les variables polarimétriques qui sont fonction de la forme des hydrométéores. La théorie de Rayleigh a été étendue aux sphéroïdes, par la prise en compte d'une fonction diélectrique non-isotrope (Bringi et al., 2001). Cette extension n'est par contre valable que sous l'approximation de Rayleigh, c'est-à-dire lorsque la taille des hydrométéores est très petite devant la longueur d'onde radar. La Discrete Dipole Approximation (DDA) permet de calculer de manière explicite le champ diffracté par une particule à forme géométrique complexe (Draine and Flatau, 1994). C'est une méthode couramment utilisée quand il s'agit de prendre en compte la forme des cristaux. Elle est notamment utilisée dans le SDSU (Satellite Data Simulator Unit) de la NASA (Masunaga et al., 2010). Cependant, cette méthode est très coûteuse d'un point de vue numérique. Par ailleurs, elle suppose qu'on définisse de manière précise les hydrométéores, alors que les modèles atmosphériques regroupent dans une même catégorie d'hydrométéore une multitude de formes existant dans la nature (comme par exemple pour les cristaux de glace). La méthode de la matrice T (Bringi et al., 1986; Mishchenko and Travis, 1994), est la plus utilisée pour simuler les variables polarimétriques à partir de modèles atmosphériques. Elle a l'avantage de permettre la simulation d'hydrométéores aplatis ou étirés sur la verticale, mais avec des formes simples (sphéroïdes), plus représentatives de ce que les modèles atmosphériques sont capables de représenter. Ces dernières années, plusieurs opérateurs d'observation polarimétriques utilisant la méthode de calcul de la diffusion de la matrice T ont été développés (Pfeifer et al., 2008; Jung et al., 2008b, 2010; Ryzhkov et al., 2011). Ils simulent la réflectivité horizontale Z_{hh} , la réflectivité différentielle Z_{dr} , et pour certains le coefficient de dépolarisation linéaire LDR, la phase différentielle spécifique K_{dp} , et le coefficient de corrélation ρ_{hv} .

Ces opérateurs d'observation sont couplés à des modèles atmosphériques associés à des schémas microphysiques ayant différents niveaux de raffinement. L'opérateur d'observation de Pfeifer et al. (2008) est implémenté dans le modèle COSMO-DE

qui comporte un schéma microphysique à 1 moment, ce qui signifie que la distribution de tailles des particules (Particle Size Distribution : PSD) de chaque espèce d'hydrométéore est déterminée uniquement par le rapport de mélange de cette espèce. Ces schémas microphysiques représentent de manière simplifiée la PSD mais sont beaucoup moins complexes et moins coûteux numériquement que les schémas à deux moments ou plus, et sont donc utilisés en général dans les modèles de prévision à échelle convective opérationnels, tel que les modèles COSMO-DE et AROME. L'opérateur d'observation de [Jung et al. \(2010\)](#), implémenté dans le modèle ARPS, a été adapté pour des schémas microphysiques à 1 et 2 moments. Dans un schéma microphysique à 2 moments, la PSD dépend des rapports de mélange en hydrométéores mais aussi du nombre d'hydrométéores par unité de volume (concentration), ce qui permet de faire varier la taille moyenne des hydrométéores dans le volume de résolution indépendamment du rapport de mélange. En comparant les variables polarimétriques simulées à partir de ces deux types de schémas, [Jung et al. \(2010\)](#) ont ainsi pu montrer que les signatures des variables polarimétriques étaient beaucoup plus réalistes avec le schéma microphysique à 2 moments, sur un cas de super-cellule simulée. L'opérateur d'observation polarimétrique de [Ryzhkov et al. \(2011\)](#) est encore plus raffiné, puisqu'il est couplé à un modèle atmosphérique avec microphysique spectrale, dont l'avantage est de pouvoir reproduire la distribution de particules (PSD) de manière beaucoup plus réaliste qu'avec des schémas à 1 ou 2 moments. En particulier, il permet de reproduire la PSD en présence de phénomènes de « size sorting », c'est-à-dire lorsque seules quelques grosses gouttes de pluie sont présentes, par exemple au sein de courants ascendants ([Kumjian and Ryzhkov, 2012](#)). Dans ces cas, la distribution de gouttes est très éloignée de celle qu'on définit généralement à partir de lois exponentielles ou gamma avec un schéma microphysique à 1 ou 2 moments. L'intérêt de ce type d'opérateur d'observation polarimétrique, est de permettre d'étudier finement les processus microphysiques au sein des nuages. Il a par exemple été utilisé par [Kumjian et al. \(2014\)](#), pour étudier la formation et le cycle de vie des colonnes de Z_{dr} dans les orages intenses, qui indiquent les zones de gouttes d'eau surfondues, transportées par les courants ascendants.

Dans les simulateurs polarimétriques, plusieurs paramètres tels que la PSD ou les lois de densité des différentes classes d'hydrométéores, sont en général spécifiés en cohérence avec les paramétrisations microphysiques du modèle atmosphérique utilisé. Cependant, d'autres paramètres tels que la forme, l'orientation, et la constante diélectrique des hydrométéores ne sont pas spécifiés par le modèle et doivent être définis. Les valeurs de ces paramètres sont en général tirées de la littérature. [Pfeifer et al. \(2008\)](#) ont néanmoins proposé une méthode originale pour les déterminer : ils ont réalisé une étude de sensibilité, et sélectionné les valeurs des paramètres permettant d'obtenir, pour chaque espèce, des variables polarimétriques concordantes avec les plages de valeurs définies par un algorithme de classification en types d'hydrométéores.

Les valeurs des variables polarimétriques sont particulièrement difficiles à simuler de manière réaliste dans la zone de transition entre les hydrométéores glacés et liquides, qui n'est pas toujours bien reproduite par les modèles atmosphériques. Pour bien représenter cette zone, [Jung et al. \(2008b\)](#) ont défini un modèle de fonte,

en spécifiant une fraction en eau liquide au sein de la neige fondante ou de la grêle fondante, variant graduellement avec le rapport de mélange en eau liquide, lorsque des gouttes de pluie coexistent avec les flocons de neige ou la grêle. Ce modèle de fonte leur permet de simuler des signatures réalistes de réflectivité radar au niveau de la zone de fonte (bande brillante), dans la partie stratiforme d'une ligne de grain simulée. Leurs simulations polarimétriques n'ont cependant pas été comparées à des observations réelles.

1.4 Conclusion

Nous avons vu dans ce chapitre que les radars polarimétriques ont de nombreux atouts. Ils permettent de fournir des produits de meilleure qualité qu'avec les radars conventionnels, grâce à une meilleure identification des échos non météorologiques. Ils permettent également de mesurer l'atténuation par les précipitations, et d'améliorer les estimations de quantités de précipitations. Les données polarimétriques sont en outre très intéressantes pour caractériser les propriétés microphysiques des hydrométéores. Elles représentent donc un intérêt pour les modèles atmosphériques à échelle convective, qui ont besoin de données pour valider et initialiser leurs variables microphysiques nuageuses.

Afin de permettre la comparaison entre les variables des modèles atmosphériques et les données polarimétriques, différents opérateurs d'observations polarimétriques ont été développés ces dernières années. Ces opérateurs d'observation ont pour but d'évaluer la microphysique des modèles atmosphériques, d'étudier les relations entre les signatures radar et les processus microphysiques au sein des nuages, ou encore de permettre l'assimilation des variables polarimétriques. Ils sont adaptés à différents types de schémas microphysiques, en fonction des applications pour lesquelles ils sont destinés. L'opérateur polarimétrique très détaillé de [Ryzhkov et al. \(2011\)](#) est bien adapté à l'étude des processus microphysiques au sein des nuages convectifs, mais le modèle comportant un schéma à microphysique spectrale, au sein duquel il est implémenté, est beaucoup trop complexe et coûteux d'un point de vue numérique, pour pouvoir être utilisé dans un contexte opérationnel. Par ailleurs, une limitation de ces différents opérateurs d'observations est d'être adaptés pour la plupart d'entre eux à un seul type de radar, le radar en bande S.

Afin d'étudier l'apport des variables polarimétriques pour le modèle atmosphérique à échelle convective de Météo France, AROME, un des objectifs de ma de thèse est de concevoir un opérateur d'observation polarimétrique cohérent avec sa paramétrisation microphysique à 1 moment (cf. [sous-section 2.2.1](#)). Par ailleurs, pour pouvoir évaluer l'apport de ces données avec tous les types de radars, le but est de concevoir un opérateur d'observation adapté aux trois bandes de fréquence (S, C et X) du réseau opérationnel de Météo France (cf. [sous-section 2.1.1](#)). Le chapitre suivant présente les données radar polarimétriques qui ont été utilisées pour valider l'opérateur d'observation, ainsi que le modèle atmosphérique au sein duquel il a été implémenté, avant de décrire les deux cas d'étude à partir desquels le simulateur a été validé. L'opérateur d'observation polarimétrique qui a été conçu est présenté en détail dans le [chapitre 3](#).

Chapitre 2

Données radar, modèle, et cas d'étude

Sommaire

2.1	Données radar	21
2.1.1	Le réseau radar de Météo France	21
2.1.2	La chaîne de traitements polarimétriques	23
2.2	Modèle atmosphérique	26
2.2.1	La microphysique ICE3	26
2.2.2	Configuration des simulations	28
2.3	Cas d'étude	29
2.3.1	La campagne de mesures HyMeX	29
2.3.2	IOP 6 : 24 septembre 2012	31
2.3.3	IOP 16a : 26 octobre 2012	35
2.4	Conclusion	36

Nous décrivons dans ce chapitre, les données polarimétriques qui ont été utilisées dans un premier temps pour valider l'opérateur d'observation, puis dans un second temps pour l'assimilation (cf. [Partie II](#)). Le modèle atmosphérique au sein duquel l'opérateur d'observation a été implémenté est également présenté, avec en particulier les caractéristiques de son schéma microphysique. Enfin, nous décrivons les deux épisodes convectifs qui ont été sélectionnés pour la validation de l'opérateur d'observation et pour les expériences d'assimilation.

2.1 Données radar

2.1.1 Le réseau radar de Météo France

Dans cette étude, les données radar polarimétriques du réseau opérationnel de Météo France ont été utilisées. En 2015, le réseau comporte 30 radars ([Figure 2.1](#)),

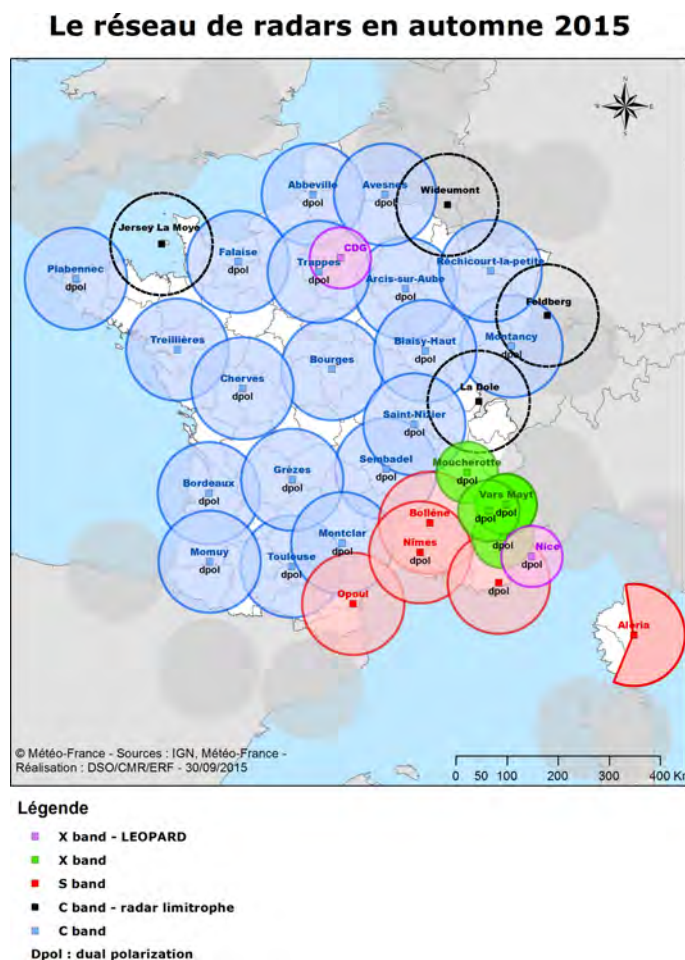


FIGURE 2.1 – Réseau radar de Météo-France à l'automne 2015.

utilisés pour de multiples applications allant de la détection des phénomènes précipitants, à l'hydrologie, la climatologie, l'assimilation dans les modèles numériques, et l'aéronautique.

La très grande majorité des radars sont à exploration volumique (cf. Figure 1.2). Ils échantillonnent l'atmosphère par « super-cycles » de 15 minutes eux-mêmes composés de 3 cycles de 5 minutes. Chaque cycle est constitué d'environ 6 tours d'antenne (PPI) effectués à des élévations différentes. Les trois ou quatre élévations les plus basses sont répétées lors de chaque cycle afin de permettre le suivi des précipitations au sol avec une résolution temporelle de 5 minutes. Des élévations plus élevées complètent chaque cycle de 5 minutes, permettant une bonne couverture 3D des systèmes précipitants.

Le réseau comporte des radars en bande S, C et X. Les radars en bande S sont moins affectés par l'atténuation du signal, et ont été privilégiés dans le Sud-Est de la France, où les précipitations peuvent être intenses et entraîner de fortes atténuations. L'utilisation de radars en bande X, particulièrement sensibles aux problèmes d'atténuation, a été rendue possible grâce à la diversité de polarisation, qui permet d'estimer et donc de corriger la réflectivité et la réflectivité différentielle de l'atténuation du signal.

Au fil des ans, la polarimétrie est ainsi devenue le nouveau standard opérationnel, en France comme à l'étranger. Sur les 30 radars du réseau métropolitain, 24 sont polarimétriques, et tous le seront à terme.

2.1.2 La chaîne de traitements polarimétriques

Gourley et al. (2006) ont étudié la qualité des données brutes du premier radar polarimétrique de Météo-France, le radar de Trappes (en bande C), et ont montré que ses données étaient globalement de bonne qualité. Néanmoins, les données polarimétriques peuvent être affectées par plusieurs sources d'erreur, qui sont soit communes à l'ensemble des données radar (cf. section 1.1), soit spécifiques aux données polarimétriques. Ces erreurs doivent être traitées, pour permettre une utilisation optimale des données polarimétriques en entrée de différents algorithmes opérationnels, permettant de calculer des composites de réflectivité, des cartes de cumuls de précipitations (Figueras i Ventura and Tabary, 2013) ou de types d'hydrométéores (Al-Sakka et al., 2013). Une chaîne de traitements polarimétrique spécifique a donc été mise en place à Météo France. Elle est décrite en détail par Tabary et al. (2013) et Figueras i Ventura et al. (2012). Nous en résumons ci-dessous les principales étapes.

Étalonnage de Z_{hh} et Z_{dr} La réflectivité est étalonnée par étalonnage électronique, par comparaisons entre différents radars, et par comparaisons avec les pluviomètres du réseau. La variable Z_{dr} est corrigée de son biais de mesure, à partir de l'hypothèse que les valeurs de Z_{dr} pour de faibles pluies stratiformes (entre 20 et 22 dBZ) sont de 0,2 dB en moyenne. Ces valeurs sont issues de longues séries de mesures effectuées au Royaume Uni par des disdromètres (Tabary et al., 2011). D'autres mesures plus récentes, effectuées en Suisse ont estimé une valeur moyenne de Z_{dr} d'environ 0,4 dB pour des réflectivités entre 20 et 22 dBZ (A. Berne, 2014, communication personnelle). Ce sont ces dernières valeurs qui ont été utilisées pour étalonner Z_{dr} avec la chaîne polarimétrique utilisée dans cette thèse.

Détection des échos non-météorologiques Cette étape permet de distinguer les hydrométéores des échos fixes, des échos de ciel clair et des échos de mer. La classification s'appuie sur un algorithme de logique floue qui utilise trois paramètres : la fluctuation tir à tir de la réflectivité σ_Z , la texture de Z_{dr} , et le coefficient de corrélation ρ_{hv} (Gourley et al., 2007a). Pour chacun de ces paramètres, des fonctions d'appartenance correspondant à chaque type d'écho ont été établies. La « probabilité » qu'un type d'écho soit dominant sur un pixel donné est définie comme la somme pondérée des valeurs des fonctions membres associées aux trois paramètres. Le type d'écho retenu pour le pixel considéré est celui qui a la probabilité maximale.

Identification de la bande brillante La bande brillante correspond à la zone de fonte des hydrométéores solides. Le haut de la bande brillante coïncide avec l'isotherme 0°C, alors que le bas se situe en général 300 à 1000 m en-dessous. Le paramètre ρ_{hv} est très utile pour identifier cette zone, car ses valeurs sont fortement réduites dans la bande brillante, à cause de la présence d'hydrométéores

de natures, de formes et d'orientations variées. Un profil moyen de ρ_{hv} est déterminé pour chaque tour d'antenne. Ce profil est ensuite comparé à différents profils théoriques, estimés pour plusieurs valeurs d'altitude de l'isotherme 0°C, provenant du modèle de prévision ARPEGE (Courtier et al., 1991), et pour différentes épaisseurs de bande brillante. L'isotherme 0° C et l'épaisseur de bande brillante qui permettent d'obtenir le profil théorique le plus proche du profil moyen observé sont retenus.

Normalisation de ϕ_{dp} La phase différentielle ϕ_{dp} présente l'inconvénient d'avoir une valeur à l'origine en général non nulle, liée au fait que les ondes polarisées horizontalement et verticalement n'empruntent pas les mêmes trajets de guide d'onde. Or, la phase différentielle ne peut être utilisée pour estimer la correction d'atténuation des précipitations que si sa valeur au niveau du radar est nulle. Il est donc nécessaire de normaliser la phase différentielle, c'est-à-dire de lui soustraire la valeur à l'origine. Cette étape est réalisée de manière dynamique sur chaque tour d'antenne. On recherche pour cela la zone de précipitations la plus proche du radar, mesurant au moins 2.4 km le long de la direction de visée. La valeur médiane de ϕ_{dp} sur ce segment, considérée comme la valeur à l'origine, est ensuite soustraite à l'ensemble des valeurs de ϕ_{dp} le long de cette radiale. Un contrôle de cohérence entre les valeurs à l'origine de ϕ_{dp} pour les radiales voisines est ensuite appliqué. Pour cette étude, lorsque la cohérence n'est pas vérifiée, le pixel est classifié « ϕ_{dp} invalide » , et les données polarimétriques associées ne sont pas utilisées (pixels de couleur rouge foncé sur la Figure 1.3).

Filtrage de ϕ_{dp} et estimation de K_{dp} Pour avoir une estimation fiable de K_{dp} , la dérivée radiale de ϕ_{dp} , il est nécessaire d'appliquer un filtrage sur ϕ_{dp} qui est en général bruitée. Comme mentionné dans la section 1.2.3, différentes techniques de filtrage de ϕ_{dp} , plus ou moins sophistiquées existent dans la littérature. La technique utilisée dans l'algorithme de Météo France est simple mais robuste : on applique un filtre médian de 6 km de large le long de la radiale. Une fois ce filtrage appliqué, K_{dp} est estimée en réalisant un ajustement linéaire de ϕ_{dp} en fonction de la distance, sur un intervalle de 6 km également, autour du pixel considéré.

Correction d'atténuation Ce module permet de corriger la réflectivité et la réflectivité différentielle de l'atténuation due aux précipitations. On considère que l'atténuation de Z_{hh} et de Z_{dr} par les précipitations sous forme liquide est directement proportionnelle à ϕ_{dp} (Bringi et al., 2001). Les corrections appliquées à Z_{hh} et Z_{dr} sont calculées à partir de $PIA = \gamma_h \phi_{dp}$, et $PIDA = \gamma_{dp} \phi_{dp}$. PIA et PIDA représentent, respectivement, l'atténuation intégrée (Path Integrated Attenuation), et l'atténuation différentielle intégrée (Path Integrated Differential Attenuation), le long du trajet aller-retour de l'onde. Selon la bande de fréquence, les constantes γ_h et γ_{dp} appliquées sont :

- bande S : $\gamma_h = 0,04$ dB/° et $\gamma_{dp} = 0,004$ dB/°
- bande C : $\gamma_h = 0,08$ dB/° et $\gamma_{dp} = 0,03$ dB/°

- bande C : $\gamma_h = 0,28 \text{ dB/}^\circ$ et $\gamma_{dp} = 0,04 \text{ dB/}^\circ$

Les coefficients pour la bande S sont issus de [Bringi and Chandrasekar \(2001\)](#), tandis que pour la bande C, ils ont été déterminés de manière empirique à partir de données du radar de Trappes ([Gourley et al., 2007b](#)). Pour la bande X, ces coefficients ont été obtenus à partir de comparaisons entre mesures colocalisées provenant de radars en bande X et S. Dans la version de chaîne polarimétrique utilisée pour cette thèse, la correction d'atténuation n'est appliquée que dans la pluie, à cause des fortes incertitudes sur l'atténuation dans la neige fondante et la neige sèche. Les pixels affectés par de l'atténuation ne sont donc pas pris en compte s'ils sont dans la neige (cf. [section 6.1](#)).

Classification en types d'hydrométéores

Un algorithme de classification en types d'hydrométéores (cf. [sous-section 1.2.5](#)) à partir des variables polarimétriques a été implémenté dans la chaîne de traitement radar de Météo France ([Al-Sakka et al., 2013](#)). Comme de nombreux autres algorithmes de la littérature ([Marzano et al., 2006](#); [Dolan and Rutledge, 2009](#); [Park et al., 2009](#)) la classification en types d'hydrométéores est effectuée à partir d'un algorithme de logique floue. L'algorithme utilise les variables polarimétriques, l'altitude de la bande brillante, son épaisseur, et la température provenant de l'analyse du modèle ARPEGE. Les types restitués sont la pluie, la neige mouillée, la neige sèche, la glace et la grêle. Plusieurs « fonctions membres » sont combinées, pour estimer la « probabilité » de chacun des hydrométéores :

$$P = F(Z_{hh}) \times F(T) \times F(\text{alti}, \text{BB}) \times [F(Z_{hh}, Z_{dr}, \phi_{dp}, \text{SNR}, \text{SCR}) + F(Z_{hh}, K_{dp}, \phi_{dp}, \text{SNR}, \text{SCR}) + F(Z_{hh}, \rho_{hv}, \phi_{dp}, \text{SNR}, \text{SCR})] \quad (2.1)$$

avec T la température, alti l'altitude du centre du faisceau, BB la position de la bande brillante, SNR le rapport signal sur bruit et SCR le rapport du signal sur le niveau d'échos fixes sous-jacent.

C'est le type d'hydrométéores ayant la probabilité maximale qui est retenu. Les fonctions $F(Z_{hh})$, $F(T)$, $F(\text{alti}, \text{BB})$ permettent d'éviter les diagnostics aberrants comme par exemple la présence de neige avec des températures supérieures à 20°C . Les fonctions de Z_{hh} , Z_{dr} , K_{dp} , et de ρ_{hv} ont été déterminées à partir de simulations par la méthode de la matrice T, et empiriquement, à partir d'une analyse climatologique effectuée pour chaque longueur d'onde ([Al-Sakka et al., 2013](#)). La classification en type d'hydrométéores est illustrée dans le chapitre précédent, pour le radar de Collobrières le 26 Octobre 2012, à 15 UTC (Figure 1.3). Comme l'altitude du faisceau radar augmente avec la distance, on observe à mesure que l'on s'éloigne du radar des zones de pluie, de neige fondante, de neige sèche puis de glace. Sur cet exemple, l'algorithme détecte également des zones de grêle, là où les réflectivités sont les plus fortes.

2.2 Modèle atmosphérique

L'opérateur d'observation polarimétrique a dans un premier temps été implémenté dans le modèle de recherche non-hydrostatique Meso-NH (Lafore et al., 1998), qui permet de résoudre explicitement les systèmes convectifs et possède le même schéma microphysique ICE3 (Pinty and Jabouille, 1998) que le modèle opérationnel à échelle convective de Météo France, AROME (Seity et al., 2011), mais offre plus de flexibilité, ainsi que des diagnostics supplémentaires. Nous présentons dans cette section les caractéristiques du schéma microphysique ICE3 ainsi que la configuration des simulations Meso-NH à partir desquelles l'opérateur d'observation polarimétrique a été testé et validé.

2.2.1 La microphysique ICE3

Le schéma microphysique ICE3 (Caniaux et al., 1994; Pinty and Jabouille, 1998) est décrit en détail dans la documentation scientifique du modèle Meso-NH (<http://mesonh.aero.obs-mip.fr>), ainsi que par Caumont (2007). Nous décrivons ici ses caractéristiques principales. ICE3 régit les équations pronostiques de deux catégories d'hydrométéores liquides (gouttelettes d'eau nuageuse, gouttes de pluie), de trois catégories d'hydrométéores solides (cristaux de glace, graupel aussi appelé grésil en français, neige et cristaux de glace), et de la vapeur d'eau. C'est un schéma microphysique à 1 moment, ce qui signifie que les distributions de taille des particules $N_j(D)$ (ou PSD pour Particle Size Distribution) ne dépendent que du contenu en hydrométéores.

Dans ICE3, les distributions de taille s'expriment comme des distributions gamma généralisées, multipliées par la concentration en particules :

$$N_j(D) = N_{0j} \frac{\alpha_j}{\Gamma(\nu_j)} \lambda_j^{\alpha_j \nu_j} D^{\alpha_j \nu_j - 1} \exp(-(\lambda_j D)^{\alpha_j}) \quad (2.2)$$

N_{0j} est la concentration en particules de l'espèce microphysique j , D (en m) est la dimension maximale des particules, ν_j et α_j sont des paramètres de dispersion, λ_j (en m^{-1}) est le paramètre de pente, et Γ est la fonction gamma.

La concentration en particules de la glace primaire est diagnostique alors que pour les autres espèces microphysiques, elle s'exprime en fonction du paramètre de pente selon :

$$N_{0j} = C_j \lambda_j^{X_j} \quad (2.3)$$

Le moment d'ordre p de $N_j(D)$ est défini par :

$$\mathcal{M}_j(p) = \int_0^\infty D^p N_j(D) dD = \frac{N_{0j}}{\lambda_j^p} G_j(p), \text{ avec } G_j(p) = \frac{\Gamma(\nu_j + \frac{p}{\alpha_j})}{\Gamma(\nu_j)} \quad (2.4)$$

La masse d'une particule de type j est reliée à sa dimension maximale D par :

$$m_j(D) = a_j D^{b_j} \quad (2.5)$$

Le contenu en hydrométéore de type j (en kg m^{-3}) s'écrit alors

$$M_j = \rho_{dref} r_j = \int_0^\infty m_j(D) N_j(D) dD = a_j \mathcal{M}_j(b_j) \quad (2.6)$$

où r_j est le rapport de mélange de l'espèce j et ρ_{dref} est la masse volumique de l'air sec pour l'état de référence du modèle.

Le paramètre de pente λ_j est défini par :

$$\lambda_j = \left(\frac{M_j}{a_j C_j G_j(b)} \right) \frac{1}{X_j - b_j} \quad (2.7)$$

Pour chaque type d'hydrométéore, les valeurs des paramètres présents dans les équations précédentes sont données dans le tableau [Tableau 2.1](#).

Pour la pluie, la loi gamma généralisée de la DGP se simplifie en une loi exponentielle avec les coefficients correspondant à la loi de distribution de [Marshall and Palmer \(1948\)](#). Pour la neige et le grésil, les DGPs suivent aussi des lois exponentielles ($\alpha = \nu = 1$), mais pour la glace primaire, la DGP suit une loi gamma généralisée.

	Pluie	Glace primaire (disques)	Neige	Graupel
α_j	1	3	1	1
ν_j	1	3	1	1
X_j	-1	0	1	-0,5
C_j (m^{X_j-3})	$8 \cdot 10^6$	C_i	5	$5 \cdot 10^5$
a_j (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

TABLE 2.1 – Valeurs des paramètres caractérisant les différents hydrométéores du schéma microphysique ICE3.

Les processus microphysiques considérés par ICE3 et représentant des termes sources ou puits des équations pronostiques sont présentés de manière schématique sur la [Figure 2.2](#). Ils peuvent être décomposés en deux catégories : les processus chauds et les processus froids.

- **Processus chauds**

Les gouttelettes d'eau nuageuse se forment à partir de la vapeur d'eau par nucléation homogène ou hétérogène. Les processus d'autoconversion et d'accrétion permettent ensuite leur croissance, pour former des gouttes d'eau liquide précipitante, qui s'évaporent lorsqu'elles tombent sous la base du nuage. Ces processus sont paramétrisés avec un schéma de type [Kessler \(1969\)](#).

- **Processus froids**

Les cristaux de glace peuvent se former à partir de deux processus de nucléation hétérogène : soit par déposition (formation d'embryons de glace dans un environnement avec une très forte sursaturation par rapport à la glace), soit

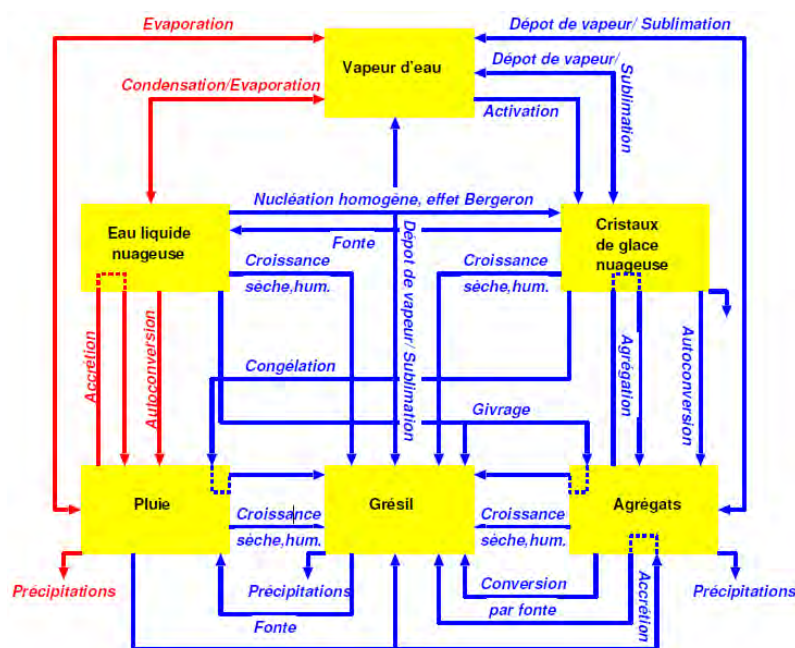


FIGURE 2.2 – Processus microphysiques représentés dans le schéma microphysique ICE3.

par congélation de gouttelettes d'eau surfondues au contact d'un aérosol. Par ailleurs, lorsque la température est inférieure à -35°C , les gouttelettes d'eau surfondues sont immédiatement converties en cristaux de glace primaire par nucléation homogène. La croissance des cristaux de glace a ensuite lieu par dépôt de vapeur d'eau.

Les flocons de neige sont formés par autoconversion des cristaux de glace, tandis que les particules de graupel sont créées par congélation des gouttes de pluie au contact de cristaux de glace, ou par givrage des flocons de neige. Lorsque la température est supérieure ou égale à 0°C, les cristaux de glace primaire sont immédiatement convertis en eau liquide nuageuse, et les aggrégats de neige sont convertis en graupel fondant. Une pellicule d'eau liquide se forme à la surface des particules de graupel, qui fondent ensuite pour se transformer en gouttes de pluie.

2.2.2 Configuration des simulations

Pour tester l'opérateur d'observation polarimétrique, on a réalisé deux simulations avec le modèle Meso-NH, réalisées avec une résolution horizontale de 2.5 km, sur un domaine couvrant le sud-est de la France. La configuration utilisée, en particulier le jeu de paramétrisations microphysiques est très proche de celle d'AROME. Le modèle comporte 55 niveaux sur la verticale, jusqu'à une altitude de 20 km. L'espacement des niveaux augmente progressivement avec l'altitude, ce qui permet d'avoir une résolution fine dans les basses couches (18 niveaux en-dessous de 1500 m, avec un premier niveau à 10 m d'altitude).

La première simulation s'étend sur une période de 12h (le 24 septembre 2012, de 00 à 12 UTC), tandis que la deuxième simulation couvre une période de 24h (de 00 UTC le 26 octobre 2012, à 00 UTC le 27 oct. 2012). Les deux simulations ont été initialisées à 00 UTC, et couplées toutes les trois heures avec les analyses d'une configuration du modèle AROME sur la Méditerranée occidentale AROME WMed (cf. [section 5.4](#)).

2.3 Cas d'étude

Nous avons choisi deux cas de convection, pour lesquels est attendu un plus fort apport des variables polarimétriques par rapport à des précipitations stratiformes. Deux événements de précipitations intenses ayant eu lieu pendant la première période d'observation spéciale (SOP1) du programme HyMeX : la Période d'Observation Intense 6 (IOP6, 24/09/2012), et IOP16a (26/10/2012). Dans les sections suivantes, nous présentons tout d'abord les objectifs principaux du programme HyMeX et en particulier de la campagne de mesure SOP1, puis nous décrivons les situations météorologiques de ces deux cas d'étude.

2.3.1 La campagne de mesures HyMeX

La géographie particulière de la région Méditerranée, caractérisée par une mer quasi fermée, entourée de terres montagneuses, est propice à la formation de précipitations intenses qui peuvent engendrer des crues rapides et provoquer des victimes et d'importants dégâts, comme ce fut le cas récemment en octobre 2015 dans la région d'Antibes. Le programme de recherche HyMeX a pour objectif de permettre une meilleure compréhension du cycle de l'eau en Méditerranée, et notamment des mécanismes à l'origine des événements de précipitations intenses, afin d'améliorer leur prévision ([Drobinski et al., 2014](#); [Ducrocq et al., 2014](#)).

Une campagne de mesures (SOP1) dédiée aux événements de pluies intenses et aux crues rapides sur tout le pourtour nord-occidental de la Méditerranée, a été menée du 5 septembre au 5 novembre 2012, période qui correspond au pic climatologique d'occurrence de ces événements. L'objectif était de documenter les conditions atmosphériques en amont des systèmes précipitants, les interactions air-mer et les processus d'initiation et d'entretien de la convection profonde à l'origine des événements intenses. La zone d'expérimentation s'étend ainsi de la région de Valence, en Espagne, à la région de Rome, en Italie, en passant par le Sud de la France ([Figure 2.3](#)).

Au sein de cette zone d'expérimentation, différents sites ont été plus particulièrement échantillonnés, comme le site Cévennes-Vivarais ([Figure 2.4](#)), englobant le Sud-Est de la France, des Cévennes aux Alpes. Dans cette région, en complément des réseaux opérationnels de radars et pluviomètres, d'autres instruments ont été déployés :

- des profileurs de vent ainsi que des radiosondages mobiles, pour caractériser les flux de basses couches alimentant la convection

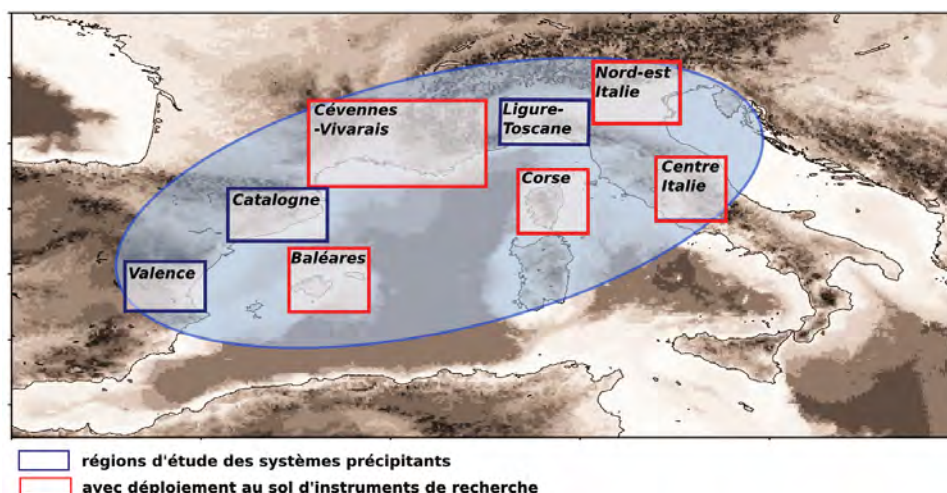


FIGURE 2.3 – Les 8 sites hydrométéorologiques de la S0P1. Les sites représentés sous forme de rectangle rouge ont fait l'objet d'un déploiement d'instruments de recherche au sol. L'ellipse bleue souligne la zone dans laquelle sont concentrées les opérations aéroportées et maritimes. Source : [Ducrocq et al. \(2013\)](#).

- des micro-radars à visée verticale (MRR), et des disdromètres, qui caractérisent la distribution en taille des gouttes de pluie
- des radars météorologiques ([Bousquet et al., 2015](#)) : quatre radars en bande X, dont un mobile (radar NOXP du NSSL qui occupe alternativement les positions 1 ou 2 indiquée sur la [Figure 2.4](#)), et un radar en bande S, TARA, de l'université de Delft ([Dufournet and Russchenberg, 2011](#)), qui scanne l'atmosphère à azimut et élévation (45°) constants
- des récepteurs GPS pour mesurer l'humidité atmosphérique intégrée sur la verticale
- des instruments de recherche déployés sur le super-site de Candillargues (3 lidars, un radar à visée fixe, un radiomètre micro-ondes...)
- un détecteur de foudre en trois dimensions, appelé LMA (Lightning Mapping Array) du New Mexico Tech ([Defer et al., 2015](#))

Dans le cadre de cette thèse, le choix de deux événements précipitants issus de la campagne de mesure HyMeX nous a ainsi permis de bénéficier d'observations supplémentaires par rapport aux réseaux opérationnels. Nous avons en particulier utilisé les données de disdromètres, qui mesurent la distribution de taille des hydrométéores pour valider l'opérateur d'observation (cf. [chapitre 3](#)). Les données des GPS, qui mesurent l'humidité spécifique intégrée sur toute une colonne d'atmosphère ont été utilisées pour valider la méthode d'assimilation (cf. [chapitre 6](#)).

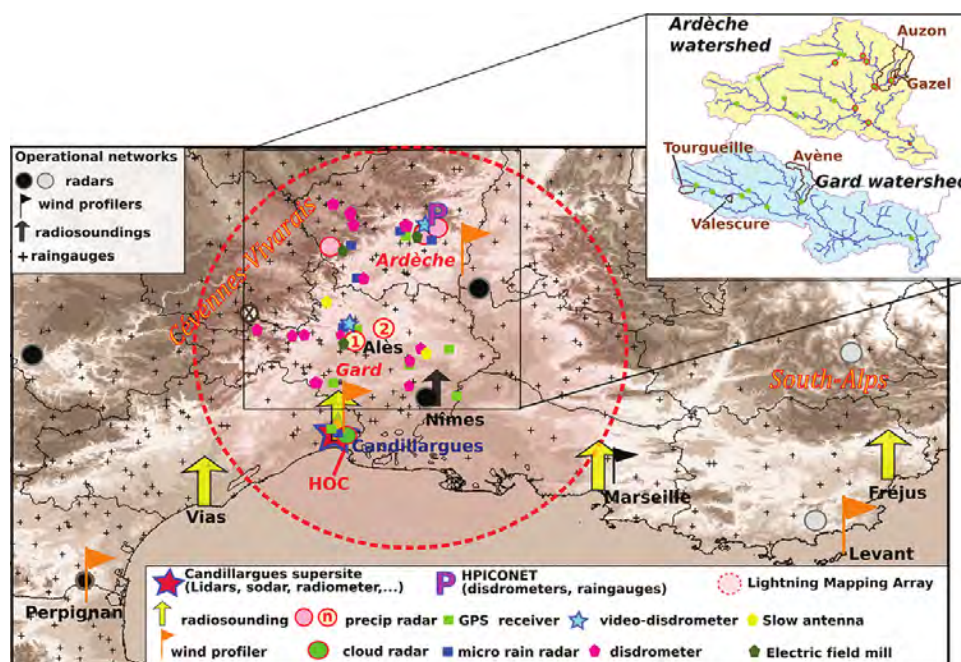


FIGURE 2.4 – Dispositif instrumentel déployé lors de la SOP1 sur la région Cévennes-Vivarais, complétant le réseau météorologique opérationnel de Météo France et des Services de Prévision des Crues (Source : Ducrocq et al., 2014).

2.3.2 IOP 6 : 24 septembre 2012

La situation synoptique du 24 septembre 2012 est caractérisée par un thalweg d'altitude traversant la France d'ouest en est, avant d'atteindre le nord de l'Italie (Figure 2.5 a). La combinaison du forçage d'altitude et l'arrivée dans le Golfe du Lion d'un flux d'air chaud et humide en basses couches (Figure 2.5 b) vont favoriser le développement d'une ligne de convection intense, au sud du système frontal, dans les premières heures du 24 septembre 2012. Sur la Figure 2.6, qui montre l'évolution des composites de réflectivité radar de 00 à 09 UTC, on observe une organisation en ligne des précipitations dès 00 UTC. La ligne convective devient ensuite très active en se dirigeant vers l'est, et prend une forme arquée vers 03 UTC, appelée en anglais « bow echo », qui reflète son caractère sévère. L'intensité du système convectif reste importante jusqu'aux environs de 06 UTC, puis elle décroît ensuite progressivement au fur et à mesure de son déplacement vers l'est, comme illustré à 09 UTC sur la Figure 2.6. De fortes valeurs de réflectivité différentielle, de phase différentielle, et de phase différentielle spécifique, ont par ailleurs été mesurées par les radars polarimétriques du sud-est de la France, en particulier par le radar bande S de Nîmes à 03 UTC, avec des valeurs de $Z_{dr} > 2.5$ dB, $\phi_{dp} > 180^\circ$ et $K_{dp} > 4^\circ \text{ km}^{-1}$, attestant la présence de fortes intensités de précipitations et de grosses gouttes d'eau (Figure 2.7).

Le système précipitant a engendré de fortes rafales atteignant 100 km h^{-1} ainsi que des cumuls de précipitations horaires entre 50 et 60 mm (Ducrocq et al., 2014). Sur l'ensemble de l'épisode, des cumuls de précipitations dépassant les 100 mm ont été enregistrés dans les Cévennes, comme le montre la Figure 2.8.

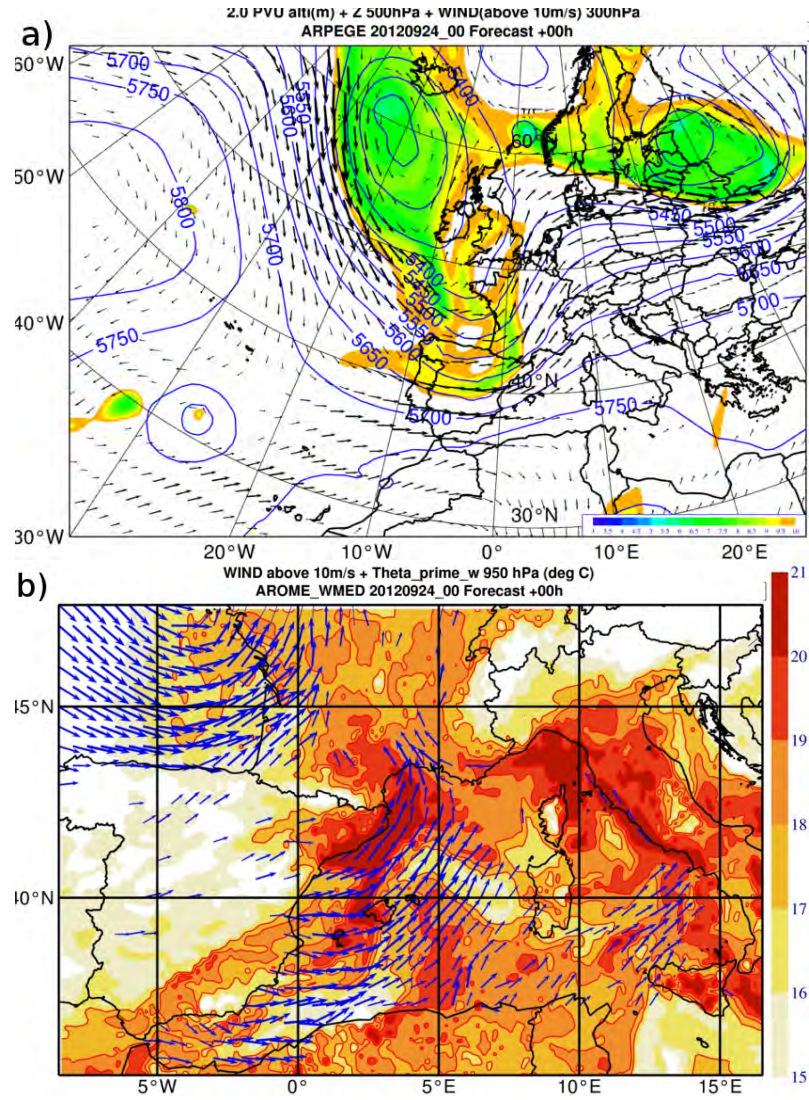


FIGURE 2.5 – Analyse météorologique du 24 septembre 2012 à 00 UTC sur la France. (Source : <http://sop.hymex.org>). a) Analyse de la situation synoptique en altitude, par le modèle ARPEGE le 24/09/2012 à 00 UTC. Géopotential à 500 hPa (isocontours bleus), vent à 300 hPa (flèches), et anomalies de tourbillon de la surface 2.0 PVU en couleurs. b) Analyse de basses couches par le modèle AROME WMed le 24 septembre 2012 à 00 UTC. Vent à 10 m supérieur à 10 m s⁻¹ (en m s⁻¹, flèches bleues) et θ'_w à 950 hPa (en °C, couleurs).

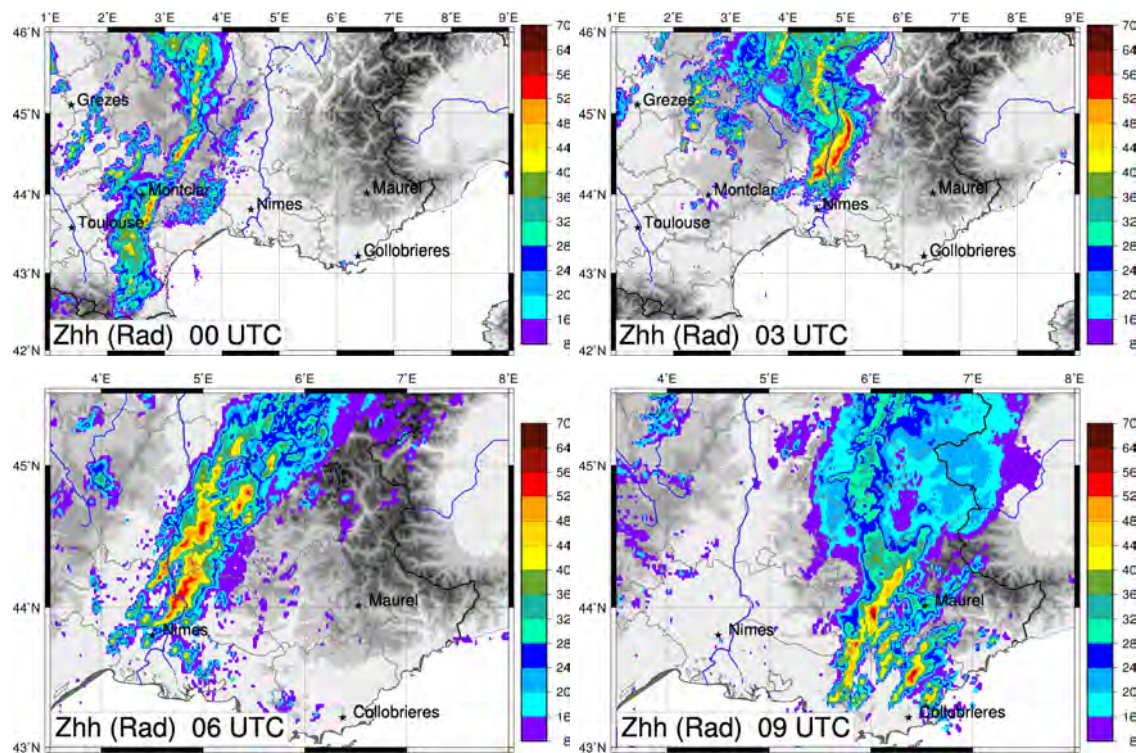


FIGURE 2.6 – Composite de réflectivité radar (dBZ) sur le sud-est de la France le 24 septembre 2012 à 00, 03, 06 et 09 UTC. Les radars polarimétriques utilisés pour cette étude sont indiqués par des étoiles.

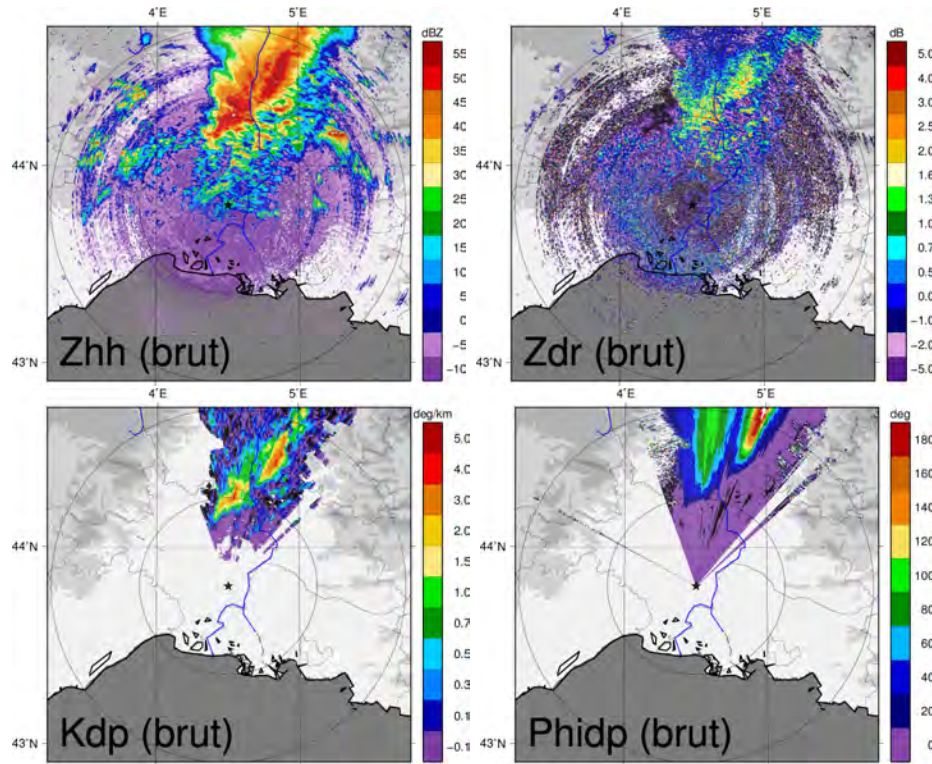


FIGURE 2.7 – Z_{hh} (dBZ), Z_{dr} (dB), K_{dp} ($^{\circ} \text{ km}^{-1}$), et ϕ_{dp} ($^{\circ}$) observés par le radar de Nîmes le 24/09/2012 à 03 UTC (élévation 1.8°). Les cercles indiquent des distances de 50 et 100 km au radar.

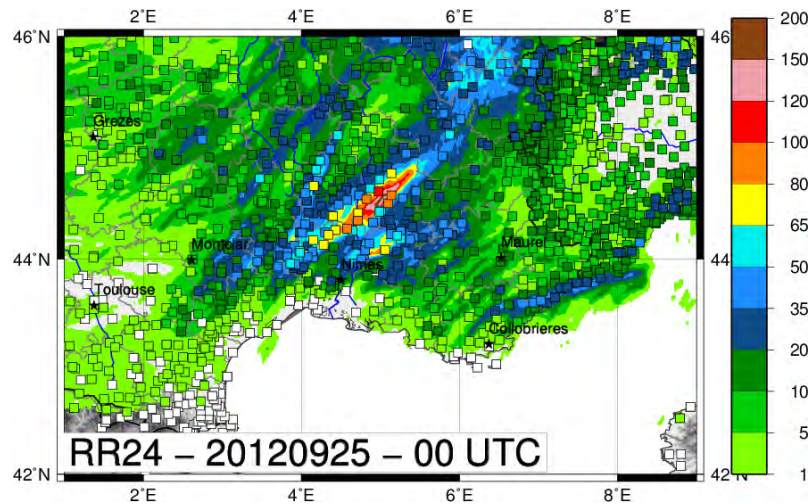


FIGURE 2.8 – Cumul 24h de précipitations estimé par radar avec superposition des cumuls mesurés par les pluviomètres (mm) pour l'IOP6 : de 00 UTC le 24/09/2012 à 00 UTC le 25/09/2012.

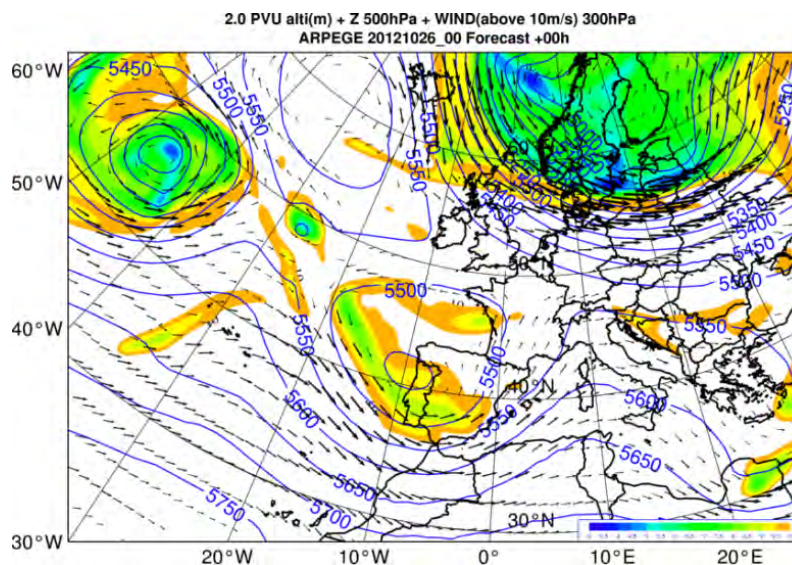


FIGURE 2.9 – Analyse météorologique en altitude le 26 octobre 2012 à 00 UTC sur la France par le modèle ARPEGE (source : <http://sop.hymex.org>). Géopotentiel à 500 hPa (isocontours bleus), intensité du vent à 300 hPa (flèches), et anomalies de tourbillon de la surface 2.0 PVU en couleurs.

2.3.3 IOP 16a : 26 octobre 2012

Le 26 octobre 2012, une zone de bas géopotentiels est centrée sur la péninsule ibérique (Figure 2.9) et se déplace lentement vers l'est. Ces bas géopotentiels induisent un flux de sud-ouest, associé à des anomalies de vorticité potentielle, traversant la Catalogne, le Golfe du Lion et le sud-est de la France au cours de la journée, avant d'atteindre le nord de l'Italie. En basses couches, une perturbation est associée au bas géopotentiel d'altitude, à l'ouest du Portugal (Duffourg et al., 2015). Le front froid de surface progresse vers le nord-est, à travers le Portugal et l'Espagne en début de matinée, avant de former une occlusion sur l'Espagne. Une dépression secondaire se forme dans la matinée entre l'Espagne et les îles Baléares, puis progresse vers l'est (Figure 2.10). Cette dépression contrôle un flux de vents de sud-ouest à sud-est au-dessus de la Méditerranée, transportant de l'air chaud et humide vers les côtes françaises. L'interaction entre le forçage d'altitude et l'air chaud de basses couches va contribuer à déstabiliser la masse d'air favorisant le développement de puissants MCS au sein du système perturbé.

Un premier MCS, dénommé MCS1a, se forme à partir de cellules convectives s'organisant selon un axe sud-nord au nord-ouest de la Méditerranée, le long des côtes catalanes. Il est bien visible sur l'image infrarouge (Figure 2.11) ainsi que sur la composite de réflectivité radar à 09 UTC (Figure 2.12). À son arrivée sur terre, le MCS s'affaiblit et engendre des précipitations orographiques sur les Cévennes persistant presque toute la journée et donnant des cumuls 24h de précipitations supérieurs à 100 mm (Figure 2.13).

Un deuxième MCS désigné MCS1b sur la Figure 2.11 se forme sur le bord sud-est du MCS1a avant de s'en détacher. Ce MCS, qui prend une forme en V sur les images satellites infrarouge (Figure 2.11) s'étend le long d'un axe sud-ouest/nord-

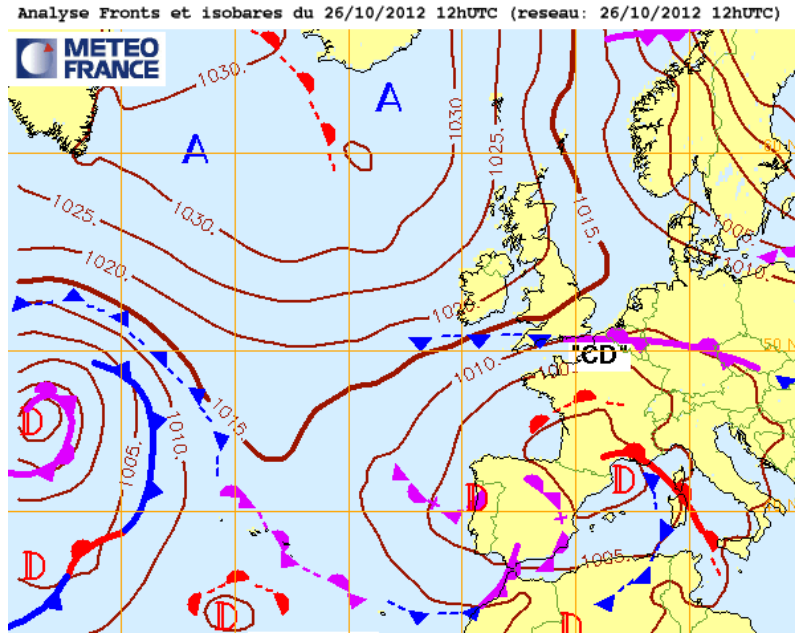


FIGURE 2.10 – Analyse météorologique en basses couches le 26 octobre 2012 à 12 UTC sur la France : pression moyenne au niveau de la mer (hPA) et fronts (source : <http://sop.hymex.org>).

ouest, avec une partie stratiforme localisée au nord de la ligne convective (Figure 2.12 à 09 UTC). Le MCS1b se déplace vers le nord-est, et atteint le département du Var autour de 15 UTC (Figure 2.12). Il donne des cumuls de précipitations supérieurs à 100 mm en 24h (Figure 2.13).

Comme pour l'IOP6, on a mesuré des valeurs relativement fortes des variables polarimétriques au sein de ces systèmes convectifs, en particulier avec le radar bande S de Collobrières à 15 UTC, avec des valeurs de $Z_{dr} > 2$ dB, de $\phi_{dp} > 100^\circ$ et de $K_{dp} > 3^\circ \text{ km}^{-1}$ (Figure 2.14).

Les mécanismes permettant l'initiation, puis le maintien de la convection sur ce cas ont été analysés en détail par Duffourg et al. (2015), qui ont notamment mis en évidence l'importance de la convergence de basses couches, associée à l'apport d'air chaud instable et humide pour initier le système sur la mer, puis le rôle du refroidissement par évaporation, renforçant la convergence et conditionnant la localisation des cellules convectives.

2.4 Conclusion

La France métropolitaine est couverte par un réseau dense de radars dont la majorité sont polarimétriques. Les données de ces radars sont contrôlées, calibrées et pré-traitées par une chaîne de traitements adaptée à toutes les bandes de fréquence, qui permet de fournir des données de qualité, homogènes pour l'ensemble de ces radars. Cette bonne couverture des données polarimétriques sur la France, ainsi que leur monitoring en font donc des données potentiellement très intéressantes pour la

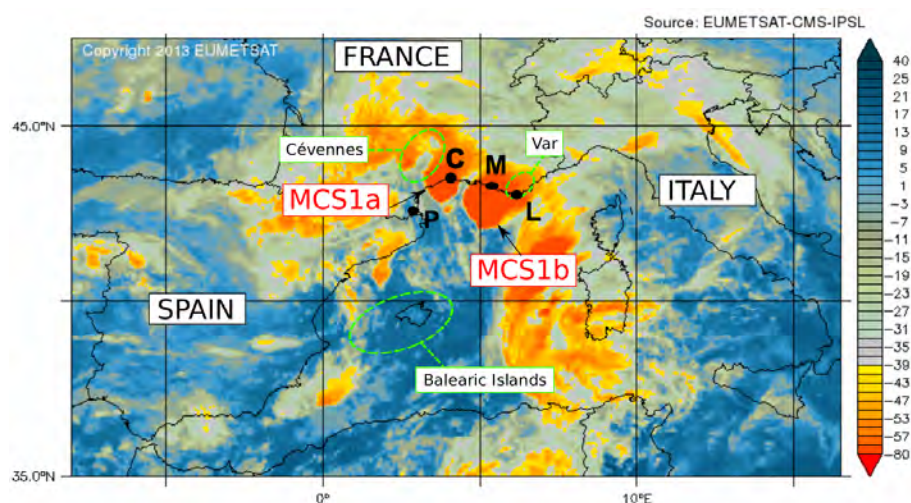


FIGURE 2.11 – Image satellite infra rouge (échelle colorée, température de brillance en °C) à partir de SEVIRI (satellite Meteosat Second Generation), à 09 UTC le 26 octobre 2012. Les noms des zones géographiques principales sont indiquées. P correspond à Perpignan, C à Candillargues, M à Marseille et L pour l'île du Levant. Source : [Duffourg et al. \(2015\)](#).

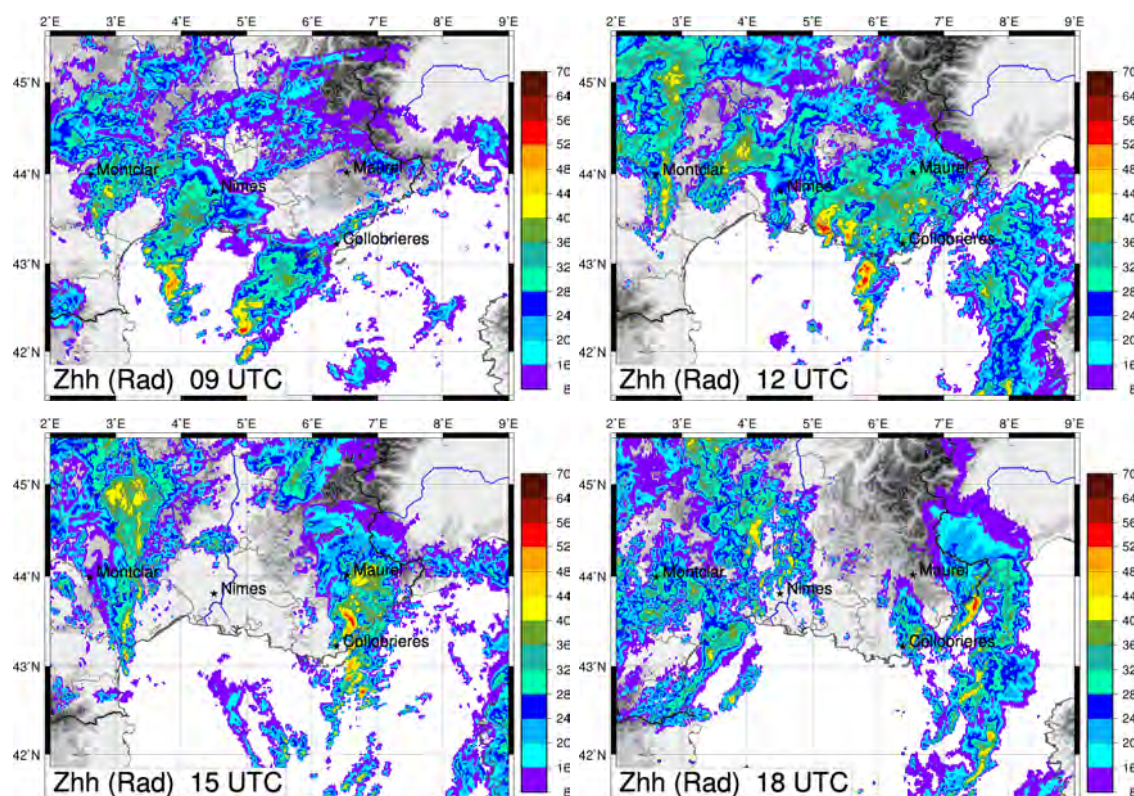


FIGURE 2.12 – Composites de réflectivité radar (dBZ) sur le sud-est de la France le 26 octobre 2012 à 09, 12, 15, et 18 UTC. Les radars polarimétriques utilisés pour cette étude sont indiqués par des étoiles.

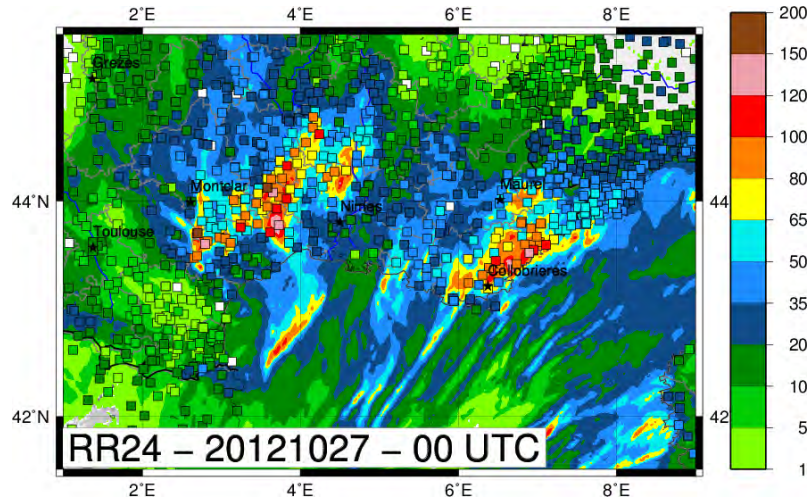


FIGURE 2.13 – Cumul 24h de précipitations estimé par radar avec superposition des cumuls mesurés par les pluviomètres (mm) pour l'IOP16a : de 00 UTC le 26 oct. à 00 UTC le 27 oct. 2012.

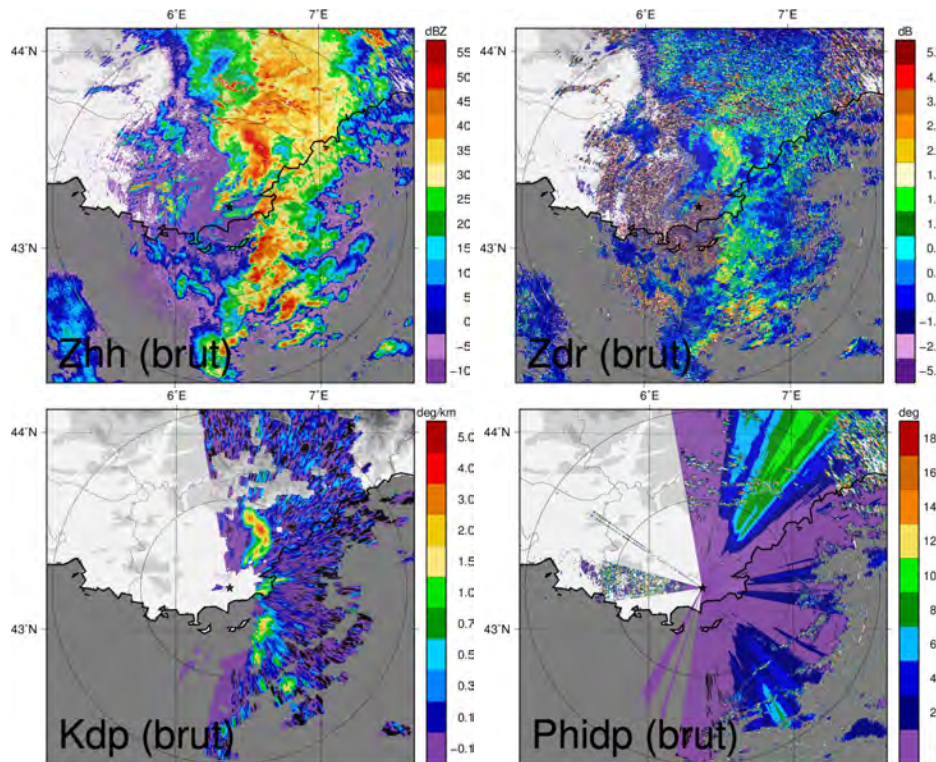


FIGURE 2.14 – Z_{hh} (dBZ), Z_{dr} (dB), K_{dp} ($^{\circ} \text{ km}^{-1}$), et ϕ_{dp} ($^{\circ}$) observés par le radar de Collobrières le 26/10/2012 à 15 UTC (élévation $1,4^{\circ}$). Les cercles indiquent des distances de 50 et 100 km au radar.

prévision à échelle convective.

Par ailleurs les modèles Meso-NH et AROME ont une physique bien adaptée pour définir un opérateur d'observation polarimétrique, puisqu'ils contiennent des variables microphysiques nuageuses, à partir desquelles on peut simuler les observations polarimétriques. Deux épisodes de précipitations convectives ont été sélectionnés pour l'évaluation de l'apport des données polarimétriques : l'IOP6 et l'IOP16 de la campagne de mesures HyMeX. Ces cas d'étude sont intéressants pour les comparaisons entre observations et simulations polarimétriques, car ils comportent des systèmes convectifs intenses, générant de fortes valeurs de phase différentielle, et donc d'atténuation. D'autre part, dans le cas de l'IOP6, la même ligne convective est vue par des radars de longueurs d'onde variées : bande C pour le radar de Montclar, bande S pour les radars de Nîmes et Collobrières puis bande X pour le radar du Mont Maurel, ce qui constitue une opportunité unique pour évaluer l'opérateur d'observation radar polarimétrique en fonction de la longueur d'onde. L'opérateur d'observation est présenté en détail dans le chapitre suivant, ainsi que son évaluation à partir des données radar de ces deux épisodes.

Chapitre 3

Opérateur d'observation radar polarimétrique

Sommaire

3.1	Résumé de l'article	42
3.2	Comparisons between polarimetric radar observations and simulations	43
3.3	Discussion	61

Un opérateur d'observation radar polarimétrique permet de simuler les variables polarimétriques radar, à partir des variables microphysiques d'un modèle atmosphérique à échelle convective. Comme nous l'avons vu dans la [section 1.3](#), il comporte de nombreux intérêts : il permet d'évaluer la microphysique des modèles atmosphériques, d'étudier les relations entre les signatures radar et les processus microphysiques au sein des nuages, et est utile pour l'assimilation des variables polarimétriques. Dans le cadre de cette thèse, j'ai conçu un opérateur d'observation polarimétrique, de manière cohérente avec la paramétrisation microphysique à un moment du modèle AROME, afin de préparer l'assimilation des variables polarimétriques au sein de ce modèle. L'opérateur d'observation est par ailleurs adapté aux trois bandes de fréquence (S, C et X), pour pouvoir être utilisé avec tous les types de radars du réseau opérationnel de Météo-France.

De premières comparaisons entre simulations et observations polarimétriques ont été présentées dans l'article de [Bousquet et al. \(2015\)](#)¹, et ont permis d'illustrer la bonne cohérence entre les données simulées et observées. L'opérateur d'observation a ensuite été décrit de manière beaucoup plus détaillée dans un article ([Augros et al.](#),

1. Bousquet, O., A. Berne, J. Delanoe, Y. Dufournet, J. J. Gourley, J. Van-Baelen, **C. Augros**, L. Besson, B. Boudevillain, O. Caumont, E. Defer, J. Grazioli, D. J. Jorgensen, P.-E. Kirstetter, J.-F. Ribaud, J. Beck, G. Delrieu, V. Ducrocq, D. Scipion, A. Schwarzenboeck, and J. Zwiebel, 2015 : Multifrequency radar observations collected in southern france during hymex-sop1. Bulletin of the American Meteorological Society, 96 (2), 267–282, doi :10.1175/bams-d-13-00076.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/BAMS-D-13-00076.1>

2015) paru dans le numéro spécial HyMeX du *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*. Des comparaisons entre simulations et observations polarimétriques sont également analysées dans cet article, pour les deux épisodes convectifs de la première période d'observation spéciale (SOP1) de la campagne de mesure HyMeX, décrits dans le chapitre précédent.

La première section de ce chapitre contient un résumé de l'article en français, alors que la deuxième section comporte la version originale de l'article. Dans la troisième section, les conclusions principales de l'article sont rappelées et on propose une discussion sur le choix des variables polarimétriques qui nous semblent les plus pertinentes pour l'assimilation de données, au vu des résultats des comparaisons entre simulations et observations présentées dans l'article.

3.1 Résumé de l'article

Cet article présente l'opérateur d'observation radar polarimétrique, qui a été développé afin de préparer l'assimilation des variables polarimétriques. Il a dans un premier temps été implémenté au sein du modèle de recherche non-hydrostatique Méso-NH, qui comporte le même schéma microphysique à un moment, que le modèle opérationnel à échelle convective de Météo France (AROME), mais offre plus de flexibilité ainsi que des diagnostics avancés. L'opérateur d'observation permet d'effectuer des comparaisons directes entre des simulations provenant de modèles atmosphériques, et des observations polarimétriques.

Dans la mesure du possible, les paramètres de l'opérateur d'observation polarimétrique ont été spécifiés de manière cohérente avec le schéma microphysique à 1 moment de Méso-NH. Une étude de sensibilité des paramètres « libres » tels que la forme, l'oscillation ou la constante diélectrique des hydrométéores a été menée, afin de sélectionner les paramètres permettant la meilleure concordance entre simulations et observations.

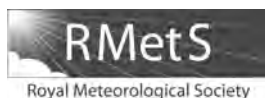
Des comparaisons ont été effectuées pour toutes les bandes de fréquence des radars du réseau opérationnel de Météo France (S, C et X), sur deux cas convectifs, échantillonnés lors de la première période d'observation de la campagne HyMeX (SOP1). Nous avons pu montrer que l'opérateur d'observation polarimétrique, combiné au modèle, donne des valeurs de variables polarimétriques du même ordre de grandeur que les valeurs observées. Pour s'affranchir des problèmes de décalage spatio-temporel entre le modèle et les observations, nous avons effectué des comparaisons des distributions des variables Z_{dr} et K_{dp} en fonction de Z_{hh} , observées et simulées, dans la pluie et dans la neige sèche. La bonne cohérence entre les médianes de ces distributions a permis de valider l'opérateur d'observation. Cependant, on a observé une dispersion bien plus forte dans les observations que dans les simulations, qui est attribuée au bruit de mesure mais aussi à la variabilité microphysique des précipitations. Cette dernière hypothèse a été confirmée par l'étude de données de disdromètres. Alors que les relations Z_{hh} - Z_{dr} , et Z_{hh} - K_{dp} sont constantes dans les simulations, à cause du schéma microphysique à 1 moment, elles varient dans la réalité et donc dans les observations.

Nous avons également comparé les distributions verticales des variables pola-

rimétriques observées et simulées, dans les zones convectives, et obtenu une assez bonne cohérence entre observations et simulations. On a néanmoins mis en évidence une sous-estimation par le modèle des valeurs maximales de Z_{hh} , Z_{dr} et K_{dp} en basses couches, qui pourrait être liée à la résolution du modèle ($2,5 \times 2,5 \text{ km}^2$). Une autre limitation observée sur les données simulées est la transition plus brutale, entre les espèces glacées et liquides, qui conduit à une sous-estimation des valeurs de K_{dp} , entre les isothermes -2 et -10°C , en particulier. Ces différences sont attribuées aux limitations du schéma microphysique du modèle.

3.2 Article : Comparisons between S-, C- and X-band polarimetric radar observations and convective-scale simulations of the HyMeX first special observing period

Augros, C., O. Caumont, V. Ducrocq, N. Gaussiat, et P. Tabary, 2015 : Comparisons between S, C, and X band polarimetric radar observations and convective-scale simulations of HyMeX first special observing period. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, doi : 10.1002/qj.2572, URL : <http://dx.doi.org/10.1002/qj.2572>.



Comparisons between S-, C- and X-band polarimetric radar observations and convective-scale simulations of the HyMeX first special observing period

C. Augros,^{a,b*} O. Caumont,^a V. Ducrocq,^a N. Gaussiat^b and P. Tabary^b

^aCNRM-GAME/GMME, Météo-France, Toulouse, France

^bDSO/CMR, Météo-France, Toulouse, France

*Correspondence to: C. Augros, DSO/CMR, Météo-France, 42 rue Coriolis, 31057 Toulouse, France. E-mail: clotilde.augros@meteo.fr

This article describes a forward observation operator for polarimetric radar variables, developed within the research mesoscale non-hydrostatic model Meso-NH. The forward operator enables direct comparisons of atmospheric simulations with polarimetric radar observations and constitutes a first step towards the assimilation of polarimetric radar data. The parameters of the polarimetric forward operator were defined in order to be consistent (whenever possible) with the model microphysical parametrization. Subjective and quantitative comparisons between observations and simulations are analyzed for S-, C- and X-band radars for two convective cases that were observed in autumn 2012 in southeastern France during the first observing period (SOP1) of the Hydrological cycle in the Mediterranean Experiment (HyMeX) campaign. The good consistency between the medians of the observed and simulated distributions of Z_{dr} and K_{dp} as a function of Z_{hh} , in rain and in dry snow, enables the validation of the parametrization of the polarimetric forward operator. However, the higher spread in observed Z_{dr} and K_{dp} (due to noise and microphysical variability) reveals a need for careful data quality control and pre-processing for use in assimilation. Comparisons between observed and simulated vertical profiles of Z_{hh} , K_{dp} and Z_{dr} in convective areas also show generally good agreement. Some differences between observations and simulations are attributed to model limitations, in particular its one-moment microphysics scheme and coarser resolution.

Key Words: polarimetric; radar; forward operator; convective-scale simulations

Received 11 September 2014; Revised 13 March 2015; Accepted 27 April 2015; Published online in Wiley Online Library

1. Introduction

Dual polarization has become the new 'standard' in operational radar networks. In the United States, the polarimetric upgrades were completed in 2013 (NOAA, 2013). In Europe, several weather services have recently upgraded or are upgrading their radar networks with this technology (Figueroa i Ventura *et al.*, 2012b). In France, the first polarimetric radar was installed in 2004 in Trappes, near Paris, to design and develop a polarimetric pre-processing chain (Figueroa i Ventura *et al.*, 2012a), which has been routinely used since 2011. In 2014, the French operational radar network was composed of 27 radars, among which 17 are polarimetric (12 C-band, 2 S-band and 3 X-band).

Polarimetric data have the advantage of improving data quality by helping reduce errors (Bringi and Chandrasekar, 2001). Better quantitative precipitation estimations can be obtained with polarimetric data (Figueroa i Ventura and Tabary, 2013) and they can be used to differentiate the hydrometeor type (e.g. Park *et al.*, 2009; Al-Sakka *et al.*, 2013). In addition, they can potentially be useful in the context of data assimilation by

convection-permitting Numerical Weather Prediction (NWP) models, as they provide unique information on the microphysical characteristics of precipitating systems. Data assimilation in these NWP systems requires observations at high temporal and spatial resolution. Radar data are particularly well suited because they can provide three-dimensional information on precipitating systems at a comparable temporal and spatial resolution. Among radar variables, radial velocity is assimilated commonly (Montmerle and Faccani, 2009; Simonin *et al.*, 2014) and reflectivity occasionally (Caumont *et al.*, 2010; Wattrelot *et al.*, 2014). Brousseau *et al.* (2013) have highlighted the importance of the assimilation of these observations in the French model Application of Research to Operations at Mesoscale (AROME: Seity *et al.*, 2011) for wind and specific humidity analyses in the middle and high atmosphere, especially for horizontal length-scales below 200 km. In addition to reflectivity and radial velocity, polarimetric data can provide information about the nature and shape of the hydrometeors that could be exploited for model validation or data assimilation. Using polarimetric radar data for verification, improvement or assimilation in NWP models

C. Augros *et al.*

is not straightforward, partly because polarimetric observations cannot be compared directly with model variables. In order to perform direct comparisons, model variables can be converted into synthetic polarimetric variables using a polarimetric radar forward operator.

Over the last few years, several polarimetric radar forward operators have been developed. One of the first was the synthetic polarimetric radar (SynPolRad) of Pfeifer *et al.* (2008, hereafter PF08). It was developed as a tool for evaluation of microphysical parametrization schemes. It uses the T-matrix scattering method (Brangi *et al.*, 1986) and simulates the horizontal reflectivity Z_{hh} , the differential reflectivity Z_{dr} and the linear depolarization ratio LDR . SynPolRad is coupled with a single-moment microphysics scheme, which specifies the particle size distributions (PSDs) of rain, snow and graupel. In this work, the parameters that cannot be provided by the NWP model, such as shape, density and canting angle, were derived from a sensitivity study, with the constraint that the resulting polarimetric quantities always range within the thresholds of a hydrometeor classification. One limitation of SynPolRad is that neither the specific differential phase K_{dp} nor the cross-correlation coefficient ρ_{hv} are included in the simulator. Moreover, the performance of the forward operator is only illustrated in the C band through a subjective comparison with radar observations.

Jung *et al.* (2010, hereafter JU10) also developed a polarimetric radar forward operator, based on their work described in Jung *et al.* (2008, hereafter JU08). It simulates Z_{hh} , Z_{dr} , K_{dp} and ρ_{hv} , also using the T-matrix scattering method. An interesting point of this study is that they applied the forward operator to two different microphysics schemes: one single- and one two-moment. Realistic polarimetric signatures of supercell storms (like those described by Kumjian and Ryzhkov, 2008) were simulated with the observation operator. The validation was, however, limited to idealized simulations without possible comparisons with radar observations and only for an S-band radar.

An advanced polarimetric forward operator was developed by Ryzhkov *et al.* (2011, hereafter RY11), including the simulation of Z_{hh} , Z_{dr} , K_{dp} , ρ_{hv} and LDR , but this complex forward operator is more suited for research applications, as it is designed to be applied to the output of a cloud model with spectral microphysics.

In contrast, the aim of the present work is to develop and validate a polarimetric radar simulator, designed to be used for the assimilation of polarimetric data in NWP models. For this purpose, the radar observation operator should be compliant with a variety of operational weather radars (S, C and X bands) and consistent with the microphysical schemes used in convection-permitting NWP models. As a first step, the radar simulator was implemented inside the research non-hydrostatic mesoscale atmospheric model (Meso-NH: Lafore *et al.*, 1998), which has the same one-moment microphysics scheme as the operational convective-scale NWP model AROME but offers more flexibility and advanced diagnostics. The polarimetric radar simulator was developed for S-, C- and X-band radars from the conventional radar simulator of Caumont *et al.* (2006, hereafter CA06) used in AROME and Meso-NH models. All polarimetric variables that are measured routinely by the operational polarimetric radars in the simultaneous transmission–reception polarimetric mode (STAR) or the variables retrieved from the polarimetric processing chain (Figueras i Ventura *et al.*, 2012a; Figueras i Ventura and Tabary, 2013) are simulated: Z_{hh} , Z_{dr} , ϕ_{dp} , ρ_{hv} and K_{dp} . Specific attenuation A_{hh} and specific differential attenuation A_{dp} are also simulated, as well as the back-scattering differential phase δ_{hv} . To validate the polarimetric radar simulator, extensive comparisons between observed and simulated polarimetric variables were performed for two real convective cases that were observed in autumn 2012 in southeastern France during the first observing period of the HYdrological cycle in the Mediterranean Experiment (HyMeX: Ducrocq *et al.*, 2014). The comparisons were conducted for four polarimetric radars in S, C and X bands.

The article is organized as follows. In section 2, radar data and model simulations are described; in section 3, the polarimetric

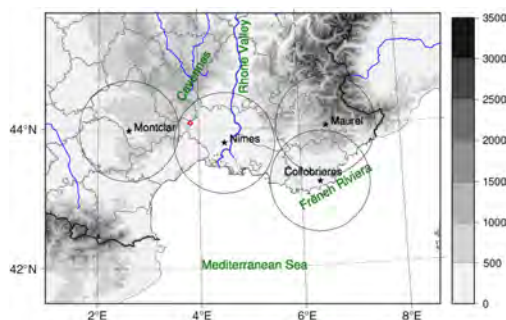


Figure 1. Map with the location of the radars and the disdrometer used in this study (black stars and red diamond, respectively). 80 km range circles around the radars are shown in black. The boundaries of the French departments are represented in grey. The main rivers are plotted in blue and important geographical features are indicated in green: the Cévennes mountain range, the Rhone Valley, the French Riviera and the Mediterranean Sea. Orography is in grey shades (m).

radar simulator is introduced and the assumptions about the different microphysical parameters are detailed; in section 4, the two cases are described and subjective and objective comparisons between polarimetric radar simulations and observations are discussed. The results are summarized in section 5.

2. Radar data and model simulations

2.1. Radar data

Data from Montclar (C band), Nîmes, Collobrières (S band) and Mont Maurel (X band) polarimetric radars, all located in the southeastern part of France, were used (see Figure 1). A polarimetric data-processing chain is implemented on these radars (Figueras i Ventura *et al.*, 2012a; Figueras i Ventura and Tabary, 2013). It performs several corrections to the raw polarimetric variables on a $240 \text{ m} \times 0.5^\circ$ polar grid. Here are the different steps of the polarimetric chain: (i) a differential reflectivity Z_{dr} calibration; (ii) a non-meteorological echo classification; (iii) a bright-band identification based on the copolar correlation coefficient ρ_{hv} ; (iv) a ray-by-ray correction of the system ϕ_{dp} offset and a 25 range-gate moving median filtering (to smooth ϕ_{dp} in precipitation gates); (v) estimation of the specific differential phase K_{dp} using a linear regression of 25 range gates; (vi) attenuation correction of Z_{hh} and Z_{dr} ; and (vii) hydrometeor classification by a fuzzy logic algorithm using the polarimetric variables, bright-band altitude and thickness and temperature (Al-Sakka *et al.*, 2013).

Finally, the following (processed) polarimetric variables are provided: horizontal reflectivity Z_{hh} , differential reflectivity Z_{dr} (corrected and non-corrected from attenuation), differential phase ϕ_{dp} , specific differential phase K_{dp} and co-polar correlation coefficient ρ_{hv} (see section 3.1 for a description of these variables) at the original $240 \text{ m} \times 0.5^\circ$ polar resolution, with a maximum range of 255 km.

The scanning strategy of each radar consists of a supercycle repeated every 15 min and divided into 5 min cycles. In each cycle, 6–8 scans at different elevation angles (depending on the radar) are performed. The elevation angles range from 0.4° – 15° . In addition, all polarimetric radars have a vertically pointing scan for calibration purposes. The lowest tilts, optimal for hydrological applications, are revisited every 5 min.

2.2. Model simulations

The French research model Meso-NH was used to produce the simulations presented in this study. Six water species (vapour, cloud water, rainwater, graupel, snow aggregates and pristine ice) are prognostic variables, with equations are managed by the

Polarimetric Radar Observations and Simulations

ICE3 bulk microphysical scheme (Pinty and Jabouille, 1998). In this one-moment microphysical scheme, the PSDs are expressed as generalized gamma distributions multiplied by the total number concentration. These distributions reduce to exponential distributions for rain, snow and graupel. The densities of all species are defined by mass–diameter relationships, $m = aD^b$, which are given in CA06 together with the PSD coefficients.

The 2.5 km grid spacing used for the simulations presented here is the same as the grid spacing used in Météo-France operational forecasting model AROME. The first simulation described is performed over 12 h period and the second one over a 24 h period. Both simulations are initialized at 0000 UTC and coupled every 3 h with the analyses of the AROME Western Mediterranean (WMed) NWP model, which is a special version of the AROME operational model developed for the HyMeX campaign with a dedicated domain covering the western Mediterranean (Fourrié *et al.*, 2015, this issue).

3. Description of the polarimetric radar forward operator

The polarimetric forward operator takes the output of model simulations such as hydrometeor contents (rain, snow aggregates, graupel and ice) and temperature as input and simulates electromagnetic wave propagation and scattering in S, C and X bands. Beam propagation effects are considered, including (differential) attenuation and phase shift, beam bending and beam broadening. In section 3.1, the calculation of the polarimetric variables is detailed, while the different scattering methods are presented in section 3.2 and the hydrometeor microphysical characteristics are described in section 3.3.

3.1. Calculation of polarimetric variables

All polarimetric variables that are routinely measured by the operational polarimetric radars or retrieved from the polarimetric processing chain (Figueras i Ventura *et al.*, 2012a; Figueras i Ventura and Tabary, 2013) are simulated.

- The horizontal reflectivity Z_{hh} (dBZ).
- The differential reflectivity Z_{dr} (dB), which is the difference between reflectivity factors at H and V polarizations, i.e. $Z_{hh} - Z_{vv}$, where Z_{hh} and Z_{vv} are expressed in dBZ. Z_{dr} is a measure of the reflectivity-weighted axis ratio (or shape) of the targets: it is 0 dB for spheres, positive for scatterers with their major axis aligned in the horizontal plane and negative for those with their major axis aligned in the vertical direction (Kumjian, 2013).
- The differential propagation phase shift ϕ_{dp} (°), which is the difference between the phase shift acquired by the electromagnetic wave at H and V polarizations when propagating through precipitation. This variable is very useful for attenuation correction (e.g. Bringi *et al.*, 1990).
- The specific differential phase K_{dp} (° km⁻¹), which is half the range derivative of ϕ_{dp} . It is useful for locating regions with heavy precipitations and for estimating rainfall rate (e.g. Figueras i Ventura and Tabary, 2013).
- The copolar correlation coefficient ρ_{hv} , which is a measure of the diversity in the types, shapes and/or orientations of particles within the radar sampling. Regions with uniform scatterers produce ρ_{hv} close to 1, whereas in regions with a mixture of species (e.g. in the melting layer) ρ_{hv} decreases.

The specific attenuation A_{hh} (dB km⁻¹) and differential attenuation A_{dp} (dB km⁻¹) are also simulated, as well as the back-scattering differential phase δ_{hv} (°). The polarimetric variables are calculated from the back (b) and forward (f) scattering coefficients $S_{hh,vv}^{b,f}(D)$ for horizontal (_{hh}) and vertical (_{vv}) polarizations, which can be estimated from the different scattering methods detailed in section 3.2. These coefficients are integrated over all diameters D over the PSDs ($N_x(D)$) and summed over all species (_x). The corresponding equations (A1)–(A8) are given in the Appendix.

Table 1. Minimum, interval and maximum values for diameter, elevation angle, temperature and water fraction in T-matrix tables, for each hydrometeor type.

Type	D (mm)	ELEV (°)	T (°)	F_w (%)
Rain	0.1; 0.5; 8	0; 4; 12	−20; 1; 40	–
Snow	0.1; 0.2; 20	0; 12; 12	−70; 1; 10	–
Dry graupel	0.5; 0.5; 10	0; 12; 12	−70; 1; 10	–
Wet graupel	0.5; 0.5; 10	0; 4; 12	−10; 1; 10	0; 10; 100

3.2. Computation of the back and forward-scattering coefficients

Back- and forward-scattering coefficients are calculated for rain, graupel, snow and pristine ice particles. Back-scattering from cloud droplets is usually very small (less than −5 dBZ) and can be neglected. Attenuation by cloud has been found to be non-negligible in the X band (up to 1.2 dB) by Pujol *et al.* (2007), but in this study, as a first approximation, back-scattering and attenuation by cloud water are ignored, as in CA06.

Rayleigh, Mie and T-matrix (Mishchenko and Travis, 1994) scattering methods are implemented in the polarimetric forward radar simulator. The Mie scattering method is chosen for pristine ice particles, since, in a first approximation, pristine ice crystals can be modelled as spheres because of their random orientation, as done in CA06. The T-matrix method is selected for rain, snow and graupel particles that are modelled as oblate spheroids.

To ensure optimum efficiency, T-matrix lookup tables containing the scattering coefficients were computed in advance for each hydrometeor type and each radar wavelength (S, C and X band). These coefficients were estimated for a set of diameters, temperatures, elevation angles and liquid water fractions for melting graupel (see section 3.3.4). The minimum and maximum values, as well as the interval for these variables, are detailed in Table 1. Some of these parameters, like the maximum diameter for raindrops, were chosen from typical values given in the literature (e.g. in Jung *et al.*, 2010). For other parameters, like the maximum diameters for snow and graupel, and all diameter intervals, sensitivity tests were conducted to optimize the values, in order to save computational time when calculating the T-matrix tables without reducing the accuracy of the estimation of the polarimetric variables. Tables were calculated for elevation angles up to 12° only, because we did not use data from elevation angles over this value in this study. Varying elevation between 0 and 12° induced almost no impact on Z_{hh} , Z_{dr} and K_{dp} in snow and dry graupel, whereas the impact was very small in rain and wet graupel. As a consequence, large elevation angle intervals (4° for rain and wet graupel, 12° for snow and dry graupel) were chosen.

3.3. Hydrometeor microphysical characteristics

PSDs and mass–diameter relationships for all species are taken from Meso-NH parametrization. In addition, other microphysical parameters that are not provided by the microphysics scheme need to be specified, such as dielectric constant, shape and orientation, in order to calculate the scattering coefficients. For some of these ‘free’ parameters, a sensitivity study was conducted in order to select the parameters yielding the best consistency between simulations and observations. In the following, the derivation of these parameters is detailed for each hydrometeor type.

3.3.1. Rain

For the dielectric function of rainwater, we applied the same formulation as in CA06, the Debye model. For raindrop shape, different axis ratio functions r from the literature were tested in order to analyze their impact on the polarimetric variables: the formulation of Pruppacher and Beard (1970), PB70, which is used by Zrnić *et al.* (2000), the formulation of Zhang *et al.* (2001), ZH01, used by JU08 and the formulation of Brandes

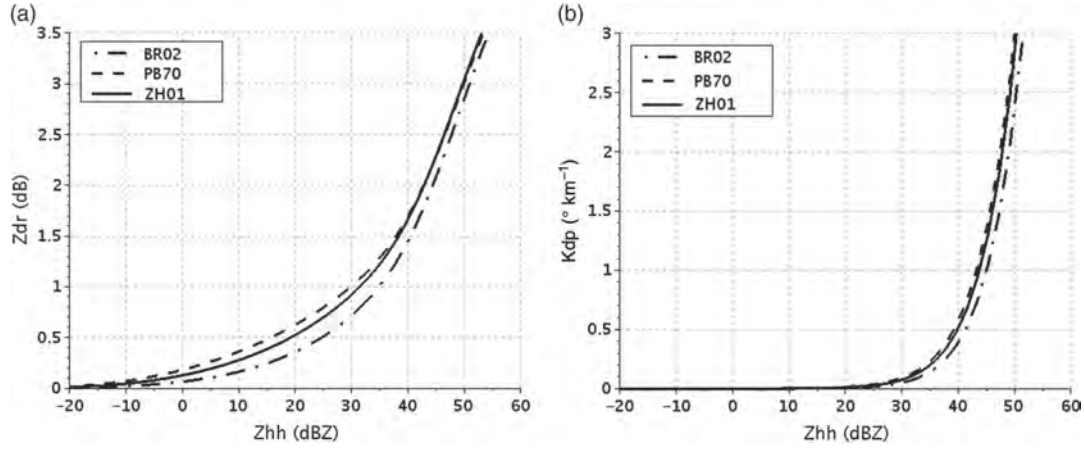
C. Augros *et al.*

Figure 2. (a) Z_{dr} and (b) K_{dp} as a function of Z_{hh} for raindrops, with the axis ratio functions from Table 2. C-band radar. $T = 10^\circ \text{C}$. Elevation $= 0^\circ$.

Table 2. Axis ratio functions (vertical axis divided by horizontal axis). D_{eq} in mm.

PB70	$r = 1.03 - 0.062D_{eq}$
ZH01	$r = 1.0148 - 2.0465 \times 10^{-2}D_{eq} - 2.0048 \times 10^{-2}D_{eq}^2$ $+ 3.095 \times 10^{-3}D_{eq}^3 - 1.453 \times 10^{-4}D_{eq}^4$
BR02	$r = 0.9951 + 0.02510D_{eq} - 0.03644D_{eq}^2 + 0.005303D_{eq}^3$ $- 0.0002492D_{eq}^4$

et al. (2002), BR02, used by RY11. They are given in Table 2. D_{eq} is the equivalent-volume drop diameter (mm). For all these formulations, the axis ratio was forced to 1 for a diameter lower than 0.5 mm. Varying the drop shape has almost no impact on Z_{hh} . The impact of drop shape on K_{dp} and Z_{dr} is shown in Figure 2. K_{dp} is slightly lower with the BR02 axis ratio than with the two other formulations. This difference is more pronounced for Z_{dr} . The simulations are shown here for a C-band radar, but they were also performed for S- and X-band radars and the conclusions were similar, although the difference between the three axis ratio functions is slightly more pronounced for K_{dp} in the X band. The Z_{dr} current calibration procedure within the Météo-France polarimetric chain assumes that the intrinsic Z_{dr} of high signal-to-noise ratio (SNR), close-range and rainy pixels having a reflectivity between 20 and 22 dBZ has to be 0.2 dB on average. This assumption is supported by long time series of disdrometer data in the United Kingdom (Tabary *et al.*, 2011). Other studies from disdrometer data in Switzerland have estimated a mean Z_{dr} of about 0.4 dB for Z_{hh} between 20 and 22 dBZ (A. Berne, 2014; personal communication). Among the different axis ratio functions, BR02 gives the Z_{dr} value (0.4 dB) closest to these ‘reference’ values for Z_{hh} between 20 and 22 dBZ. Z_{dr} values for PB70 and ZH01 are too high. The formulation from BR02 was therefore selected for the simulation of drop shape. In several existing polarimetric forward operators (JU08, PF08, RY11), oscillation of raindrops is simulated. The assumption is that raindrop canting angles are characterized by a Gaussian distribution with zero mean. Depending on the author, various standard deviations are considered, from $0-10^\circ$. The impact of canting angle was tested on Z_{hh} , Z_{dr} and K_{dp} for this range of standard deviations. However, no difference was visible for Z_{hh} and K_{dp} and a difference less than 0.1 dB was found for Z_{dr} (for Z_{hh} values over 45 dBZ). Because the impact of oscillation is very small, whereas it adds complexity and computation costs to the elaboration and reading of the T-matrix tables, it was neglected in this study.

3.3.2. SNOW

In the Meso-NH microphysics scheme, snow particles are considered to be dry: snowflakes are converted into wet graupel when falling through the melting level (see section 3.3.4). The density diameter law for snow (given in CA06) is equivalent to the one from Locatelli and Hobbs (1974) for ‘aggregates of unrimed radiating assemblages of plates, side planes, bullets and columns’. In the radar simulator of CA06, snow particles are simulated as pure ice spheroids, but with a reduced equivalent diameter so that the mass remains the same, following Smith (1984, hereafter SM84). The dielectric function is equal to that of pure ice and the equivalent diameter D_{eq} is calculated as a function of the maximum diameter D through the following formula:

$$m = aD^b = \frac{\pi}{6}\rho_i D_{eq}^3 r,$$

where a and b are the mass–diameter law coefficients for snow (given in CA06), $\rho_i = 0.916 \text{ g cm}^{-3}$ is the ice density and r is the axis ratio of snow. The dielectric function of snow can alternatively be estimated using the Maxwell–Garnett formula (hereafter MG), given in RY11 and also recommended by Johnson *et al.* (2012), which describes snow with spheric ice inclusions in an air matrix. In both formulations, the dielectric constant of pure ice ϵ_i can be calculated from Hufford (1991). In Figure 3, Z_{hh} , K_{dp} and Z_{dr} have been calculated in the C band for a 0.75 axis ratio, using the two different formulations of the dielectric constant: SM84 (dashed line) and MG (plain line). With the SM84 formulation, Z_{hh} is higher than with the MG formula (38 dBZ instead of 33 dBZ for a snow content of $10^{-3} \text{ kg m}^{-3}$). The SM84 formulation leads to non-realistic high values of K_{dp} and Z_{dr} , whereas values close to 0 are expected for dry aggregated snowflakes (e.g. Ryzhkov and Zrnica, 1998; Thompson *et al.*, 2014). Following this result, the MG formula was implemented in the polarimetric forward operator. With this formulation, low values of K_{dp} and Z_{dr} are simulated in snow, although slightly higher values of Z_{dr} are observed at low reflectivities. This is because, while the axis ratio is constant for all diameters (0.75), the snow density is higher at low diameters, which leads to an artificial increase in Z_{dr} . To suppress this effect, a linear decrease in the axis ratio from 1 to 0.75 for diameters from 0–8 mm and a constant axis ratio of 0.75 for diameters higher than 8 mm was simulated. With this parametrization, Z_{dr} remained very close to 0 even for the smallest diameters.

As for raindrops, oscillation of snow particles is neglected in this study because no significant impact was found on Z_{hh} , Z_{dr} or K_{dp} (not shown).

Polarimetric Radar Observations and Simulations

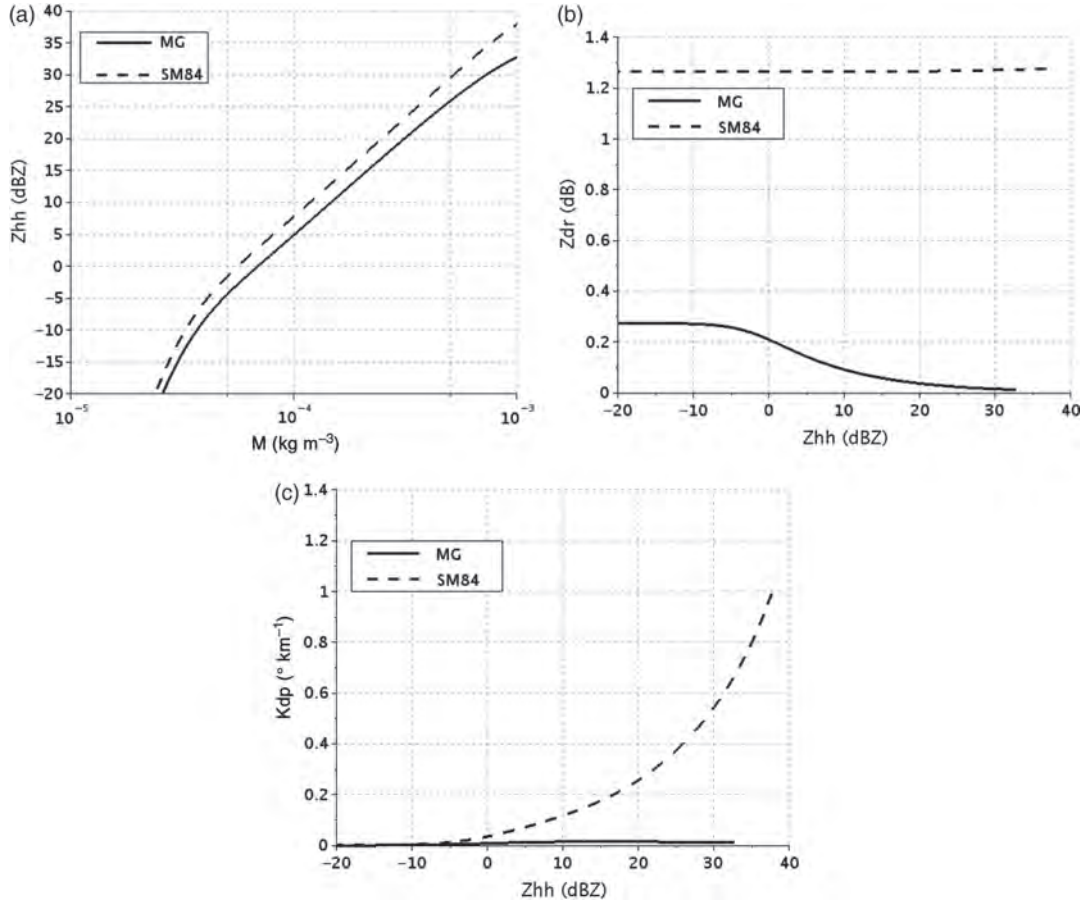


Figure 3. (a) Z_{hh} as a function of snow content and (b) Z_{dr} and (c) K_{dp} as a function of Z_{hh} for snow particles, for the dielectric constant formulations from SM84 and MG. $T = -10^{\circ} \text{ C}$, axis ratio $r = 0.75$. C band.

3.3.3. Dry graupel

As for snow, Z_{hh} , K_{dp} and Z_{dr} were estimated with MG or SM84 dielectric constants. Almost no difference can be seen in Z_{hh} between the two dielectric constant formulations. However, as with snow, K_{dp} and Z_{dr} estimated with the dielectric constant from SM84 have unrealistically high values. The MG formulation was also chosen for the dielectric constant of dry graupel.

The aspect ratio of dry graupel varies between 0.6 and 0.9 (RY11). In this study, graupel particles were first simulated with a constant axis ratio of 0.75 (black solid lines in Figure 4). As for snow, higher values of Z_{dr} are observed for low diameters and for small hydrometeor contents because the density is higher for smaller diameters. To remove this effect, a linear decrease in the axis ratio from 1 to 0.75 for diameters from 0–10 mm was simulated, whereas a constant axis ratio of 0.75 was assumed for diameters larger than 10 mm (black dashed lines in Figure 4).

The impact of oscillation was then tested, by assuming that graupel canting angles are characterized by a Gaussian distribution with zero mean and a 40° standard deviation, in the same way as RY11. With oscillation, Z_{dr} and K_{dp} are slightly reduced (see red solid line in Figure 4). However, neglecting oscillation but increasing the axis ratio from 0.75 to 0.85 (red dashed line) produces the same effect on Z_{dr} and K_{dp} . Because simulating oscillation is time-consuming, it was taken into account by

simulating an axis ratio decreasing from 1 to 0.85 (instead of 0.75) for D between 0 and 10 mm.

3.3.4. Melting graupel

In MesoNH, graupel is the only ice species that can have a wet growth mode. When the air temperature is warmer than 0° C , small primary ice crystals are immediately converted into cloud water, snowflakes are transferred into the graupel category and finally graupel particles melt by shedding all the liquid water into raindrops. In the radar simulator of CA06, when the temperature reaches 0° C , graupel particles are simulated with a volume fraction of 15% water and 85% ice as inclusions, as in Bringi *et al.* (1986). However, the melting process is continuous in nature and it is more realistic to simulate a growing water fraction from 0 to 100% for the melting species. In a similar way to JU08, the water fraction inside graupel particles can be estimated as a function of the hydrometeor contents of graupel and rain M_g and M_r with the following equation:

$$F_w = \frac{M_r}{M_r + M_g}. \quad (1)$$

When no rain coexists with graupel, graupel particles are dry ($F_w = 0$) and when M_g is very low in comparison with M_r , the water fraction inside graupels is almost 1 (100%). The dielectric function of melting graupel ϵ_{mg} is calculated following Matrosov

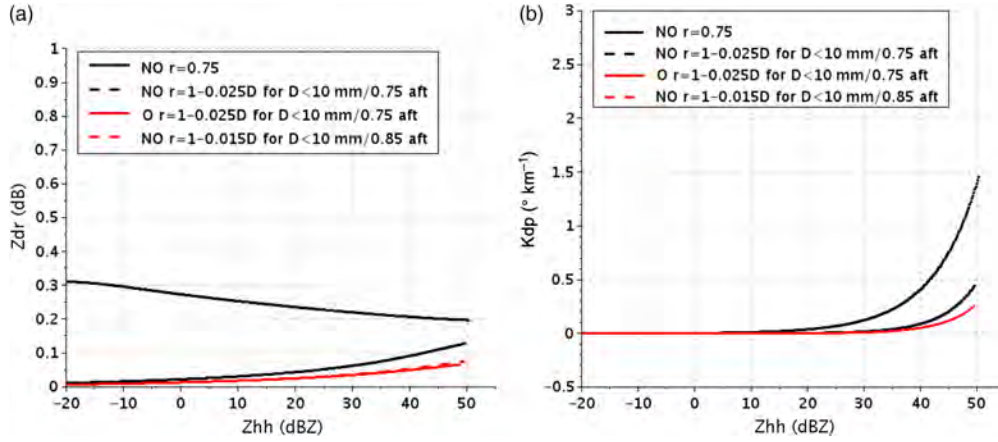
C. Augros *et al.*

Figure 4. (a) Z_{dr} and (b) K_{dp} as a function of Z_{hh} for dry graupel particles with different axis ratio functions r , for a C-band radar. O: oscillation with a standard deviation of 40° . NO: no oscillation.

(2008) as a combination of the MG rule for inclusions of water in a dry graupel matrix ϵ_{gw} and the MG rule for inclusions of graupel in a water matrix ϵ_{wg} : $\epsilon_{mg} = f_g \epsilon_{gw} + f_w \epsilon_{wg}$, with $f_g = 1$, $f_w = 0$ for $F_w < 0.37$ and $f_g = 0$, $f_w = 1$ for $F_w > 0.63$. For $0.37 \leq F_w \leq 0.63$, f_g and f_w are linearly scaled between 1 and 0 (Matrosov, 2008).

Like RY11, we assume linear dependence of the aspect ratio of melting graupel r_{wg} on water fraction F_w with the following equation: $r_{mg} = r_g + F_w(r_r - r_g)$, where r_g is the axis ratio of dry graupel and r_r is the axis ratio of rain, calculated following BR02. As a result, when F_w increases, the shape of a melting graupel particle becomes gradually closer to a drop shape. In Figure 5, Z_{hh} , K_{dp} , Z_{dr} and ρ_{hv} are shown as a function of F_w for different graupel contents. Up to a water fraction F_w of 50%, Z_{hh} increases. It remains constant afterwards. For a graupel content of $10^{-4} \text{ kg m}^{-3}$, the maximum reflectivity of melting graupel is about 36 dBZ, whereas the reflectivity due to rain with the same content is only 26 dBZ (due to a different PSD). This leads to a bright-band amplitude of about 10 dBZ. K_{dp} and Z_{dr} also increase with water fraction, while ρ_{hv} decreases. For low hydrometeor contents, however, K_{dp} , Z_{dr} and ρ_{hv} vary very little with F_w . This is because firstly the shape of a melting graupel particle becomes gradually closer to a drop shape when F_w increases and secondly for low hydrometeor contents the majority of the drops are small and thus almost spherical, resulting in low Z_{dr} and K_{dp} and in ρ_{hv} close to 1. ρ_{hv} becomes lower than 0.99 only for water fractions and graupel contents greater than 60% and $10^{-3} \text{ kg m}^{-3}$, respectively, which corresponds to a reflectivity greater than 55 dBZ. The decrease in ρ_{hv} is clearly underestimated in comparison with what is usually observed in the melting layer. However, this is consistent with simulation results from Ryzhkov *et al.* (2008), who simulated a decrease lower than 0.005 in the bright band, for unrimed snow in the S band. In their work on the back-scattering differential phase δ_{hv} , Trömel *et al.* (2014) suggest that the underestimation of the decrease in ρ_{hv} and of the increase in δ_{hv} in the melting layer could be due to an inappropriate representation of the PSDs within the melting layer. They managed to simulate large values of δ_{hv} when simulating the accretion and aggregation process, leading to large partially melted particles within the melting layer. Although not shown in their article, their model might have produced a significant decrease in ρ_{hv} as well. In the polarimetric forward operator, the melting graupel PSD, which is specified by the model microphysics scheme, does not allow for a realistic decrease in ρ_{hv} in the melting layer and so this variable is not studied further as a first step. ρ_{hv} might be studied in more detail in a future study using a microphysics scheme allowing for a better representation of the melting layer.

For consistency with dry graupel and rain species, oscillation is neglected for melting graupel.

4. Comparison between polarimetric simulations and observations

4.1. Case description

Convective cases have been studied to validate the polarimetric forward operator, rather than more stratiform cases, because the main aim of this work is to prepare the assimilation of dual polarimetric data, which it is hoped will improve, in particular, the short-term forecasts of high-impact convective events.

The polarimetric radar observation operator was therefore applied to Meso-NH simulations of two heavy precipitating events (HPE) from the HyMeX first observation period (SOP1), which are described hereafter: Intense Observation Period 6 (IOP6, 24 September 2012) and Intense Observation Period 16 (IOP16, 26 October 2012). IOP6 and IOP16 are also described by Hally *et al.* (2014) and Ducrocq *et al.* (2014).

4.1.1. IOP 6: 24 September 2012

From the early hours of 24 September, an upper-level trough extended from Iceland to Brittany. It was associated with a low-pressure system situated to the northwest of Ireland, inducing high-level cold advection and a moist southwesterly flow in southeast France. These conditions instigated the development of an intense convective line. While moving eastwards, this line merged with orographic precipitation on the Cévennes ridge and the whole system became increasingly organized until forming a bow echo, around 0300 UTC. The evolution of the system is shown in Figure 6 with the radar reflectivity composite from 0000 to 0900 UTC.

In Figure 7, the simulated rainfall amount (a) can be compared with the radar QPE (b) and with the rainfall amounts measured by rain-gauges (squares) from 0000–1200 UTC. The model reproduces the precipitation pattern reasonably well, with a southwest to northeasterly line with high accumulations due to the convective system, north of the Nîmes radar. The maximum simulated rainfall amount is just over 100 mm, in agreement with the maximum observed rainfall amount. However, the location of the area with maximum accumulations is shifted northwards and the extension of the area with high accumulations is slightly underestimated.

3.2. COMPARISONS BETWEEN POLARIMETRIC RADAR OBSERVATIONS AND SIMULATIONS

Polarimetric Radar Observations and Simulations

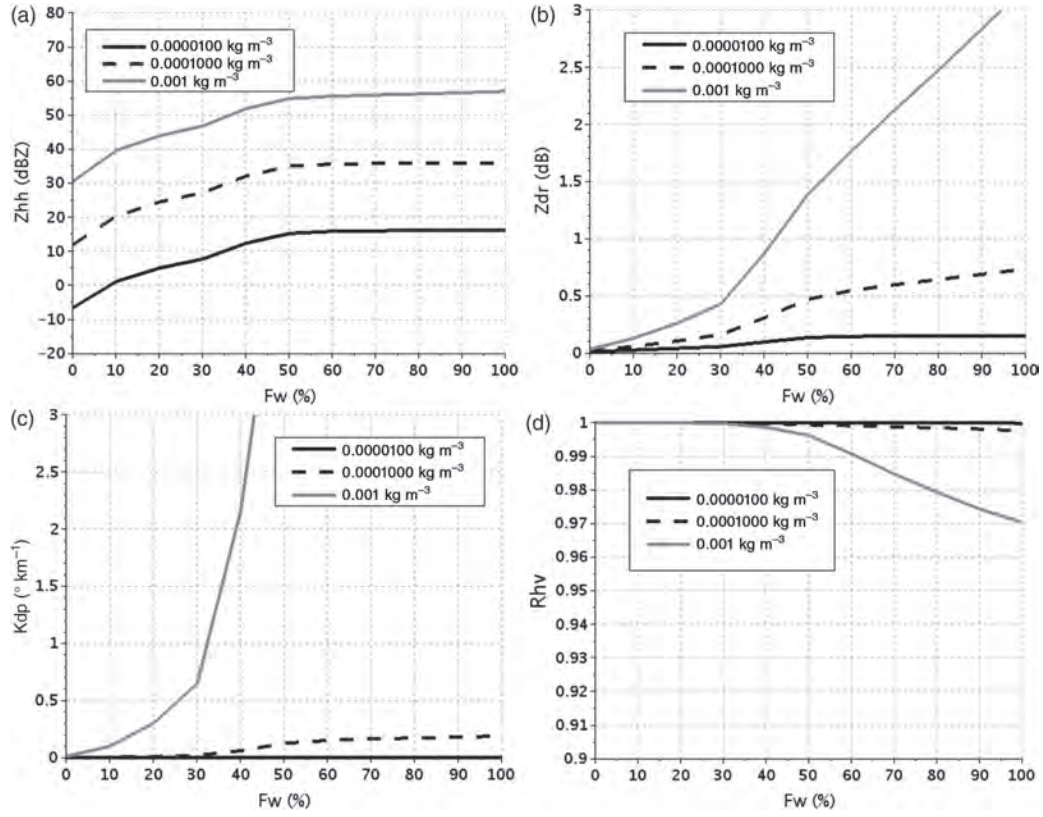


Figure 5. (a) Z_{hh} , (b) Z_{dr} , (c) K_{dp} and (d) ρ_{hv} as a function of water fraction for melting graupel particles ($T = 0^\circ \text{C}$), for different graupel contents. C band.

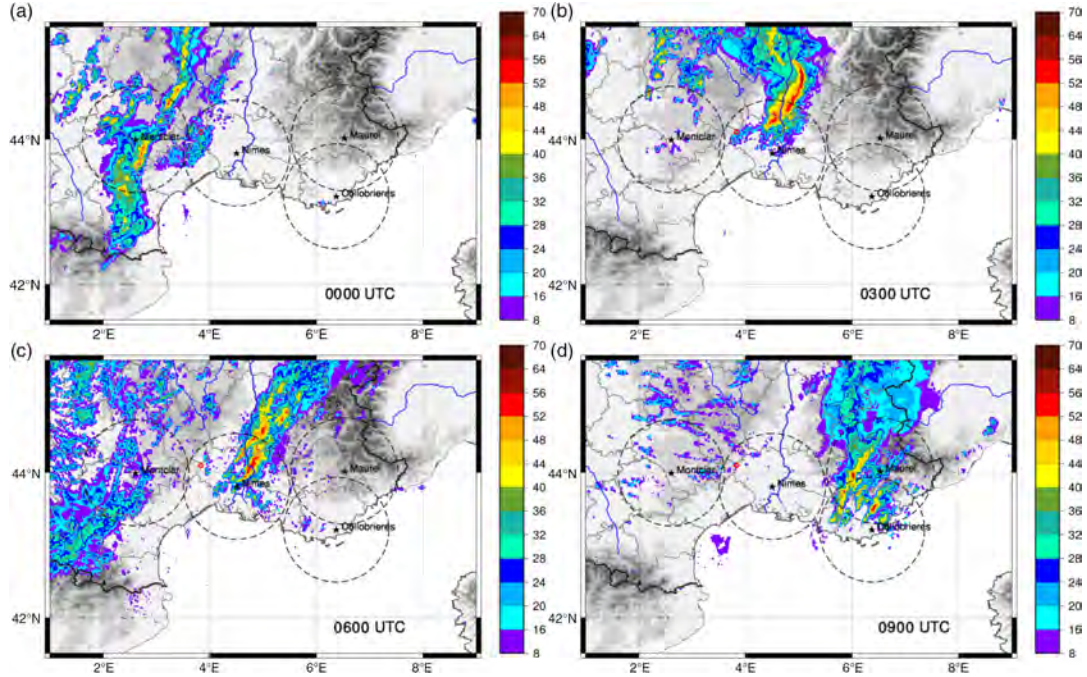


Figure 6. Reflectivity composite (dBZ) over southeast France on 24 September 2012 at (a) 0000, (b) 0300, (c) 0600 and (d) 0900 UTC.

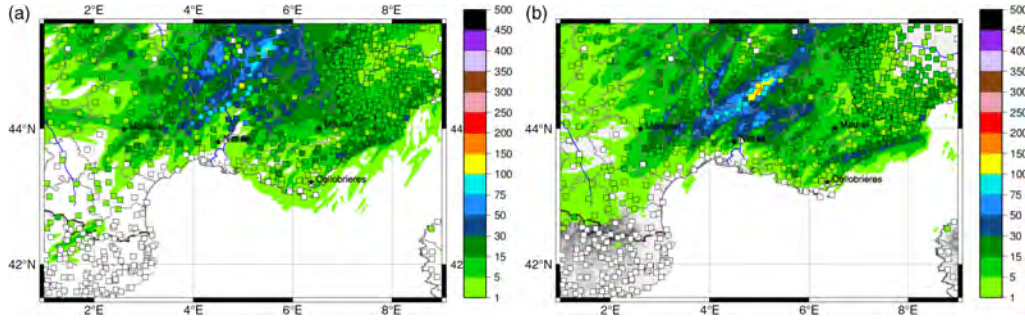
C. Augros *et al.*

Figure 7. (a) Meso-NH rainfall amounts and (b) radar estimation of rainfall overlaid with rainfall amounts measured by rain-gauges (in mm) for IOP6: from 0000–1200 UTC on 24 September 2012.

4.1.2. IOP 16: 26 October 2012

On this day, a deep upper-level low was centred over the Iberian Peninsula. It induced a southwesterly flow associated with potential vorticity anomalies passing over Catalonia, the Gulf of Lion and southeastern France during the day, before reaching northern Italy. In the low levels, ahead of the main perturbation and its frontal system, southwesterly winds advected warm and moist air. The interaction of the upper-level forcing with the warm low-level air mass increased the instability and induced the deepening of a depression over the Gulf of Lion. This depression led to the development of intense precipitating systems by advecting warm and moist air, as shown in Figure 8.

Two main rainfall maxima with 24 h accumulations over 100 mm can be distinguished in the radar QPE (Figure 9(b)): one due to orographic precipitation that intensified over the Cévennes (between Montclar and Nîmes radars) during the day, due to the warm and moist advection. The other, located along the French Riviera northeast of the Collobrières radar, was due to an intense convective system, which affected this region in the afternoon.

The Meso-NH simulation reproduces the two main areas with intense precipitation over Cévennes and over the French Riviera (Figure 9). However, the simulation overestimates the extension of those areas with accumulations over 100 mm. Moreover, the location of the area with high precipitation over the French Riviera is shifted southwest in the simulation, in comparison with the radar QPE and the maximum rainfall measured by rain-gauges.

4.2. Subjective comparisons

Comparisons of simulated and observed Z_{hh} , Z_{dr} and K_{dp} only are shown and discussed, although other polarimetric variables (ϕ_{dp} , ρ_{hv} , A_{hh} , A_{dp} and δ_{hv}) were also simulated. It is particularly difficult to compare observed and simulated ϕ_{dp} , since ϕ_{dp} depends on the location of the storm in relation to the radar, while the model is generally not capable of positioning the simulated storm perfectly. This problem is partly solved by comparing observed and simulated K_{dp} , which is the range derivative of ϕ_{dp} and is thus independent of what happens between the storm and the radar. Comparisons of simulated and observed ρ_{hv} are not analyzed in the present work, since the decrease of simulated ρ_{hv} in the melting layer is significantly underestimated, as explained at the end of section 3.3.4. These variables might be considered in a future study. No comparisons between observed and simulated A_{hh} , A_{dp} , and δ_{hv} were conducted, because these polarimetric variables cannot be measured directly by radar.

Observed and simulated Z_{hh} , Z_{dr} and K_{dp} are shown in Figure 10 for IOP6 at 0300 UTC, with Nîmes S-band radar. For simulated variables, the attenuation is not taken into account, while the observed Z_{hh} and Z_{dr} are corrected from attenuation (only in rain) as detailed in Figueras i Ventura *et al.* (2012a).

The model is able to reproduce the convective line rather well, although it is slightly shifted northwestward. Simulated values of Z_{hh} , Z_{dr} and K_{dp} are of the same order of magnitude as their observed counterparts, but the maximum values are slightly lower. Maximum observed reflectivities (exceeding 60 dBZ) are due to hail, which was observed at ground level. Hail is not explicitly represented in the model, however, which explains why simulated reflectivities are underestimated for the main convective line. The relatively high simulated reflectivities (between 55 and 60 dBZ) and K_{dp} values (over 3° km^{-1}) that can be seen north of the main convective line are due to melting graupel. The increasing fraction of liquid water within melting graupel particles as a function of rainwater content (see section 3.3.4) leads to high dielectric constants and therefore to high Z_{hh} and K_{dp} . This parametrization of the melting layer seems to overestimate Z_{hh} and K_{dp} in this case, for which no bright band is clearly visible in observations.

The difference in resolution is also evident when simulated and observed radar variables are compared: even though model variables were calculated on the same polar grid as radar variables, the original horizontal model resolution of $2.5 \times 2.5 \text{ km}^2$ explains why model fields are smoother. In the vertical, the model provides a more detailed picture of the atmosphere, with 55 vertical levels from 10 m–20 km and a gradual increase in grid spacing with altitude. In particular, there are 16 levels between 0 and 1 km above ground, which is better than the radar vertical resolution, since no more than ten different elevations are usually scanned in a complete cycle.

4.3. Membership functions

For IOP6 and IOP16, simulated variables were produced every 15 min (from 0000–1200 UTC for IOP6 and from 0000–2400 UTC for IOP16) for Montclar, Nîmes, Collobrières and Mont Maurel radars. Simulated variables were calculated on the radar polar grid ($240 \text{ m} \times 0.5^\circ$) for all elevation angles scanned by each radar. In order to overcome the problems of time–space lags between model and radar data, distributions of simulated and observed polarimetric variables, integrating all data available for each case, were generated. In this section, the distributions of observed and simulated Z_{dr} and K_{dp} as a function of horizontal reflectivity are compared. These distributions constitute the so-called ‘membership functions’ that are usually created to elaborate fuzzy logic hydrometeor classification algorithms (e.g. Al-Sakka *et al.*, 2013). They were created by integrating Z_{hh} , Z_{dr} and K_{dp} , for each radar and each case, for all elevation angles available. For these statistics, non-meteorological echoes identified by the classification algorithm were removed, as well as pixels with a partial beam blockage over 10%. An additional threshold on $\text{SNR} \geq 20 \text{ dB}$ was also enforced in order to mitigate biases in Z_{dr} at low SNR. In case ground clutter in observed data were not perfectly eliminated

3.2. COMPARISONS BETWEEN POLARIMETRIC RADAR OBSERVATIONS AND SIMULATIONS

Polarimetric Radar Observations and Simulations

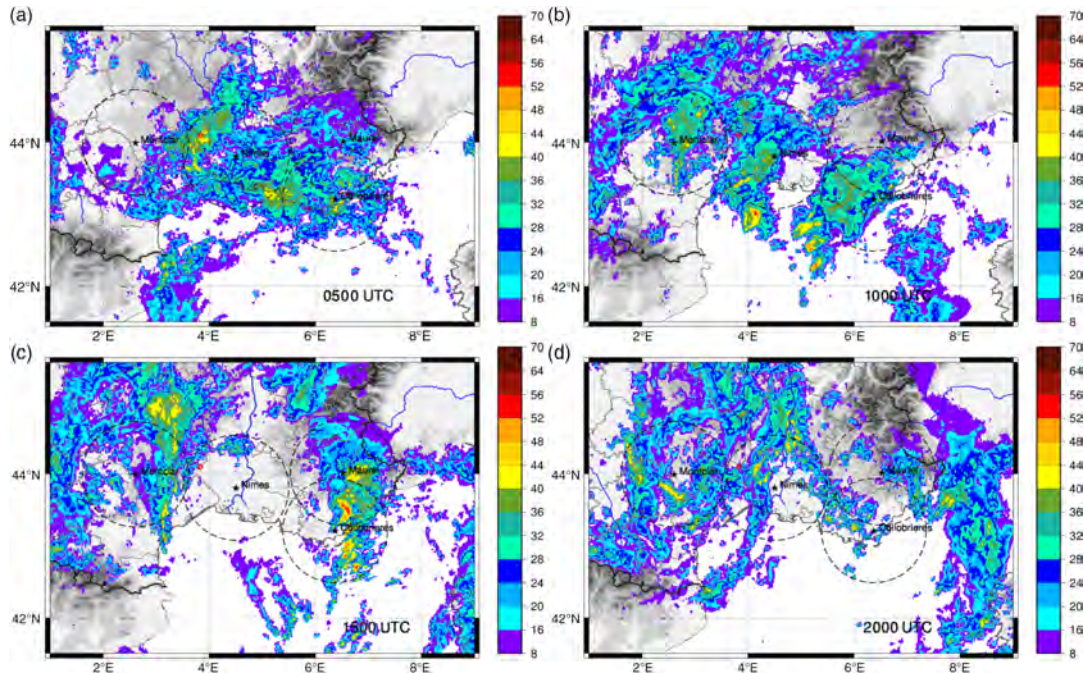


Figure 8. Reflectivity composite (dBZ) over southeast France on 26 October 2012 at (a) 0500, (b) 1000, (c) 1500 and (d) 2000 UTC.

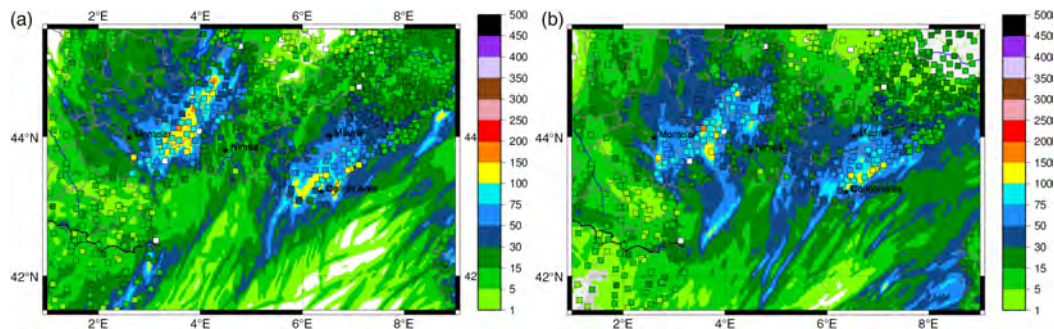


Figure 9. Same as Figure 7, for IOP16 (from 0000–2400 UTC on 26 October 2012).

by the classification algorithm and also to avoid contamination of the polarimetric variables by underlying ground clutter (e.g. Friedrich *et al.*, 2009), data measured at ranges < 5 km were removed. To reduce the effects of beam broadening, which can induce biases on the polarimetric variables due to non-uniform beam filling (Ryzhkov, 2007), data at ranges > 80 km were also eliminated. Furthermore, to reduce the errors resulting from imperfect attenuation correction, an additional threshold of $\phi_{dp} < 20^\circ$ was added to the dataset. Finally, since the current operational Z_{dr} calibration procedure does not allow for an accuracy better than 0.2 dB in Z_{dr} , data were recalibrated for each case so as to have close observed and simulated Z_{dr} values for reflectivities lower than 25 dBZ.

Distributions of observed and simulated Z_{dr} and K_{dp} as a function of Z_{hh} were created for rain and dry snow types. For simulated variables, Z_{dr} and K_{dp} due to model rain or snow types were selected. For observed variables, data belonging to rain or dry snow classes retrieved from the classification algorithm from Al-Sakka *et al.* (2013) were selected. Additional thresholds for the model temperature, $T > 5^\circ\text{C}$ (for rain) and $T < -5^\circ\text{C}$ (for dry snow), were applied, to ensure that no snow remained within

the rain type and that no wet snow remained within the dry snow type. These statistics were produced for all radars and both cases. They are shown in Figure 11 for rain for IOP6 (first and third rows) and IOP16 (second and fourth rows) with, from left to right, Collobrières S-band radar, Montclar C-band radar and Mont Maurel X-band radar.

Medians of observed and simulated Z_{dr} and K_{dp} for rain are in relatively good agreement in the mean. However, medians of observed Z_{dr} and K_{dp} vary slightly from one case to another, while medians of simulated Z_{dr} and K_{dp} do not vary. The median of simulated Z_{dr} slightly overestimates the median of observed Z_{dr} (for large reflectivities) for Montclar radar in both cases and for Collobrières radar during IOP16, while it slightly underestimates the median of observed Z_{dr} for Mont Maurel radar during IOP16. The differences between simulated and observed K_{dp} are not necessarily in the same direction as for simulated and observed Z_{dr} . For example, while the median of simulated Z_{dr} is lower than the median of observed Z_{dr} for Mont Maurel radar in IOP16, the median of simulated K_{dp} is greater than the median of observed K_{dp} for this case.

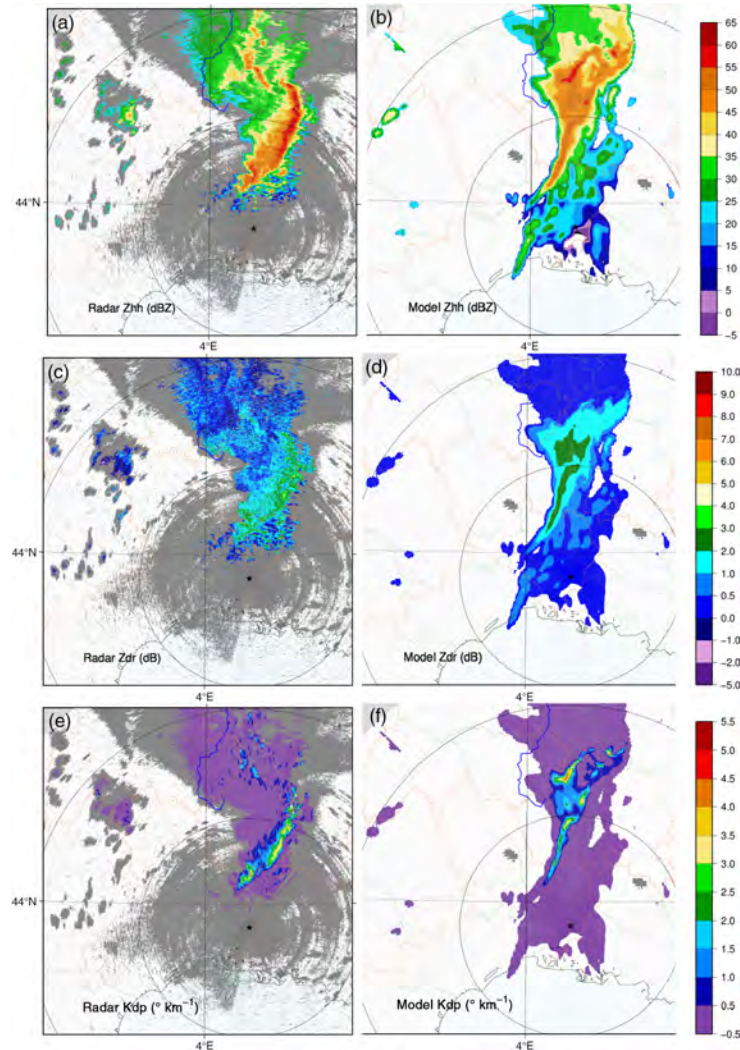
C. Augros *et al.*

Figure 10. (a, c, e) Observed and simulated (b, d, f) plan position indicators (PPI) of polarimetric variables at an elevation of 0.6° for the Nîmes radar shown with a star, valid on 24 September 2012 at 0300 UTC. (a, b) Reflectivity (dBZ), (c, d) differential reflectivity (dB) and (e, f) specific differential phase ($^\circ \text{ km}^{-1}$). Observed variables are calibrated and corrected for attenuation. Range rings indicate distances of 100 and 200 km from the radar. On radar images, a white colour corresponds to a reflectivity value at noise level, while a grey colour indicates non-meteorological echoes or echoes with SNR below 15 dB. On model images, a white colour indicates echoes with SNR below 15 dB and a grey colour represents areas where the radar beam is below ground level (clutter).

To understand better the discrepancies between simulated and observed Z_{dr} and K_{dp} , the variations of simulated $Z_{hh}-Z_{dr}$ and $Z_{hh}-K_{dp}$ relations during a day have been analyzed. This is illustrated in Figure 12 for Mont Maurel radar for IOP16. The medians of the distributions of Z_{dr} and K_{dp} are shown for two different time periods of the day: between 1000 and 1100 UTC and between 1500 and 1600 UTC. The medians of simulated Z_{dr} and K_{dp} are constant for both time periods. However, the medians of observed Z_{dr} and K_{dp} are clearly higher between 1500 and 1600 UTC, when the convection is more intense than between 1000 and 1100 UTC, when the system is not well developed in the vicinity of the Mont Maurel radar (see the reflectivity composite in Figure 8). The variation of the observed $Z_{hh}-Z_{dr}$ and $Z_{hh}-K_{dp}$ relations with time is suspected to be due to the microphysical variability of precipitation types. In particular, when the convection is more intense, larger drops are produced, which leads to a larger Z_{dr} for a given Z_{hh} . The model is not able to produce such a variation of the $Z_{hh}-Z_{dr}$ relation with

convection, because of its one-moment microphysics scheme: no matter how intense the convection is, the particle size distribution (PSD) varies only with rainwater content, which leads to almost constant $Z_{hh}-Z_{dr}$ and $Z_{hh}-K_{dp}$ relations in rain.

The microphysical variability of precipitation also probably explains part of the large spread in the distributions of observed Z_{dr} and K_{dp} , as shown in Figure 11 by the first and third quartiles (dashed lines). For each class of reflectivity (with a 1 dBZ step), the standard deviations of observed and simulated Z_{dr} and K_{dp} were calculated and the mean values (SD) of these standard deviations over all reflectivity classes (weighted by the number of values in each class) were estimated. They are indicated on the graphs for observations (radar) and simulations (model). For observations, the mean K_{dp} SD is around $0.2^\circ \text{ km}^{-1}$ and the mean Z_{dr} SD around 0.5 dB, which is consistent with the Z_{dr} spread shown in Gourley *et al.* (2006, see e.g. their figure 3) for widespread rainfall cases observed with the Trappes C-band radar. The mean SD values for simulated

3.2. COMPARISONS BETWEEN POLARIMETRIC RADAR OBSERVATIONS AND SIMULATIONS

Polarimetric Radar Observations and Simulations

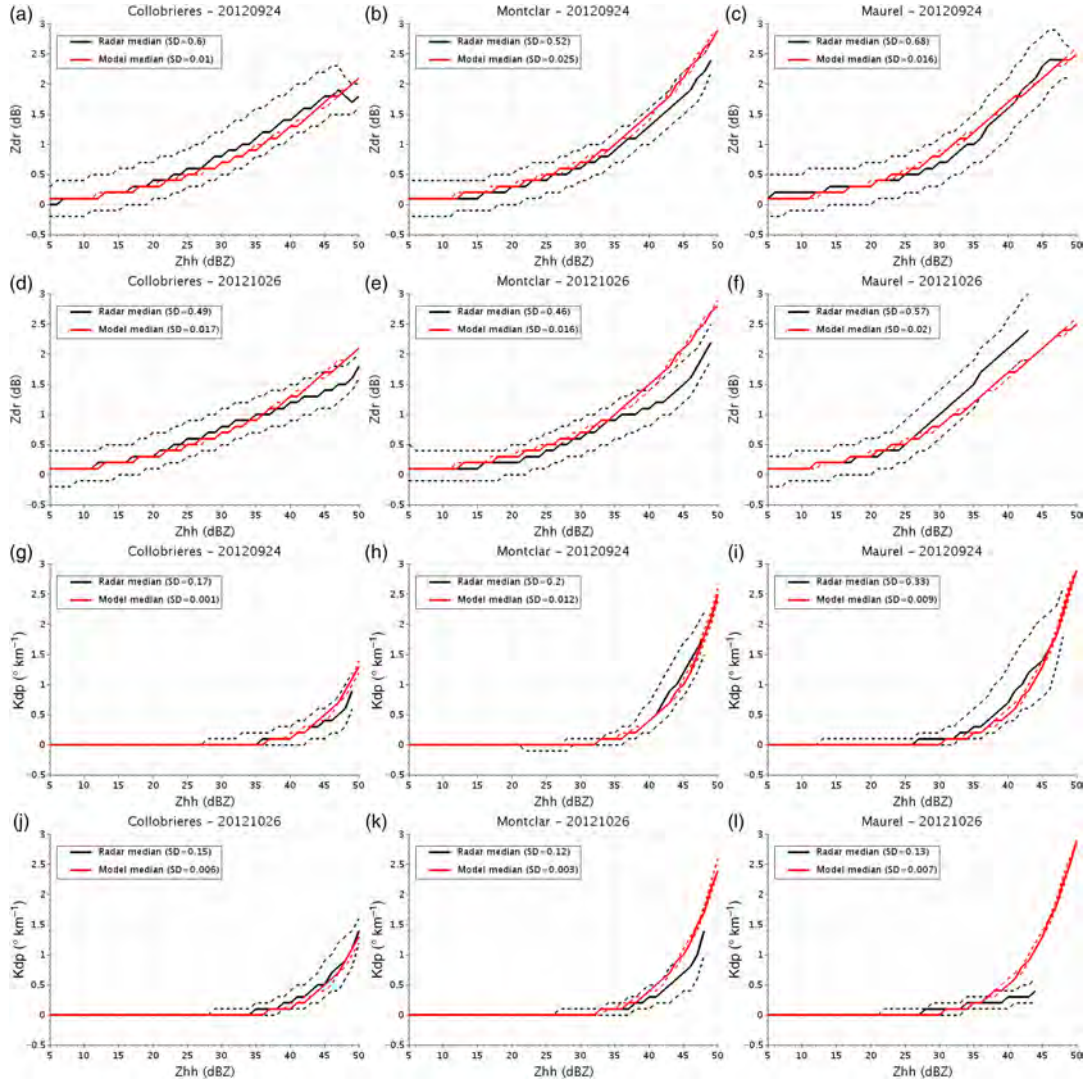


Figure 11. Distribution of observed (black) and simulated (red) Z_{dr} (two first rows) and K_{dp} (third and fourth rows) as a function of Z_{hh} in rain, for Collobrières S-band radar (left column), Montclar C-band radar (middle column) and Mont Maurel X-band radar (right columns) on 24 September 2012 (first and third rows) and 26 October 2012 (second and fourth rows). Plain lines represent the medians of the distributions and dashed lines represent the first and third quartiles. For a given temperature class, median and quartiles are not shown if the total number of points for this class is lower than 1000.

Z_{dr} and K_{dp} are significantly lower (less than 0.02 dB and $0.01^\circ \text{km}^{-1}$, respectively). In addition to the variability of the PSD, measurement noise probably also contributes to the larger spread in observations (noise is not added in simulations). To reduce the noise in observations, an additional threshold on $\rho_{hv} \geq 0.99$ was applied. This enabled us to limit data strictly to samples containing rain and also to reduce contamination from possible remaining non-meteorological scatterers. With this threshold, the mean SD of observed Z_{dr} and K_{dp} decreased by about 0.2 dB and 0.1°km^{-1} , respectively.

In order to study further the effect of the variability of the PSD on $Z_{hh}-Z_{dr}$ and $Z_{hh}-K_{dp}$ relations in rain, with independent information, disdrometer data have been examined. These data were collected during the HyMeX campaign in Gard and Ardèche departments (see figure 2 from Ducrocq *et al.*, 2014). PSDs measured every minute on 26 October 2012, by a disdrometer (OTT Parsivel) located in Valescure (red diamond in Figure 8),

have been analyzed. Z_{hh} , Z_{dr} and K_{dp} were estimated from Eqs (A1), (A2) and (A4), using T-matrix simulations (X band) with the same hypothesis as for the radar polarimetric forward operator. The PSD was estimated in two different ways: either directly from the disdrometer measurements or from the PSD formulation used in the model microphysics scheme (Marshall–Palmer), in which it only varies with rainwater content, estimated in this case from the disdrometer measurements. In Figure 13, distributions of Z_{dr} and K_{dp} as a function of Z_{hh} are shown, for different time periods of the day. In panels (a) and (d), where data are integrated for the whole day, the median of the distribution of Z_{dr} estimated directly from the disdrometer measurements is lower than when using the Marshall–Palmer PSD, whereas K_{dp} is slightly higher with the measured PSD than with the Marshall–Palmer PSD. This is similar to what is observed in the mean for Montclar and Maurel radars on IOP6 and for Collobrières on IOP16. Between 0400 and 0500 UTC, when the orographic convection is rather active, Z_{dr} and K_{dp} medians calculated with the Marshall–Palmer

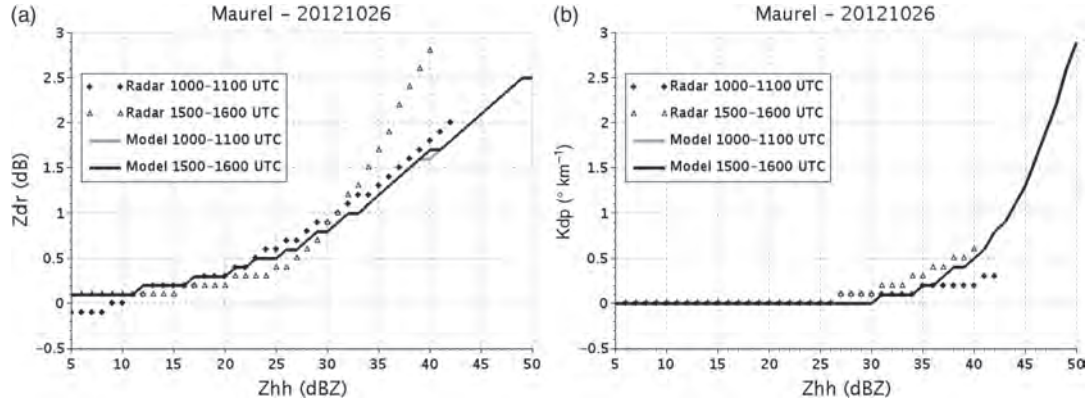
C. Augros *et al.*

Figure 12. Medians of observed (symbols) and simulated (plain lines) (a) Z_{dr} and (b) K_{dp} as a function of Z_{hh} in rain, for Mont Maurel X-band radar on 26 October 2012, for 1000–1100 and 1500–1600 UTC.

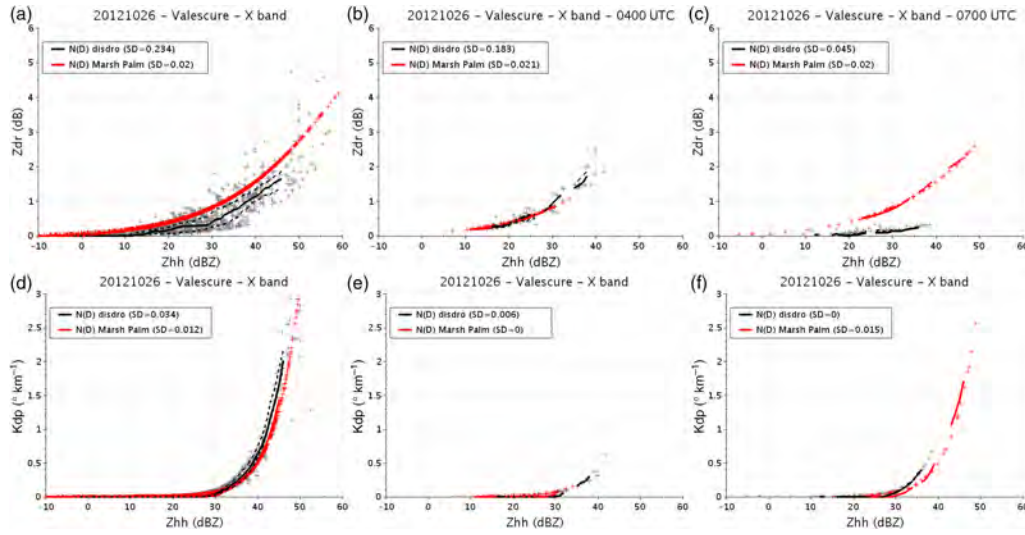


Figure 13. Distribution of (a–c) Z_{dr} and (d–f) K_{dp} as a function of Z_{hh} , calculated from T-matrix simulations (X-band), with the PSD measured by a disdrometer located in Valescure on 26 October 2012. Red indicates that variables were estimated with the Marshall–Palmer PSD and grey that they were estimated with the PSD measured by the disdrometer. Plain lines represent the medians of the distributions (red for Marshall–Palmer, black for the measured PSD) and dashed lines represent the first and third quartiles. (a, d) Measurements from all day. (b, e) Observations from 0400–0500 UTC. (c, f) From 0700–0800 UTC.

PSD are very close to the Z_{dr} and K_{dp} medians estimated from the disdrometer PSD, whereas between 0700 and 0800 UTC, when precipitation becomes more stratiform, Z_{dr} estimated from the observed PSD is lower than with the Marshall–Palmer PSD and K_{dp} estimated from the observed PSD is higher. This could be explained firstly by a larger drop concentration and secondly by a lower mean drop diameter in reality than in the Marshall–Palmer PSD. K_{dp} is indeed directly proportional to drop concentration (Bringi and Chandrasekar, 2001) while concentration has no influence on Z_{dr} . The larger drop concentration could explain the increase in K_{dp} and the lower mean drop diameter the decrease in Z_{dr} .

Distributions of observed and simulated Z_{dr} and K_{dp} in dry snow are shown in Figure 14, for Collobrières S-band, Montclar C-band and Mont Maurel X-band radars during IOP6. Medians of observed and simulated Z_{dr} remain close to 0 in snow, for all reflectivities (although snowflakes are simulated as spheroids with a 0.75 axis ratio). This is because the dielectric constant of dry snow is very weak, which limits the impact of the oblateness of snowflakes on polarimetric variables. The observed K_{dp} increases slightly with reflectivity in snow, up to $0.3^\circ \text{ km}^{-1}$, for X- and

C-band radars, for Z_{hh} greater than 40 dBZ. It remains constant at 0 in the simulation, but simulated reflectivities in snow do not exceed 33 dBZ. As for rain, the observed spreads of Z_{dr} and K_{dp} distributions are larger than the spreads of simulated variables. However, the mean standard deviations of Z_{dr} and K_{dp} in snow are slightly smaller than in rain. After restricting data to $\rho_{hv} > 0.99$, they were reduced by about 0.1 dB and $0.5^\circ \text{ km}^{-1}$, respectively.

4.4. Distributions of Z_{hh} , Z_{dr} and K_{dp} as a function of temperature

In this section, vertical profiles of observed and simulated Z_{hh} , Z_{dr} and K_{dp} as a function of model temperature are compared. As in the previous section, the distributions were created by integrating, for each radar and each case, Z_{hh} , Z_{dr} and K_{dp} for all elevation angles available, from 0000–1200 UTC for IOP6 and from 0000–2400 UTC for IOP16. A similar filtering process to that described previously was applied to raw observed and simulated data, except that a threshold of $Z_{hh} > 20$ dBZ was applied in addition to the threshold for SNR (over 20 dB). This is because, when applying a threshold on SNR only, more pixels at greater ranges (and thus at lower temperatures) are

Polarimetric Radar Observations and Simulations

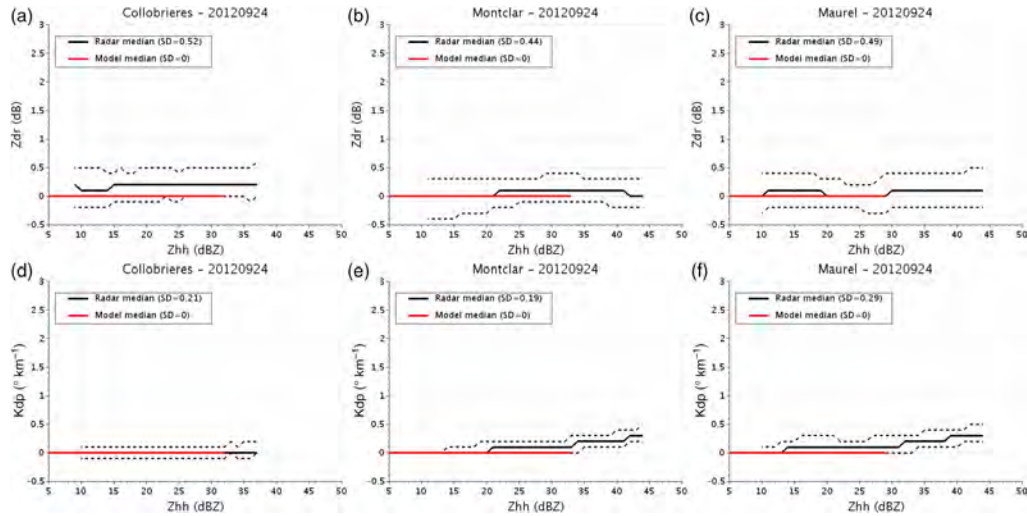


Figure 14. Observed (black) and simulated (red) (a–c) Z_{dr} and (d–f) K_{dp} as a function of Z_{hh} in dry snow, for (a, d) Collobrières S-band radar, (b, e) Montclar C-band radar and (c, f) Mont Maurel X-band radar on 24 September 2012. Plain lines represent the medians of the distributions and dashed lines represent the first and third quartiles.

eliminated than closer to the radar, which would artificially have shifted the medians of the distributions towards higher values of reflectivity for low temperatures. In addition to all these filters, data were selected only in convective areas. To do so, the following method was applied: for a given ‘vertical’ combination of pixels defined by one range and one azimuth (and all elevation angles available), the ‘column’ was considered as convective only if all elevations with a temperature over 5°C had a reflectivity over 45 dBZ.

The distributions of the profiles of observed and simulated Z_{hh} , Z_{dr} and K_{dp} are shown in Figure 15, for Collobrières S-band, Montclar C-band and Mont Maurel X-band radars for IOP6. The large spread of the observed and simulated values of Z_{hh} , Z_{dr} and K_{dp} for a given temperature, as shown by the first and third quartiles (dashed lines), is due to the variability of the vertical structure of observed and simulated convective cells. In observations, the variations of the PSD and measurement noise also contribute to the spread, which is stronger than in simulations. The medians (plain lines) of simulated and observed profiles of Z_{hh} have overall the same shape, with (by construction) values over 45 dBZ for temperatures over 5°C and a decrease of Z_{hh} with altitude. For all radars, observed Z_{hh} medians are higher at low levels than simulated Z_{hh} medians. Observed Z_{dr} medians are also higher at low levels than simulated ones for Collobrières and Mont Maurel radars, whereas observed K_{dp} medians are higher at low levels for Collobrières and Montclar radars. This indicates that, in these cases, observed convective cells are more intense than simulated cells, but this does not necessarily lead to an underestimation of rain accumulations in the simulation, because simulated convective cells have larger horizontal extensions in the mean than the observed cells, which also contributes to high rainfall accumulations. Using a simulation with a finer horizontal grid resolution could perhaps lead to more realistic cells with higher maxima of Z_{hh} and K_{dp} and smaller horizontal extensions, but, again, the $2.5 \times 2.5\text{ km}^2$ model resolution was chosen because it is the same as in the operational NWP model AROME.

For temperatures between -5 and -15°C , the lapse rates of Z_{hh} are close between observations and simulations for Collobrières and Montclar, but for Mont Maurel radar and for Montclar for temperatures below -15°C the simulated reflectivity is higher at altitude than the observed reflectivity. These high simulated reflectivities are due to graupel (not shown). It is suggested that model reflectivities due to graupel are overestimated for these cases. This would be consistent with the results of a cloud-resolving

model intercomparison (including Meso-NH), using data from the Tropical Warm Pool - International Cloud Experiment (TWP-ICE) (Varble *et al.*, 2011), which showed an overestimation of model reflectivities at high altitude due to graupel. This study also suggested that these high reflectivities due to graupel could be explained by an inappropriate PSD in the model microphysics scheme, rather than overestimated ice water contents.

When looking at Z_{dr} and K_{dp} profiles, we can see that both variables decrease to almost 0 for temperatures below 0°C in both observations and simulation. However, the transition is steeper in simulated Z_{dr} and K_{dp} , probably because the transition between rain and ice species is too abrupt in the model microphysics scheme. In particular, observed K_{dp} values for temperatures between 0 and -15°C are not equal to 0, which means that snow and graupel particles still contain water at these altitudes. This is not the case in the simulation.

5. Discussion and conclusion

A polarimetric radar forward operator has been developed within the Meso-NH model, in order to enable direct comparisons between measured polarimetric data and model output. The forward operator takes as input the hydrometeor contents (rain, snow, graupel and ice) and temperature. It simulates the following polarimetric variables: Z_{hh} , Z_{dr} , ϕ_{dp} , K_{dp} , ρ_{hv} , A_{hh} , A_{dp} and δ_{hv} . Within the simulator, pristine ice particles are considered to be spherical whereas rain, snow and graupel particles are simulated as spheroids. The parameters of the polarimetric forward operator were defined in order to be consistent (whenever possible) with the model one-moment microphysics scheme. For the ‘free’ parameters, a sensitivity study enabled the selection of parameters leading to the best consistency between T-matrix simulations and expected values of observed polarimetric variables for each hydrometeor type.

Observed and simulated polarimetric variables were compared for two convective cases from HyMeX SOP1: 24 September 2012 (IOP6) and 26 October 2012 (IOP16), for Montclar (C-band), Nîmes, Collobrières (S-band) and Mont Maurel (X-band) radars. Subjective comparisons were first conducted by comparing individual observed and simulated PPIs. Quantitative comparisons were then performed by firstly comparing distributions of observed and simulated Z_{dr} and K_{dp} as a function of Z_{hh} and secondly distributions of Z_{dr} , Z_{dr} and K_{dp} as a function of temperature (in convective areas).

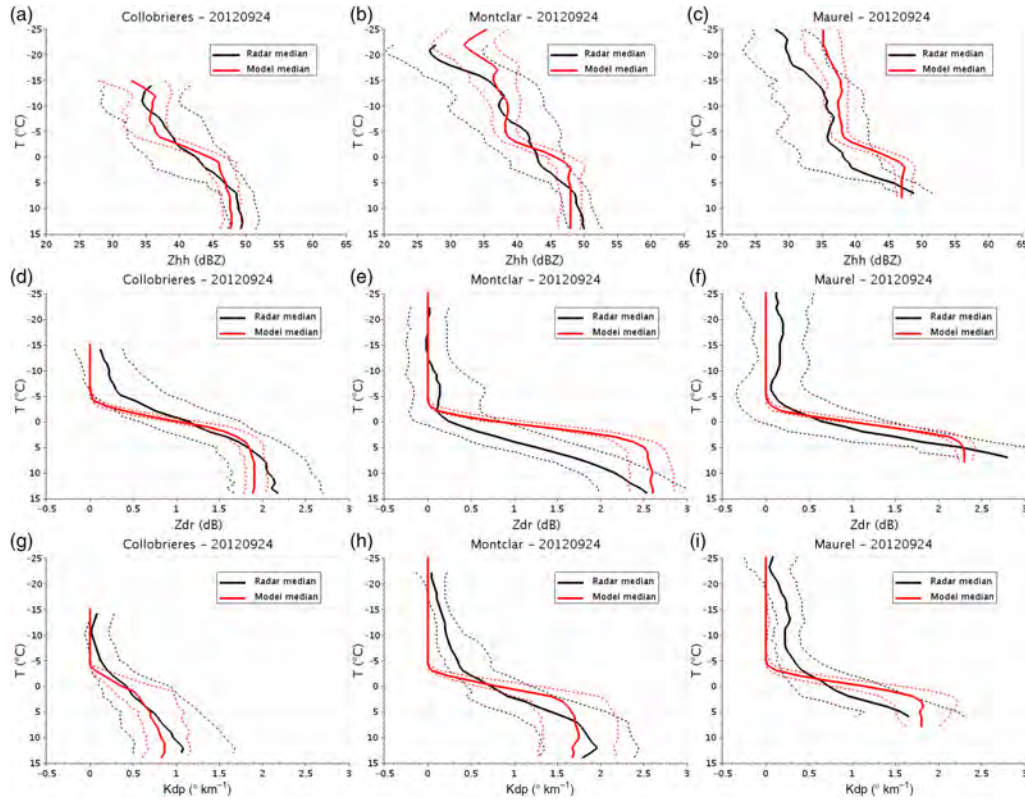
C. Augros *et al.*

Figure 15. Distribution of observed (black) and simulated (red) (a–c) Z_{hh} , (d–f) Z_{dr} and (g–i) K_{dp} in convective areas, as a function of model temperature for (a, d, g) Collobrières S-band radar, (b, e, h) Montclar C-band radar and (c, f, i) Mont Maurel X-band radar on 24 September 2012. To create the distribution classes of temperature, Z_{hh} , Z_{dr} and K_{dp} were built with the following steps (respectively): 1°C , 1 dBZ , 0.1 dB and 0.1° km^{-1} . Plain lines represent the medians of the distributions and dashed lines represent the first and third quartiles. For a given temperature class, median and quartiles are not shown if the total number of points for this class is lower than 1000.

Different conclusions can be drawn from these comparisons. Firstly, we can conclude that this new polarimetric forward operator enables rather good consistency, in the mean, between observed and simulated distributions of Z_{dr} and K_{dp} as a function of Z_{hh} in rain and in snow. This result applies to all studied radar wavelengths (S, C and X bands). The differences between the medians of simulated and observed distributions of Z_{dr} and K_{dp} are mainly attributed to a difference between the real PSD and the model PSD: while Z_{hh} – Z_{dr} and Z_{dr} – K_{dp} relations in rain do not vary in the simulation because of the one-moment scheme, they vary in observations due to the variability of the PSD. The study of disdrometer data has also corroborated this hypothesis. In particular, because Z_{dr} and K_{dp} are sensitive to different parameters of the PSD, they do not necessarily vary in the same direction as the evolution of the microphysical properties of the precipitation. A two-moment microphysics scheme where the PSD also varies with particle concentration could help us understand these variations better and also lead to better coherence between observations and simulations.

A larger spread in the distributions of observed Z_{dr} and K_{dp} as a function of Z_{hh} , in comparison with simulations, was also found, with a mean SD around 0.5 dB for Z_{dr} and $0.14^\circ\text{ km}^{-1}$ for K_{dp} , whereas the mean SD values in the simulations are lower than 0.03 dB for Z_{dr} and $0.02^\circ\text{ km}^{-1}$ for K_{dp} . This larger spread in observations is suggested to be due firstly to the microphysical variability of the PSD and also to measurement noise.

The comparisons between simulated and observed vertical profiles of Z_{hh} , Z_{dr} and K_{dp} in convective cells indicate an underestimation of the simulated variables at low levels in most

cases. The simulated convective cells underestimate Z_{hh} , K_{dp} and Z_{dr} maxima, but in contrast they have larger horizontal extensions, which explains why the rainfall accumulations are not underestimated everywhere by the simulations. In a future study, it would be interesting to compare these simulations obtained with $2.5 \times 2.5\text{ km}^2$ model resolution with new simulations at a finer resolution, to see whether higher maxima of Z_{hh} , K_{dp} and Z_{dr} could be reached by the model. Contrary to what is observed at low levels, the model sometimes tends to overestimate reflectivities due to graupel at high altitude. However, as explained in the previous section, this is a known limitation of cloud-resolving models in general, in particular for models with a one-moment scheme (Varble *et al.*, 2011). Another limitation of the model microphysics scheme is the abrupt transition between rain and ice species, which leads to an underestimation of simulated K_{dp} for temperatures below 0°C .

This study was the first (to our knowledge) to compare observed and simulated polarimetric variables at multiple radar wavelengths (S, C and X bands). A similar performance of the polarimetric radar forward operator was shown at all wavelengths. The main purpose of this study was to develop a forward polarimetric operator as a first step towards the assimilation of polarimetric data in the Arome operational NWP model, which is why it was implemented within the research Meso-NH model, which has the same one-moment microphysics scheme but offers more flexibility. Future work will analyze the differences between observations and simulations in a data assimilation context. The aim will be to adjust model state variables in the analysis and to improve short-term forecasts. However, before

Polarimetric Radar Observations and Simulations

using polarimetric variables for assimilation, careful data selection and pre-processing will need to be applied. Different thresholds for ρ_{hv} were tested and resulted in a decrease of the standard deviation in observations by about 0.2 dB for Z_{dr} and by about $0.1^\circ \text{ km}^{-1}$ for K_{dp} (for $\rho_{hv} > 0.99$). Averaging the observations at the model resolution ($2.5 \times 2.5 \text{ km}$) will also be necessary before using them for assimilation, to reduce the representativeness error, and this should also reduce the spread. Furthermore, a new two-moment microphysics scheme (LIMA: Vie and Pinty, 2014) has just been implemented within the Meso-NH model and the forward polarimetric simulator will soon be adapted to this scheme. Simulations of polarimetric variables with this two-moment scheme will therefore be possible in the near future and this should lead to more microphysical variability and thus more realistic spread in simulations.

Acknowledgements

The help of A. Boumahmoud, H. Al-Sakka and B. Fradon from Météo-France Radar Center with the dual polarimetric chain is gratefully acknowledged. Thanks also to F. Duffourg, O. Nuissier, J. F. Ribaud, G. Kaufmann, G. Delautier and C. Lac from CNRM-GAME for their help with Meso-NH simulations. The authors acknowledge LTHE, UMR ESPACE and Ecole des Mines d'Ales (OHMCV, Cevennes-Vivarais Mediterranean Hydrometeorological Observatory) for supplying the disdrometer data and HyMeX database teams (ESPRI/IPSL and SEDOO/OMP) for their help in accessing the data. Many thanks also to Brice Boudevillain and Nan Yu for their help with disdrometer data. This work is a contribution to the HyMeX programme through the IODA-MED (ANR-11-BS56-000) and MUSIC (ANR-14-CE01-0014) projects funded by the French Agency for Research (ANR).

Appendix

Equation for the polarimetric variables

In Eqs (A1)–(A8), λ is the radar wavelength (m), $|K_w|^2$ is the dielectric factor and D is the diameter (m).

$$Z_{hh,vv} = 10 \log_{10} \left(10^{18} \frac{4\pi\lambda^4}{\pi^5 |K_w|^2} \sum_{x=1}^n \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} |S_{hh,vv}^b(D)|^2 N_x(D) dD \right) \quad (\text{dBZ}). \quad (\text{A1})$$

$$Z_{dr} = Z_{hh} - Z_{vv} \quad (\text{dB}). \quad (\text{A2})$$

$$\rho_{hv} = \frac{\left| \sum_{x=1}^n \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} S_{hh}^{b*}(D) S_{vv}^b(D) N_x(D) dD \right|}{\sqrt{\sum_{x=1}^n \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} |S_{hh}^b(D)|^2 N_x(D) dD} \sqrt{\sum_{x=1}^n \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} |S_{vv}^b(D)|^2 N_x(D) dD}} \quad (-). \quad (\text{A3})$$

$$K_{dp} = 10^3 \lambda \frac{180}{\pi} \sum_{x=1}^n \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} \Re(S_{hh}^f - S_{vv}^f) \times N_x(D) dD \quad (^\circ \text{ km}^{-1}). \quad (\text{A4})$$

$$\phi_{dp} = 2 \int_0^{r_{\max}} K_{dp}(r) dr \quad (^\circ). \quad (\text{A5})$$

$$\delta_{hv} = \frac{180}{\pi} \arg \left(\sum_{x=1}^n \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} S_{hh}^{b*}(D) S_{vv}^b(D) N_x(D) dD \right) \quad (^\circ). \quad (\text{A6})$$

$$A_h = 8.686 \lambda \sum_{x=1}^n \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} \Im(S_{hh}^f) N_x(D) dD \quad (\text{dB km}^{-1}). \quad (\text{A7})$$

$$A_{dp} = 8.686 \lambda \sum_{x=1}^n \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} \Im(S_{hh}^f - S_{vv}^f) \times N_x(D) dD \quad (\text{dB km}^{-1}). \quad (\text{A8})$$

References

- Al-Sakka H, Boumahmoud AA, Fradon B, Frasier SJ, Tabary P. 2013. A new fuzzy logic hydrometeor classification scheme applied to the French X, C and S-band polarimetric radars. *J. Appl. Meteorol. Climatol.* **52**: 2328–2344, doi: 10.1175/JAMC-D-12-0236.1.
- Brandes EA, Zhang G, Vivekanandan J. 2002. Experiments in rainfall estimation with a polarimetric radar in a subtropical environment. *J. Appl. Meteorol.* **41**: 674–685, doi: 10.1175/1520-0450(2002)041%3C0674:EIREWA%3E2.0.CO;2.
- Bringi V, Chandrasekar V. 2001. *Polarimetric Doppler Weather Radar: Principles and Applications*. Cambridge University Press: Cambridge, UK.
- Bringi VN, Rasmussen RM, Vivekanandan J. 1986. Multiparameter radar measurements in Colorado convective storms. Part I: Graupel melting studies. *J. Atmos. Sci.* **43**: 2545–2563, doi: 10.1175/1520-0469(1986)043<2545:MRMICC>2.0.CO;2.
- Bringi VN, Chandrasekar V, Balakrishnan N, Zrnic DS. 1990. An examination of propagation effects in rainfall on radar measurements at microwave frequencies. *J. Atmos. Oceanic Technol.* **7**: 829–840, doi: 10.1175/1520-0426(1990)007<0829:AEOPFI>2.0.CO;2.
- Brousseau P, Desroziers G, Bouttier F, Chapnik B. 2013. A posteriori diagnostics of the impact of observations on the AROME-France convective-scale data assimilation system. *Q. J. R. Meteorol. Soc.* **140**: 982–994, doi: 10.1002/qj.2179.
- Caumont O, Ducrocq V, Delrieu G, Gosset M, Pinty JP, Parent du Châtelet J, Andrieu H, Lemaître Y, Scialom G. 2006. A radar simulator for high-resolution non-hydrostatic models. *J. Atmos. Oceanic Technol.* **23**: 1049–1067, doi: 10.1175/JTECH1905.1.
- Caumont O, Ducrocq V, Wattrelot É, Jaubert G, Pradier-Vabre S. 2010. 1D+3DVAR assimilation of radar reflectivity data: A proof of concept. *Tellus A* **62**: 173–187.
- Ducrocq V, Braud I, Davolio S, Ferretti R, Flamant C, Jansà A, Kalthoff N, Richard E, Taupier-Letage I, Ayrat P-A, Belamari S, Berne A, Borga M, Boudevillain B, Bock O, Boichard J-L, Bouin M-N, Bousquet O, Bouvier C, Chiggato J, Cimini D, Corsmeier U, Coppola L, Cocquerez P, Defer E, Delanoe J, Di Girolamo P, Doerenbecher A, Drobinski P, Dufournet Y, Fourrié N, Gourley JJ, Labatut L, Lambert D, Le Coz J, Marzano FS, Molinié G, Montani A, Nord G, Nuret M, Ramage K, Rison B, Roussot O, Said F, Schwarzenboeck A, Testor P, Van-Baelen J, Vincendon B, Aran M, Tamayo J. 2014. HyMeX-SOP1: The field campaign dedicated to heavy precipitation and flash flooding in the northwestern Mediterranean. *Bull. Am. Meteorol. Soc.* **95**: 1083–1100, doi: 10.1175/bams-d-12-00244.1.
- Figueras i Ventura J, Tabary P. 2013. The new French operational polarimetric radar rainfall rate product. *J. Appl. Meteorol. Climatol.* **52**: 1817–1835, doi: 10.1175/JAMC-D-12-0179.1.
- Figueras i Ventura J, Boumahmoud AA, Fradon B, Dupuy P, Tabary P. 2012a. Long-term monitoring of French polarimetric radar data quality and evaluation of several polarimetric quantitative precipitation estimators in ideal conditions for operational implementation at C-band. *Q. J. R. Meteorol. Soc.* **138**: 2212–2228, doi: 10.1002/qj.1934/full.
- Figueras i Ventura J, Tabary P, Sugier J, Frech M, Alberoni PP. 2012b. 'Evaluation of new radar technologies: Operational monitoring and use of polarimetric C and S band radars'. OPERA 3.
- Fourrié N, Bresson E, Nuret M, Jany C, Brousseau P, Doerenbecher A, Nuissier O, Sevault E, Kreitz M, Bnichou M, Amode M, Pouponneau F. 2015. AROME-WMED, a real-time mesoscale model designed for the HyMeX special observation periods. *Geosci. Model Dev.* **8**: 1801–1856. First published 20-02-2015, <http://www.geosci-model-dev-discuss.net/8/1801/2015/gmdd-8-1801-2015.html>.
- Friedrich K, Germann U, Tabary P. 2009. Influence of ground clutter contamination on polarimetric radar parameters. *J. Atmos. Oceanic Technol.* **26**: 251–269, doi: 10.1175/2008jtecha1092.1.
- Gourley JJ, Tabary P, Parent du Châtelet J. 2006. Data quality of the Météo-France C-band polarimetric radar. *J. Atmos. Oceanic Technol.* **23**: 1340–1356, doi: 10.1175/jtech1912.1.
- Hally A, Richard E, Ducrocq V. 2014. An ensemble study of HyMeX IOP6 and IOP7A: Sensitivity to physical and initial and boundary condition uncertainties. *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.* **14**: 1071–1084, doi: 10.5194/nhess-14-1071-2014.
- Hufford G. 1991. A model for the complex permittivity of ice at frequencies below 1 THz. *Int. J. Infrared Millimeter Waves* **12**: 677–682, doi: 10.1007/BF01008898.

- Johnson BT, Petty GW, Skofronick-Jackson G. 2012. Microwave properties of ice-phase hydrometeors for radar and radiometers: Sensitivity to model assumptions. *J. Appl. Meteorol. Climatol.* **51**: 2152–2171, doi: 10.1175/JAMC-D-11-0138.1.
- Jung Y, Zhang G, Xue M. 2008. 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, doi: 10.1175/2007MWR2083.1.
- Jung Y, Xue M, Zhang G. 2010. Simulations of polarimetric radar signatures of a supercell storm using a two-moment bulk microphysics scheme. *J. Appl. Meteorol. Climatol.* **49**: 146–163, doi: 10.1175/2009JAMC2178.1.
- Kumjian M. 2013. Principles and applications of dual-polarization weather radar. Part I: Description of the polarimetric radar variables. *J. Oper. Meteorol.* **1**: 226–242, doi: 10.15191/nwajom.2013.0119.
- Kumjian MR, Ryzhkov AV. 2008. Polarimetric signatures in supercell thunderstorms. *J. Appl. Meteorol. Climatol.* **47**: 1940–1961, doi: 10.1175/2007jamc1874.1.
- Lafore JP, Stein J, Asencio N, Bougeault P, Ducrocq V, Duron J, Fischer C, Hèreil P, Mascart P, Masson V, Pinty JP, Redelsperger JL, Richard E, Vilà-Guerau de Arellano J. 1998. The Meso-NH atmospheric simulation system. Part I: Adiabatic formulation and control simulations. *Ann. Geophys.* **16**: 90–109, doi: 10.1007/s00585-997-0090-6.
- Locatelli JD, Hobbs PV. 1974. Fall speeds and masses of solid precipitation particles. *J. Geophys. Res.* **79**: 2185–2197, doi: 10.1029/JC079i015p02185/full.
- Matrosov S. 2008. Assessment of radar signal attenuation caused by the melting hydrometeor layer. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **46**: 1039–1047, doi: 10.1109/TGRS.2008.915757.
- Mishchenko MI, Travis LD. 1994. T-matrix computations of light scattering by large spheroidal particles. *Opt. Commun.* **109**: 16–21. Available online 3-10-2002, <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0030401894907315>.
- Montmerle T, Faccani C. 2009. Mesoscale assimilation of radial velocities from Doppler radars in a preoperational framework. *Mon. Weather Rev.* **137**: 1939–1953, doi: 10.1175/2008MWR2725.1.
- NOAA. 2013. 'WSR-88D dual polarization deployment progress', Technical Report. NOAA's National Weather Service, Radar Operation Center. First published 24-06-2013, <http://www.roc.noaa.gov/WSR88D/PublicDocs/DualPol/DPstatus.pdf>.
- Park HS, Ryzhkov AV, Zrníc DS, Kim KE. 2009. The hydrometeor classification algorithm for the polarimetric WSR-88D: Description and application to an MCS. *Weather and Forecasting* **24**: 730–748, doi: 10.1175/2008waf222205.1.
- Pfeifer M, Craig G, Hagen M, Keil C. 2008. A polarimetric radar forward operator for model evaluation. *J. Appl. Meteorol. Climatol.* **47**: 3202–3220, doi: 10.1175/2008JAMC1793.1.
- Pinty JP, Jabouille P. 1998. A mixed-phased cloud parameterization for use in a mesoscale non-hydrostatic model: Simulations of a squall line and of orographic precipitation. In *Proceedings Conference on Cloud Physics*, Everett, WA. American Meteorological Society, 08-1999.
- Pruppacher HR, Beard KV. 1970. A wind tunnel investigation of the internal circulation and shape of water drops falling at terminal velocity in air. *Q. J. R. Meteorol. Soc.* **96**: 247–256, doi: 10.1002/qj.49709640807.
- Pujol O, Georgis JF, Fral I, Sauvageot H. 2007. Degradation of radar reflectivity by cloud attenuation at microwave frequency. *J. Atmos. Oceanic Technol.* **24**: 640–657, doi: 10.1175/jtech1992.1.
- Ryzhkov AV. 2007. The impact of beam broadening on the quality of radar polarimetric data. *J. Atmos. Oceanic Technol.* **24**: 729–744, doi: 10.1175/JTECH2003.1.
- Ryzhkov AV, Zrníc DS. 1998. Discrimination between rain and snow with a polarimetric radar. *J. Appl. Meteorol.* **37**: 1228–1240, doi: 10.1175/1520-0450(1998)037<1228:DBRASW>2.0.CO;2.
- Ryzhkov A, Giangrande S, Khain A, Pinsky M, Pokrovsky A. 2008. 'Exploring model-based polarimetric retrieval of vertical profiles of precipitation'. In *Proceedings 5th ERAD Conference*, Helsinki, Finland, Finnish Meteorological Institute, 06-2008.
- Ryzhkov A, Pinsky M, Pokrovsky A, Khain A. 2011. Polarimetric radar observation operator for a cloud model with spectral microphysics. *J. Appl. Meteorol. Climatol.* **50**: 873–894, doi: 10.1175/2010JAMC2363.1.
- Seity Y, Brousseau P, Malardel S, Hello G, Bénéard P, Bouttier F, Lac C, Masson V. 2011. The Arome-France convective-scale operational model. *Mon. Weather Rev.* **139**: 976–991, doi: 10.1175/2010MWR3425.1.
- Simonin D, Ballard SP, Li Z. 2014. Doppler radar radial wind assimilation using an hourly cycling 3D-Var with a 1.5 km resolution version of the Met Office unified model for nowcasting. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **140**: 2298–2314, doi: 10.1002/qj.2298.
- Smith PL. 1984. Equivalent radar reflectivity factors for snow and ice particles. *J. Clim. Appl. Meteorol.* **23**: 1258–1260, doi: 10.1175/1520-0450(1984)023%3C1258:ERRFFS%3E2.0.CO;2.
- Tabary P, Boumahmoud AA, Andrieu H, Thompson RJ, Illingworth AJ, Bouar EL, Testud J. 2011. Evaluation of two integrated polarimetric quantitative precipitation estimation (QPE) algorithms at C-band. *J. Hydrol.* **405**: 248–260. First published 20-05-2011, <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169411003313>.
- Thompson EJ, Rutledge SA, Dolan B, Chandrasekar V, Cheong BL. 2014. A dual-polarization radar hydrometeor classification algorithm for winter precipitation. *J. Atmos. Oceanic Technol.* **31**: 1457–1481, doi: 10.1175/jtech-d-13-00119.1.
- Trömel S, Ryzhkov AV, Zhang P, Simmer C. 2014. Investigations of backscatter differential phase in the melting layer. *J. Appl. Meteorol. Climatol.* **53**: 2344–2359, doi: 10.1175/jamc-d-14-0050.1.
- Varble A, Fridlind AM, Zipser EJ, Ackerman AS, Chaboureaud JP, Fan J, Hill A, McFarlane SA, Pinty JP, Shipway B. 2011. Evaluation of cloud-resolving model intercomparison simulations using TWP-ICE observations: Precipitation and cloud structure. *J. Geophys. Res.* **116**, doi: 10.1029/2010jd015180.
- Vie B, Pinty J. 2014. Lima: A two-moment mixed-phase microphysical scheme driven by a multimodal population of cloud condensation and ice freezing nuclei. In *Proceedings 14th Conference on Cloud Physics*, Boston, MA. American Meteorological Society, 08-2014. <https://ams.confex.com/ams/14CLOUD14ATRAD/webprogram/Paper249863.html>.
- Wattrelot E, Caumont O, Mahfouf JF. 2014. Operational implementation of the 1D+3D-VAR assimilation method of radar reflectivity data in the AROME model. *Mon. Weather Rev.* **142**: 1852–1873, doi: 10.1175/mwr-d-13-00230.1.
- Zhang G, Vivekanandan J, Brandes E. 2001. A method for estimating rain rate and drop size distribution from polarimetric radar measurements. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **39**: 830–841, doi: 10.1109/36.917906.
- Zrníc DS, Keenan TD, Carey LD, May P. 2000. Sensitivity analysis of polarimetric variables at a 5-cm wavelength in rain. *J. Appl. Meteorol.* **39**: 1514–1526, doi: 10.1175/1520-0450(2000)039<1514:SAOPVA>2.0.CO;2.

3.3 Discussion

Un opérateur d'observation polarimétrique radar a été développé, en cohérence avec le schéma microphysique à un moment du modèle AROME, et constitue ainsi une première étape vers l'assimilation des données polarimétriques au sein de ce modèle. Cet opérateur d'observation a par ailleurs été conçu et testé avec les trois bandes de fréquence du réseau de radars de Météo France.

Les comparaisons entre observations polarimétriques simulées et observées réalisées pour deux cas convectifs, ont montré une bonne cohérence entre variables observées et simulées en moyenne. Néanmoins, elles ont aussi révélé les limites de la physique du modèle, et en particulier de son schéma microphysique à un moment, qui ne permet pas toujours de bien représenter la variabilité microphysique des hydrométéores.

La comparaison des données polarimétriques simulées et observées a par ailleurs permis de sélectionner les variables polarimétriques les plus pertinentes pour l'assimilation de données. Les variables ϕ_{dp} et ρ_{hv} n'ont pas été jugées intéressantes, pour le moment, pour l'assimilation de données. Il est en effet difficile de comparer des observations et des simulations de ϕ_{dp} , parce que cette variable dépend de la position du système précipitant par rapport au radar, alors que le modèle n'est en général pas capable de positionner précisément le système pluvieux. Ce problème est résolu en partie avec K_{dp} , la dérivée radiale de ϕ_{dp} , qui est indépendante de ce qui se passe entre le radar et le système précipitant. Concernant la variable ρ_{hv} , elle n'est pas non plus retenue pour l'assimilation de données, car les simulations de ρ_{hv} ne permettent pas d'obtenir des valeurs suffisamment proches des observations, notamment dans la bande brillante, où les faibles valeurs de ρ_{hv} ne sont pas bien représentées. Cette difficulté à simuler ρ_{hv} de manière réaliste dans la bande brillante est liée à la transition trop brutale entre les espèces liquides et glacées dans le modèle.

La première variable retenue est K_{dp} , qui présente l'avantage d'être insensible aux problèmes d'étalonnage de la mesure, de masques partiels liés au relief, et d'atténuation (contrairement à Z_{hh}). K_{dp} n'est cependant exploitable que pour les pluies suffisamment fortes, car elle est en général bruitée lorsque ses valeurs sont faibles. On retient également Z_{dr} , dont l'intérêt est de fournir une information indépendante de la concentration en hydrométéores (contrairement à Z_{hh} et K_{dp}). Cette variable peut néanmoins être affectée par des biais de mesure, par des masques partiels, et par de l'atténuation par les précipitations. Elle doit donc être soigneusement étalonnée et corrigée de l'atténuation. D'autre part, la comparaison entre profils verticaux moyens de K_{dp} et Z_{dr} observés et simulés montre que la transition entre hydrométéores liquides et solides est trop brutale dans le modèle, et les valeurs de K_{dp} et Z_{dr} sont sous-estimées par rapport aux observations juste au-dessus de l'isotherme 0°C. K_{dp} et Z_{dr} semblent donc difficilement exploitables dans la bande brillante et au-dessus. Par ailleurs, les résultats de l'étude ayant mis en évidence une forte dispersion des observations de K_{dp} et Z_{dr} pour une réflectivité donnée, des filtres seront nécessaires afin de tirer le meilleur parti de l'information apportée par ces nouvelles variables. Cette dispersion importante des observations de K_{dp} et Z_{dr} pourra également être prise en compte par une spécification adéquate de l'erreur

d'observation.

La partie suivante est consacrée à l'assimilation des données polarimétriques. On présente dans un premier temps l'état de l'art des méthodes d'assimilation des données radar, et en particulier la méthode d'assimilation de la réflectivité radar dans le modèle AROME. On décrit ensuite la méthode conçue dans le cadre de ma thèse, pour l'assimilation des données polarimétriques, avant de la valider, et de discuter des résultats d'expériences d'assimilation, réalisées pour les deux épisodes convectifs présentés dans la [section 2.3](#).

Deuxième partie

Assimilation des observations polarimétriques

4	État de l'art de l'assimilation des données radar	64
4.1	Approche physique	65
4.2	L'assimilation variationnelle	67
4.3	Le filtre de Kalman d'ensemble ou EnKF	71
4.4	Assimilation des variables polarimétriques	72
4.5	Synthèse	73
5	L'assimilation des réflectivités radar dans AROME	75
5.1	Le modèle AROME	75
5.2	L'assimilation 3D-Var dans AROME	77
5.3	Assimilation des réflectivités radar avec la méthode 1D+3D-Var	78
5.4	La configuration AROME WMed	79
5.5	Conclusion	81
6	Restitution 1D de pseudo-observations d'humidité à partir des variables polarimétriques	83
6.1	Contrôle de qualité des observations radar	84
6.2	Restitution bayésienne 1D des profils d'humidité	88
6.3	Évaluation de la restitution bayésienne 1D	90
7	Expériences d'assimilation des variables polarimétriques dans Arome	115
7.1	Caractéristiques des expériences d'assimilation	116
7.2	Évaluation des champs d'analyse du modèle	118
7.3	Évaluation des prévisions	129
7.4	Conclusion	141
	Conclusions et perspectives	145

Chapitre 4

État de l'art de l'assimilation des données radar

Sommaire

4.1	Approche physique	65
4.1.1	L'initialisation physique	65
4.1.2	L'analyse nuageuse	66
4.1.3	Latent Heat Nudging (LHN)	66
4.2	L'assimilation variationnelle	67
4.2.1	Principe	67
4.2.2	Application aux données radar	69
4.3	Le filtre de Kalman d'ensemble ou EnKF	71
4.3.1	Principe	71
4.3.2	Application aux données radar	71
4.4	Assimilation des variables polarimétriques	72
4.5	Synthèse	73

Afin de réaliser des prévisions météorologiques, il est d'abord nécessaire de bien connaître l'état initial de l'atmosphère. Comme il est impossible de décrire parfaitement ce système complexe, on en produit une représentation simplifiée, décrivant un nombre limité de variables telles que la température, la pression, le vent, et l'humidité entre autres, qui sont discrétisées sur les mailles d'une grille en trois dimensions. L'évolution temporelle de ces variables, ainsi que les relations entre elles sont déterminées par la résolution d'un système d'équations mathématiques, qui s'appuie sur les lois de la physique gouvernant l'évolution de l'atmosphère. Le logiciel mettant en œuvre ces équations est appelé « modèle » de prévision numérique du temps.

L'assimilation de données consiste à combiner de manière optimale l'ensemble des informations disponibles sur l'état présent de l'atmosphère (observations, prévisions antérieures du modèle), afin d'initialiser le modèle, tout en minimisant les erreurs

sur les conditions initiales. L'état initial du modèle, appelé « analyse », est ensuite utilisé comme point de départ des prévisions. Différents types d'observations sont assimilées dans les modèles atmosphériques, telles que les observations provenant de stations terrestres ou embarquées à bord de navires (pression, vent, température, humidité), les données issues de radiosondages (profils de température, d'humidité et de vent), les observations provenant de mesures par avion, par satellite, ou encore les observations radar.

Pour les modèles de résolution kilométrique, les données radar représentent une source d'information importante, de par leur haute fréquence temporelle, leur fine résolution spatiale, et leur couverture tridimensionnelle, qui leur permet d'échantillonner les systèmes précipitants de manière détaillée. De plus, les radars polarimétriques permettent de fournir des informations sur les caractéristiques microphysiques des hydrométéores. Différentes approches ont ainsi été développées au cours des dernières décennies, pour assimiler des données microphysiques (dont les réflectivités radar). Elles sont présentées dans les sections suivantes.

4.1 Approche physique

Différentes techniques s'appuyant sur des considérations physiques ont été développées afin d'initialiser les modèles à partir des données de réflectivité radar. Certaines ont été développées pour les modèles dans lesquels la convection profonde est paramétrée, et sont très liées au fonctionnement de cette paramétrisation. D'autres s'appuient sur la relation entre l'humidité relative et la présence de nuages et de précipitations, ou encore sur des relations physiques comme la libération de chaleur latente associée à la formation de précipitations.

4.1.1 L'initialisation physique

L'initialisation physique (PI) est l'une des premières méthodes développées pour assimiler des taux de précipitations dans les modèles numériques. Elle a été mise en oeuvre par [Krishnamurti et al. \(1984, 1991\)](#) afin d'améliorer les analyses d'humidité dans les tropiques, et réduire ainsi le temps de mise en équilibre des différents champs du modèle lors des premières échéances (spin-up), pour les modèles à convection paramétrée. Elle consiste à ajuster les profils verticaux d'humidité et/ou de température du modèle, afin que celui-ci reproduise les taux de précipitations au sol, estimés à partir de données de radars ou de satellites. Grâce à la réduction du spin-up du modèle, les prévisions à courte échéance sont améliorées. L'initialisation physique a aussi été implémentée et testée dans des modèles résolvant la convection de manière explicite, comme par exemple avec le modèle LM (Lokal Model, [Haase et al., 2000](#)), avec une résolution horizontale de 2.8 km. L'assimilation de données radar simulées avec la technique d'initialisation physique permet sur un cas d'étude, de bien reproduire le cycle de vie d'une cellule orageuse. Avec ce même modèle, [Milan et al. \(2005\)](#) ont obtenu une bonne concordance des champs de précipitations simulés et observés après assimilation des réflectivités par initialisation physique, pour un cas d'étude convectif. Cette méthode a aussi été mise en oeuvre dans le

modèle Weather Research and Forecasting Model (WRF) par [Yang et al. \(2006\)](#), à une résolution horizontale de 4 km. Ils obtiennent avec l'initialisation physique une amélioration des réflectivités prévues dans les quatre premières heures d'échéance, sur un événement précipitant.

L'initialisation physique présente l'avantage d'être très peu coûteuse numériquement. Cependant, elle ne tient pas compte des erreurs de mesure, et dépend de relations semi-empiriques entre les paramètres du modèle et les réflectivités radar. La conversion de la réflectivité en taux de précipitations constitue également une source d'erreurs.

4.1.2 L'analyse nuageuse

Les méthodes d'analyse nuageuse initialisent les contenus en hydrométéores (M) à partir des réflectivités radars, à l'aide de lois empiriques $Z - M$. L'humidité est parfois également modifiée, en cohérence avec les champs d'hydrométéores. [Bielli and Roux \(1999\)](#) ont par exemple modifié les variables thermodynamiques, microphysiques ainsi que le vent à partir de réflectivités radar et de champs de vent restitués à partir des mesures Doppler, pour initialiser un modèle non-hydrostatique avec une résolution horizontale de 3.6 km. Une conclusion importante de cette étude est que mis à part le vent, l'humidité est le paramètre le plus important à initialiser pour bien représenter les systèmes convectifs. [Ducrocq et al. \(2002\)](#) ont également conclu qu'il est plus important d'initialiser le champ d'humidité que celui des hydrométéores, après avoir initialisé un système convectif en modifiant les champs d'humidité et d'hydrométéores estimés à partir de données radar et satellite. Dans leur étude, lorsque seul le champ d'humidité est initialisé, les hydrométéores se forment ensuite rapidement dans les zones saturées.

ADAS est un exemple de système complexe d'analyse de nuages ([Zhang et al., 1998](#)), qui permet d'initialiser le modèle Advanced Regional Prediction System (ARPS) à partir de d'observations satellite et radar. Les réflectivités radar sont utilisées pour déterminer les contenus en hydrométéores, mais aussi pour ajuster les profils d'humidité et de température au sein des nuages dans l'analyse. Ce schéma a montré son apport bénéfique pour des modèles à haute résolution, en particulier avec des cycles d'assimilation de 10 min, à une résolution horizontale de 3 km ([Hu et al., 2006](#)).

Comme l'initialisation physique, ces méthodes ont l'avantage d'être peu coûteuses numériquement, mais leur inconvénient est de ne pas tenir compte des erreurs de mesure, et de dépendre de relations empiriques entre les contenus en hydrométéores et les réflectivités radars (lois $Z - M$), qui contiennent des sources d'incertitude.

4.1.3 Latent Heat Nudging (LHN)

L'idée générale d'un schéma LHN est d'introduire un terme de flux de chaleur supplémentaire dans l'équation thermodynamique du modèle, lorsque les taux de précipitations observés sont différents de leurs équivalents modèle. En faisant l'hypothèse que le taux de réchauffement intégré sur la verticale, dû à la condensation

dans le nuage, est proportionnel au taux de précipitations au sol, l'idée est d'ajuster le profil de flux de chaleur latente du modèle en fonction des écarts entre taux de précipitations simulés et observés, afin que le modèle produise en retour les précipitations observées. Cette technique a été appliquée avec succès par [Jones and Macpherson \(1997\)](#), puis portée en opérationnel dans le modèle UM du Met Office ([Macpherson, 2001](#)) à une résolution horizontale de 12 km. Le modèle à fine échelle actuellement opérationnel au Met Office, UKV (1.5 km de résolution horizontale) utilise toujours cette technique, pour assimiler en opérationnel toutes les heures les taux de précipitations estimés à partir des réflectivités radar. Le Latent Heat Nudging a également été adapté au modèle à échelle convective COSMO-DE du DWD ([Stephan et al., 2008](#)), pour une résolution horizontale de 2.8 km, et est toujours utilisé en opérationnel pour l'assimilation des réflectivités radar ([Bick et al., 2016](#)). Cette technique a l'avantage de permettre la création ou la suppression de zones de précipitations dans le modèle. Par ailleurs, elle est facile d'implémentation, et a un faible coût numérique. Cependant, elle ne permet pas de bénéficier de l'information sur la verticale apportée par les données radar. Par ailleurs, la conversion nécessaire de la réflectivité en taux de précipitations au sol entraîne une incertitude supplémentaire par rapport à une assimilation directe des réflectivités.

4.2 L'assimilation variationnelle

4.2.1 Principe

L'assimilation variationnelle est issue de la théorie du contrôle optimal. L'objectif est de trouver un vecteur d'état du modèle x_a appelé « analyse » qui minimise une fonction de coût $J(x)$, correspondant à la somme des distances quadratiques à l'« ébauche » x_b et aux observations y pondérées par leurs erreurs respectives :

$$J(x) = \frac{1}{2}(x - x_b)^t B^{-1}(x - x_b) + \frac{1}{2}(y - \mathcal{H}(x))^t R^{-1}(y - \mathcal{H}(x)) \quad (4.1)$$

où

- le vecteur d'état du modèle x_b appelé ébauche, est issu d'une prévision initialisée à partir de l'analyse précédente
- B est la matrice de covariance des erreurs d'ébauche
- R est la matrice de covariance des erreurs d'observation
- $\mathcal{H}$ est l'opérateur d'observation qui permet de passer de l'espace du modèle à celui des observations. Dans le cas de la réflectivité radar ou des variables polarimétriques, l'opérateur d'observation $\mathcal{H}$ les simule à partir des variables microphysiques du modèle (cf. [chapitre 3](#))
- le vecteur $y - \mathcal{H}(x_b)$ est appelé innovation
- le vecteur $x_a - x_b$ est appelé incrément d'analyse

La pondération par les erreurs permet de combiner l'ébauche et les observations en tenant compte de la qualité ou de la confiance que l'on peut accorder à chacune de ces informations.

Pour pouvoir effectuer la minimisation, on fait plusieurs hypothèses : les erreurs d'ébauche et d'observation ne doivent pas être biaisées, ni corrélées entre elles, et l'opérateur d'observation $\mathcal{H}$ doit pouvoir être linéarisé au voisinage de l'ébauche. La version linéarisée de l'opérateur d'observation correspond à la différentielle de $\mathcal{H}$ en x_b et est appelée « tangent linéaire ». Elle s'exprime sous forme matricielle H :

$$\mathcal{H}(x) = \mathcal{H}(x_b) + H.(x - x_b) \quad (4.2)$$

La fonction coût est en général minimisée par des méthodes itératives comme par exemple l'approche incrémentale de [Courtier et al. \(1994\)](#). Cette approche revient à chercher non plus le vecteur d'état x_a minimisant la fonction de coût $J(x)$, mais l'incrément par rapport à l'ébauche $\delta x = x - x_b$ qui minimise la fonction de coût modifiée :

$$J(\delta x) = \frac{1}{2} \delta x^t B^{-1} \delta x + \frac{1}{2} (H \delta x - d)^t R^{-1} (H \delta x - d) \quad (4.3)$$

où $d = y - \mathcal{H}(x_b)$ représente l'innovation. L'intérêt de cette approche est de pouvoir minimiser la fonction coût dans un sous-espace de dimension plus petite que celle de l'espace du modèle : l'incrément modifiant l'ébauche peut être recherché sur un nombre réduit de variables du modèle. δx n'est alors plus un vecteur d'état du modèle mais est appelé « vecteur de contrôle » ([Duffourg, 2010](#)).

La minimisation de la fonction coût requiert le calcul de l'adjoint du tangent linéaire de l'opérateur d'observation : H^t . Son estimation peut être complexe, en particulier si l'opérateur d'observation prend en compte des processus fortement non linéaires.

L'assimilation variationnelle se décline en différentes variantes, selon le nombre de dimensions prises en compte. Avec l'assimilation variationnelle 3D-Var, la minimisation est effectuée à un seul instant, à partir d'observations valides à cet instant (ou proches de cet instant) uniquement. C'est une technique couramment utilisée pour les systèmes de prévision opérationnels à échelle kilométrique, car elle a une bonne efficacité numérique, et permet d'assimiler des observations indirectes variées comme les températures de brillance, ou les vitesses radiales par exemple.

L'assimilation 4D-Var permet de prendre en compte la dimension temporelle, en plus des trois coordonnées spatiales. Les observations sont assimilées sur une fenêtre temporelle plutôt qu'à un instant donné. La minimisation consiste à trouver une trajectoire du modèle qui s'ajuste au mieux aux observations. Cette méthode a l'avantage de fournir une contrainte sur les variables du modèle, qui permet de maintenir une cohérence dynamique et physique définie par le modèle lui-même. Par contre, elle est très coûteuse numériquement. Par ailleurs, elle nécessite de développer l'adjoint du modèle, y compris des paramétrisations microphysiques, ce qui peut être très complexe pour les processus fortement non linéaires.

L'assimilation 1D-Var repose sur le même principe que l'assimilation 3D-Var, mais le vecteur d'état du modèle x , tout comme le vecteur d'observation y , sont limités à une colonne atmosphérique. Cette méthode a notamment été utilisée afin

de convertir des données de précipitations en profils d'humidité et/ou de température (Marécal and Mahfouf, 2002).

4.2.2 Application aux données radar

Sun and Crook (1997) ont été parmi les premiers à tester l'assimilation des réflectivités radar avec un système 4D-Var, dans un modèle atmosphérique à échelle convective (mais ne considérant que les processus microphysiques chauds). Sur un cas de cellule convective simulée, ils ont comparé l'assimilation directe de la réflectivité avec l'assimilation du rapport de mélange en eau liquide q_r (estimé à partir d'une relation $Z - q_r$). Ils ont obtenu de moins bons résultats avec l'assimilation directe de la réflectivité, qu'ils attribuent aux approximations de linéarité faites pour dériver le tangent linéaire et l'adjoint de l'opérateur d'observation, qui simule Z à partir de q_r (par la même loi $Z - q_r$).

Des études plus récentes ont également testé l'assimilation de la réflectivité de manière indirecte, en la convertissant au préalable en rapport de mélange en eau liquide. Kawabata et al. (2011) ont assimilé des réflectivités radar de cette manière, avec un système 4D-Var, dans le modèle non hydrostatique de la Japan Meteorological Agency (JMA-NHM). Ils ont développé l'adjoint du modèle pour les processus de microphysique chaude, et ajouté l'eau liquide précipitante ainsi que l'eau nuageuse dans la variable de contrôle. Sur un cas de précipitations intenses près de Tokyo, l'assimilation de la réflectivité, permet d'améliorer la représentation de la ligne convective dans l'analyse du modèle. Cependant, le modèle ne parvient pas à maintenir la convection au delà d'une heure de prévision.

Wang et al. (2013a) ont également assimilé le contenu en eau liquide q_r (présent dans la variable de contrôle), estimé à partir de la réflectivité radar par une relation $Z - q_r$, dans un cadre 3D-Var, au sein du modèle WRF. Sur quatre cas de convection intense dans la région de Pékin, ils obtiennent une amélioration de l'analyse du modèle et des prévisions de précipitations jusqu'à 7h d'échéance, grâce à l'assimilation indirecte de la réflectivité. Wang et al. (2013b) ont ensuite adapté cette technique à un système 4D-Var, et développé l'adjoint du modèle pour les processus de microphysique chaude. Sur un cas de ligne de grain, ils obtiennent une amélioration des analyses et des prévisions par rapport au 3D-Var (Sun and Wang, 2013).

Bien que donnant des résultats prometteurs sur l'utilisation des réflectivités radar pour des modèles à échelle convective avec des systèmes 3D ou 4D-Var, une des limitations de ces études est l'utilisation de schémas microphysiques qui ne tiennent pas compte des hydrométéores glacés. Wu et al. (2000) ont testé l'assimilation des réflectivités radar, avec un système d'assimilation 4D-Var avec un modèle de nuages contenant un schéma microphysique mixte mais simplifié pour permettre de dériver son tangent linéaire et son adjoint. Z_{hh} est convertie en rapport de mélange en eau liquide, avec une loi $Z - q_r$, qui dépend du type d'hydrométéore (pluie ou grêle). Ils utilisent également Z_{dr} pour distinguer la pluie de la grêle et adapter leur loi $Z - q_r$. Leurs résultats sont mitigés. Après avoir assimilé Z_{hh} et Z_{dr} sur un cas d'orage isolé, le modèle parvient à décrire les principales caractéristiques de l'orage dans l'état initial des simulations, mais ne parvient pas à reproduire son évolution ultérieure. Leurs erreurs de prévisions sont attribuées à la simplification du schéma

microphysique utilisé, qui ne permet pas de décrire de manière réaliste les processus nuageux. L'assimilation variationnelle 4D-Var des rapports de mélange en hydrométéores estimés à partir des réflectivités radar reste donc à l'heure actuelle un défi, dès lors qu'on tient compte des processus de microphysique froide.

Une autre difficulté liée à l'assimilation variationnelle des rapports de mélange en hydrométéore, vient de la nécessité de les ajouter dans la variable de contrôle du modèle, ce qui implique de devoir spécifier la matrice des covariances d'erreurs d'ébauche associée, B . La matrice B a un impact important sur l'analyse, car elle pondère la contribution de l'ébauche par rapport aux observations. Elle propage l'information apportée par une observation ponctuelle aux points voisins, mais elle impose aussi des relations d'équilibre entre les variables de contrôle du modèle. Or l'estimation de B pour les hydrométéores est délicate. Les covariances d'erreur d'ébauche sont en général estimées à partir de statistiques des différences entre prévisions ([Bannister, 2008](#)), effectuées sur de longues périodes et moyennées spatialement, ce qui réduit très fortement la contribution des nuages et des précipitations. Le couplage des erreurs entre les différentes variables de contrôle au sein des systèmes convectifs, est alors mal représenté. [Montmerle \(2012\)](#) a testé avec succès l'utilisation de covariances d'erreur d'ébauche spécifiques dans les zones précipitantes avec le modèle AROME. [Michel et al. \(2011\)](#) ont également distingué les zones précipitantes des zones sèches, pour estimer les covariances d'erreur pour les hydrométéores, à partir d'un ensemble de prévisions à 3 km de résolution, pour deux cas de cellules convectives sur les États-Unis. Cependant, pour des raisons de coût de calcul, les avancées proposées dans ces études ne sont pas encore implémentées dans les modèles opérationnels.

Afin de limiter la difficulté de l'estimation des covariances d'erreur d'ébauche pour les hydrométéores, des techniques 1D-Var ont été appliquées à des données de précipitations estimées à partir de la réflectivité pour des modèles de grande échelle, où la convection profonde est paramétrée. [Lopez and Bauer \(2007\)](#) ont ainsi appliqué à des mesures de précipitations issues du réseau de radars américains WSR-88D, la méthode 1D-Var+4D-Var utilisée dans le modèle opérationnel du centre européen European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF), pour des taux de précipitations estimés par satellite ([Marécal and Mahfouf, 2002](#)). Les profils de température et d'humidité du modèle sont d'abord ajustés en assimilant des données de précipitations avec une méthode 1D-Var. Puis les valeurs de vapeur d'eau intégrée (total column water vapor TCWV) produites par le 1D-Var sont ensuite assimilées avec la méthode 4D-Var. Avec cette méthode, testée pour une résolution horizontale du modèle de 40 km, [Lopez and Bauer \(2007\)](#) ont obtenu une légère amélioration des prévisions de précipitations jusqu'à 12h d'échéance sur une période d'un mois.

Une autre alternative pour assimiler les réflectivités radar avec un schéma variationnel, est de créer des pseudo-observations d'humidité et ou de température à partir des réflectivités radar, puis d'assimiler ces profils de pseudo-observations en 3D-Var. Cette technique a été proposée par [Caumont et al. \(2010\)](#) pour l'assimilation des réflectivités radar dans le modèle AROME de Météo-France. Les pseudo-observations d'humidité sont créées à partir de profils verticaux de réflectivité radar grâce à une méthode d'inversion bayésienne unidimensionnelle. Un des intérêts de

cette méthode est de permettre l'utilisation de l'information sur la structure verticale des réflectivités observées, pour restituer les profils verticaux d'humidité. La méthode 1D+3DVar a été portée en opérationnel dans le modèle AROME depuis 2010, et a permis d'améliorer les prévisions de précipitations jusqu'à 6h d'échéance (Wattrelot et al., 2014). Elle est décrite plus en détail dans le chapitre suivant.

4.3 Le filtre de Kalman d'ensemble ou EnKF

4.3.1 Principe

La méthode d'assimilation séquentielle du filtre de Kalman d'ensemble (EnKF) a été proposée pour la première fois par Evensen (1994). C'est une approximation de type Monte Carlo de la technique de l'assimilation linéaire optimale, le filtre de Kalman (1960).

L'analyse optimale x_a s'exprime en fonction de l'ébauche x_b et des observations y , à l'aide d'une matrice de gain de Kalman K :

$$x_a = x_b + K(y - \mathcal{H}(x_b)) \quad (4.4)$$

avec $K = BH^T(HBH^T + R)^{-1}$

Dans la version ensembliste du filtre de Kalman, les covariances d'erreurs d'ébauche sont estimées à partir des covariances d'erreurs entre différentes prévisions issues d'un ensemble, et la moyenne de cet ensemble. L'intérêt de cette technique, est de pouvoir obtenir une matrice B dépendante de l'écoulement, mais aussi de fournir une estimation de l'incertitude sur l'analyse et la prévision. Par contre, elle nécessite un ensemble de prévisions de taille importante pour réduire le problème d'erreurs d'échantillonnage. Ce problème peut être particulièrement important pour les modèles avec convection explicite, car la taille des ensembles possibles dans la pratique est bien plus petite que le nombre de degrés de liberté du système d'assimilation. Des méthodes sont proposées pour résoudre ce problème, comme la localisation des covariances d'erreur qui permet de réduire le rayon d'influence des observations, utilisée par exemple avec la méthode LETKF (Hunt et al., 2007), ou l'association avec un schéma 3D-Var ou 4D-Var pour former des méthodes hybrides telles que EnKF-3DVar (Gao et al., 2013; Desroziers et al., 2014).

Par ailleurs, l'EnKF ne nécessite pas de calculer l'adjoint de l'opérateur d'observation, ni des paramétrisations physiques du modèle, ce qui rend possible l'assimilation d'observations indirectes avec des opérateurs d'observations complexes et non linéaires, telles que les réflectivités radar.

4.3.2 Application aux données radar

Dowell et al. (2004) ont été les premiers à appliquer la méthode EnKF pour assimiler des données radar réelles (réflectivité et vitesse radiale). À partir d'un modèle non-hydrostatique à 2 km de résolution, ils ont produit un ensemble de 50 membres en ajoutant des perturbations aléatoires à l'état initial du modèle. Sur un cas de super-cellule, ils ont pu obtenir des analyses de vitesse verticale et de

vorticité proches des valeurs restituées par analyse dual Doppler. Cependant, leur expérience ne parvient pas à bien représenter la plage d'air froid associée à l'orage, ce qu'ils attribuent aux erreurs liées à l'utilisation d'un schéma à microphysique chaude uniquement. Dans une étude plus récente, [Dowell et al. \(2011\)](#) ont assimilé des réflectivités radar à partir d'une technique EnKF, avec un modèle utilisant un schéma microphysique à 1 moment, incluant les hydrométéores glacés. Sur un cas de super-cellule, ils ont obtenu une amélioration des champs d'analyse du modèle en assimilant la réflectivité radar combinée aux vitesses radiales, par rapport à l'assimilation seule des vitesses radiales.

D'autres auteurs ([Tong and Xue, 2005](#); [Xue et al., 2010](#)) ont testé l'assimilation de réflectivités radar, dans un cadre d'OSSE (Observing System Simulation Experiment). A partir d'ensembles de taille importante (80 à 100 membres), ils assimilent des réflectivités simulées toutes les 5 minutes, au sein d'un modèle à échelle kilométrique (1.5 ou 2 km de résolution). Ils obtiennent ainsi des analyses précises des espèces microphysiques. En particulier, [Xue et al. \(2010\)](#) qui ont utilisé un schéma microphysique à deux moments, parviennent à restituer correctement les rapports de mélange et les concentrations des espèces microphysiques dans l'analyse du modèle.

Suite à l'étude de [Xue et al. \(2010\)](#), [Jung et al. \(2012\)](#) ont testé l'assimilation de données réelles de réflectivité et de vitesse radiale au sein du modèle ARPS ([Xue et al., 2003](#)), avec le même schéma microphysique à 2-moments. Ils ont également utilisé un système d'assimilation EnKF, avec un ensemble de 60 membres, et assimilé les données toutes les 5 min. Sur un cas de super-cellule tornadique, ils parviennent à restituer des variables microphysiques réalistes et en particulier, ils obtiennent des signatures de variables polarimétriques simulées très proches des observations, à partir des analyses produites par l'EnKF.

Des résultats encourageants sur les analyses produites par des expériences d'assimilation de réflectivité radar à partir de la technique l'EnKF à échelle convective, ont donc été obtenus. Cependant, toutes ces études sont faites dans un contexte de recherche, et mettent en œuvre des techniques très coûteuses numériquement (assimilation toutes les 5 minutes des réflectivités radar, très grand nombre de membres des ensembles), hors de portée avec les moyens de calcul actuels, pour des systèmes opérationnels. D'autre part, la bonne performance de ces techniques n'a été montrée pour le moment que sur les analyses des modèles, et pas sur les prévisions.

4.4 Assimilation des variables polarimétriques

Peu de travaux ont été publiés à l'heure actuelle sur l'assimilation de données radar polarimétriques, et aucun pays n'assimile ces données de manière opérationnelle.

[Jung et al. \(2008a\)](#) ont adapté le système d'assimilation fondé sur le filtre de Kalman d'ensemble de [Tong and Xue \(2005\)](#), pour inclure l'assimilation de variables polarimétriques (Z_{dr} , Z_{dp} et K_{dp}). L'assimilation de ces variables a été testée sur un cas convectif dans un cadre d'OSSE, avec le modèle ARPS, associé à un schéma microphysique à 1 moment. Les variables sont assimilées toutes les 5 min, au sein d'un ensemble de 40 membres. Les résultats montrent un impact positif sur l'analyse

du modèle, en particulier sur les vitesses verticales ainsi que sur les contenus en vapeur d'eau et en eau liquide. Parmi les trois nouvelles variables assimilées, c'est Z_{dr} qui a le plus d'impact. Cependant, comme cette expérience est réalisée à partir de données simulées, tous les problèmes liés à la qualité des données observées, au bruit de mesure des variables polarimétriques ou aux problèmes de calibration sont sous-estimés.

Li and Mecikalski (2010) ont testé l'assimilation de Z_{dr} , combinée à l'assimilation de Z_{hh} et de la vitesse radiale, dans le modèle WRF. Les données polarimétriques sont assimilées avec un système d'assimilation 3D-Var, qui inclut le rapport de mélange en eau liquide dans la variable de contrôle. Leur opérateur d'observation est adapté pour la pluie uniquement, de manière cohérente avec le schéma à microphysique chaude à 1 moment de Kessler, utilisé dans leur modèle. Le rapport de mélange en eau liquide est estimé soit à partir de Z_{hh} seul, par une loi $Z - q_r$, soit à partir d'une loi empirique qui exprime q_r en fonction de Z_{hh} et Z_{dr} . Après assimilation de q_r , estimé à partir de Z_{dr} et Z_{hh} , pour un cas de MCS, ils parviennent à améliorer la structure du système convectif dans l'analyse du modèle. La représentation du MCS semble légèrement meilleure aussi dans les prévisions à très court terme (+1h) mais de manière moins significative.

Dans une étude plus récente, Li and Mecikalski (2012) ont testé l'assimilation du contenu en eau liquide, calculé en fonction de K_{dp} et Z_{dr} , à partir d'une loi empirique proposée par Bringi and Chandrasekar (2001) pour les radars en bande C. Des expériences d'assimilation sur deux cas convectifs démontrent l'apport des variables polarimétriques pour améliorer les conditions initiales du modèle, ainsi que les prévisions de précipitations (jusqu'à +2h d'échéance). Cette étude montre notamment un impact significatif de l'assimilation de K_{dp} et Z_{dr} , sur les analyses de rapports de mélange en eau liquide et nuageuse (q_r et q_c). Cependant Li and Mecikalski (2013) ont par la suite montré une sensibilité importante des champs analysés, à l'opérateur d'observation utilisé lors du processus d'assimilation.

Bien que ces études montrent des résultats encourageants sur l'apport des variables K_{dp} et Z_{dr} pour améliorer l'analyse des systèmes orageux dans les modèles à échelle convectives, elles ne prennent pas en compte les processus microphysiques froids, alors qu'ils jouent un rôle important dans les systèmes convectifs intenses. Par ailleurs, l'impact de l'assimilation de ces variables est surtout visible sur les champs d'analyse du modèle, voire sur les prévisions mais à 1 ou 2 heures d'échéances seulement.

4.5 Synthèse

Les tentatives d'assimilation des données polarimétriques sont peu nombreuses à l'heure actuelle. Elles sont par ailleurs encore très exploratrices, et éloignées d'une utilisation dans un contexte opérationnel. Le troisième objectif de cette thèse est d'explorer l'apport de l'assimilation des données polarimétriques dans un système opérationnel, qui assimile déjà les réflectivités radar.

Nous avons vu que l'assimilation 4D-Var des réflectivités est difficile à mettre en œuvre car elle nécessite le développement d'un adjoint de la paramétrisation micro-

physique du modèle. Pour cela, le schéma microphysique doit être simplifié mais il devient alors trop simple pour représenter avec réalisme les systèmes convectifs et leur microphysique.

L'assimilation variationnelle (3D-Var ou 4D-Var) directe des réflectivités radar nécessite d'inclure dans la variable de contrôle les contenus en hydrométéores, et par conséquent d'y associer une estimation des covariances d'erreur d'ébauche, qui représente, comme on l'a vu une difficulté.

Le filtre de Kalman d'ensemble permet de s'affranchir de ces deux difficultés, mais nécessite des ensembles de taille importante, hors de portée pour les systèmes de prévision numérique à résolution kilométrique avec les moyens de calcul actuels. Des approches hybrides (EnVar) ou des méthodes de localisation des covariances sont actuellement développées pour réduire la taille nécessaire des ensembles et déboucheront probablement sur des systèmes opérationnels, tels que LETKF pour COSMO ([Schraff et al., 2016](#); [Bick et al., 2016](#)), assimilant directement les réflectivités radar dans les prochaines années.

En attendant, les méthodes d'assimilation indirecte des réflectivités radar, telles que celle utilisée dans le modèle AROME de Météo-France peuvent permettre de tirer parti de l'information tri-dimensionnelle apportée par les variables radar (réflectivité et variables polarimétriques), en cohérence avec l'assimilation des vitesses radiales. Afin de tester l'assimilation des variables polarimétriques au sein du modèle AROME, nous avons donc choisi d'étendre la technique actuelle 1D+3D-Var, décrite au [chapitre 5](#), pour ajouter les variables Z_{dr} et K_{dp} dans le vecteur d'observation. Nous détaillons précisément cette nouvelle version de la méthode 1D+3D-Var dans le [chapitre 6](#).

Chapitre 5

L’assimilation des réflectivités radar dans AROME

Sommaire

5.1	Le modèle AROME	75
5.2	L’assimilation 3D-Var dans AROME	77
5.3	Assimilation des réflectivités radar avec la méthode 1D+3D-Var	78
5.4	La configuration AROME WMed	79
5.5	Conclusion	81

Avant de détailler la méthode mise en œuvre pour l’assimilation des variables polarimétriques ([chapitre 6](#)), nous présentons dans ce chapitre le modèle AROME, et son système d’assimilation, au sein duquel nous avons testé l’assimilation des variables polarimétriques. La méthode opérationnelle d’assimilation des réflectivités radar, sur laquelle s’appuie notre méthode d’assimilation des données polarimétriques, est également présentée.

Comme les cas d’étude sélectionnés ont été choisis au sein de la première période d’observation spéciale (SOP1) de la campagne de mesures HyMeX, nous avons utilisé, pour les expériences d’assimilation, une configuration spéciale du modèle AROME, préparée pour les besoins de cette campagne HyMeX, et bien adaptée à la prévision des épisodes de précipitations méditerranéens. Les caractéristiques de cette configuration, appelée AROME WMed, sont présentées à la fin de ce chapitre.

5.1 Le modèle AROME

AROME ([Seity et al., 2011](#)) est un modèle de prévision numérique du temps à fine échelle, utilisé en opérationnel à Météo France depuis décembre 2008. C’est un modèle non-hydrostatique à aire limitée, dont le domaine AROME-France couvre la France et la partie nord du bassin méditerranéen (cf. rectangle en trait tireté

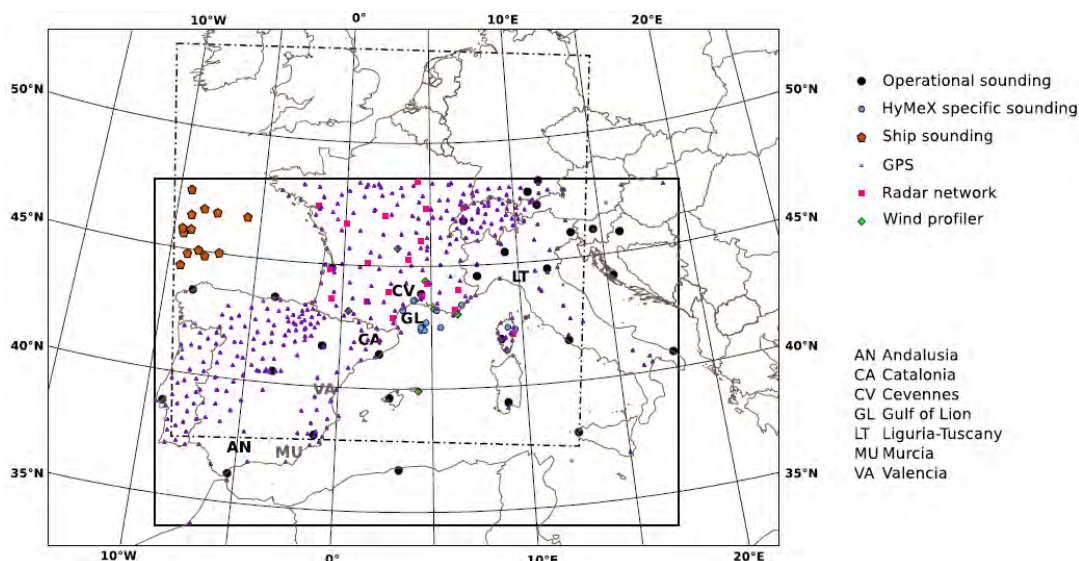


FIGURE 5.1 – Domaines AROME-France (trait tireté) et AROME-WMed (trait plein), et emplacement de différents types d’observations assimilées dans AROME-WMed. Source : [Fourrié et al. \(2015\)](#).

de la [Figure 5.1](#)). Sa résolution horizontale, initialement de 2.5 km est passée à 1.3 km depuis avril 2015, tandis que le nombre de niveaux verticaux est passé de 60 à 90, dans sa configuration opérationnelle sur le domaine « France ». Grâce à cette fine résolution, il résout la convection profonde de manière explicite, ce qui lui permet d’améliorer la description des phénomènes convectifs à fort impact, comme les épisodes méditerranéens du sud-est de la France. La convection peu profonde est paramétrée avec le schéma de [Pergaud et al. \(2009\)](#). Ce travail de thèse, initié en 2012, a été réalisé avec une configuration d’AROME à 2.5 km de résolution horizontale.

AROME est associé à un schéma microphysique à un moment, ICE3 (cf. [sous-section 2.2.1](#)). Sa partie dynamique est une adaptation pour la fine échelle du noyau dynamique non-hydrostatique d’ALADIN ([Bubnová et al., 1995](#)). Les variables pronostiques sont les deux composantes du vent horizontal, la température, l’humidité spécifique, le contenu spécifique des 5 espèces d’hydrométéores (eau nuageuse, eau liquide précipitante, glace primaire, neige et graupel), l’énergie cinétique turbulente uni-dimensionnelle selon la verticale, la divergence verticale et l’écart de la pression à l’hydrostatisme. Comme le modèle Meso-NH dans lequel une première version de l’opérateur d’observation a été implémenté (cf. [chapitre 3](#)), AROME utilise un modèle de SURFace EXternalisé (SURFEX) qui s’appuie sur une base géographique à haute résolution, permettant de bien représenter le couvert végétal, la nature des sols, les mers, les lacs, la glace et la neige, ainsi que les villes.

5.2 L'assimilation 3D-Var dans AROME

Le modèle AROME dispose de son propre système d'assimilation de données. C'est un système d'assimilation variationnelle 3D-Var ([Brousseau et al., 2011](#)) avec une formulation incrémentale, dérivée de celle du système d'assimilation variationnelle 4D-Var d'ARPEGE-IFS, et adapté à la résolution du modèle.

Le système 3D-Var d'AROME est découpé en fenêtres d'assimilation de 3h pour la version utilisée dans le cadre de cette thèse. Toutes les observations mobiles comprises entre + ou - 1h30 du centre de la fenêtre d'assimilation sont prises en compte, et on considère qu'elles ont été mesurées au centre de la fenêtre d'assimilation. Pour les observations fixes, telles que celles provenant des radars, ce sont les mesures les plus proches du centre de la fenêtre d'assimilation qui sont prises en compte. À l'intérieur de chaque fenêtre, l'état du modèle au milieu de la fenêtre d'assimilation est comparé aux observations disponibles au cours de toute cette fenêtre, pour produire une analyse. Une prévision réalisée à partir de cette analyse, servira d'ébauche au prochain cycle d'assimilation, créant ainsi de suite un cycle continu tri-dimensionnel d'assimilation des observations.

Le vecteur de contrôle du modèle AROME est composé de la vorticit   et de la divergence du vent, de la temp  rature, de l'humidit   sp  cifique et de la pression de surface. Les autres champs (  nergie cin  tique turbulente,   cart de pression, divergence verticale et hydrom  t  ores) ne sont pas mis    jour par le syst  me d'assimilation. Ils sont progressivement modifi  s par la suite au cours de l'int  gration du mod  le.

Le mod  le AROME assimile un grand nombre d'observations de natures diff  rentes. Une description pr  cise de ces observations est faite par exemple par [Martinet \(2013\)](#), et l'  valuation de leur impact dans le syst  me d'assimilation AROME 3D-Var a   t     tudi  e par [Brousseau et al. \(2014\)](#). Nous listons ci-dessous les principales observations assimil  es :

- des observations issues de stations terrestres, embarqu  es    bord de navires ou sur des bou  es fixes ou d  rivantes (mesures de pression, vent, temp  rature de surface de la mer, humidit  )
- des radiosondages mesurant des profils de temp  rature, d'humidit   et de vent, ainsi que des mesures de profileurs de vent
- des observations provenant de mesures r  alis  es par avion
- des d  lais z  nithaux mesur  s par des GPS sol
- des donn  es satellite : temp  ratures de brillance    partir des instruments ATOVS (Advanced Tiros Operational Vertical Sounder), IASI (Atmospheric Sounding Interferometer) et AIRS (Atmospheric Infrared Sounder) embarqu  s sur des satellites    orbite polaire, des images satellite de SEVIRI (Spinning Enhanced Visible and Infrared Imager) embarqu   sur le satellite g  ostationnaire MSG (Meteosat Second Generation), des mesures de vents d  duites    partir du d  placement des nuages AMVs (Atmospheric Motion Vectors) et de diffusiom  tres

- des données radar : réflectivité et vitesse radiale

5.3 Assimilation des réflectivités radar avec la méthode 1D+3D-Var

Les réflectivités radar sont assimilées de manière indirecte dans Arome, avec la méthode 1D+3D-Var de [Caumont et al. \(2010\)](#) : les réflectivités sont d'abord converties en profils d'humidité qui sont eux-même assimilés dans le système 3D-Var. Cette méthode s'appuie sur l'hypothèse sous-jacente d'un lien physique entre l'humidité et la réflectivité mesurée par radar : les zones précipitantes sont en effet associées à de fortes valeurs d'humidité, en général saturées, tandis que l'humidité est plus faible en dehors des zones de précipitations.

Les réflectivités radar sont converties en profils d'humidité, en amont du 3D-Var, à partir d'une inversion bayésienne unidimensionnelle. Le formalisme bayésien permet de restituer la colonne d'humidité la plus probable, à partir d'un profil donné de réflectivité, et d'un ensemble de couples profil d'humidité/profil de réflectivités simulées, issus du modèle, au voisinage de l'observation.

Si x représente le profil que l'on cherche à restituer, x_t représente l'état réel de l'atmosphère et y_0 l'ensemble des observations disponibles, la meilleure estimation de x sachant y_0 s'écrit ([Lorenc, 1986](#)) :

$$E(x) = \int x P(x = x_t | y = y_0) dx \quad (5.1)$$

Or, le théorème de Bayes permet d'estimer la probabilité de $x = x_t$ sachant $y = y_0$ par la formule :

$$P(x = x_t | y = y_0) = \frac{P(y = y_0 | x = x_t) P(x = x_t)}{P(y = y_0)} \quad (5.2)$$

On en déduit :

$$E(x) \propto \int x P(y = y_0 | x = x_t) P(x = x_t) dx \quad (5.3)$$

En faisant l'hypothèse que les erreurs simulées et observées sont gaussiennes, décorréliées, et de moyenne nulle :

$$P(y = y_0 | x = x_t) \propto \exp \left\{ \frac{1}{2} [y_0 - H(x)]^t R^{-1} [y_0 - H(x)] \right\} \quad (5.4)$$

Si l'on considère un nombre suffisant de profils du modèle, indexés par i , au voisinage de l'observation, et qu'on fait l'hypothèse qu'ils ont tous la même probabilité, la meilleure estimation de x s'écrit alors :

$$E(x) = \sum_i x_i \frac{W_i}{\sum_j W_j} \quad (5.5)$$

avec

$$W_i = \exp\left\{\frac{1}{2}[y_0 - H(x_i)]^t R^{-1}[y_0 - H(x_i)]\right\} \quad (5.6)$$

H est l'opérateur d'observation et R est la matrice de covariance des erreurs d'observation.

Dans la méthode 1D de [Caumont et al. \(2010\)](#), on cherche à restituer un profil d'humidité y_{po} à partir des profils verticaux de réflectivité observés y_Z , et des profils de réflectivité simulés $H_Z(x_i)$. On estime le profil d'humidité le plus probable à partir de l'équation :

$$y_{po}^U = \sum_i x_i \frac{W_i}{\sum_j W_j} \quad (5.7)$$

avec

$$W_i = \exp\left\{-\frac{1}{2}[y_Z - H_Z(x_i)]^t R_Z^{-1}[y_Z - H_Z(x_i)]\right\} \quad (5.8)$$

Les profils d'humidité restitués sont donc issus d'une combinaison linéaire des colonnes d'humidité de l'ébauche au voisinage de l'observation, avec des poids déterminés par les écarts entre réflectivité observée et simulée par l'opérateur d'observation. Plus une colonne de réflectivité est proche du profil de réflectivité observé et plus le poids affecté à la colonne d'humidité correspondante est important. La méthode de restitution 1D est illustrée sur la [Figure 5.2](#). Cette technique permet de tirer parti de la capacité du modèle à créer des profils cohérents d'humidité et de réflectivité, correspondant à la situation météorologique, mais pas nécessairement correctement positionnés dans l'ébauche.

L'assimilation des réflectivités radar avec cette méthode est opérationnelle à Météo France depuis avril 2010 ([Wattrelot et al., 2014](#)). Elle a permis d'obtenir des améliorations significatives des scores probabilistes de précipitations, jusqu'à une échéance de 6h. [Brousseau et al. \(2014\)](#) ont montré que ce type d'observations est particulièrement efficace en période pluvieuse pour contraindre les champs de vents et d'humidité spécifique en moyenne et haute troposphère pour des échelles caractéristiques inférieures à 200 km. L'assimilation des données de réflectivité en complémentarité des mesures de vitesse radiale permet également d'améliorer les prévisions de vent à différents niveaux d'altitude du modèle ([Wattrelot et al., 2014](#)).

5.4 La configuration AROME WMed

Le modèle AROME WMed ([Fourrié et al., 2015](#)) est une version spéciale du modèle AROME avec un domaine modifié, qui a été développé afin de répondre aux besoins de planification des périodes d'observations intensives des campagnes de mesure du programme HyMeX (cf. [sous-section 2.3.1](#)). Le modèle couvre une bonne partie de la Méditerranée occidentale (cf. [trait plein sur la Figure 5.1](#)). Il comprend une large portion maritime et les reliefs environnants afin de mieux simuler la partie amont des systèmes convectifs précipitants. Les résolutions horizontale et verticale de ce modèle sont identiques à celles de la version d'AROME qui était opérationnelle

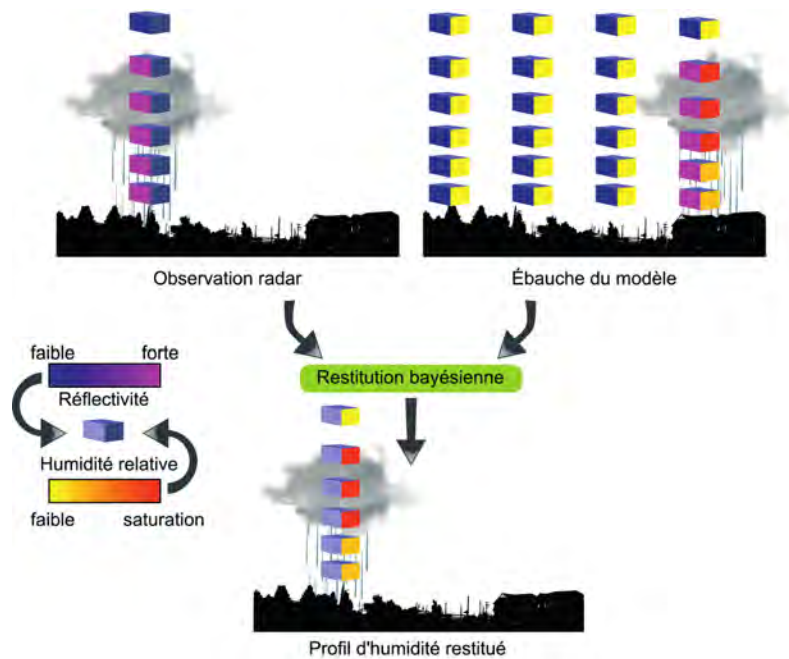


FIGURE 5.2 – Schéma issu de [Mahfouf et al. \(2013\)](#) décrivant l'étape de restitution unidimensionnelle (1D) lors de l'assimilation 1D+3D-Var des réflectivités. Chaque profil est schématisé par des boîtes alignées sur la verticale, chaque boîte représentant un niveau du modèle ou une élévation du radar. La face gauche de chaque boîte représente la valeur de réflectivité, tandis que la face droite représente la valeur d'humidité relative. L'algorithme combine les profils d'humidité du modèle (en haut à droite) en leur affectant un poids d'autant plus important que la différence entre la réflectivité simulée (en haut à droite) et observée (en haut à gauche) est faible. Ici, l'ébauche ne simule pas le nuage précipitant observé au bon endroit. L'algorithme reconnaît dans l'ébauche une colonne de réflectivité qui est proche du profil observé et crée un profil d'humidité restitué cohérent avec le profil de réflectivité observé (en bas).

jusqu'en avril 2015 (2.5 km et 60 niveaux verticaux). La dynamique et la physique d'AROME WMed sont les mêmes que celles d'AROME-France mais les statistiques des erreurs d'ébauche du modèle ont été recalculées sur le nouveau domaine, pour des conditions représentatives de cas de précipitations intenses en suivant la méthode de [Brousseau et al. \(2011\)](#). AROME-WMed est couplé au modèle global ARPEGE toutes les heures et a fourni des prévisions jusqu'à 48h d'échéance au centre des opérations de la campagne. Davantage d'observations satellitaires et de surface ont été utilisées pour les analyses du modèle afin de renforcer la couverture en données dans la partie sud du domaine. Quelques observations expérimentales comme les observations des ballons de couche limite et les radiosondages supplémentaires ont également été assimilées en temps réel (cf. [Figure 5.1](#)). Le cycle d'assimilation d'AROME-WMed est tri-horaire, avec une fenêtre d'assimilation de 3h, comme l'était la version opérationnelle d'AROME jusqu'en avril 2015.

5.5 Conclusion

Le modèle AROME assimile actuellement les réflectivités radar conjointement avec les vitesses radiales, en tirant parti de l'information tridimensionnelle apportée par ces données. Les rapports de mélange des hydrométéores n'étant pas, à l'heure actuelle, dans la variable de contrôle du modèle, à cause de la difficulté d'estimation des covariances d'erreur d'ébauche, on ne peut pas les assimiler directement. Une technique d'assimilation indirecte 1D+3D-Var a donc été développée par [Caumont et al. \(2010\)](#), pour l'assimilation de la réflectivité dans AROME. Cette méthode fonctionne en opérationnel depuis plusieurs années ([Wattrelot et al., 2014](#)), et a permis d'améliorer les prévisions de précipitations à courte échéance. Nous avons donc choisi d'étendre cette méthode, afin d'utiliser également les variables Z_{dr} et K_{dp} , pour la restitution bayésienne des profils d'humidité. Dans le chapitre suivant, nous présentons et validons l'adaptation de la méthode de restitution 1D, aux variables polarimétriques. Puis nous présentons dans le [chapitre 7](#), des expériences d'assimilation des profils d'humidité, restitués à partir des variables polarimétriques.

Chapitre 6

Restitution 1D de pseudo-observations d'humidité à partir des variables polarimétriques

Sommaire

6.1	Contrôle de qualité des observations radar	84
6.2	Restitution bayésienne 1D des profils d'humidité	88
6.3	Évaluation de la restitution bayésienne 1D	90
6.3.1	Choix des variables à intégrer dans le vecteur d'observation	90
6.3.2	Sensibilité aux paramètres $\sigma_{Z_{hh}}$ et $\sigma_{K_{dp}}$	102
6.3.3	Ajustement de l'humidité	107
6.3.4	Comparaisons statistiques des pseudo-observations de Z_{hh} , Z_{dr} et K_{dp} aux observations radar avec les méthodes Z, ZNocorr et ZK	107
6.3.5	Évaluation des pseudo-observations d'humidité à partir de données GPS	109
6.3.6	Conclusions de l'évaluation de la méthode 1D	113

Ce chapitre est consacré à la première étape de la méthode d'assimilation des observations polarimétriques radar 1D+3D-Var : la restitution bayésienne (1D) des profils de pseudo-observations d'humidité, à partir des variables polarimétriques. Nous avons vu dans le [chapitre 1](#) que les observations radar peuvent être affectées par des erreurs provenant de différentes sources, qui doivent être traitées avant l'assimilation, afin de ne pas dégrader les prévisions, en introduisant des données contaminées. D'autre part, pour l'assimilation, on compare les profils de variables polarimétriques simulées au profils observés. Il est donc important d'éliminer au

préalable, dans les observations, les données ne pouvant être reproduites par le modèle, y compris à cause des limitations de l'opérateur d'observation. Nous décrivons dans la première section de ce chapitre l'ensemble des traitements mis en place afin de contrôler la qualité des données. Puis nous décrivons dans une deuxième section la méthode de restitution 1D, adaptée aux variables polarimétriques. Dans la troisième section, on présente dans un premier temps les tests de sensibilité ayant permis de sélectionner différents paramètres de la méthode (variables à intégrer dans le vecteur d'observation, erreurs-types de ces variables) avant de valider la méthode à l'aide des observations radar et de données GPS.

6.1 Contrôle de qualité des observations radar

La première étape du contrôle de qualité consiste à éliminer les échos non météorologiques (échos d'air clair, échos de mer, échos fixes), à l'aide de l'algorithme de classification décrit dans la [sous-section 2.1.2](#). Par ailleurs, comme la qualité des données radar est dégradée avec la distance au radar, à cause de l'augmentation du niveau de bruit, et de l'élargissement du faisceau radar, les données trop éloignées (à plus de 100 km du radar) ne sont pas prises en compte pour l'assimilation. Les masques orographiques constituent également une source d'erreur, qui affecte uniquement les variables Z_{hh} et Z_{dr} . Ces variables sont donc écartées dès qu'elles sont associées à un taux de masque significatif (supérieur ou égal à 10%).

Les données polarimétriques sont également affectées par des erreurs spécifiques. Les faibles valeurs de K_{dp} et Z_{dr} sont par exemple très bruitées, comme nous l'avons montré dans le [chapitre 3](#), à partir des distributions de K_{dp} et Z_{dr} en fonction de Z_{hh} (Figure 11 de [Augros et al., 2015](#)). La forte variabilité de K_{dp} et Z_{dr} pour une valeur donnée de Z_{hh} a en effet été attribuée à la variabilité microphysique mais aussi au bruit de mesure. Les valeurs inférieures à l'écart-type mesuré sur ces données (environ 0,5 dB pour Z_{dr} et $0,2^\circ \text{ km}^{-1}$ pour K_{dp}) sont donc éliminées.

Par ailleurs, les observations de K_{dp} et Z_{dr} , peuvent être biaisées lorsque la répartition des hydrométéores n'est pas homogène au sein du faisceau radar (Non uniform Beam Filling ; [Ryzhkov, 2007](#)). Cet effet, qui se traduit aussi par une diminution de ρ_{hv} , est plus particulièrement observé à mesure qu'on s'éloigne du radar puisque la largeur du faisceau augmente. Pour s'affranchir de ces erreurs, les données de K_{dp} et Z_{dr} sont éliminées lorsqu'elles sont associées à un coefficient de corrélation ρ_{hv} inférieur à 0,92. Cette valeur a été retenue car elle permet d'assez bien délimiter la région où les biais estimés sur Z_{dr} et ϕ_{dp} (et donc K_{dp}) atteignent des valeurs significatives ($B_{Z_{dr}} > 0.3 \text{ dB}$ et $B_{\phi_{dp}} > 6^\circ$), d'après les Figures 2 et 3 de [Ryzhkov \(2007\)](#).

Les observations de K_{dp} et de Z_{dr} dans la bande brillante sont difficiles à reproduire avec l'opérateur d'observation. Les variations de phase différentielle (et donc de K_{dp}) sont en partie liées à l'atténuation par les précipitations, mais dans la bande brillante, une part importante de ses variations peut être attribuée à des effets de rétrodiffusion ([Trömel et al., 2014](#)), qui ne sont pas pris en compte par l'opérateur d'observation. Concernant Z_{dr} , bien que l'effet de la bande brillante soit simulé dans l'opérateur d'observation par l'intermédiaire de l'espèce « graupel fondant », les

comparaisons entre données simulées et observées ont montré une sous-estimation des valeurs simulées de Z_{dr} dans la bande brillante (Augros et al., 2015). Pour ces différentes raisons, les variables K_{dp} et Z_{dr} ne sont pas prises en compte pour l’assimilation dès lors qu’elles se situent dans la bande brillante (correspondant à la catégorie « Neige Fondante » de l’algorithme de classification).

Au-dessus de la bande brillante, on peut observer dans certains cas, des valeurs significatives de K_{dp} et de Z_{dr} , avec une intensité maximale aux alentours de -15°C , qui correspondraient à une croissance des cristaux de glace sous forme dendritique. Ce type d’observations a notamment été documenté par Bechini et al. (2013), qui ont observé des valeurs de K_{dp} et Z_{dr} supérieures à 2°km^{-1} et 2 dB, respectivement (en bande C). Cet effet n’est pas représenté par le schéma microphysique du modèle, qui ne différencie pas les différents types de cristaux de glace. Les valeurs simulées de K_{dp} et de Z_{dr} sont toujours proches de zéro, dès lors que la température est inférieure à -5°C , comme le montrent les distributions verticales de la Figure 12 de Augros et al. (2015). Afin d’éviter de rejeter les profils de l’ébauche avec des valeurs de Z_{dr} et K_{dp} proches de zéro au-dessus de la bande brillante, dans les situations où les observations indiquent des valeurs positives, les observations de Z_{dr} et K_{dp} situées au-dessus de la bande brillante (c’est-à-dire dès qu’elles sont dans une zone de « Neige Sèche » ou « Glace ») sont éliminées par le contrôle de qualité.

L’atténuation par les précipitations est une autre source d’erreurs, qui affecte les variables Z_{hh} et Z_{dr} . Bien que ces variables aient bénéficié d’une correction d’atténuation par la chaîne de traitements polarimétrique (cf. sous-section 2.1.2), celle-ci n’a été appliquée que dans la pluie, car l’estimation de l’atténuation est beaucoup plus incertaine dans la bande brillante et au-dessus. Comme Z_{hh} et Z_{dr} peuvent néanmoins être contaminées par des effets d’atténuation importants au niveau de la bande brillante, on a choisi d’éliminer ces données dans cette zone et au-dessus, c’est-à-dire pour les types « Neige Fondante », « Neige Sèche » et « Glace », dès lors que l’atténuation estimée dans la pluie est supérieure ou égale à 1 dB.

Nous synthétisons l’ensemble des filtres appliqués aux observations polarimétriques avant assimilation, en indiquant dans le Tableau 6.1 les différentes conditions requises sur la distance au radar, le type d’hydrométéore, le taux de masque, l’atténuation (PIA : Path Integrated Attenuation) et le coefficient de corrélation, pour les variables Z_{hh} , Z_{dr} et K_{dp} .

	Distance	Type	Masque	PIA	ρ_{hv}
Z_{hh}	< 100 km	Precip	< 10%	< 1 dB si NF, NS ou Gl	/
Z_{dr}	< 100 km	Pluie, Grêle	< 10%	/	> 0,92
K_{dp}	< 100 km	Pluie, Grêle	/	/	> 0,92

TABLE 6.1 – Synthèse des conditions requises sur la distance au radar, le type de précipitations, le taux de masque, le PIA et le coefficient de corrélation ρ_{hv} , pour les variables Z_{hh} , Z_{dr} et K_{dp} . Le type Precip rassemble tous les types d’hydrométéores : Pluie, Grêle, Neige Fondante (NF), Neige Sèche (NS) ou Glace (Gl).

Afin de permettre l’assèchement du modèle lorsque l’ébauche contient des zones

précipitantes alors qu'on n'observe pas d'échos radars, il est important d'utiliser également les informations non pluvieuses. Les pixels identifiés comme « Bruit » par l'algorithme de classification sont donc conservés. On leur affecte la valeur du signal minimum détectable, ou niveau de bruit Z_B , qui dépend de la distance au radar selon la formule suivante (Wattrelot et al., 2014) :

$$Z_B(r) = 20 \log \left(\frac{r}{r_0} \right) \quad (6.1)$$

avec r la distance du pixel au radar (km) et r_0 (km) la distance pour laquelle le niveau de bruit est nul : $Z_B(r_0) = 0$ dBZ. La distance r_0 est calculée à partir de la puissance minimale détectable P_B et de l'équation radar, qui relie la puissance du signal P (dBm) à la réflectivité Z (dBZ) :

$$Z = P - C + 20 \log(r) \quad (6.2)$$

Pour $P = P_B$, $Z = Z_B$, et $r = r_0$, $Z_B = 0$ dBZ. On en déduit :

$$\log(r_0) = \frac{C - P_B}{20} \quad (6.3)$$

où C et P_B sont des constantes, propres à chaque radar.

Par ailleurs, pour pouvoir calculer les différences entre données observées et simulées, il est nécessaire de les projeter dans la même géométrie. Sur la verticale, on a choisi de conserver la géométrie radar : les données modèles sont interpolées au niveau de chaque élévation radar. Sur le plan horizontal, on a choisi de projeter les observations radar dans la maille cartésienne du modèle, à $2,5 \times 2,5$ km. Cette projection des observations sur une grille cartésienne rend possible la synchronisation des différentes élévations radar, qui ne sont pas observées simultanément. La synchronisation est réalisée à l'aide d'un champ d'advection, calculé pour chaque radar à partir des images successives de composite de réflectivité (Tabary, 2007). Par ailleurs, la projection cartésienne des observations radar, qui ont une résolution horizontale (0.5° , 240 m) beaucoup plus fine que celle du modèle, permet de lisser ces données et de leur donner une dynamique plus proche de celle obtenue avec les variables simulées par le modèle. Ce lissage permet aussi de réduire le bruit de mesure.

L'effet du contrôle de qualité sur les variables polarimétriques est illustré sur la Figure 6.1. Les variables Z_{hh} , Z_{dr} et K_{dp} sont représentées brutes (à gauche) et en sortie du contrôle de qualité (à droite), pour le radar de Nîmes le 24/09/2012 à 03 UTC (élévation 1.8°). On montre également la différence de phase ϕ_{dp} et le type d'hydrométéores estimé à partir de l'algorithme de classification, qui interviennent dans les traitements. Après le contrôle qualité, la couverture des données de K_{dp} et Z_{dr} est particulièrement réduite. Un contrôle de qualité strict est préféré plutôt que d'assimiler des données entachées d'erreurs, qui pourraient considérablement dégrader les prévisions par la suite.

Outre la suppression des pixels de faibles valeurs, cet exemple illustre l'élimination des pixels situés dans la bande brillante et au-dessus (au nord-nord-est du système précipitant ici). La couverture des données de Z_{hh} est plus importante, notamment parce qu'on conserve les pixels non pluvieux, classifiés « Bruit » par l'algorithme de classification (en violet sur l'image de Z_{hh} de la Figure 6.1).

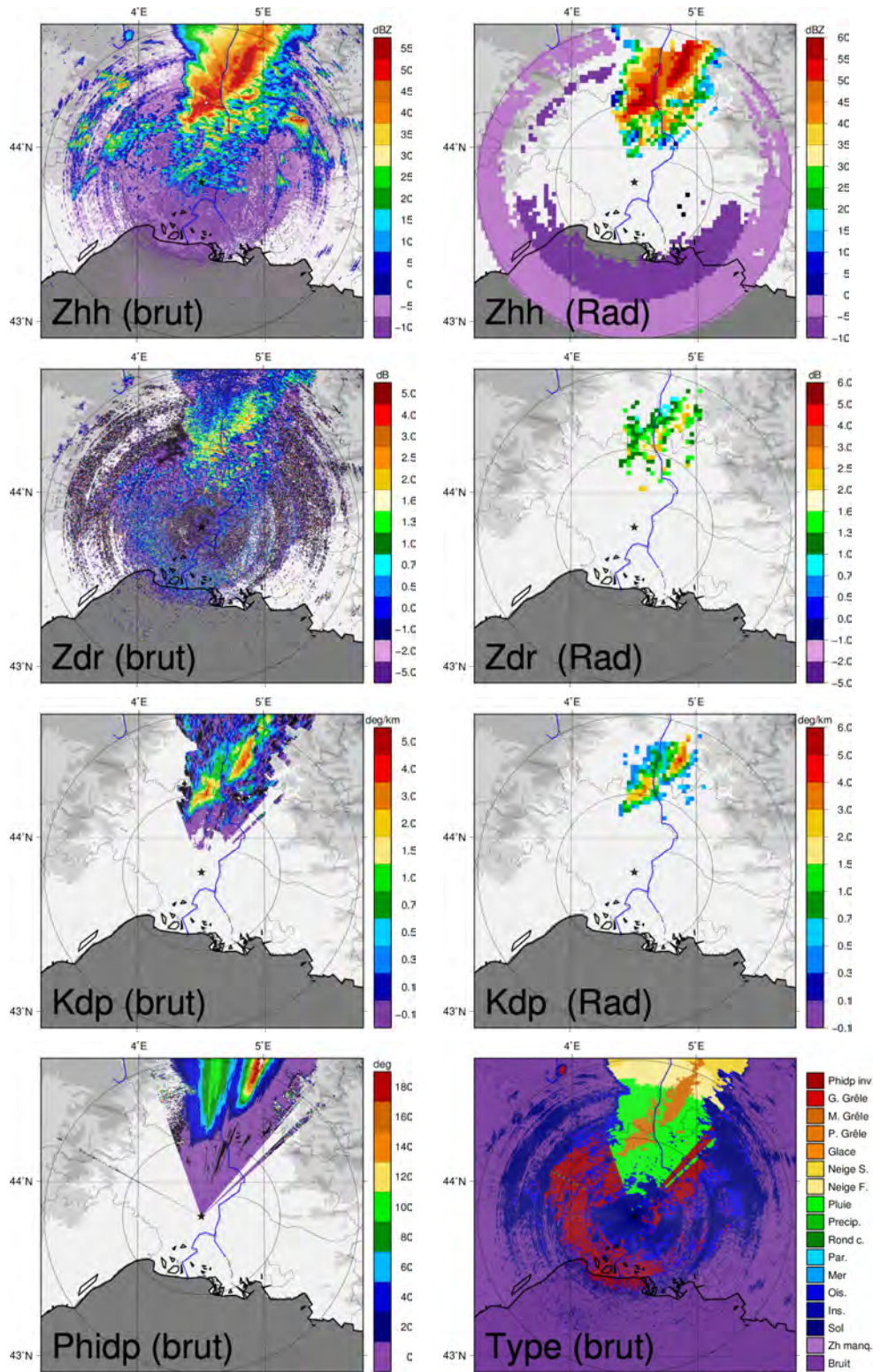


FIGURE 6.1 – Z_{hh} (dBZ), Z_{dr} (dB) et K_{dp} ($^{\circ} \text{ km}^{-1}$) brutes (à gauche) et en sortie du contrôle de qualité (à droite), pour le radar de Nîmes le 24/09/2012 à 03 UTC (élévation 1.8°). Dernière ligne : ϕ_{dp} ($^{\circ}$) et type d'hydrométeore, estimé à partir de l'algorithme de classification.

6.2 Restitution bayésienne 1D des profils d'humidité

Le principe de la méthode de restitution des profils d'humidité est le même que celui développé par [Caumont et al. \(2010\)](#) pour l'assimilation des réflectivités radar (décrite dans la [section 5.3](#)), mais on prend en compte les profils de K_{dp} et Z_{dr} en plus de Z_{hh} , dans le vecteur d'observation.

Une étape essentielle de la méthode de restitution 1D est le calcul des écarts entre les observations radars et leur équivalent modèle. Il est donc nécessaire, au préalable, de simuler les variables polarimétriques à partir des champs du modèle. Pour cela, on utilise la partie 0-D de l'opérateur d'observation polarimétrique, décrit dans l'article [Augros et al. \(2015\)](#), présenté dans le chapitre 3. En chaque point de la grille du modèle, les variables Z_{hh} , Z_{dr} et K_{dp} sont estimées à partir des coefficients de diffusion pour chaque espèce d'hydrométéore (pluie, neige, graupel et glace primaire), obtenus par des simulations T-matrice, qui prennent en entrée les variables du modèle (température et contenus en hydrométéores). Les contributions des différents hydrométéores sont additionnées, puis les variables sont interpolées sur la verticale au niveau de chaque élévation radar, en prenant en compte l'élargissement du faisceau radar sur la verticale ([Caumont, 2007](#)).

À partir du calcul des écarts entre les variables polarimétriques observées, et les variables simulées par le modèle, pour différentes colonnes voisines du profil observé, on estime la colonne d'humidité la plus probable y_{po}^U , aussi appelée « pseudo-observation (PO) » avec la formule suivante :

$$y_{po}^U = \sum_i x_i^U \frac{W_i}{\sum_j W_j} \quad (6.4)$$

où x_i^U désigne une des colonnes d'humidité du modèle au voisinage de l'observation,

et W_i est le poids attribué à la colonne i , en fonction des écarts entre les variables polarimétriques observées y_{var} (var désigne Z_{hh} , K_{dp} ou Z_{dr}), et leur équivalent modèle au niveau de cette colonne $H_{var}(x_i)$:

$$W_i = \exp\left(-\frac{1}{2} J_{po}(x_i)\right) \quad (6.5)$$

avec

$$J_{po}(x_i) = \frac{1}{n_{var}} \sum_{var} [y_{var} - H_{var}(x_i)]^t R_{var}^{-1} [y_{var} - H_{var}(x_i)] \quad (6.6)$$

où H_{var} est l'opérateur d'observation pour la variable var ,

et R_{var} est la matrice de covariance d'erreur d'observation de la variable var .

Par simplicité, la matrice R_{var} est supposée diagonale, avec un terme unique, égal à $n \times \sigma_{var}^2$, où n correspond au nombre d'observations prises en compte au sein du profil vertical, et σ_{var}^2 est la variance de l'erreur d'observation de la variable

var. La multiplication de l'erreur d'observation par n permet de donner le même poids à des colonnes modèle identiques, indépendamment du nombre d'élévations prises en compte pour la restitution. De manière similaire, la somme des écarts entre variables simulées et observées est divisée par le nombre de variables prises en compte n_{var} , afin d'obtenir des poids équivalents indépendamment du nombre de variables utilisées pour la restitution.

La méthode de restitution bayésienne n'est appliquée que si l'on dispose de données radar valides à deux élévations différentes au moins, et seulement si les réflectivités radar ou modèle sont supérieures au niveau du bruit. Dans ce cas, on restitue des pseudo-observations d'humidité uniquement aux niveaux du modèle situés entre l'élévation radar disponible la plus basse, et l'élévation radar disponible la plus haute de la colonne.

Dans le but de réaliser des diagnostics, cette méthode de restitution des profils d'humidité peut également être appliquée à toutes les autres variables du modèle, ainsi qu'aux variables polarimétriques simulées. On obtient alors des profils de pseudo-observations de variables polarimétriques, par combinaison linéaire des colonnes de variables polarimétriques simulées, en utilisant les poids de la restitution bayésienne (cf. [Wattrelot et al., 2014](#)). Les pseudo-observations de variables polarimétriques sont utiles pour évaluer la restitution bayésienne par rapport aux observations radar (cf. [section 6.3](#)). Pour obtenir, par exemple, une pseudo-observation de la variable K_{dp} , il suffit de remplacer y_{po}^U par y_{po}^{Kdp} , et x_i^U par $H_{Kdp}(x_i)$ dans l'Équation 6.4 :

$$y_{po}^{Kdp} = \sum_i H_{Kdp}(x_i) \frac{W_i}{\sum_j W_j} \quad (6.7)$$

La qualité de la restitution bayésienne est conditionnée par la présence d'une colonne modèle, au voisinage de l'observation, comportant des valeurs de variables polarimétriques proches des valeurs observées. La taille du voisinage nécessaire autour du point d'observation radar doit donc être liée à l'erreur typique de localisation du modèle. Après quelques tests de sensibilité, un voisinage de 100 km de part et d'autre du profil observé a été retenu. C'est la valeur utilisée également par [Wattrelot et al. \(2014\)](#). Outre la taille du voisinage, le nombre de profils pris en compte au sein de ce voisinage a une influence sur la qualité de la restitution. Lorsque la variabilité des systèmes précipitants est forte au sein du voisinage (ce qui est particulièrement vrai pour les situations convectives), il est judicieux de prendre en compte un nombre important de profils de l'ébauche, afin d'augmenter les chances de sélectionner des colonnes du modèle proches du profil observé. Cependant, la prise en compte de tous les profils au sein du voisinage est très coûteuse numériquement. Dans le cadre de cette thèse, nous avons choisi d'en utiliser un sur quatre, ce qui correspond à environ 1680 profils (pour un profil observé). Cette valeur est largement supérieure au nombre de profils utilisés en opérationnel pour l'assimilation de la réflectivité (80).

6.3 Évaluation de la restitution bayésienne 1D

Cette section est consacrée à l'évaluation de la méthode de restitution bayésienne. Dans un premier temps, on évalue différentes options de la restitution bayésienne, afin de sélectionner les variables les plus pertinentes à assimiler. On analyse ensuite la sensibilité de la méthode de restitution aux écarts-types des erreurs d'observation, pour déterminer leurs valeurs optimales. Les méthodes de restitution sélectionnées pour l'assimilation sont ensuite évaluées de manière statistique, pour les deux cas étudiés.

6.3.1 Choix des variables à intégrer dans le vecteur d'observation

6.3.1.1 Méthode d'évaluation des différentes options

La méthode de restitution bayésienne des profils d'humidité peut être appliquée en utilisant uniquement la réflectivité, ou en ajoutant d'autres variables dans le vecteur d'observation, telles que K_{dp} et/ou Z_{dr} . Afin de déterminer la manière optimale d'utiliser les variables polarimétriques pour restituer les profils d'humidité, on teste l'utilisation de différentes combinaisons de ces variables, à un instant donné.

On compare les options suivantes de la restitution bayésienne :

- **Z** : restitution à partir de Z_{hh} seulement
- **ZNocorr** : restitution à partir de Z_{hh} seulement, mais non corrigée de l'atténuation (dans la version opérationnelle de l'assimilation des réflectivités radar, Z_{hh} n'est pas corrigée de l'atténuation)
- **ZZK** : restitution en utilisant simultanément les 3 variables Z_{hh} , Z_{dr} et K_{dp} , lorsqu'elles sont disponibles. Si l'une des variables a été éliminée par le contrôle qualité, les deux autres seulement sont utilisées.
- **ZK** : restitution à partir de K_{dp} seulement, sauf si K_{dp} n'est pas disponible. Dans ce cas, on utilise Z_{hh} corrigée de l'atténuation.
- **ZZ** : restitution à partir de Z_{dr} seulement, sauf si Z_{dr} n'est pas disponible. Dans ce cas, on utilise Z_{hh} corrigée de l'atténuation.

L'évaluation de ces différentes méthodes est effectuée à partir des données du radar bande S de Nîmes à 03 UTC, le 24/09/2012, car à cet instant, la ligne convective échantillonnée est particulièrement intense. Elle contient des valeurs de Z_{hh} et K_{dp} supérieures, respectivement, à 55 dBZ et à 3° km^{-1} , ainsi que des valeurs de rotation de phase différentielle ϕ_{dp} supérieures à 180° (cf. [Figure 6.1](#)). Or, on s'attend à un impact des variables polarimétriques sur la restitution des profils d'humidité justement lorsque leurs valeurs sont significatives. Par ailleurs, la variable polarimétrique K_{dp} est particulièrement intéressante par rapport à Z_{hh} dans ce type de situation, car elle n'est pas contaminée par l'atténuation, contrairement à Z_{hh} . On s'attendrait à un impact encore plus marqué des variables polarimétriques avec un radar

en bande X, particulièrement affecté par les problèmes d'atténuation. Mais comme le radar en bande X utilisé (Mont Maurel) est en altitude (1780 m), la majeure partie des données échantillonnées au cours de nos deux cas d'étude, et notamment les valeurs de K_{dp} les plus fortes, se trouvent au-dessus de l'isotherme 0°C, et sont éliminées en amont, par le contrôle qualité. Elle ne peuvent donc pas être utilisées pour la restitution des profils d'humidité.

Pour illustrer les différences entre les options de la méthode de restitution, on compare dans un premier temps les pseudo-observations de variables polarimétriques au niveau d'un angle d'élévation aux observations radar, puis on analyse les écarts entre variables restituées et simulées à partir de scores (RMSE) qui prennent en compte l'ensemble des élévations observées. Dans un deuxième temps, on examine l'impact des différentes options de la restitution sur les champs d'humidité, à différents niveaux d'altitude, ainsi que sur le contenu en vapeur d'eau intégré IWV obtenu à partir de l'intégration entre le sol et le sommet de l'atmosphère, de l'humidité spécifique q_v , avec la formule suivante :

$$IWV = -\frac{1}{g} \int_{P_{sol}}^{P_{top}} q_v(P) \times dP \quad (6.8)$$

avec $g = 9.80665 \text{ m s}^{-2}$, accélération de la pesanteur, P_{sol} et P_{top} les valeurs de pression (en Pa) au niveau du sol et du sommet de l'atmosphère, et $q_v(P)$ l'humidité spécifique au niveau pression P (en kg de vapeur d'eau/kg d'air humide). L'IWV s'exprime en kg m^{-2} . Pour calculer l'IWV à partir des pseudo-observations d'humidité, on a besoin des valeurs d'humidité sur toute la colonne d'atmosphère. Or les pseudo-observations d'humidité ne sont restituées que pour les altitudes comprises entre celles des élévations min et max du radar. On complète donc la colonne avec les valeurs d'humidité de l'ébauche du modèle, aux niveaux pressions pour lesquels on ne dispose pas de pseudo-observations d'humidité.

Sur la [Figure 6.2](#), on montre les données à partir desquelles sont effectuées les restitutions des profils d'humidité : les variables radar (Z_{hh} , Z_{dr} et K_{dp}) observées (en haut) et les variables simulées à partir de l'ébauche (en bas), pour l'élévation 1.8°. Les données modèle proviennent d'une prévision +3h du modèle AROME WMed, pour laquelle les réflectivités radar ne sont pas assimilées. Le modèle reproduit la ligne convective mais son intensité est beaucoup plus faible et sa position est décalée vers le nord-ouest. Les régions de fort K_{dp} au sein de la ligne convective sont très sous-estimées par le modèle, qui donne des valeurs maximales inférieures à $1.5^\circ \text{ km}^{-1}$, alors que le radar mesure des valeurs supérieures à 3° km^{-1} . Pour illustrer le principe de la restitution bayésienne, on a également représenté en bas de la [Figure 6.2](#), le champ d'humidité relative (%) du modèle (Mod) et le champ produit par la restitution bayésienne avec la méthode ZK, au niveau modèle 32, qui correspond à une altitude d'environ 3300 m, et à une température d'environ 2°C. Cet exemple illustre très bien le bon fonctionnement de la méthode de restitution bayésienne, qui à partir d'une analyse 1D, permet de déplacer les structures convectives du modèle au niveau de l'observation et de restituer ainsi des champs d'humidité cohérents spatialement, et bien plus en accord avec les observations.

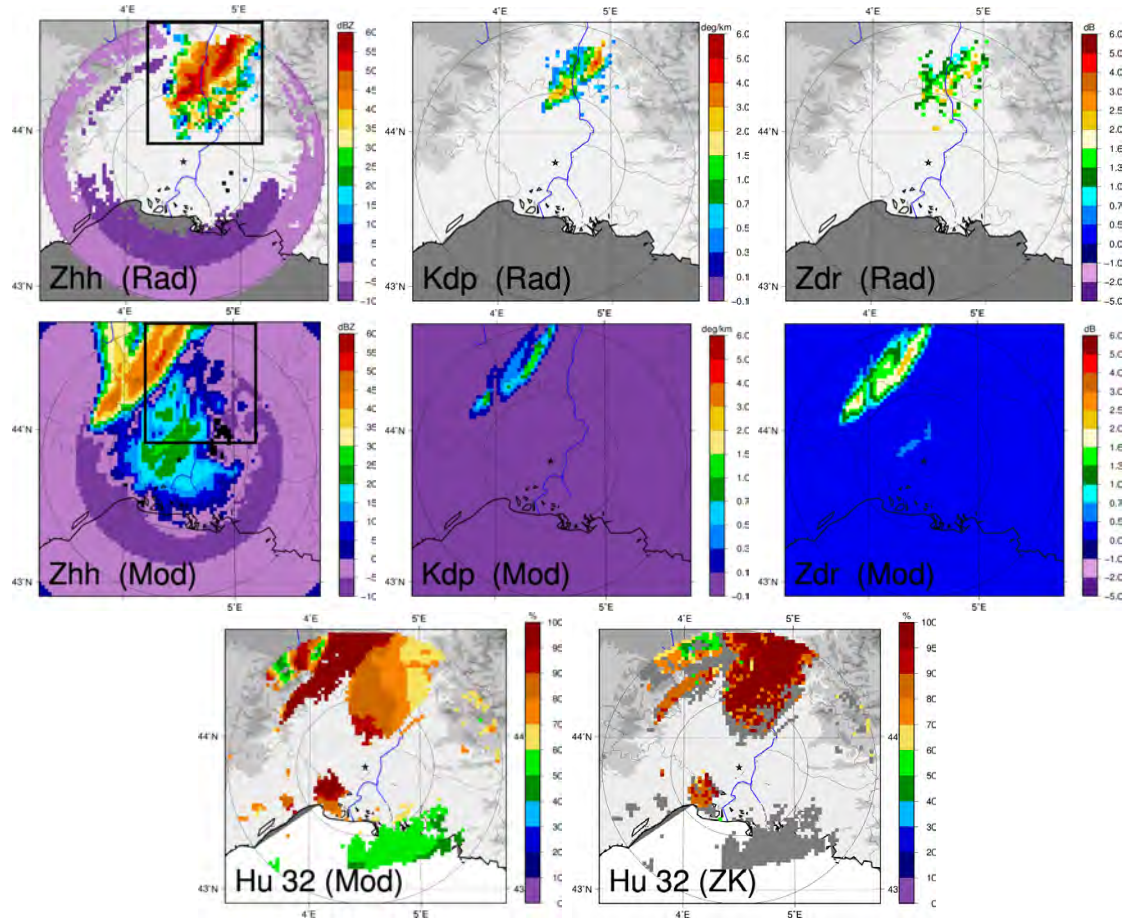


FIGURE 6.2 – Observations de Z_{hh} (dBZ), K_{dp} ($^{\circ} \text{ km}^{-1}$) et Z_{dr} (dB) par le radar de Nîmes à 03 UTC le 24/09/2012 à l'élévation 1.8° (1^{re} ligne), et variables simulées correspondantes (2^{me} ligne). Champ d'humidité relative (%) du modèle (Mod) et pseudo-observation restituée par la méthode ZK, au niveau 32 (altitude $\simeq 3300$ m, $T \simeq 2^{\circ} \text{ C}$) : 3^{me} ligne. Sur l'image de pseudo-observation, les pixels en gris foncé correspondent aux zones où la méthode de restitution ne produit pas de pseudo-observation, à ce niveau d'altitude. Sur chaque image, les cercles indiquent des distances de 50 et 100 km par rapport au radar. Le relief est indiqué par niveaux de gris (tous les 500 m d'altitude). Sur les images de Z_{hh} , le rectangle noir représente le domaine réduit (environ 80×80 km) sur lequel les différentes méthodes sont évaluées par la suite.

6.3.1.2 Comparaison des pseudo-observations de Z_{hh} , Z_{dr} et K_{dp} produites par les différentes méthodes

On analyse ici l'impact des différentes options de la restitution bayésienne sur les pseudo-observations de Z_{hh} , Z_{dr} et K_{dp} . Sur la [Figure 6.3](#), on a représenté, sur un domaine resserré autour de la ligne convective (cf. rectangle noir sur la [Figure 6.2](#)), les variables Z_{hh} , Z_{dr} et K_{dp} , observées à l'élévation $1,8^\circ$ (1^{re} ligne), et les pseudo-observations correspondantes, avec les options Z, ZNocorr, ZZK, ZK et ZZ (2^e à 6^e ligne, respectivement). On observe en moyenne une bonne cohérence entre les pseudo-observations et les observations. Le système convectif est correctement positionné dans les pseudo-observations, et les valeurs restituées sont du même ordre de grandeur que les valeurs observées, avec néanmoins une sous-estimation des valeurs maximales pour Z_{hh} et K_{dp} , car ces valeurs ne sont pas reproduites par l'ébauche.

Si l'on examine l'impact de la correction d'atténuation, en comparant les méthodes de restitution Z et ZNocorr (2^{me} et 3^{me} lignes de la [Figure 6.3](#)), on remarque que les pseudo-observations restituées sont plus faibles avec ZNocorr qu'avec Z : le nombre de pixels de Z_{hh} supérieurs à 50 dBZ (en rouge) est légèrement réduit, ainsi que l'étendue de la zone entre 35 et 40 dBZ (pixels jaunes foncé sur la bordure nord-nord-ouest de la ligne convective). Comme les réflectivités utilisées avec la méthode ZNocorr n'ont pas été corrigées de l'atténuation, elles sont plus faibles dans les zones fortement atténuées, et entraînent par conséquent, des pseudo-observations de réflectivité plus faibles.

Lorsqu'on utilise simultanément les trois variables (ZZK : 4^{me} ligne) pour la restitution, on observe très peu de différences par rapport à la méthode Z qui utilise uniquement la réflectivité. Les différences sont plus visibles avec la méthode ZK (5^{me} ligne), qui permet de restituer des valeurs de Z_{hh} et K_{dp} plus fortes (et plus proches des observations), au cœur des cellules convectives, au niveau de l'élévation $1,8^\circ$: le nombre de pixels de Z_{hh} supérieurs à 50 dBZ (en rouge) est plus important qu'avec la méthode Z (2^{me} ligne), ainsi que le nombre de pixels de K_{dp} supérieurs à 2° km^{-1} (en jaune).

Ces fortes valeurs de réflectivité, plus proches des observations avec la méthode ZK qu'avec la méthode Z, au niveau de l'élévation $1,8^\circ$, sont néanmoins compensées par des valeurs plus éloignées des observations en altitude (il y a en effet un seul poids W_i par colonne, qui prend en compte les écarts entre valeurs simulées et observées à tous les niveaux disponibles). Pour l'illustrer, on représente sur la [Figure 6.4](#), les observations (1^{re} ligne) et pseudo-observations (2^{me} et 3^{me} lignes) des méthodes Z et ZK, à l'élévation 5° . Les valeurs de Z_{hh} restituées par la méthode Z sont plus fortes et plus proches des observations, à cette élévation, au niveau du cœur de la cellule convective. En revanche, bien qu'on observe quelques valeurs de K_{dp} et Z_{dr} significatives dans la cellule convective à cette élévation, qui indiquent probablement la présence de grêle fondante¹, le modèle ne parvient pas à représenter ces valeurs élevées de Z_{dr} et K_{dp} . Les restitutions de Z_{dr} et K_{dp} sont nulles à l'élévation 5° , quelle

1. Les données de K_{dp} et Z_{dr} , situées au niveau de la cellule convective à l'élévation 5° sont au-dessus de l'isotherme 0° . Elles auraient été éliminées en amont par le contrôle de qualité si elles avaient été classées comme neige mouillée, neige sèche ou cristaux de glace. Mais elles ont ici été identifiées comme grêle par l'algorithme de classification, et n'ont donc pas été éliminées.

que soit la méthode de restitution. Avec la méthode ZK (qui utilise uniquement la variable K_{dp} , quand ses valeurs sont significatives), ce sont les valeurs simulées en basses couches qui sont déterminantes pour le choix de la colonne modèle la plus proche. La méthode ZK permet donc ici de restituer des valeurs de K_{dp} et de Z_{hh} plus élevées et plus proches des observations en basses couches, mais au détriment des valeurs de réflectivité en altitude. Cet exemple montre aussi qu'aucune des colonnes modèles ne permet de restituer des valeurs fortes et proches de observations à la fois en basses couches et en altitude. C'est une des limitations de la méthode de restitution, qui ne peut restituer que des combinaisons de ce que le modèle a été capable de produire dans les environs de l'observation.

La méthode ZZ (5^{me} ligne de la [Figure 6.3](#)) est celle qui restitue les pseudo-observations les plus éloignées des observations. Les valeurs restituées de Z_{hh} et K_{dp} sont notamment largement sous-estimées. Les pseudo-observations de Z_{dr} , qui devraient par construction se rapprocher plus des observations avec la méthode ZZ ont des valeurs assez éloignées des observations aussi. Ceci signifie qu'aucune des colonnes du modèle, au voisinage de l'observation, ne permet de bien représenter la structure verticale de Z_{dr} , et restituer des valeurs assez proches des observations à tous les niveaux.

Si l'on examine en détail les observations de Z_{hh} , K_{dp} et Z_{dr} (1^{re} ligne de la [Figure 6.3](#)), on remarque que les champs de Z_{hh} et K_{dp} ont des structures assez cohérentes, avec des noyaux de fortes valeurs colocalisés. Les données de Z_{dr} sont beaucoup plus bruitées, et les valeurs les plus fortes sont légèrement décalées au sud-est des valeurs maximales de Z_{hh} et K_{dp} . Ces fortes valeurs de Z_{dr} en bordure du système convectif indiquent la présence de grosses gouttes d'eau liquide, probablement liées à de fortes ascendances à l'avant du système. Cet exemple met clairement en évidence le fait que dans la convection, la distribution des tailles de gouttes ne dépend pas que du contenu en eau liquide : Z_{hh} , Z_{dr} et K_{dp} peuvent avoir des variations différentes au sein de l'orage. Or, comme le modèle est associé à un schéma microphysique à un moment, les variations des champs simulés de Z_{hh} , Z_{dr} et K_{dp} ne dépendent justement que du contenu en eau liquide (en dessous de l'isotherme 0°C), et ces trois variables sont en quelque sorte équivalentes. Le modèle n'est donc pas capable de représenter les zones de forts Z_{dr} associées à des valeurs de Z_{hh} et K_{dp} modérées. L'utilisation de la variable Z_{dr} dans les zones où la concentration en nombre varie risque donc de dégrader les restitutions de Z_{hh} et de K_{dp} , et les pseudo-observations d'humidité relative. Ces observations rejoignent les conclusions de l'étude de [Kumjian and Ryzhkov \(2012\)](#), qui montrent à partir de données simulées que la relation Z_{hh} - Z_{dr} peut être très éloignée de celle simulée à partir d'un schéma microphysique à un moment, en présence de sédimentation différentielle (« size sorting » en anglais).

Pour effectuer une évaluation globale des différentes méthodes, on a calculé des scores de comparaison des observations et des pseudo-observations, pour l'ensemble des données restituées au niveau du domaine des images de la [Figure 6.3](#), et pour toutes les élévations. Sur la [Figure 6.5](#), on montre le RMSE calculé entre les pseudo-observations et les observations de Z_{hh} , Z_{dr} et K_{dp} (1^{re} à 3^{me} ligne). Pour la variable Z_{hh} , on observe peu de variations entre les méthodes Z, ZNocorr et ZZK, qui donnent

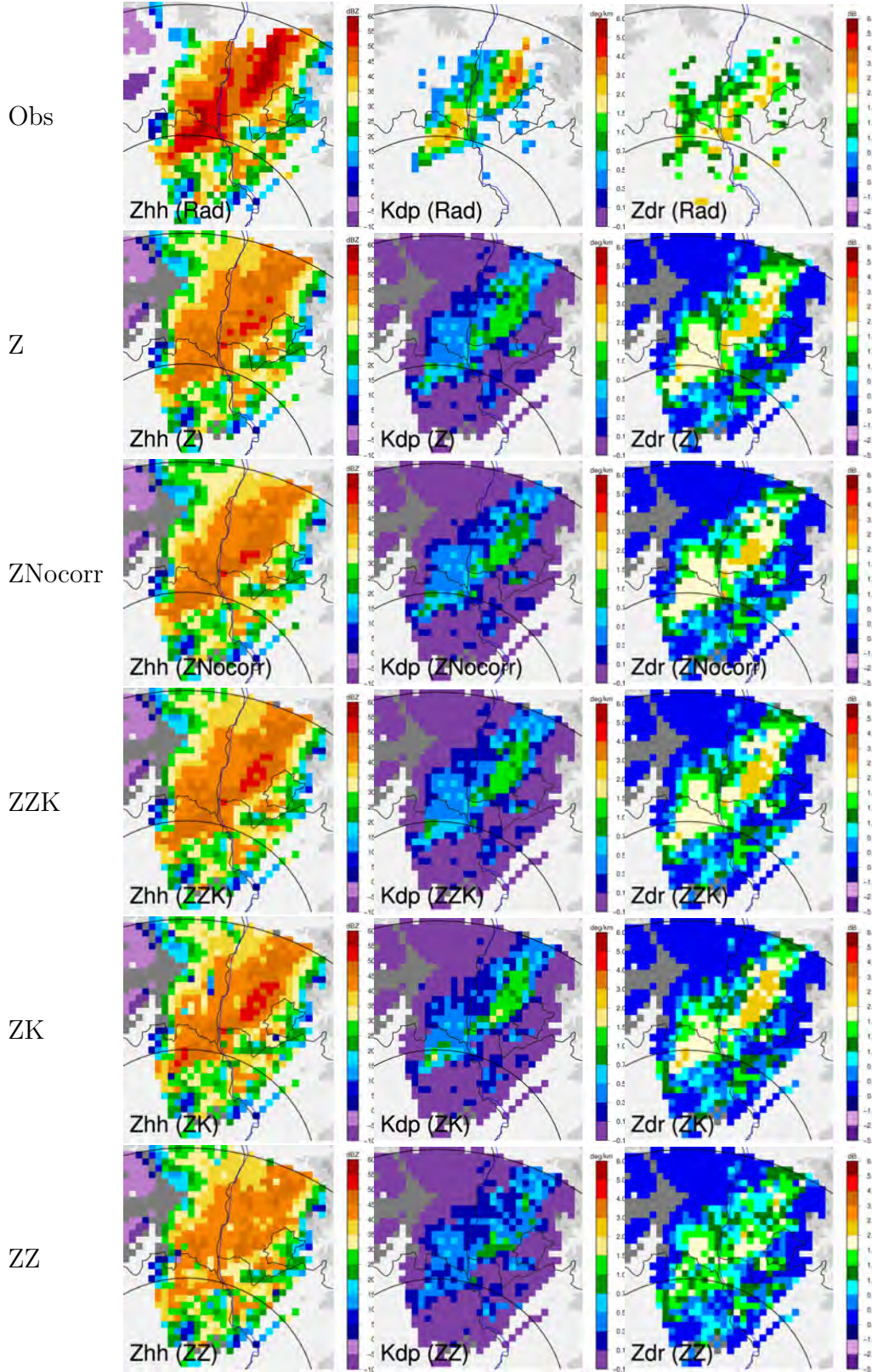


FIGURE 6.3 – Observations de Z_{hh} (dBZ), K_{dp} ($^{\circ} \text{ km}^{-1}$) et Z_{dr} (dB) par le radar de Nîmes à 03 UTC le 24/09/2012 à l'élévation $1,8^{\circ}$ (1^{re} ligne), et pseudo-observations correspondantes, avec les méthodes (lignes 2 à 6) : Z, ZNocorr, ZZK, ZK, et ZZ. $\sigma_{Z_{hh}} = 1 \text{ dB}$, $\sigma_{K_{dp}} = 0,2 \text{ }^{\circ} \text{ km}^{-1}$, $\sigma_{Z_{dr}} = 0,3 \text{ dB}$, $W_{min} = 10^{-50}$.

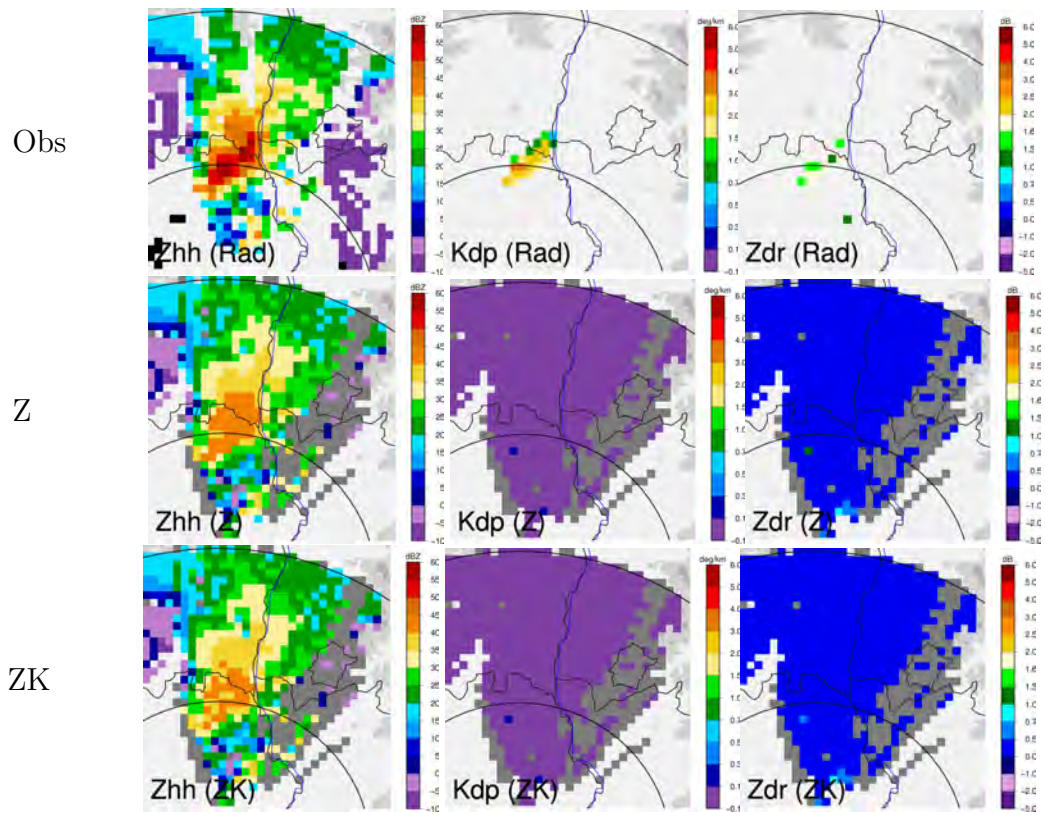


FIGURE 6.4 – Idem [Figure 6.3](#) mais à l'élévation 5°, et seulement pour les méthodes Z (2^{me} ligne) et ZK (3^{me} ligne).

toutes les RMSE les plus faibles. Les faibles différences obtenues entre les scores pour les méthodes ZNocorr et Z, sont liées à la faible proportion de pixels avec de fortes atténuations sur l'ensemble du domaine. La méthode ZZK donne des RMSE très proches de ceux obtenus avec la méthode Z, car elle donne également un poids plus fort aux colonnes du modèle ayant une réflectivité proche des observations. Les RMSE sont moins bons avec les méthodes ZK et ZZ, parce qu'elles donnent plus de poids aux colonnes proches de K_{dp} (pour la méthode ZK) et de Z_{dr} (pour la méthode ZZ) et non pas proches de Z_{hh} . Le RMSE est particulièrement plus élevé avec la méthode ZK : bien que les réflectivités restituées soient plus proches des observations avec ZK en basses couches, au niveau de la partie la plus intense de la cellule, comme on l'a montré pour l'élévation 1.8° sur la [Figure 6.3](#), les pseudo-observations de Z_{hh} sont en moyenne beaucoup plus éloignées des observations de Z_{hh} avec ZK qu'avec Z. Pour la variable Z_{dr} , les variations de RMSE entre les différentes méthodes sont très peu marquées. Et pour K_{dp} , c'est la méthode ZK qui donne le RMSE le plus faible, puisqu'on donne plus de poids aux colonnes dont les valeurs simulées s'approchent de la valeur de K_{dp} observé. La méthode ZZ donne les moins bonnes restitutions de K_{dp} .

Ces scores mettent bien en évidence le fait que les pseudo-observations restituées se rapprochent plus, en général, des variables utilisées dans la méthode de restitution. Par ailleurs, ils confirment le fait que la méthode ZZ donne des restitutions éloignées des observations à la fois pour K_{dp} et pour Z_{hh} .

6.3.1.3 Comparaison des pseudo-observations d'humidité produites par les différentes méthodes

On analyse, dans cette section, l'impact des différentes options de la restitution bayésienne, sur les écarts des champs d'humidité et d'IWV restitués, par rapport aux champs de l'ébauche ([Figure 6.6](#)). Les méthodes Z, ZNocorr, ZZK, ZK, et ZZ permettent globalement d'humidifier la région où se trouve le système convectif, comme le montrent les incréments positifs d'IWV (colonne de droite), qui atteignent plus de 6 kg m^{-2} (en orange) sur le quart nord-est du domaine. À l'inverse, elles permettent d'assécher la zone où le modèle positionne à tort le système convectif, au nord-ouest du domaine, avec des incréments négatifs atteignant -6 kg m^{-2} . On observe bien aussi l'humidification de la région du système convectif au niveau modèle 32 (vers 3300 m d'altitude), avec des incréments supérieurs à 60% d'humidité. En revanche, les humidités produites par la restitution bayésienne à une altitude plus basse (niveau modèle 41, vers 1500 m d'altitude), sont en moyenne légèrement plus faibles que celles de l'ébauche, même au niveau du système convectif. L'ébauche était en effet déjà saturée à basse altitude, au niveau de la zone où se trouve le système convectif observé, comme illustré par exemple sur l'image en haut à gauche de la [Figure 6.6](#), pour le niveau 41, tandis que les valeurs d'humidité de certaines des colonnes modèle à partir desquelles le système convectif est restitué, n'étaient pas saturées à basse altitude (valeurs entre 70 et 90%, en orange, au nord-ouest du domaine sur l'image en haut à gauche de la [Figure 6.6](#)).

Lorsqu'on compare les différentes options de la restitution, on remarque qu'à basse altitude (vers 1500 m, au niveau 41), seules les méthodes ZZK et ZK (4^{me} et

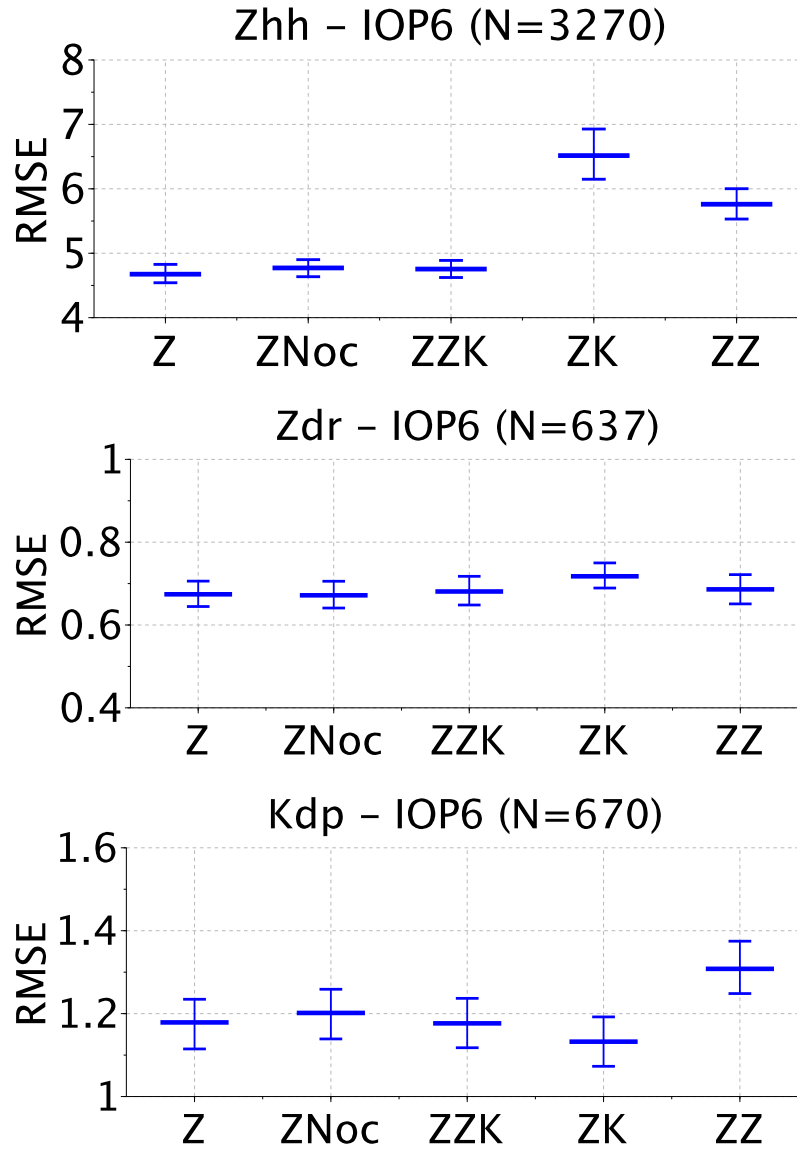


FIGURE 6.5 – RMSE entre les pseudo-observations de Z_{hh} (1^{re} ligne), Z_{dr} (2^{me} ligne) et K_{dp} (3^{me} ligne) et les observations, pour les méthodes Z, ZNocorr, ZZK, ZK et ZZ. Les barres d'erreur représentent les intervalles de confiance à 90% estimés par une méthode de bootstrap ([Efron and Tibshirani, 1994](#))

5^{me} lignes) produisent des restitutions d’humidité dans certaines zones (bande située entre 50 et 100 km du radar), ce qui est lié à la présence de masques orographiques en basses couches, qui empêchent l’utilisation des variables Z_{hh} et Z_{dr} . Les méthodes de restitution utilisant seulement ces variables ne peuvent donc pas restituer de valeurs à ce niveau. Au niveau 32, on observe une légère diminution de l’intensité de l’humidification du système convectif avec la méthode ZNocorr (3^{me} ligne) par rapport à la méthode Z (2^{me} ligne), qui est très probablement à relier à la diminution de l’intensité des pseudo-observations avec ZNocorr, montrée sur la [Figure 6.3](#), si l’on fait l’hypothèse que les fortes valeurs de réflectivité sont associées à de plus fortes valeurs d’humidité.

L’étendue de la région associée à des humidifications supérieures à 40% (en orange) est légèrement réduite pour ZZK et ZK, par rapport à la méthode Z, mais le nombre de pixels où l’humidification est supérieure à 60% (en rouge) est légèrement plus important avec la méthode ZK. Cette méthode semble pertinente pour plus humidifier les parties les plus convectives du système orageux, mais n’humidifie pas nécessairement plus l’ensemble du système, en moyenne. La méthode ZZ est celle qui donne les plus faibles humidifications au niveau du système convectif, au niveau modèle 32, ce qui est en accord avec les plus faibles réflectivités restituées, montrées sur la [Figure 6.3](#). Si la méthode ZK semble être celle qui permet d’humidifier le plus les zones les plus intenses du système convectif à certains niveaux, on observe plutôt l’effet inverse sur l’IWV, qui intègre tous les niveaux verticaux. Les incréments d’IWV au niveau du système convectif sont plus faibles avec les méthodes utilisant K_{dp} (ZK et ZZK), à cause de la contribution de pseudo-observations plus sèches, supplémentaires, à basse altitude dans les zones masquées où les méthodes Z, ZNocorr et ZZ ne produisent pas de pseudo-observation.

Sur la [Figure 6.7](#), on a tracé les profils moyens d’humidité restitués par les différentes méthodes (Z, ZZK, ZK, ZZ, ZNocorr), et le profil moyen d’humidité du modèle, à partir du domaine zoomé au nord-est du radar de Nîmes (cf. [Figure 6.3](#)). Au niveau de ce domaine, couvert en grande partie par le système convectif, la restitution bayésienne produit globalement des incréments d’humidité positifs, atteignant + 10% en moyenne, sur la tranche d’altitude comprise entre les niveaux de température +5 et -2°C. Ce sont les méthodes Z et ZZK qui donnent les plus forts incréments d’humidité (+10%) à l’altitude où l’humidité moyenne sur le domaine est la plus forte (vers l’isotherme 0°C). Les écarts d’incréments entre les différentes méthodes sont faibles, cependant (2% au maximum, entre Z et ZNocorr à ce niveau). A faible altitude, on retrouve sur les moyennes d’humidité les conclusions déduites des comparaisons des champs d’humidité au niveau 41 ([Figure 6.6](#)) : à cause de la production de pseudo-observations plus sèches, supplémentaires, à basse altitude avec les méthodes ZK et ZZK dans les zones masquées, les champs d’humidité moyens restitués sont plus faibles que ceux des méthodes Z, ZNocorr et ZZ. Plus en altitude, les méthodes de restitution produisent des pseudo-observations d’humidité très proches en moyennes, car elles utilisent toutes uniquement la réflectivité (Z_{dr} et K_{dp} ne sont pas prises en compte pour les catégories neige mouillée, neige sèche et cristaux de glace).

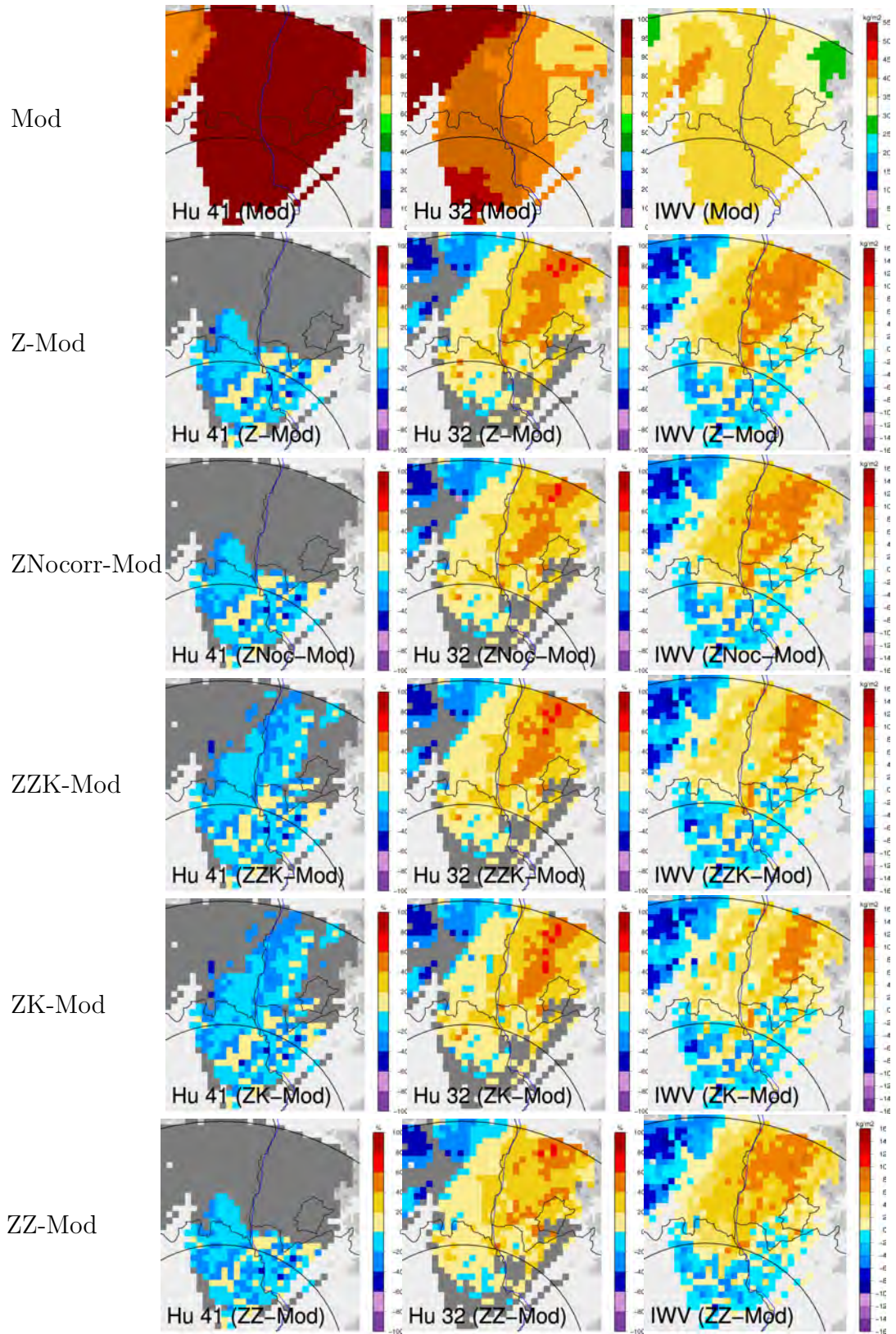


FIGURE 6.6 – Champs d’humidité relative du modèle (%) aux niveaux 41 (altitude $\simeq$ 1600 m, $T\simeq$ 12° C), et 32 (altitude $\simeq$ 3300 m, $T\simeq$ 2° C), et IWV (kg m^{-2}) : première ligne. Écarts au modèle des pseudo-observations d’humidité aux niveaux 32 et 41, et d’IWV, restitués avec les méthodes Z, ZNocorr, ZZK, ZK, et ZZ (lignes 2 à 6).

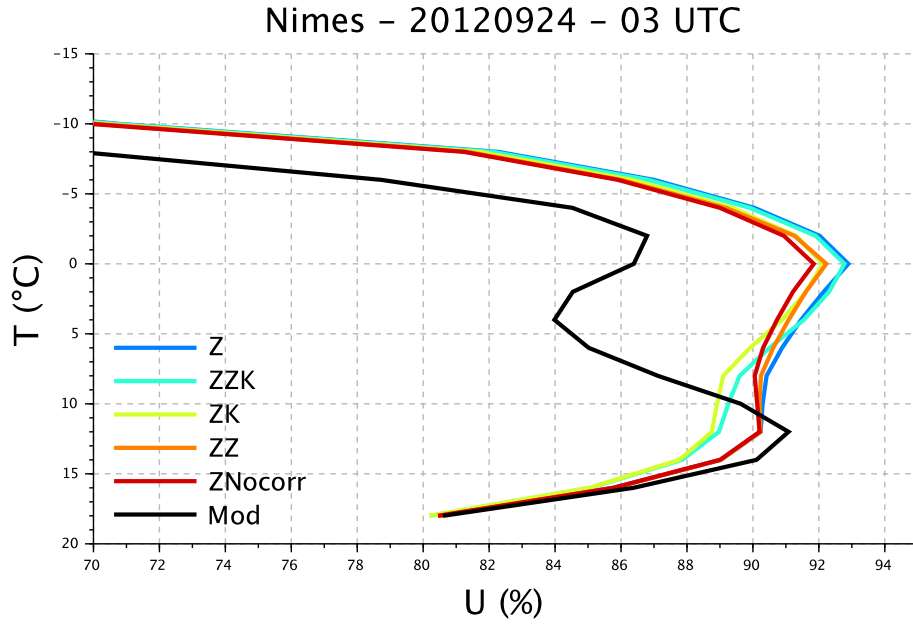


FIGURE 6.7 – Moyenne des profils d’humidité restitués par les différentes méthodes (Z, ZZK, ZK, ZZ, ZNocorr), et des profils d’humidité de l’ébauche (MOD). Radar de Nîmes à 03 UTC le 24/09/2012 (zoom).

6.3.1.4 Conclusions

La comparaison des pseudo-observations de variables polarimétriques aux observations radar, ainsi que des champs d’humidité restitués par rapport aux champs de l’ébauche, met clairement en évidence le bon fonctionnement de la méthode. Les pseudo-observations de Z_{hh} , Z_{dr} et K_{dp} sont bien plus proches des observations que les variables simulées, et les restitutions d’humidité se traduisent par une humidification de la zone où se trouve le système convectif, tandis que la zone où le modèle le positionne à tort est asséchée : la méthode permet de repositionner correctement les structures convectives produites par le modèle mais décalées spatialement.

Suite à la comparaison de plusieurs méthodes de restitution, utilisant des combinaisons de variables différentes, nous pouvons dégager plusieurs conclusions :

- La méthode ZNocorr, qui utilise des réflectivités radar n’ayant pas été corrigées de l’atténuation, restitue des profils d’humidité, et des pseudo-observations de variables radar plus faibles, dans les zones convectives, affectées par de l’atténuation, que la méthode Z. Nous choisissons néanmoins de retenir cette méthode par la suite, car elle sert de référence (les réflectivités assimilées actuellement en opérationnel ne sont pas corrigées de l’atténuation).
- La méthode ZZ, utilisant principalement la variable Z_{dr} , produit des pseudo-observations de Z_{hh} et K_{dp} bien plus éloignées des observations que lorsqu’on utilise uniquement la réflectivité (méthode Z). Les valeurs d’humidité restituées par cette méthode dans les zones les plus intenses du système convectif sont par conséquent plus faibles qu’avec la méthode Z. La mise en évidence des difficultés rencontrées avec Z_{dr} pour restituer des pseudo-observations de Z_{hh}

et K_{dp} rejoint également les conclusions de [Kumjian and Ryzhkov \(2012\)](#), qui après avoir comparé des signatures polarimétriques simulées, dans des régions d'ascendances convectives intenses, recommandent d'utiliser avec prudence la variable Z_{dr} pour l'assimilation de données, lorsque le modèle comporte un schéma microphysique à un moment. On choisit donc de ne pas retenir la méthode ZZ pour l'assimilation de données, car elle risquerait de dégrader les analyses par rapport à la méthode Z.

- Les comparaisons des différentes options démontrent l'intérêt de l'utilisation de la variable K_{dp} pour améliorer les restitutions d'humidité et des variables pseudo-observées au sein des zones convectives les plus fortes. Par ailleurs, l'utilisation de cette variable permet de restituer des pseudo-observations dans les zones affectées par des masques, au niveau desquels la réflectivité est dégradée, et donc éliminée en amont par le contrôle qualité.
- La méthode qui combine les trois variables ZZK, donne des résultats assez proches de ceux obtenus avec la méthode Z, mais plutôt moins bons que ceux obtenus avec la méthode ZK. On ne la retient pas pour l'assimilation.

Les méthodes retenues pour l'assimilation sont donc celles qui utilisent uniquement la réflectivité, corrigée (Z) ou non (ZNocorr) de l'atténuation, qui servent de référence, et la méthode ZK, qui donne de bonnes restitutions à basse altitude, dans les zones convectives les plus intenses. Avec la méthode ZK, plutôt que de prendre en compte plusieurs variables dans le vecteur d'observation, nous avons finalement choisi d'utiliser une seule variable (K_{dp} ou Z_{hh}), qui est celle qu'on estime être la plus fiable au niveau du pixel considéré. Lorsque les données de K_{dp} ont été éliminées en amont par le contrôle qualité, seule la variable Z_{hh} peut être utilisée, mais si K_{dp} est disponible, on la considère comme étant plus fiable que Z_{hh} , car elle n'est pas affectée par l'atténuation, ni par les masques orographiques. Par ailleurs, comme le schéma microphysique du modèle utilisé est à un moment, si l'on considère que la variable utilisée est la plus fiable, les profils d'humidité restitués seront à priori de meilleure qualité que si d'autres variables sont utilisées. D'autre part, le choix de l'utilisation d'une seule variable à la fois permet de s'affranchir des problèmes de corrélation des erreurs d'observation, lorsqu'on assimile plusieurs observations dont les erreurs sont corrélées, en un même point.

6.3.2 Sensibilité aux paramètres $\sigma_{Z_{hh}}$ et $\sigma_{K_{dp}}$

Dans cette section, on analyse l'impact des valeurs de l'écart-type d'erreur d'observation ($\sigma_{Z_{hh}}$ ou $\sigma_{K_{dp}}$) choisies, pour effectuer la restitution bayésienne (cf. [Équation 6.6](#)). Ce paramètre peut être interprété comme un terme de lissage (cf. section 5.1 de [Caumont et al. \(2010\)](#)) : si sa valeur est très importante, toutes les colonnes du modèle situées dans le voisinage considéré pour effectuer la restitution, ont un poids similaire, indifféremment du fait qu'elles soient proches ou non de l'observation. Le profil restitué s'approche alors de la moyenne des colonnes du modèle dans le voisinage. Au contraire, si la valeur de l'écart-type d'erreur d'observation est très

faible, le poids de la colonne modèle la plus proche de l'observation devient très important par rapport aux poids des autres colonnes, et la colonne restituée s'approche de la colonne modèle la plus proche. Le choix de valeurs les plus faibles possibles de σ_{Zhh} et σ_{Kdp} permet donc en théorie de restituer des pseudo-observations les plus proches des observations.

Cependant, si les colonnes du modèle sont toutes assez éloignées de l'observation, leurs poids seront d'autant plus faibles que l'écart-type choisi est petit. Pour l'illustrer, on se donne un profil observé ne contenant qu'une élévation valide, et seulement une variable (Z_{hh}) dans le vecteur d'observation. Si l'on considère une des colonnes du modèle i , voisine de l'observation, son poids s'exprime en fonction de l'écart entre la réflectivité observée à cette élévation (y_{Zhh}) et la réflectivité simulée à partir de l'ébauche, par la formule :

$$W_i = \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(y_{Zhh} - H_{Zhh}(x_i))^2}{\sigma_{Zhh}^2}\right) \quad (6.9)$$

Pour un écart donné $y_{Zhh} - H_{Zhh}(x_i)$, plus la valeur de σ_{Zhh} est faible, plus le poids sera faible. Par exemple, pour un écart entre réflectivités simulée et observée de 5 dBZ, on obtient un poids de $3,7 \cdot 10^{-6}$ pour $\sigma_{Zhh} = 1$ dB, mais de $1,9 \cdot 10^{-136}$ pour $\sigma_{Zhh} = 0,2$ dB.

Si la somme des poids de l'ensemble des colonnes modèle au voisinage de l'observation est trop faible ($< 10^{-50}$), la restitution n'est pas effectuée car on considère que les colonnes du modèle sont toutes trop éloignées de l'observation.

Afin d'illustrer l'impact du choix de l'écart-type de l'erreur d'observation, on a représenté sur la [Figure 6.8](#) les pseudo-observations de réflectivité à l'élévation 1.8° , ainsi que le champ d'humidité restitué au niveau modèle 32 (3300 m d'altitude), obtenus en utilisant uniquement la réflectivité, pour des valeurs de σ_{Zhh} de 1 dB (méthode Z), 0.2 dB (méthode Z02) et 5 dB (méthode Z5). C'est la méthode Z qui permet de restituer les pseudo-observations de réflectivité les plus proches des observations. Elle produit également les incréments d'humidité les plus intenses au cœur du système convectif. Lorsque la valeur de σ_{Zhh} est trop faible, comme pour la méthode Z02, un grand nombre de profils ne peuvent être restitués par la méthode bayésienne (pixels en gris sur l'expérience Z02), et les restitutions d'humidité sont limitées à quelques profils seulement. Au contraire, lorsque la valeur de σ_{Zhh} est trop grande, comme pour l'expérience Z5, les pseudo-observations de réflectivité obtenues sont très lissées, et sous-estiment encore plus les observations. Les champs d'humidité restitués sont également très lissés et les incréments obtenus sont bien plus faibles au cœur du système convectif.

De la même manière, on montre l'impact du choix de l'écart-type d'erreur d'observation de la variable K_{dp} sur les restitutions produites par la méthode ZK ([Figure 6.9](#)), en comparant les méthodes ZK, ZK002 et ZK06, utilisant respectivement des écarts-types de 0.2, 0.002 et $0.6^\circ \text{ km}^{-1}$. C'est la méthode ZK qui donne les meilleurs résultats. On obtient comme pour l'assimilation de la réflectivité une dégradation des pseudo-observations de K_{dp} et des valeurs d'humidité restituées quand σ_{Kdp} est soit trop faible ($0.002^\circ \text{ km}^{-1}$) soit trop élevé ($0.6^\circ \text{ km}^{-1}$).

Pour déterminer de manière objective les valeurs optimales des erreurs d'observation σ_{Zhh} et σ_{Kdp} , nous avons comparé aux observations radar, les pseudo-

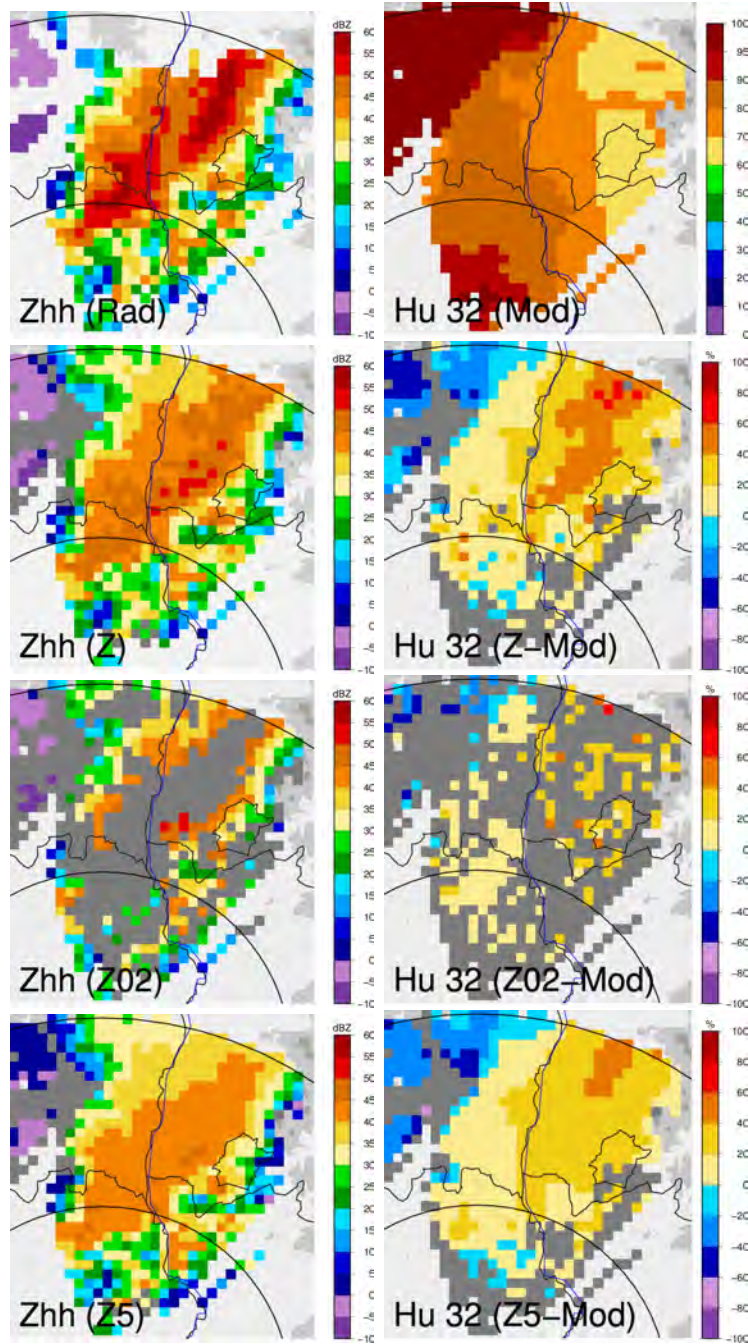


FIGURE 6.8 – Réflectivité radar (dBZ) observée à l'élévation 1.8° , et champ d'humidité (%) correspondant de l'ébauche au niveau modèle 32 (3300 m d'altitude) : 1^{re} ligne. Pseudo-observations de réflectivités à l'élévation 1.8° et écarts entre les humidités produites par la restitution et celle de l'ébauche au niveau 32, issus de la restitution bayésienne utilisant uniquement Z_{hh} , pour des valeurs de $\sigma_{Z_{hh}}$ de 1 dB (méthode Z), 0.2 dB (Z02) et 5 dB (Z5) : lignes 2 à 4.

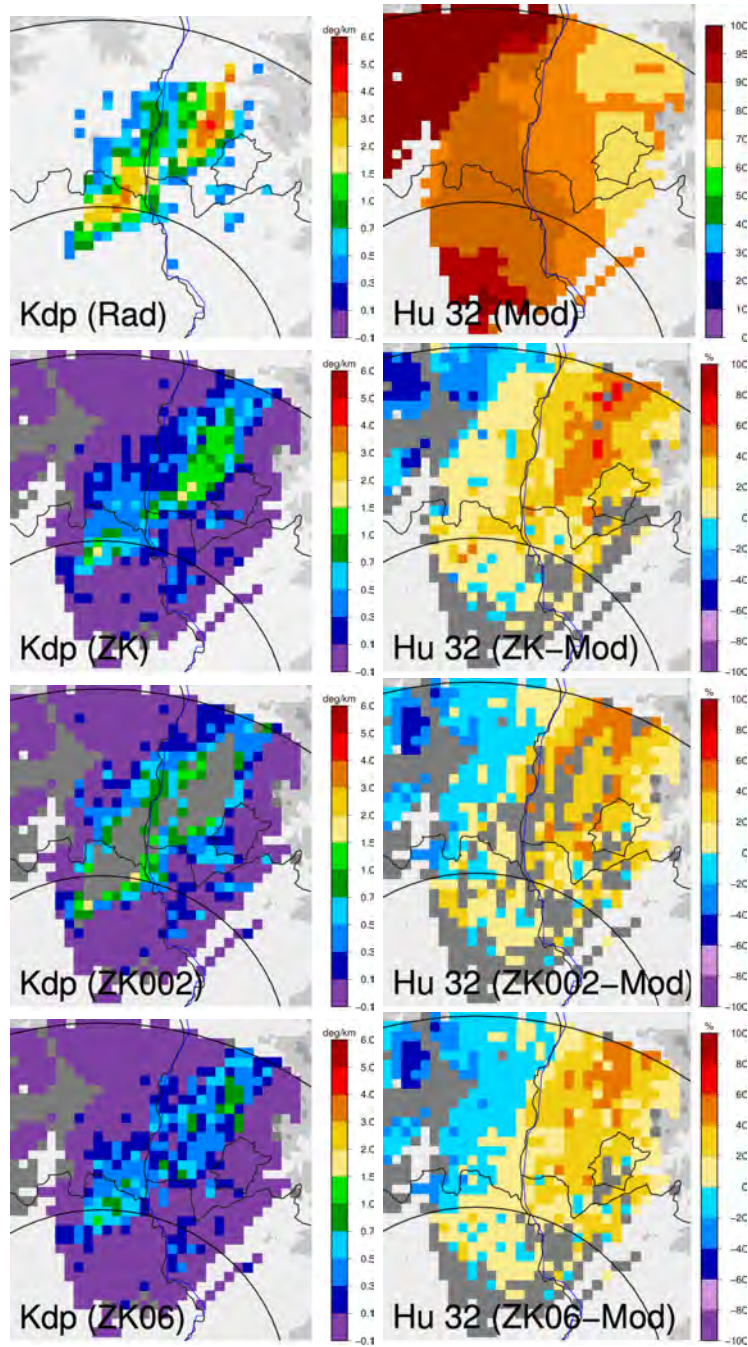


FIGURE 6.9 – K_{dp} radar ($^{\circ} \text{km}^{-1}$) observé à l'élévation 1.8° , et champ d'humidité (%) correspondant de l'ébauche au niveau modèle 32 (3300 m d'altitude) : 1^{re} ligne. Valeurs de K_{dp} et d'humidité restituées aux niveaux correspondants, avec la méthode ZK, pour des valeurs de $\sigma_{K_{dp}}$ de 0.2, 0.02 et 0.6 $^{\circ} \text{km}^{-1}$ (lignes 2 à 4)

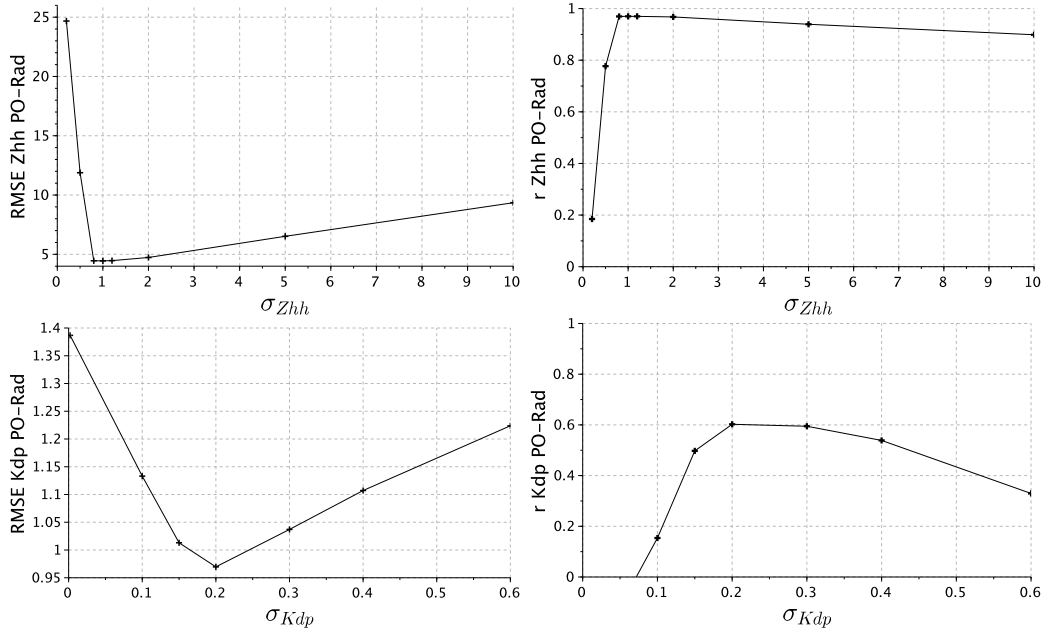


FIGURE 6.10 – Impact de σ_{Zhh} (en haut) sur le RMSE (à gauche) et la corrélation (à droite), entre les pseudo-observations de Z_{hh} obtenues avec la méthode Z, et les valeurs de Z_{hh} observée. Impact de σ_{Kdp} (en bas) sur le RMSE (à gauche) et la corrélation (à droite) entre les pseudo-observations de K_{dp} restituées par la méthode ZK, et les valeurs de K_{dp} observées.

observations de Z_{hh} et K_{dp} , pour différentes versions des expériences Z et ZK, effectuées à partir d'une gamme de valeurs de σ_{Zhh} comprises entre 0,2 dB et 10 dB pour la méthode Z, et d'une gamme de valeurs de σ_{Kdp} comprises entre 0,002 et 0,6° km⁻¹ pour la méthode ZK. Les données utilisées sont celles du 24/09/2012 à 03 UTC, situées au niveau du domaine montré sur les figures précédentes (Figure 6.9 et Figure 6.8) près du radar de Nîmes, pour tous les angles d'élévations. Tous les points pour lesquels au moins une des options de la restitution bayésienne produit une pseudo-observation sont pris en compte. Afin d'obtenir le même nombre de points pour toutes les restitutions, si l'une des restitutions n'a pas pu produire de pseudo-observation au niveau d'un pixel, on lui attribue la valeur simulée à partir de l'ébauche. Sur la Figure 6.10, on montre le RMSE et la corrélation, en fonction de σ_{Zhh} , obtenus pour les pseudo-observations de Z_{hh} restituées par la méthode Z (en haut), et les mêmes scores pour les pseudo-observations de K_{dp} , restituées à partir de la méthode ZK, en fonction de σ_{Kdp} (en bas). Pour les méthodes Z et ZK, on obtient les meilleurs scores pour $\sigma_{Zhh}=1$ dB, et pour $\sigma_{Kdp}=1^\circ \text{ km}^{-1}$. Les scores sont très vite dégradés pour des valeurs plus faibles de σ_{Zhh} ou σ_{Kdp} , à cause de l'augmentation du nombre de profils qui ne peuvent être restitués (pixels gris produits par les méthodes Z02 et ZK001 sur les figures 6.8 et 6.9), et qui sont pour cette évaluation, remplacés par les valeurs de l'ébauche, très éloignées de l'observation. Quand les valeurs de σ_{Zhh} ou σ_{Kdp} augmentent par rapport aux valeurs optimales, le RMSE augmente à nouveau et la corrélation diminue, mais de manière beaucoup moins brutale. Cette dégradation progressive des scores pour des valeurs élevées de

σ_{Zhh} ou σ_{Kdp} est liée à l'effet de lissage, illustré par les méthodes Z5 et ZK06 sur les figures 6.8 et 6.9.

Cette étude de sensibilité nous a donc permis de déterminer les valeurs « optimales » des paramètres σ_{Zhh} et σ_{Kdp} , permettant d'obtenir des pseudo-observations les plus proches des observations, tout en restituant un maximum de profils. Ces valeurs ont cependant été déterminées à partir d'un échantillon de données assez limité. Les valeurs optimales pourraient légèrement varier pour des cas différents.

6.3.3 Ajustement de l'humidité

Malgré la sélection de paramètres σ_{Zhh} et σ_{Kdp} permettant de restituer un maximum de profils, il peut arriver dans certains cas, que le modèle ne parvienne pas à reproduire un système convectif observé, ni au niveau de l'observation, ni dans son voisinage. Si la somme des poids de l'ensemble des colonnes voisines du profil observé est très faible et devient inférieure à la précision du calculateur, elle est considérée comme nulle, et on ne peut effectuer la restitution, qui de toute manière risquerait de produire un profil d'humidité très éloigné de la réalité. En pratique, pour avoir des résultats indépendants du type de calculateur, on a fixé le seuil minimum à 10^{-50} . Lorsque la somme des poids est inférieure à ce seuil, on peut appliquer une procédure d'ajustement de l'humidité, similaire à celle de [Caumont \(2007\)](#). L'ajustement d'humidité est appliqué si le modèle sous-estime les observations (si la réflectivité maximum de la colonne du modèle située au niveau de l'observation est inférieure à la réflectivité maximum du profil observé), et si la somme des poids (issus de la restitution bayésienne) des colonnes voisines du modèle, est inférieure à un seuil ($W_{min} = 10^{-50}$). Pour chaque niveau, si la colonne modèle la plus proche de l'observation a déjà une valeur d'humidité relative supérieure à 100%, alors c'est cette valeur qui est retenue, sinon on impose une valeur de 100%. Cette méthode permet de conserver les fortes sursaturations qui peuvent exister dans le modèle, même lorsqu'il sous-estime les valeurs de réflectivité observées.

Pour illustrer l'effet de l'ajustement d'humidité, qui n'est en pratique que très rarement activé sur nos données du fait du choix de valeurs de σ_{Zhh} et σ_{Kdp} suffisamment élevées, on compare les données de la méthode Z utilisant une valeur très faible de σ_{Zhh} (0.2 dB) avec et sans ajustement d'humidité ([Figure 6.11](#)). L'ajustement d'humidité parvient bien à restituer de fortes valeurs d'humidité au sein du système convectif, avec même quelques zones indiquant des effets de sursaturation (en orange et rouge).

6.3.4 Comparaisons statistiques des pseudo-observations de Z_{hh} , Z_{dr} et K_{dp} aux observations radar avec les méthodes Z, ZNocorr et ZK

Après avoir examiné les différences entre les méthodes de restitution pour un radar seulement et à un instant donné, nous évaluons maintenant de manière statistique les différentes méthodes de restitution sélectionnées (Z, ZNocorr et ZK), à partir de l'ensemble des données des deux cas étudiés :

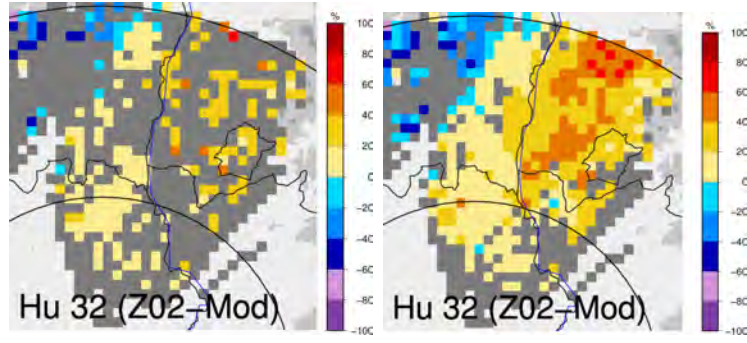


FIGURE 6.11 – Écarts entre les humidités (%) produites par la restitution bayésienne et celles de l'ébauche, au niveau modèle 32, pour la méthode Z, sans (à gauche) et avec (à droite) ajustement de l'humidité (et avec $\sigma_{Zh_h}=0.2$ dB).

- IOP6 : de 15 UTC le 23/09/2012 à 12 UTC le 24/09/2012
- IOP16 : de 00 UTC à 21 UTC le 26/10/2012

Les données modèle proviennent d'une prévision AROME WMed, démarrée à 12 UTC le 23/09/2012 pour l'IOP6 et à 21 UTC le 25/10/2012 pour l'IOP16. Cette prévision assimile toutes les données utilisées dans le modèle AROME en opérationnel (données des stations au sol, données satellite, vitesses radiales des radar,...), sauf les réflectivités radar qui ont été retirées afin de constituer une expérience qui servira ensuite de référence (REF) pour les expériences d'assimilation. Pour effectuer les restitutions, on utilise les données des radar assimilés dans les expériences d'assimilation qui seront présentées dans le [chapitre 7](#) : Toulouse, Grèzes, Montclar (bandes C), Nîmes, Collobrières (bande S) et Maurel (bande X).

Les statistiques sont effectuées, en comparant les pseudo-observations de Z_{hh} , Z_{dr} et K_{dp} produites par la restitution bayésienne, et les variables simulées à partir de l'ébauche, aux observations radar. Sur la [Figure 6.12](#), on a représenté pour les données de l'IOP6 et de l'IOP16, l'écart-type (en bleu), le RMSE (en orange) et la corrélation (en rouge) entre les variables Z_{hh} (à gauche), et K_{dp} (à droite) simulées à partir de l'ébauche ou restituées par les méthodes Z, ZNocorr et ZK, et les observations radar. Les scores sont calculés au niveau de chaque point du modèle, et pour chaque angle d'élévation radar, si la donnée radar est disponible, et si au moins une des trois méthodes restitue une pseudo-observation. Si pour un point donné, seulement une des méthodes produit une pseudo-observation, on lui attribue les valeurs des variables simulées à partir de l'ébauche pour les autres méthodes.

Si l'on examine les scores sur la réflectivité, on observe une diminution très importante des écarts entre les pseudo-observations restituées par les trois méthodes (Z, ZNocorr et ZK) et les observations, par rapport aux écarts des observations aux variables simulées à partir de l'ébauche. L'écart-type par rapport aux observations passe d'environ 17 dB pour les données de l'ébauche à 3 dB environ pour les données simulées, tandis que la corrélation augmente de 0.2 pour l'ébauche à plus de 0.98 pour les données issues de la restitution bayésienne. Ces résultats démontrent clairement le bon fonctionnement de la méthode de restitution. On observe cependant très peu de différences en moyenne entre les trois options évaluées (Z, ZNocorr et ZK), à

partir des données de réflectivité. C'est en partie lié à la proportion importante, parmi les données prises en compte, de points au niveau desquels la variable K_{dp} n'est pas utilisée avec la méthode ZK, car elle a été éliminée en amont par le contrôle qualité. De la même manière, dans la majorité des cas, les systèmes précipitants ne sont pas sévèrement affectés par l'atténuation et les méthodes Z et ZNocorr sont alors équivalentes.

Si le nombre de points utilisés (> 20000) pour établir les statistiques est important pour la variable Z_{hh} , car les pseudo-observations peuvent être comparées aux observations dans les zones précipitantes mais aussi dans les zones sèches (où la valeur de réflectivité radar est au niveau du bruit), il est beaucoup plus faible pour la variable K_{dp} (< 800). C'est parce que le contrôle qualité appliqué sur les données observées de K_{dp} est beaucoup plus restrictif que pour Z_{hh} , notamment à cause du seuil de $0.2^\circ \text{ km}^{-1}$, en-dessous duquel les observations de K_{dp} sont éliminées. À cause de ce nombre de points plus faible, les intervalles de confiance sur les scores sont élargis. Comme pour Z_{hh} , les pseudo-observations de K_{dp} sont plus proches des observations radar que les données simulées à partir de l'ébauche, mais l'amélioration des scores est moins spectaculaire que pour la réflectivité. La corrélation entre les pseudo-observations et les observations est moins bonne pour K_{dp} que pour Z_{hh} avec une valeur maximale d'environ 0.75 pour la méthode ZK, pour l'IOP6. Si l'on compare les scores des restitutions de K_{dp} obtenues avec les différentes options de la méthode de restitution, on observe une amélioration significative sur l'écart-type, le RMSE et la corrélation avec la méthode ZK (par rapport aux méthodes Z et ZNocorr), pour l'IOP6. La méthode Z donne des restitutions de K_{dp} légèrement meilleures que la méthode ZNocorr pour l'IOP6, mais les différences ne sont pas significatives. Pour l'IOP16, on n'observe pas de différences significatives sur les scores entre les trois méthodes de restitution.

Ces statistiques nous ont donc permis de valider la méthode de restitution bayésienne sur l'ensemble de nos données, qui produit des pseudo-observations des variables radar bien plus proches des observations que celles simulées à partir de l'ébauche. Cependant, il est beaucoup plus difficile de mettre en évidence des différences de manière statistique entre les méthodes de restitution Z, ZK et ZNocorr, dont les scores sont très proches. La comparaison des pseudo-observations de K_{dp} avec les observations donne néanmoins des scores légèrement, mais significativement meilleurs pour ZK que pour les deux autres méthodes, sur l'IOP6.

6.3.5 Évaluation des pseudo-observations d'humidité à partir de données GPS

Dans la section précédente, nous avons évalué de manière statistique les différentes méthodes de restitution bayésienne, en comparant les pseudo-observations de Z_{hh} et K_{dp} , aux observations radar. Bien que ces comparaisons permettent d'évaluer la performance de la restitution bayésienne, elles ne permettent pas d'évaluer directement la qualité des profils d'humidité restitués, qui sont les données réellement assimilées par la suite avec le système 3D-Var. Ces profils d'humidité sont difficiles à valider de manière statistique car on ne dispose pas d'un nombre important

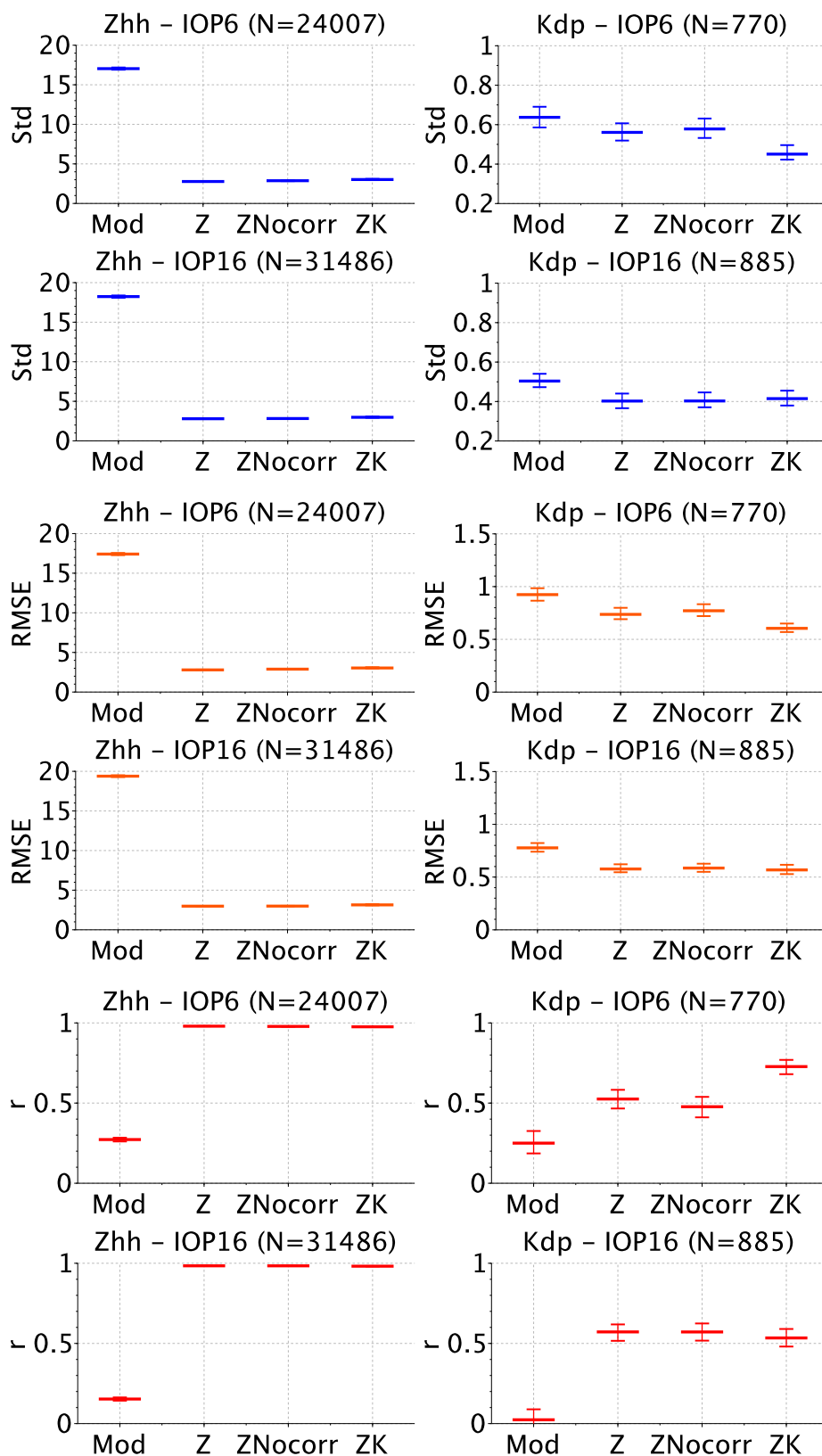


FIGURE 6.12 – Écart-type (bleu), RMSE (orange) et corrélation (rouge) des variables Z_{hh} (à gauche) et K_{dp} (à droite) simulées à partir de l'ébauche (Mod) ou restituées par les méthodes Z, ZNocorr et ZK, aux observations radar. Les barres d'erreur représentent les intervalles de confiance à 90%, estimés par une méthode de bootstrap (Efron and Tibshirani, 1994).

d'observations tri-dimensionnelles de l'humidité.

Dans le cadre de la campagne de mesures HyMeX, nous avons pu disposer, pour nos deux cas d'étude, de données d'IWV (cf. sous-sous-section 6.3.1.1). Ces données ont été calculées à partir de délais GPS (Bock and Bosser, 2014), au niveau d'un réseau de stations relativement dense, sur notre domaine d'étude, comme illustré sur la Figure 6.13, avec les valeurs d'IWV mesurées par les GPS le 24/09/2012 à 03 UTC.

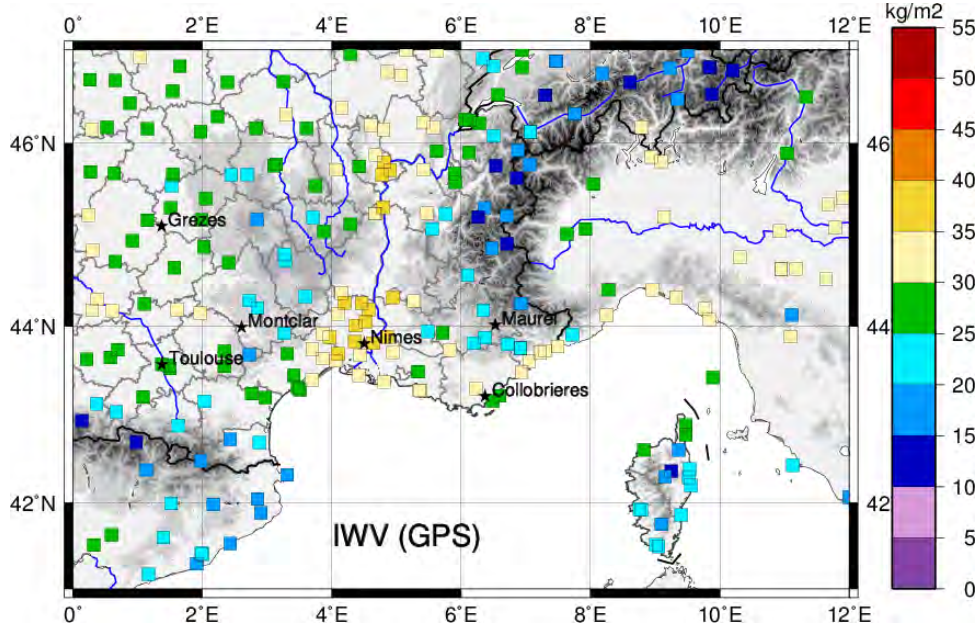


FIGURE 6.13 – Valeurs d'IWV (kg m^{-2}) mesurées par les GPS le 24/09/2012 à 03 UTC

Afin d'évaluer la qualité des profils d'humidité restitués par la méthode bayésienne, nous avons comparé les écarts entre les valeurs d'IWV mesurées par GPS, et les valeurs d'IWV calculées à partir de l'ébauche du modèle, ou à partir des pseudo-observations obtenues avec les méthodes Z, ZNocorr et ZK. Pour effectuer les comparaisons entre données GPS et pseudo-observations, qui ne sont pas colocalisées, on a moyenné les données des pseudo-observations disponibles dans un rayon de 10 km autour de chaque station GPS, uniquement lorsque l'altitude du relief du modèle à leur niveau avait moins de 100 m d'écart avec l'altitude de la station GPS. Le nombre de points pour lesquels on réalise la comparaison est faible (326 pour l'IOP6, 433 pour l'IOP16), car il correspond au nombre de stations GPS à proximité desquelles une colonne de pseudo-observation a été produite par la méthode de restitution bayésienne.

Les scores (écart-type, RMSE et corrélation) sont présentés sur la Figure 6.14. A cause du faible nombre de points pris en compte, les intervalles de confiance sont très larges. On observe une légère amélioration des scores pour les valeurs d'IWV calculées à partir des méthodes de restitution bayésienne (Z, ZNocorr et ZK) par rapport aux données d'IWV issues du modèle (Mod) : l'écart-type et le RMSE sont légèrement plus faibles, et la corrélation est améliorée (on atteint presque 0,85 pour

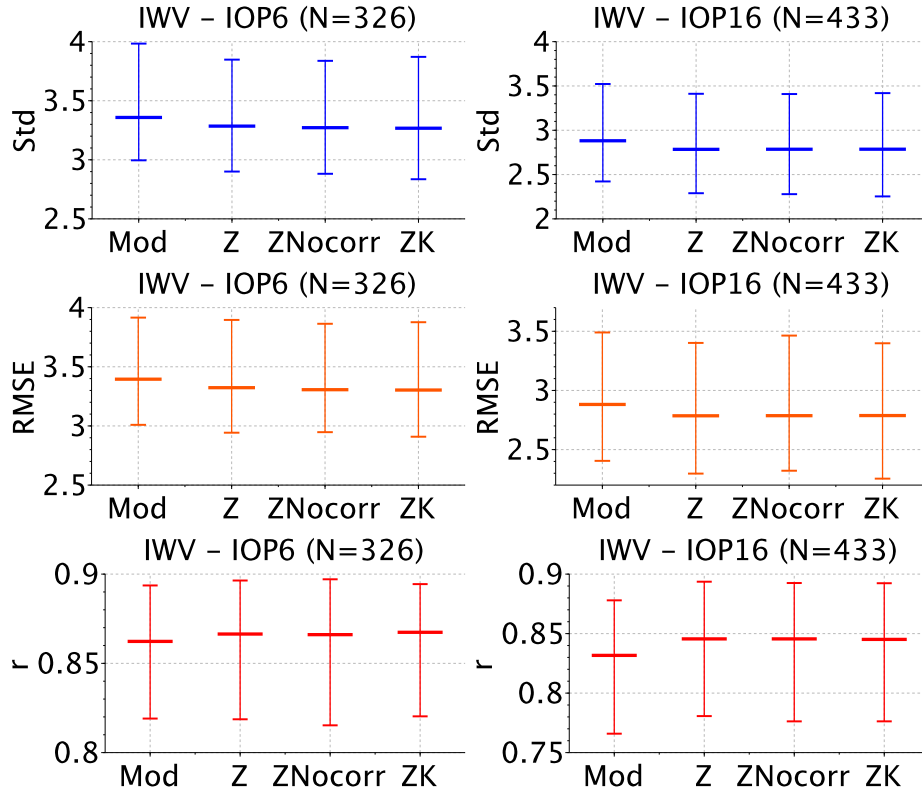


FIGURE 6.14 – Écart-type (bleu), RMSE (orange) et corrélation (rouge) des valeurs d'IWPV (kg m^{-2}) simulées à partir de l'ébauche (Mod) ou restituées par les méthodes Z, ZNocorr et ZK, aux observations GPS. IOP6 (à gauche) et IOP16 (à droite). Les barres d'erreur représentent les intervalles de confiance à 90%, estimés par bootstrap.

Z, ZNocorr et ZK contre 0,83 pour le modèle, pour l'IOP16). On n'observe par contre quasiment aucune différence entre les trois méthodes de restitution.

Ces scores semblent donc montrer une légère amélioration des IWPV restitués par rapport aux IWPV estimés à partir de l'ébauche. Cependant, à cause du faible nombre de données GPS utilisé pour effectuer la comparaison, les résultats ne sont pas vraiment significatifs (les intervalles de confiance se recoupent). Par ailleurs, comme l'IWPV des pseudo-observations est calculé avec l'humidité du modèle entre le sol et le premier niveau d'observation retenu, ainsi qu'au-dessus du dernier niveau d'observation, il est normal d'obtenir des pseudo-observations d'IWPV assez proches de celles du modèle. Ces résultats sont malgré tout très encourageants, car ils mettent en évidence la capacité de la méthode bayésienne, à restituer des champs d'IWPV proches des observations GPS, à partir d'autres observations complètement indépendantes (les données radar), et du modèle.

Une évaluation de ces données sur une période beaucoup plus longue serait nécessaire pour démontrer clairement l'amélioration de la qualité des champs d'IWPV issus des restitutions par rapport aux données du modèle, et peut-être départager les méthodes Z, ZNocorr et ZK.

6.3.6 Conclusions de l'évaluation de la méthode 1D

L'examen des pseudo-observations de variables polarimétriques et des champs d'humidité restitués, met clairement en évidence le bon fonctionnement de la méthode bayésienne. Les pseudo-observations de variables radar sont bien plus proches des observations que les variables simulées à partir du modèle. Les incréments d'humidité restitués par rapport aux champs du modèle, permettent d'humidifier les zones précipitantes, et d'assécher celles où le modèle positionne à tort les précipitations. Suite à l'analyse de plusieurs options, utilisant des combinaisons différentes de variables polarimétriques, nous avons finalement choisi d'utiliser une seule variable à la fois pour les restitutions, celle qu'on suppose la plus fiable. On considère, de manière générale, que K_{dp} est plus fiable que Z_{hh} car elle n'est pas affectée par les masques ni par les problèmes d'atténuation. Cependant, comme cette variable est très bruitée lorsque ses valeurs sont faibles, on ne l'utilise que lorsqu'elle atteint des valeurs significatives. Dans les autres cas, on utilise la réflectivité corrigée de l'atténuation, pour restituer les profils d'humidité. Les restitutions qui prennent en compte la variable Z_{dr} produisent des pseudo-observations plus éloignées des observations que les autres méthodes. La dégradation des pseudo-observations lorsqu'on utilise la variable Z_{dr} est attribuée à l'utilisation d'un schéma microphysique à un moment, qui ne permet pas de représenter la variabilité de Z_{dr} , indépendamment de Z_{hh} . La variable Z_{dr} n'est donc finalement pas retenue pour l'assimilation, car elle risquerait de dégrader les analyses. Les méthodes retenues pour les expériences d'assimilation sont donc ZNocorr, qui utilise uniquement la réflectivité non corrigée de l'atténuation, et sert de référence, la méthode Z, qui utilise uniquement la réflectivité également, mais corrigée de l'atténuation, et la méthode ZK qui utilise K_{dp} .

Afin d'optimiser les paramètres de ces restitutions, une étude de sensibilité aux écarts-types des erreurs d'observation pour les variables Z_{hh} et K_{dp} a été menée, et a permis de déterminer les valeurs optimales de ces paramètres ($\sigma_{Z_{hh}}=1$ dB et $\sigma_{K_{dp}}=0.2^\circ \text{ km}^{-1}$), qui permettent de produire des pseudo-observations les plus proches des observations, tout en restituant un maximum de profils d'humidité. Une méthode d'ajustement de l'humidité a par ailleurs été implémentée, et permet de restituer des pseudo-observations d'humidité dans les cas où le modèle est trop éloigné des observations.

Les méthodes Z, ZNocorr et ZK, avec les paramètres optimum, ont ensuite été évaluées globalement, à partir de l'ensemble des données des deux cas étudiés (IOP6 et IOP16). Les pseudo-observations de variables radar sont nettement plus proches des observations que les variables simulées à partir du modèle, en particulier la réflectivité, dont la corrélation avec les observations passe d'environ 0.3 pour l'ébauche à 0.98 en moyenne, pour les méthodes Z, ZNocorr et ZK. Cependant, les différences entre les méthodes Z, ZNocorr et ZK sont très peu visibles sur les scores, à part une légère amélioration des pseudo-observations de K_{dp} avec la méthode ZK.

La comparaison des profils d'humidité restitués aux données GPS met en évidence la capacité de la méthode bayésienne, à restituer des champs d'IWV proches des observations GPS, à partir d'autres observations complètement indépendantes (les données radar), et du modèle. Les champs d'IWV restitués par la méthode bayé-

sienne sont légèrement plus proches des observations que ceux du modèle, mais un nombre de données plus important serait nécessaire afin de conforter ce résultat. On n'observe par contre pas de différences significatives entre les champs d'IWV restitués par les méthodes Z, ZNocorr et ZK, au niveau des stations GPS.

Chapitre 7

Expériences d'assimilation des variables polarimétriques dans Arome

Sommaire

7.1	Caractéristiques des expériences d'assimilation	116
7.2	Évaluation des champs d'analyse du modèle	118
7.2.1	Impact de l'assimilation des pseudo-observations d'humidité : comparaison REF/Z	119
7.2.2	Impact de la correction d'atténuation sur les analyses d'humidité : comparaison Z/ZNocorr	121
7.2.3	Apport de K_{dp} pour la restitution des pseudo-observations d'humidité : comparaison Z/ZK	127
7.3	Évaluation des prévisions	129
7.3.1	IOP6	132
7.3.2	IOP16	138
7.4	Conclusion	141

Dans le chapitre précédent, nous avons évalué différentes méthodes de restitution de pseudo-observations d'humidité, à partir des variables radar. Trois méthodes ont été retenues pour l'assimilation : les méthodes Z, ZNocorr, et ZK, qui utilisent la réflectivité radar corrigée de l'atténuation (méthodes Z et ZK) ou non (méthode ZNocorr), et la variable K_{dp} (méthode ZK).

Dans ce chapitre, nous présentons les expériences d'assimilation des pseudo-observations d'humidité, générées à partir de ces trois méthodes de restitution bayésienne. Les expériences ont été réalisées pour nos deux cas d'étude : IOP6 et IOP16. Dans une première section, nous détaillons les caractéristiques des expériences d'assimilation réalisées pour les deux cas étudiés. Puis nous évaluons dans une deuxième section l'impact de l'assimilation des données d'humidité sur l'état initial du modèle

(analyse). Enfin, nous examinons dans une dernière section l'impact de l'assimilation des pseudo-observations d'humidité sur les réflectivités et les cumuls de précipitations prévus.

7.1 Caractéristiques des expériences d'assimilation

Afin d'évaluer l'impact de la prise en compte de la correction d'atténuation sur la réflectivité, et l'impact de l'assimilation de la variable K_{dp} , nous avons réalisé des expériences d'assimilation de données radar observées. Cette technique, appelée OSE (Observing System Experiments) est classiquement utilisée pour évaluer l'impact de l'assimilation d'un nouveau paramètre, pour lequel on dispose d'observations ([Atlas, 1997](#)). L'intérêt des expériences d'assimilation de données réellement observées, est de permettre l'évaluation de l'impact réel de l'assimilation de ces paramètres supplémentaires, en tenant compte à la fois des erreurs d'observation et des limites du modèle. Quatre expériences d'assimilation différentes ont été réalisées pour chaque cas d'étude. Nous les décrivons ci-dessous :

- REF : expérience de référence réalisée à partir du modèle AROME WMed, qui assimile toutes les données prises en compte dans la version opérationnelle du modèle (données des stations sol, données satellite, GPS, vents doppler de tous les radars du réseau ARAMIS, situés dans le domaine AROME WMed), mais sans les réflectivités radar.
- Z : comme l'expérience REF, mais avec l'assimilation en plus, des pseudo-observations d'humidité estimées à partir de la méthode de restitution Z. Les données des radars de Montclar, Nîmes, Collobrières, Mont Maurel (IOP6 et IOP16), Grèzes et Toulouse (IOP6 uniquement) sont prises en compte pour la restitution des champs d'humidité. Les données des radars de Grèzes et Toulouse ne sont pas prises en compte pour l'IOP16, car ces radars sont situés à l'ouest des régions où se produisent les fortes précipitations qui nous intéressent pour cette étude. L'assimilation de leurs données est utile pour l'IOP6, caractérisée par un flux d'ouest, car ces radars sont en amont des régions où se développe la ligne convective, mais dans le cas de l'IOP16, le flux synoptique vient du sud, et les observations de ces deux radars ne sont pas déterminantes pour améliorer la représentation des systèmes convectifs qui nous intéressent.
- ZNocorr : comme Z, mais les pseudo-observations sont estimées à partir de la méthode de restitution ZNocorr, comme dans la version opérationnelle d'AROME
- ZK : comme Z, mais les pseudo-observations sont estimées à partir de la méthode de restitution ZK

Les expériences d'assimilation sont réalisées avec un cycle d'assimilation trihoraire : une première prévision à courte échéance (+3h) fournit une ébauche, utilisée pour produire l'analyse du réseau suivant. Cette analyse permet d'initialiser

une nouvelle prévision, qui servira à son tour d'ébauche pour le cycle suivant, et ainsi de suite. L'intérêt du cyclage est de permettre au modèle de se rapprocher graduellement des observations.

Pour l'IOP6, les expériences d'assimilation démarrent à 12 UTC le 23/09/2012 à partir de l'analyse du modèle de prévision ARPEGE. Les pseudo-observations d'humidité (tout comme les autres observations), sont ensuite assimilées avec le système 3D-Var toutes les 3h, de 15 UTC le 23/09/2012, à 12 UTC le 24/09/2012. Pour l'IOP16, les expériences d'assimilation démarrent à 21 UTC le 25/10/2012, et les pseudo-observations d'humidité sont assimilées toutes les 3h, de 00 à 21 UTC le 26/10/2012.

Pour les expériences d'assimilation réalisées dans le cadre de cette thèse, les profils de pseudo-observations d'humidité relative, produits par la méthode 1D, ont été assimilés dans le système d'assimilation Arome 3DVar, comme des messages TEMP (radiosondages) ne comportant que le paramètre humidité relative. L'écart-type d'erreur d'observation est fixé à 12% pour le paramètre humidité relative, et l'écart-type d'erreur du modèle correspondant est de 10%. Ces paramètres déterminent la confiance donnée aux pseudo-observations d'humidité, par rapport à l'ébauche du modèle, lors de la minimisation de la fonction coût du 3D-Var. Les corrélations horizontales des erreurs entre les différents profils d'humidité restitués sont négligées, comme dans la version opérationnelle de l'assimilation des réflectivités, et un écrémage des profils restitués (thinning en anglais) est réalisé pour pallier cette approximation. L'écrémage des observations est une technique classiquement employée avant leur assimilation au sein d'un modèle de prévision, en particulier pour les autres observations assimilées en opérationnel dans le modèle Arome. [Liu and Rabier \(2002\)](#) ont en effet montré que l'assimilation d'observations à une densité supérieure à une valeur critique, qui dépend entre autres de la résolution du modèle, dégrade les analyses.

L'écrémage est réalisé de la manière suivante : dans un premier temps, on ne retient qu'un profil par boîte de $5 \times 5 \text{ km}^2$. Puis dans chaque boîte de $10 \times 10 \text{ km}^2$, on sélectionne le profil contenant le nombre maximal d'observations radar avec une valeur de K_{dp} valide. Cette méthode de sélection a été proposée afin de maximiser le nombre de données de K_{dp} utilisées, avec la méthode ZK. Comme un grand nombre de données de K_{dp} sont éliminées par le contrôle qualité (cf. [Figure 6.1](#)), on souhaite en effet utiliser au maximum les données disponibles, pour tirer le meilleur parti de l'information supplémentaire apportée par K_{dp} , par rapport à Z_{hh} . Pour les méthodes Z et ZNocorr, bien que l'information de K_{dp} ne soit pas prise en compte pour restituer les profils d'humidité, la même méthode d'écrémage est appliquée, afin de considérer les mêmes profils observés et restitués. Sur la [Figure 7.1](#), on illustre l'effet de l'écrémage avec les pseudo-observations d'humidité restituées au niveau 32 du modèle, pour tous les points (à gauche), et après écrémage (à droite). Malgré l'élimination d'une partie importante des données après écrémage, on distingue toujours la partie la plus intense du système convectif, avec de fortes valeurs d'humidité (autour de 100%) au sein du système convectif et des zones plus sèches à l'ouest du système convectif.

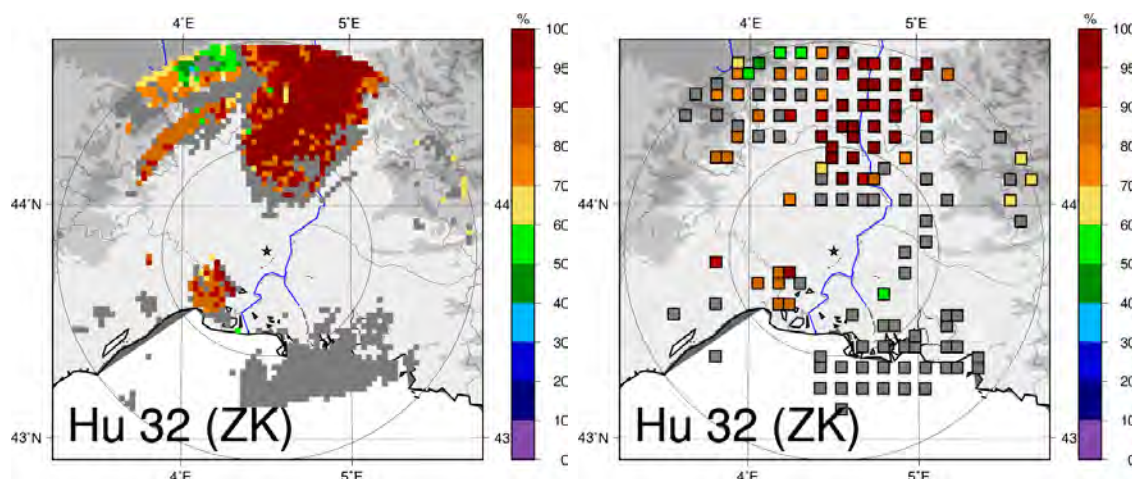


FIGURE 7.1 – Pseudo-observations d’humidité (%) restituées avec la méthode ZK, au niveau modèle 32, avant (à gauche) et après écrémage ou thinning en anglais (à droite), à partir des données du radar de Nîmes le 24/09/2012 à 03 UTC. Au niveau des pixels en gris, aucune pseudo-observation n’est restituée à cette niveau altitude.

7.2 Évaluation des champs d’analyse du modèle

Dans cette section, on évalue l’état initial (appelé aussi analyse) du modèle, pour nos différentes expériences d’assimilation (REF, Z, ZK, ZNocorr). Pour évaluer l’impact de l’assimilation des pseudo-observations sur l’analyse du modèle, on examine les champs d’humidité de l’analyse ainsi que leurs écarts à l’initialisation du modèle (incrément d’analyse), aux différents réseaux d’assimilation. Comme les hydrométéores ne sont pas dans la variable de contrôle du modèle, ils ne sont pas mis à jour au cours de l’analyse. Ils sont modifiés progressivement par la suite au cours de l’intégration du modèle. Au bout d’une heure de prévision correspondant au temps de spin-up, on considère que les champs d’hydrométéores sont cohérents avec les champs d’humidité. Pour examiner l’effet de l’analyse d’humidité sur les hydrométéores et donc sur les réflectivités simulées, on compare donc au bout de +1h d’échéance les réflectivités simulées par le modèle aux observations radar.

Dans un premier temps, on évalue l’impact de l’assimilation des pseudo-observations d’humidité estimées à partir des données radar, sur les champs d’humidité analysés et sur les réflectivités prévues à courte échéance. On compare pour cela l’expérience Z à l’expérience de référence REF, qui n’assimile aucune pseudo-observation d’humidité. On étudie dans un second temps, l’apport de la correction d’atténuation sur les analyses d’humidité, en comparant les expériences Z et ZNocorr. Puis on examine l’impact de l’utilisation de la variable K_{dp} , par rapport à l’utilisation de Z_{hh} uniquement. L’impact des différentes méthodes de restitution bayésienne est illustré à partir de quelques exemples, qui mettent bien en évidence les écarts sur les champs d’analyse d’humidité.

7.2.1 Impact de l'assimilation des pseudo-observations d'humidité : comparaison REF/Z

7.2.1.1 Premier exemple : 12 UTC le 26/10/2012 (IOP16)

L'impact de l'assimilation des pseudo-observations d'humidité, est examiné dans un premier temps, à partir des données des expériences REF et Z, pour l'IOP16, à 12 UTC le 26/10/2012. On a représenté sur la [Figure 7.2](#) les champs d'IWV de l'ébauche, de l'analyse et les incréments d'analyse correspondants, pour les expériences REF (à gauche) et Z (à droite). Les pseudo-observations produites par la méthode de restitution bayésienne Z sont superposées à l'analyse, et leurs écarts à l'ébauche sont superposés au champ d'incrément d'analyse. On observe une très bonne cohérence entre les pseudo-observations d'IWV restituées à partir de la méthode Z et les champs d'analyse obtenus suite à leur assimilation. Le système d'assimilation 3D-Var parvient donc bien à rapprocher l'analyse des observations d'humidité. L'influence des pseudo-observations est également propagée dans leur voisinage, comme le montre l'étalement des zones d'incrément positifs ou négatifs d'IWV autour des pseudo-observations.

Par ailleurs, cet exemple montre bien la capacité de l'assimilation des pseudo-observations d'humidité à humidifier les zones convectives (repérées par les contours de réflectivité supérieure à 35 dBZ), et à assécher les zones où le modèle positionne à tort les précipitations : avec l'expérience Z, les pseudo-observations d'IWV sont supérieures aux valeurs de l'ébauche au niveau des deux systèmes convectifs, et les incréments d'analyse correspondants sont positifs (plus de 4 kg m^{-2} : en orange). À l'inverse, les pseudo-observations et les champs analysés correspondants sont inférieurs aux valeurs de l'ébauche à l'est et à l'ouest du MCS situé en mer, et permettent d'assécher le modèle là où il positionne à tort les zones pluvieuses (cf. [Figure 7.3](#)). Les incréments d'analyse de l'expérience REF sont très différents de ceux de l'expérience Z. Ils sont beaucoup plus lisses, et leurs valeurs sont bien moins corrélées à la présence ou non de précipitations. Les valeurs d'IWV analysées au niveau des systèmes convectifs sont par conséquent plus faibles avec l'expérience REF (entre 30 et 35 kg m^{-2}), que pour l'expérience Z (plus de 35 voire 40 kg m^{-2} pour le MCS situé en mer).

Sur la [Figure 7.3](#), on montre l'impact de l'assimilation des pseudo-observations d'humidité sur les réflectivités prévues par le modèle à +1h d'échéance. Sur la colonne de gauche, on a représenté, de haut en bas, les réflectivités observées, et celles de l'ébauche du modèle, pour les expériences REF et Z, à 12 UTC, et sur la colonne de droite, les réflectivités observées à 13 UTC, et simulées par le modèle à partir des prévisions +1h. À 12 UTC, le modèle parvient à produire des zones de convection intense, pour les expériences REF et Z, mais leur organisation et leur localisation sont assez éloignées de celles des observations. L'intensité des cellules convectives est également sous-estimée. Au bout d'une heure d'échéance, après l'assimilation des pseudo-observations d'humidité à 12 UTC, la position et la structure des zones convectives les plus intenses, est améliorée avec l'expérience Z. L'organisation en V des cellules convectives est esquissée, et le système simulé dans la région de Collobrières comporte un noyau de fortes valeurs de réflectivité (supérieures à 52 dBZ, en

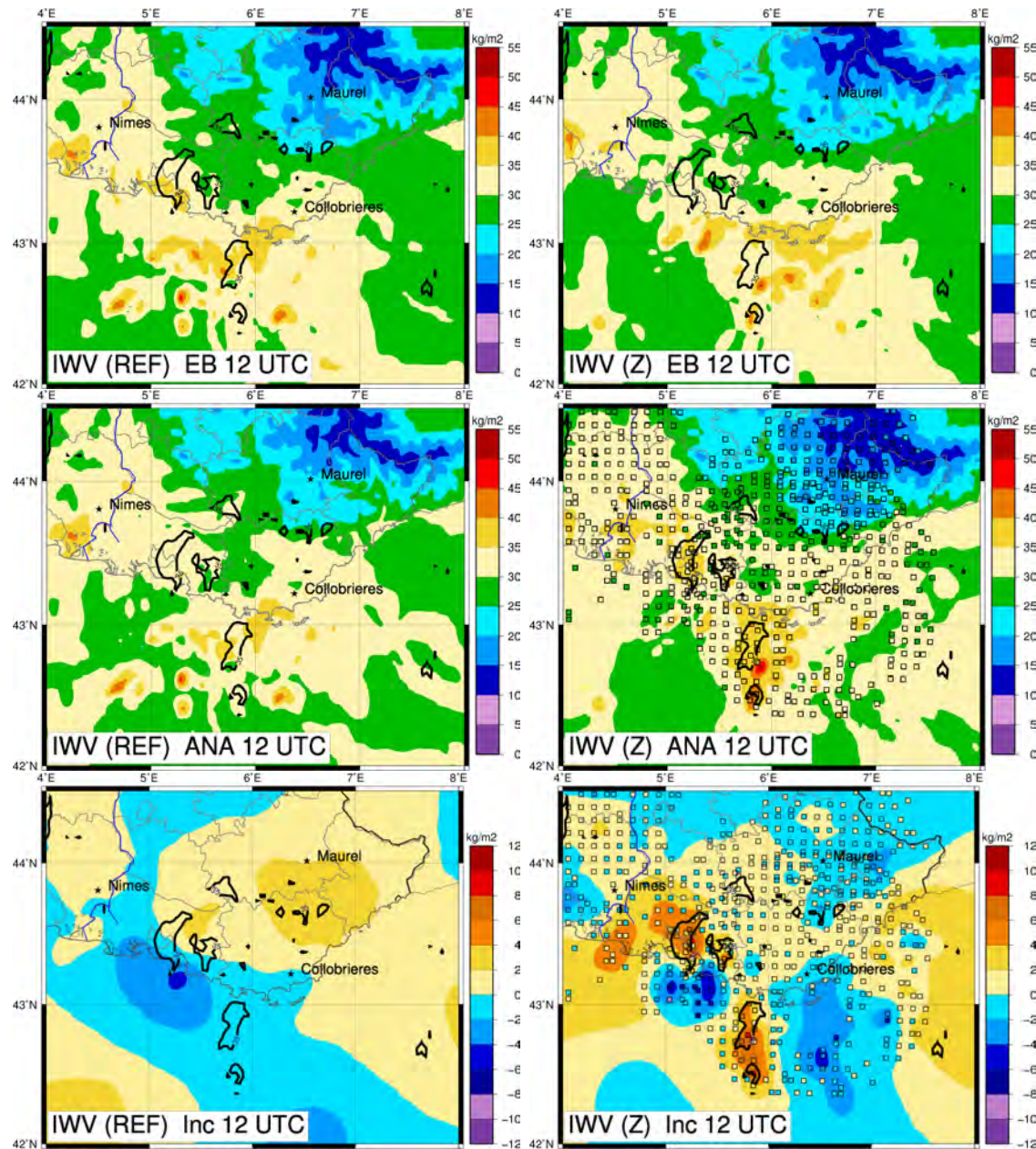


FIGURE 7.2 – Champs d'IWV (kg m^{-2}) à 12 UTC le 26/10/2012, obtenus à partir de la prévision +3h (ébauche) du réseau précédent (1^{re} ligne). Champs d'IWV analysés (2^{me} ligne), et incréments d'analyse correspondants (3^{me} ligne), pour les expériences REF (à gauche) et Z (à droite). Les pseudo-observations d'IWV et leurs écarts à l'ébauche sont superposées aux champs d'IWV analysés. Les zones les plus convectives sont indiquées par les contours de réflectivité radar supérieure à 35 dBZ (lignes noires).

rouge), colocalisé avec la zone de réflectivités observées les plus intenses (repérée en noir par les contours de réflectivités supérieures à 35 dBZ). Avec l'expérience REF, la représentation des cellules convectives est moins bonne, et le modèle ne parvient pas à reproduire les valeurs de réflectivité supérieures à 52 dBZ.

7.2.1.2 Deuxième exemple : 18 UTC le 26/10/2012 (IOP16)

L'apport de l'assimilation des pseudo-observations d'humidité sur les analyses d'humidité et les réflectivités simulées à courte échéance est également illustré avec les données du réseau 18 UTC le 26/10/2012. Sur la [Figure 7.4](#), on montre les champs analysés d'IWV (en haut) et d'humidité au niveau modèle 32 (en bas) pour les expériences REF (à gauche) et Z (à droite). Comme la convection est moins intense à 18 UTC qu'à 12 UTC, on a indiqué les zones précipitantes avec les contours de réflectivité supérieure à 25 dBZ. L'analyse de l'expérience Z ([Figure 7.4](#) à droite) contient de fortes valeurs d'IWV et d'humidité au niveau modèle 32 dans les zones précipitantes, notamment au sud-est du domaine, tandis que les valeurs d'IWV et d'humidité sont beaucoup plus faibles sur un axe nord-sud au centre du domaine, où les radars ne détectent pas de précipitations. A l'inverse, l'analyse de l'expérience REF donne à tort de fortes valeurs d'IWV et d'humidité (supérieures à 100%) au centre du domaine, malgré l'absence de précipitations, comme le montrent les réflectivités observée à 18 UTC (1^{re} ligne, colonne de gauche de la [Figure 7.5](#))

Grâce à une analyse des champs d'humidité cohérente avec les zones de précipitations, la prévision à +1h d'échéance de l'expérience Z (colonne de droite, 2^{me} ligne de la [Figure 7.5](#)) donne des structures de réflectivité bien plus en accord avec les observations que pour l'expérience REF (3^{me} ligne) : la bande précipitante en arc de cercle à l'est du domaine est notamment mieux représentée.

7.2.2 Impact de la correction d'atténuation sur les analyses d'humidité : comparaison Z/ZNocorr

On illustre l'impact de la correction d'atténuation sur l'analyse du modèle, en comparant les expériences Z et ZNocorr pour l'IOP6 à 06 UTC. L'impact de l'atténuation sur les pseudo-observations d'humidité et les champs analysés est particulièrement visible à cet instant, car le système convectif est aligné dans l'axe de visée du radar et produit donc de très fortes atténuations. Sur la première ligne de la [Figure 7.6](#), on a représenté les réflectivités observées par le radar de Nîmes à l'élévation 1.8° avec (à gauche) et sans (à droite) correction d'atténuation. La zone de forte atténuation est indiquée avec les contours de ϕ_{dp} supérieurs à 60° (en noir). La phase différentielle ϕ_{dp} atteint plus de 180° par endroits, ce qui correspond à des atténuations supérieures à 9 dB (cf. [sous-section 2.1.2](#)). Les réflectivités non corrigées de l'atténuation sont donc beaucoup plus faibles dans cette zone, et par conséquent, les pseudo-observations de réflectivité (2^{me} ligne) restituées par la méthode ZNocorr (à droite) sont légèrement plus faibles qu'avec la méthode Z (à gauche). Après assimilation des pseudo-observations d'humidité, le champ d'IWV analysé au niveau de la ligne convective (3^{me} ligne) est aussi plus faible avec la méthode ZNocorr, qu'avec la méthode Z.

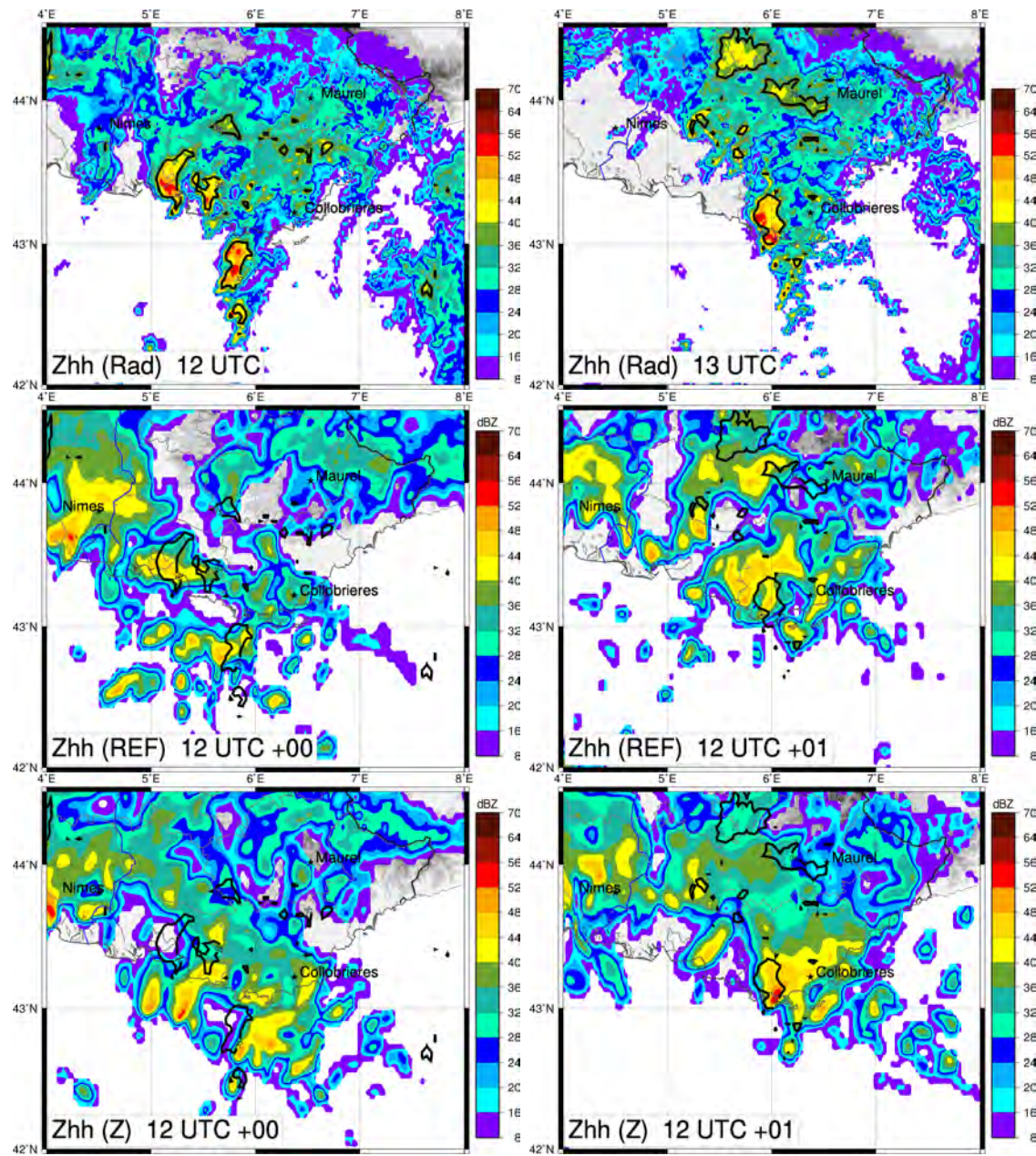


FIGURE 7.3 – Composites de réflectivité radar (dBZ) observée à 12 UTC (à gauche) et à 13 UTC (à droite) le 26/10/2012 (1^{re} ligne). Intensité de précipitations prévue par le modèle au niveau du sol (convertie en réflectivité à partir de la loi Z-R de Marshall-Palmer) à partir de l'ébauche du modèle à 12 UTC (prévision +3h du réseau 09 UTC : à gauche), et de la prévision +1h du réseau 12 UTC (à droite), pour les expériences REF (2^{me} ligne) et Z (3^{me} ligne). Les contours de réflectivités observées supérieures à 35 dBZ sont indiqués en noir.

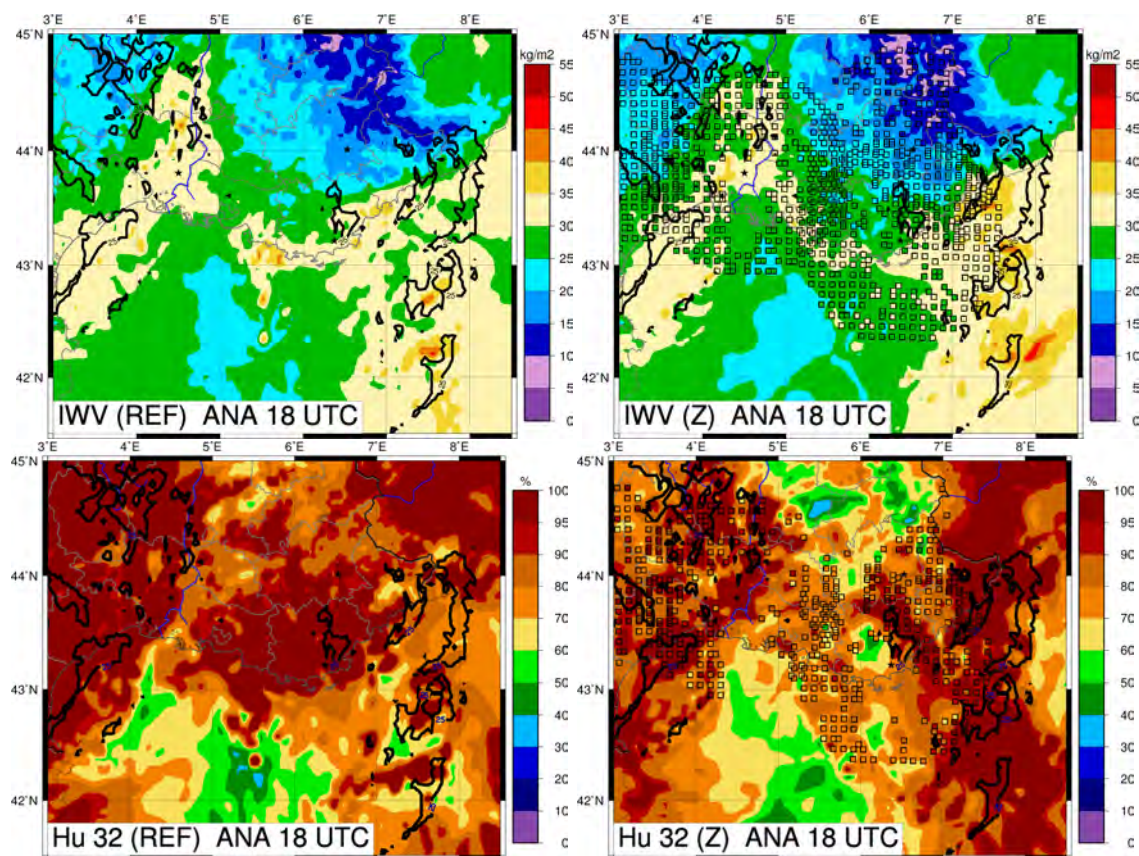


FIGURE 7.4 – Champs analysés d'IWV (kg m^{-2}) en haut, et d'humidité relative (%) au niveau modèle 32 en bas, à 18 UTC le 26/10/2012 pour les expériences REF (à gauche), et Z (à droite). Les pseudo-observations d'humidité sont superposées aux champs d'analyse pour l'expérience Z (carrés). Les zones précipitantes sont indiquées par les contours de réflectivité radar supérieure à 25 dBZ (lignes noires).

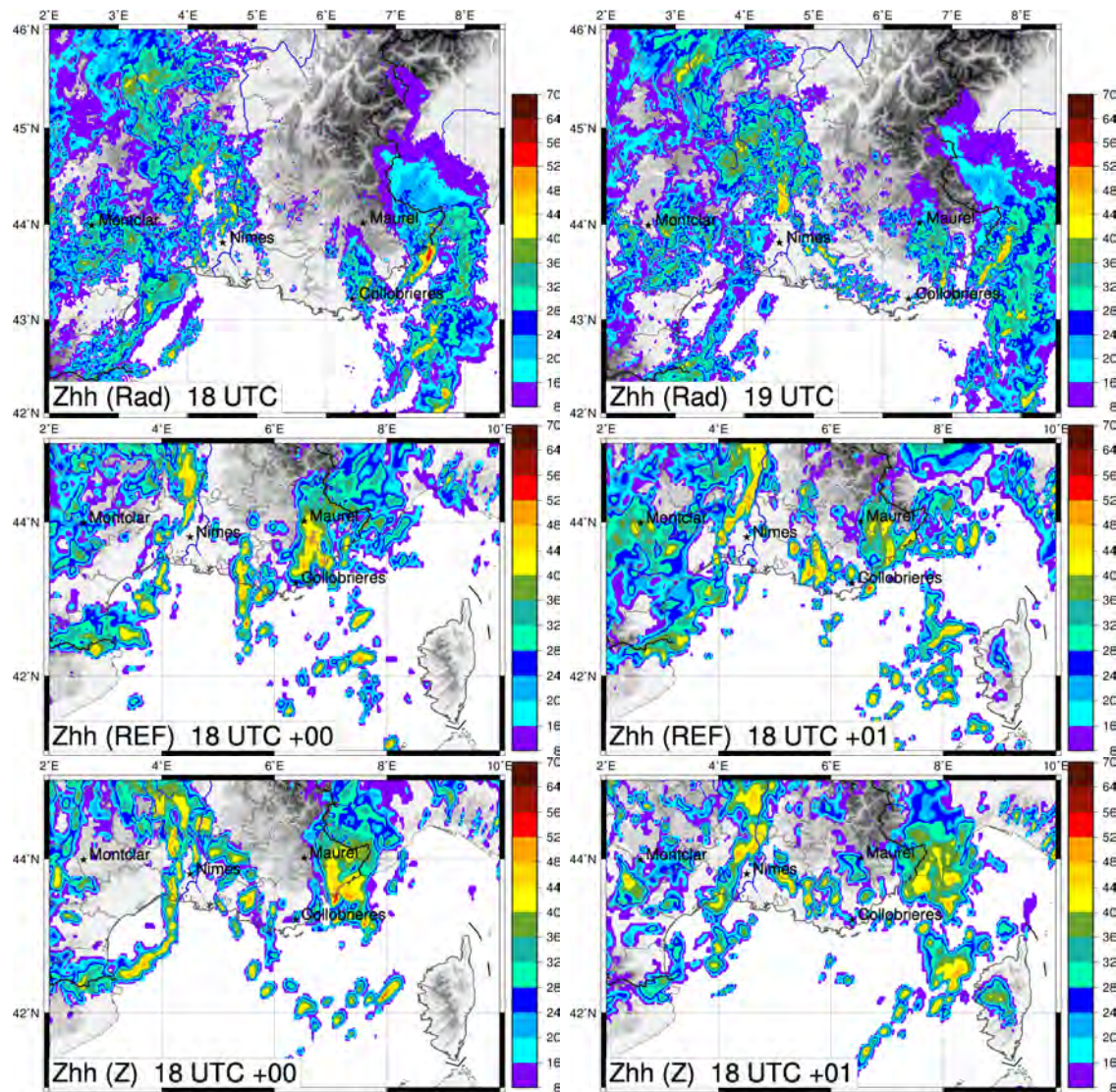


FIGURE 7.5 – Idem [Figure 7.3](#) mais à 18 et 19 UTC le 26/10/2012.

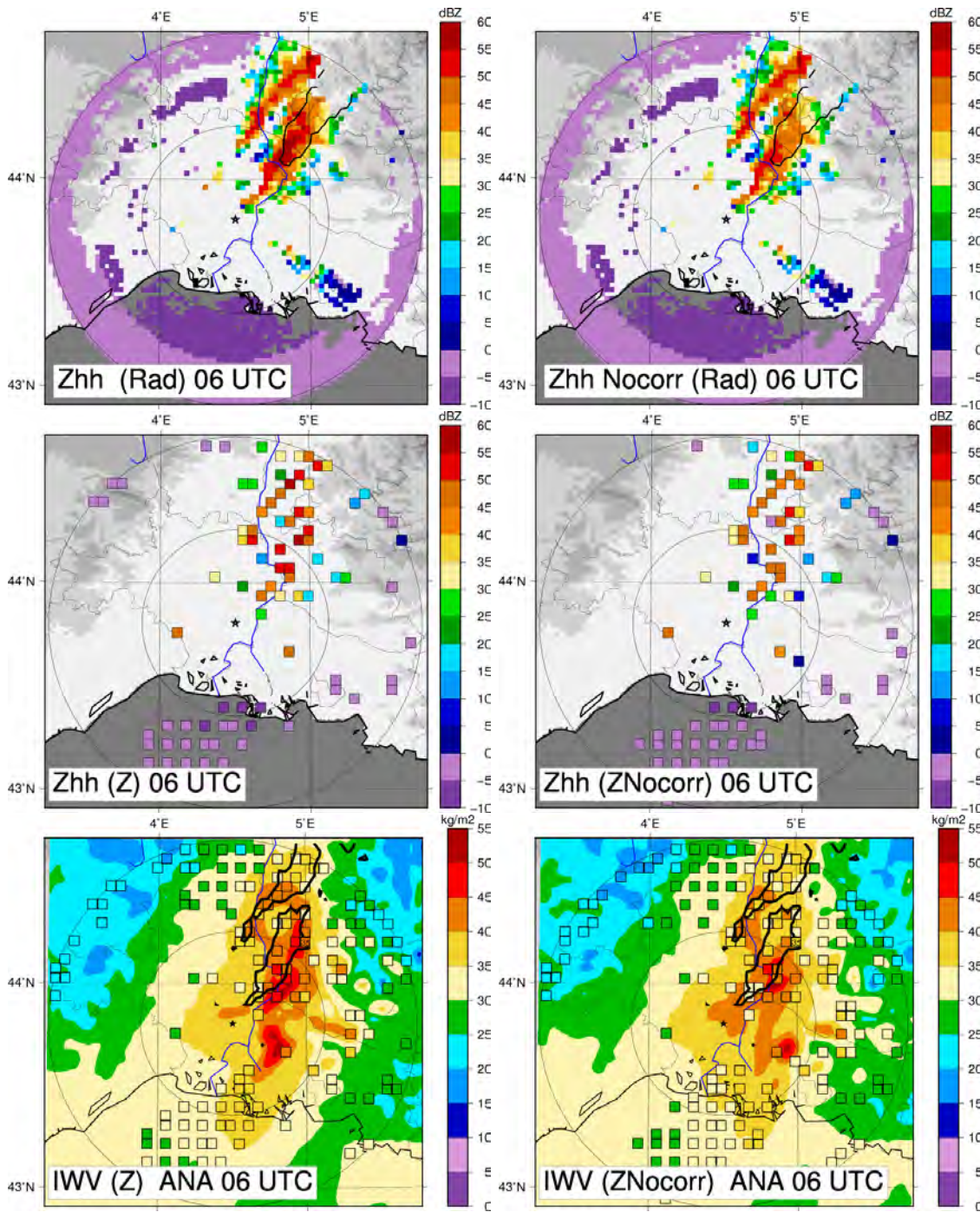


FIGURE 7.6 – Observations de Z_{hh} (dBZ) avec (à gauche) et sans (à droite) correction d'atténuation pour le radar de Nîmes à l'élévation 1.8° , à 06 UTC le 24/09/2012 (1^{re} ligne). La zone de fortes atténuations est indiquée par le contour des valeurs de ϕ_{dp} supérieures à 60° (ligne noire). Pseudo-observations de Z_{hh} (dBZ) à partir des méthodes Z et ZNocorr (2^{me} ligne), et champs d'IWV (kg m^{-2}) analysés suite à l'assimilation des pseudo-observations (les pseudo-observations d'IWV sont superposées avec des carrés) : 3^{me} ligne. Sur les analyses d'IWV, les cellules convectives sont repérées par les contours de réflectivités supérieures à 35 dBZ (lignes noires). Les cercles indiquent des distances de 50 et 100 km au radar de Nîmes.

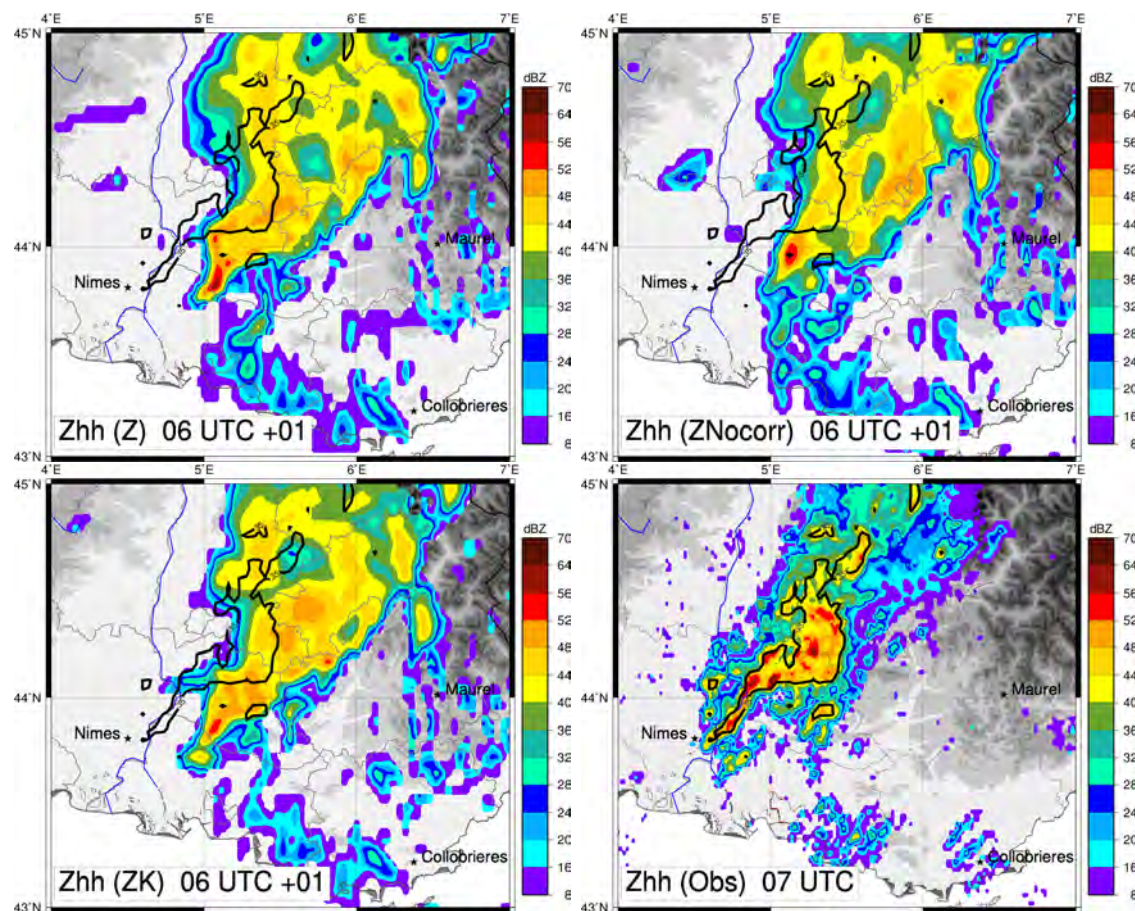


FIGURE 7.7 – Intensité de précipitations (dBZ) prévue par le modèle au niveau du sol (convertie en réflectivité à partir de la loi Z-R de Marshall-Palmer), par les expériences Z (en haut à gauche), ZNocorr (en haut droite), ZK (en bas à gauche), et composite de réflectivité radar (en bas à droite), à 07 UTC le 24/09/2012.

Sur la Figure 7.7, on compare les réflectivités prévues par le modèle à 07 UTC (+1h d'échéance), pour les expériences Z (en haut à gauche) et ZNocorr (en haut à droite), aux observations radar (en bas à droite). Les contours de réflectivité observée supérieure à 35 dBZ sont indiqués en noir. Malgré les différences visibles sur les analyses d'IWV entre les expériences Z et ZNocorr, on observe peu de différences entre les champs de réflectivités simulés par les deux expériences : le système convectif est assez bien représenté dans les deux cas, bien qu'il soit légèrement décalé à l'est, et que l'extension de la zone de réflectivités supérieures à 40 dBZ (en jaune) soit plus importante dans les données simulées que dans les observations.

Cet exemple montre donc que la correction d'atténuation des réflectivités radar, à partir de la phase différentielle, permet dans les cas de forte atténuation, de restituer des pseudo-observations et des champs analysés d'humidité plus élevés, et ainsi plus représentatifs des zones de fortes précipitations. Néanmoins, ces écarts ont peu d'impact sur les réflectivités simulées à +1h d'échéance.

7.2.3 Apport de K_{dp} pour la restitution des pseudo-observations d'humidité : comparaison Z/ZK.

7.2.3.1 Premier exemple : 06 UTC le 24/09/2012 (IOP6)

On illustre maintenant l'impact sur les analyses d'humidité, de l'utilisation de la variable K_{dp} , par rapport à l'utilisation de Z_{hh} uniquement, avec la comparaison des expériences Z et ZK, à 06 UTC le 24/09/2012. Sur la [Figure 7.8](#), on a représenté, pour les expériences Z (à gauche) et ZK (à droite), les pseudo-observations d'humidité relative restituées au niveau modèle 41 (vers 1600 m d'altitude), superposées aux champs d'analyse (1^{re} ligne), et les pseudo-observations d'IWV superposées aux analyses d'IWV (2^{me} ligne), pour le radar de Nîmes à 06 UTC le 24/09/2012. Les deux cellules convectives au nord de Nîmes sont indiquées par les contours de réflectivité supérieure à 35 dBZ.

On observe une humidification plus importante de la cellule située la plus au nord avec l'expérience ZK, au niveau modèle 41, liée aux pseudo-observations et incréments d'humidité supplémentaires apportés avec cette expérience, dans cette région. Cette zone est en effet affectée par des masques orographiques, au niveau de l'élévation radar la plus basse (0.6°), et les données de Z_{hh} , sous-estimées à cause des masques, ont été éliminées par le contrôle qualité en amont. Seule la méthode ZK, qui utilise la variable K_{dp} , non affectée par les masques orographiques, peut restituer des pseudo-observations d'humidité dans cette zone.

Les différences entre les expériences Z et ZK sont moins visibles sur les analyses d'IWV ([Figure 7.8](#), 2^{me} ligne). Bien que le nombre de pseudo-observations d'IWV supérieures à 45 kg m^{-2} (en rouge) au niveau des cellules convectives soit plus important avec l'expérience ZK (à droite) qu'avec l'expérience Z, les valeurs d'IWV analysées sont du même ordre de grandeur au sein des cellules convectives (autour de 40 kg m^{-2} , en orange). Le fait que ces fortes valeurs de pseudo-observations ne soient pas restituées dans l'analyse pourrait être lié à leur caractère très localisé. Elles sont en effet situées à proximité d'autres pseudo-observations d'IWV beaucoup plus faibles. A cause de l'étalement des incréments d'humidité dans l'analyse, les fortes valeurs d'IWV pourraient ainsi être compensées par la contribution de valeurs plus faibles dans leur voisinage immédiat. Un meilleur ajustement des corrélations horizontales des erreurs d'observation et d'ébauche, plus adapté aux situations convectives pourrait limiter cet effet de « lissage ».

L'impact sur les réflectivités simulées à +1h d'échéance (à 07 UTC le 24/09/2012) est illustré sur la [Figure 7.7](#), avec les réflectivités du modèle pour l'expérience Z (en haut à gauche) et l'expérience ZK (en bas à gauche). Les différences entre Z et ZK sont faibles. Le système convectif est assez bien représenté dans les deux cas, avec néanmoins un léger décalage vers l'est, par rapport aux observations. Le nombre et l'étendue des zones de très fortes valeurs de réflectivité ($>52 \text{ dBZ}$, en rouge) sont sous-estimés par les deux expériences, et en particulier par l'expérience ZK.

Comme pour la comparaison entre les expériences Z et ZNocorr sur ce cas, malgré des écarts visibles sur les champs d'analyse d'humidité (en basses couche ici), on n'observe pas de différences significatives entre les réflectivités simulées à +1h d'échéance par les expériences Z et ZK.

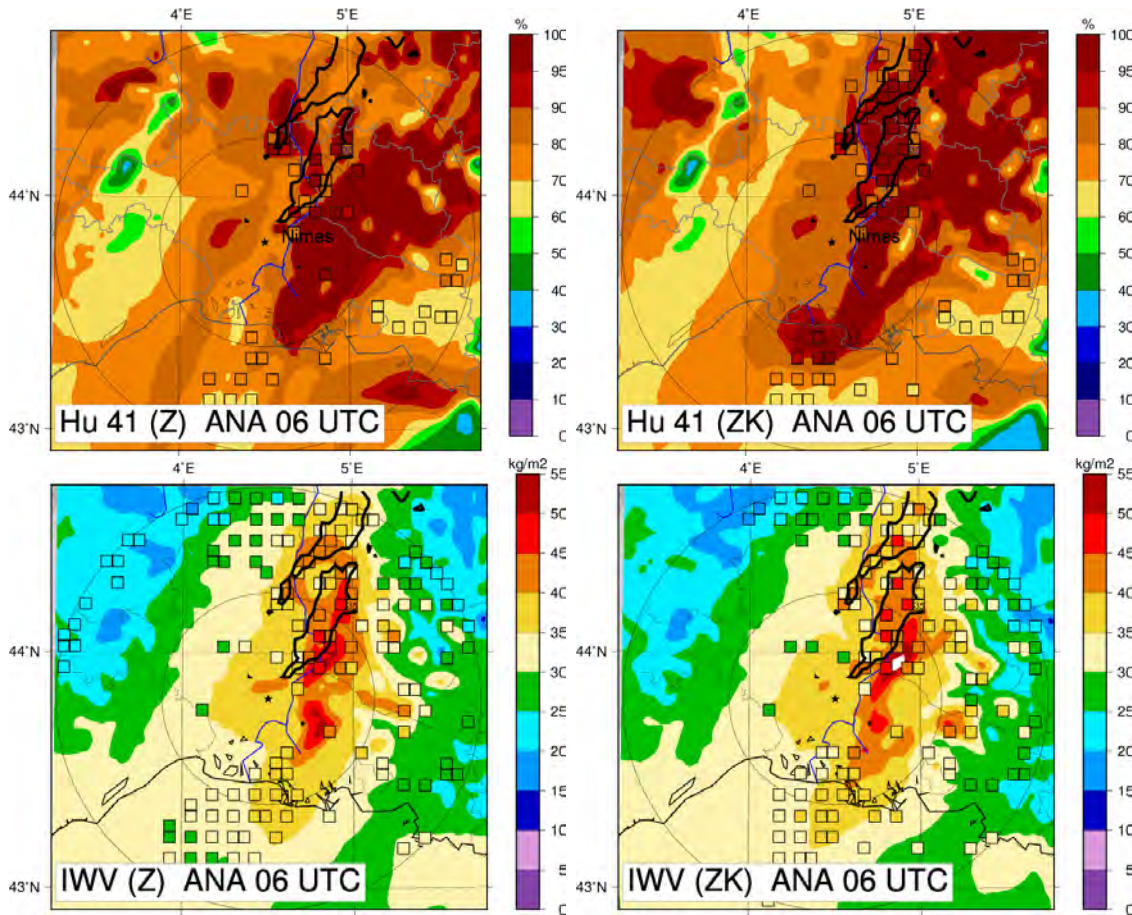


FIGURE 7.8 – Pseudo-observations d’humidité (carrés) superposées au champ d’humidité analysé au niveau modèle 41 (%), en haut et pseudo-observations d’IWV (kg m^{-2}) superposées au champ d’IWV analysé (en bas), pour les expériences Z (à gauche), et ZK (à droite), dans la région de Nîmes à 06 UTC le 24/09/2012. Les zones convectives sont indiquées par les contours de réflectivité radar supérieure à 35 dBZ (lignes noires). Les cercles indiquent des distances de 50 et 100 km au radar de Nîmes.

7.2.3.2 Deuxième exemple : 15 UTC le 26/10/2012 (IOP16)

On compare maintenant à 15 UTC le 26/10/2012, les analyses d'IWV produites avec les méthodes Z et ZK (1^{re} ligne de la [Figure 7.9](#)). Les cellules convectives sont repérées avec les contours de réflectivité supérieure à 35 dBZ. On observe des valeurs d'IWV légèrement plus fortes avec l'expérience ZK (à droite) qu'avec l'expérience Z (à gauche), au niveau des cellules convectives. Ces plus fortes valeurs d'IWV avec l'expérience ZK sont cohérentes avec des pseudo-observations de K_{dp} (2^{me} ligne de la [Figure 7.9](#)) plus fortes également avec ZK (à droite) qu'avec Z (à gauche). Les différences sont liées, dans ce cas, à une meilleure représentation des fortes valeurs de K_{dp} dans l'ébauche de l'expérience ZK (cf. 3^{me} ligne de la [Figure 7.9](#)), plus proches des valeurs de K_{dp} observées (4^{me} ligne), que dans l'ébauche de l'expérience Z. Les colonnes de K_{dp} et d'humidité restituées, qui sont une combinaison linéaire des valeurs de l'ébauche au voisinage du profil observé, sont donc plus faibles avec l'expérience Z. Ces différences soulignent une des limitations de la méthode de restitution, qui n'est capable de restituer que des valeurs disponibles dans la « base de données » constituée par les colonnes de l'ébauche au voisinage du profil observé. Les ébauches diffèrent car les expériences sont cyclées : elles assimilent des pseudo-observations d'humidité légèrement différentes à chaque réseau, conduisant à des analyses et prévisions différentes aussi.

Sur la [Figure 7.10](#), on compare les réflectivités prévues par le modèle à +1h d'échéance pour les expériences Z et ZK. Les différences sont assez faibles. Les zones de réflectivités simulées les plus fortes (> 48 dBZ, en orange), sont un peu plus étendues avec ZK qu'avec Z, en accord avec les réflectivités observées. Les valeurs maximales de réflectivité observées (> 52 dBZ) sont néanmoins sous-estimées dans les deux cas.

7.3 Évaluation des prévisions

Nous évaluons maintenant l'impact des différentes expériences d'assimilation sur les réflectivités prévues à courte échéance et sur les cumuls de précipitations prévus par le modèle. Les prévisions de cumuls de précipitations sont comparées aux observations des pluviomètres de la base de données du programme HyMeX. Pour évaluer les prévisions de manière objective, différents types de scores ont été calculés :

- la corrélation, le biais, l'écart-type et l'erreur quadratique moyenne entre les cumuls prévus et observés
- des scores catégoriels (voir par exemple [Ducrocq et al., 2002](#)), pour différents seuils de cumuls de précipitations : le POD (Probability Of Detection), qui mesure le taux de bonnes détections, le FAR (False Alarm Rate), qui mesure le taux de fausses alarmes, le HSS (Heide Skill Score) qui mesure le taux de bonnes détections sans tenir compte de celles dues au hasard ([Doswell et al., 1990](#)), et le BIAS (biais fréquentiel), qui mesure le ratio de la fréquence des prévisions de dépassement de seuil, par rapport à la fréquence des dépassements de seuil observés.

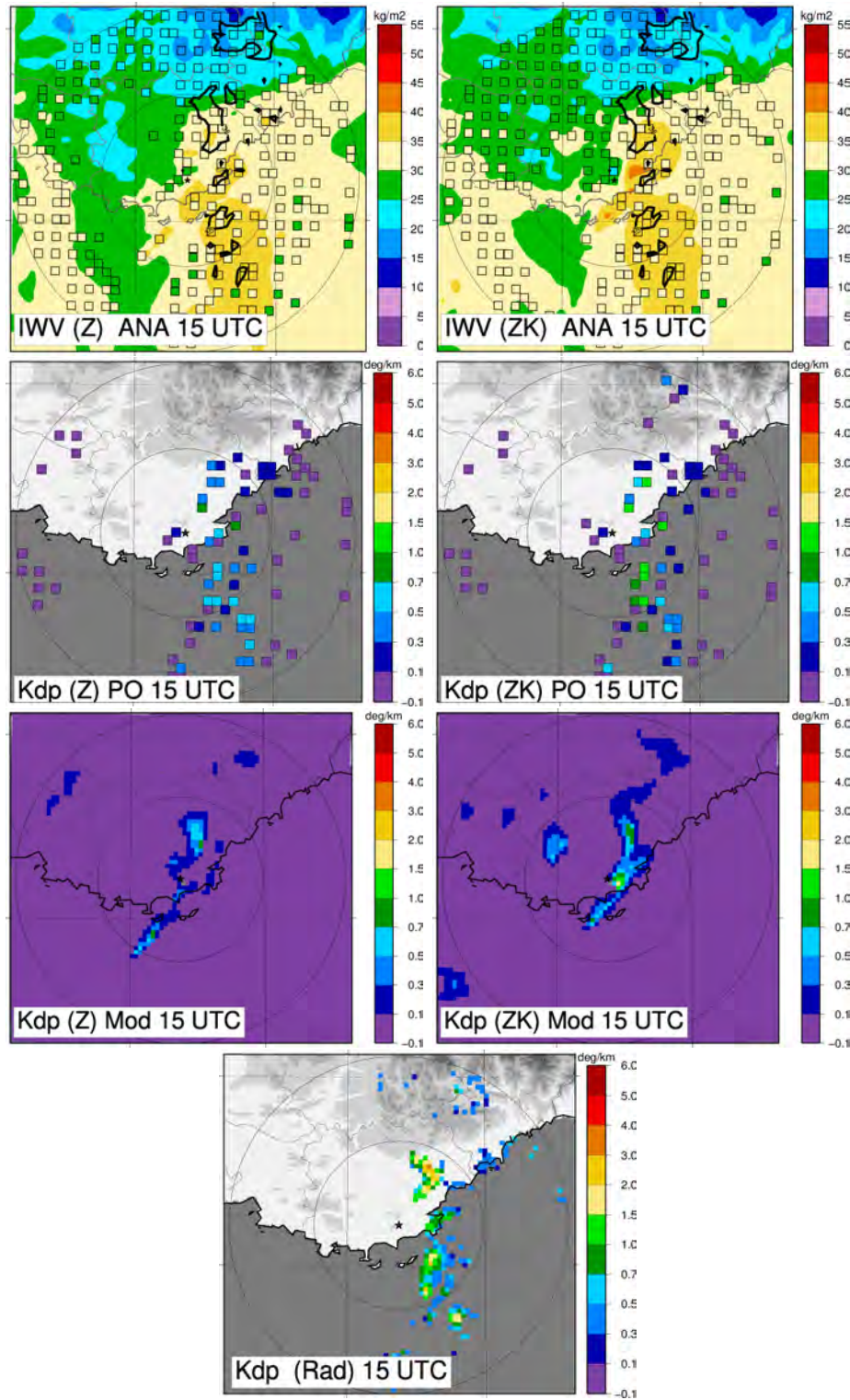


FIGURE 7.9 – Pseudo-observations d'IWV (kg m^{-2}), superposées aux champs d'IWV analysés, sur la 1^{re} ligne, et pseudo-observations de K_{dp} ($^{\circ} \text{km}^{-1}$) sur la 2^{me} ligne, pour les expériences Z (à gauche) et ZK (à droite). Sur la première ligne, les cellules convectives sont indiquées par les contours de réflectivité supérieure à 35 dBZ. K_{dp} simulé à partir des ébauches des expériences Z et ZK (3^{me} ligne), et observé par le radar de Collobrières à 15 UTC le 26/10/2012, à l'élévation 0.4° (4^{me} ligne).

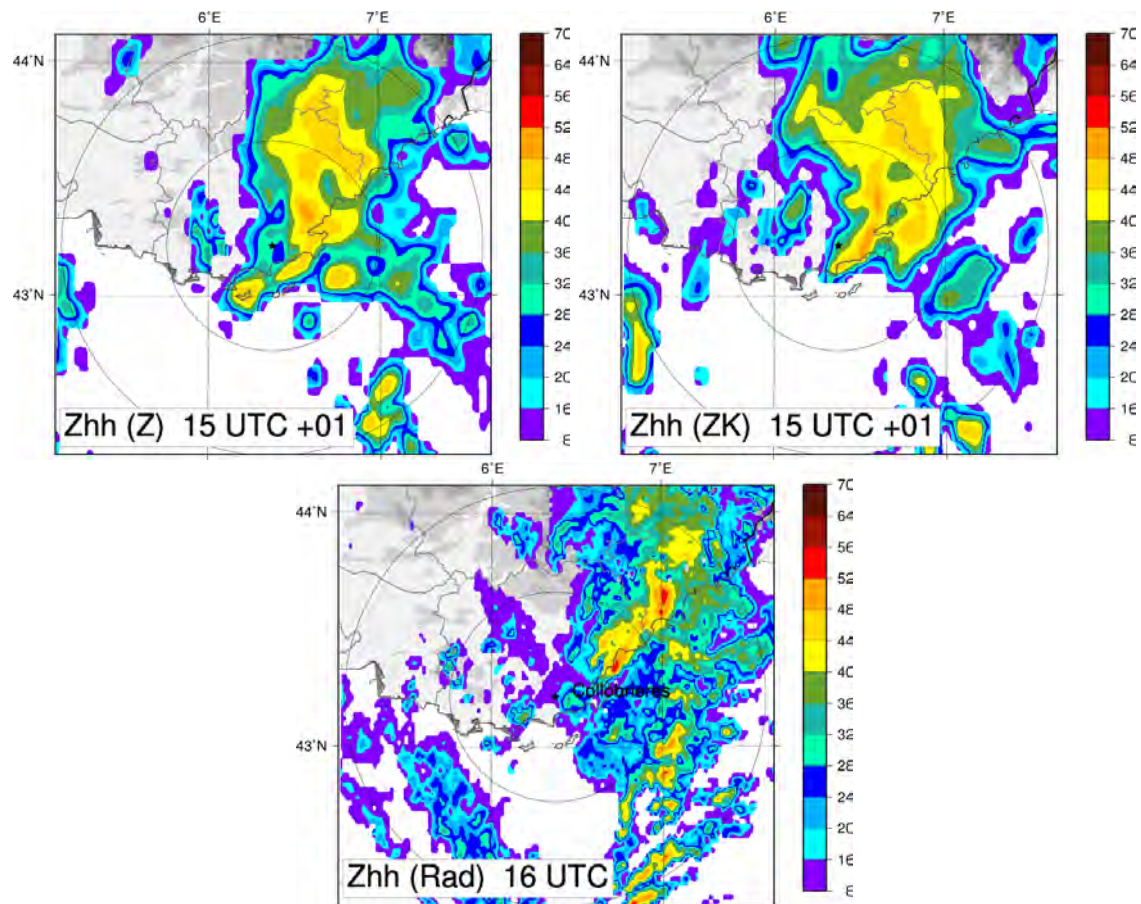


FIGURE 7.10 – Pluie instantanée (dBZ) prévue par le modèle au niveau du sol (convertie en réflectivité), par les expériences Z et ZK (1^{re} ligne), et composite de réflectivité radar à 16 UTC le 26/10/2012.

Pour chaque cas d’étude (IOP6 et IOP16), l’impact des différentes expériences est illustré à partir d’un réseau, représentatif de l’ensemble des réseaux, et pour lequel la convection est particulièrement intense, et génère notamment de fortes atténuations.

7.3.1 IOP6

Pour l’IOP6, nous avons choisi d’illustrer l’impact des différentes expériences d’assimilation à partir du réseau 03 UTC. La ligne convective est très intense à cet instant et est associée à de fortes valeurs de K_{dp} et d’atténuation. Après examen des réflectivités prévues jusqu’à +6h d’échéance à partir du réseau 03 UTC, on constate que les différences entre l’expérience REF, qui n’assimile pas les réflectivités radar, et les expériences Z, ZNocorr et ZK, ne sont pas toujours faciles à mettre en évidence. En particulier, à 04 UTC (+1h d’échéance), les différences entre les quatre expériences sont très faibles : la ligne convective est assez bien reproduite dans tous les cas, et comporte une position et une structure plutôt proche des observations radar (Figure 7.11). Les expériences Z, ZK et ZNocorr représentent un peu mieux les fortes valeurs de réflectivités, notamment les valeurs > 52 dBZ (en rouge), qui ne sont pas simulées par l’expérience REF. À 04 UTC, c’est l’expérience Z (qui assimile la réflectivité corrigée de l’atténuation), qui positionne le mieux la zone de réflectivités les plus intenses.

À d’autres échéances de prévision, l’apport de l’assimilation des pseudo-observations d’humidité estimées à partir des données radar est plus visible sur la structure des champs de réflectivité simulés. À 07 UTC par exemple (+4h d’échéance), les expériences Z, ZK et ZNocorr prévoient, comme dans les observations, une seule zone de valeurs de réflectivité supérieures à 45 dBZ (en jaune), avec un renforcement des valeurs au sud de la cellule convective, tandis que l’expérience REF produit à tort deux lignes de convection. Les différences entre les expériences Z, ZK et ZNocorr sont moins nettes. Comme à +1h d’échéance, l’expérience Z semble légèrement meilleure que les expériences Z et ZK, car elle produit des valeurs de réflectivités plus fortes en moyenne (l’extension des régions de réflectivité supérieures à 48 dBZ, en orange, est plus importante). Le système convectif est en revanche légèrement en avance (trop à l’est) pour l’ensemble des simulations et plus particulièrement pour les expériences Z, ZK et ZNocorr.

Sur la Figure 7.13, on examine les prévisions de cumuls de précipitations réalisées à partir du réseau 03 UTC le 24/09/2012, jusqu’à la fin de l’épisode (12 UTC), après avoir soustrait la première heure de prévision pour s’affranchir des problèmes de spin-up. Les cumuls de précipitations mesurés par les pluviomètres sont représentés sur la 1^{re} ligne et les cumuls prévus par les expériences REF, Z, ZNocorr et ZK sur les 2^{me} et 3^{me} lignes. Les cumuls de précipitations prévus sont plus faibles avec les expériences Z, ZNocorr et ZK, qu’avec l’expérience REF, notamment à cause d’un déplacement plus rapide du système convectif. La zone de forts cumuls est surestimée par l’expérience REF, et plus en accord avec les observations pour les expériences Z, ZK et ZNocorr, qui sont très proches.

Sur le diagramme de Taylor (2001) de la Figure 7.14, on visualise la corrélation, l’écart-type des écarts entre prévisions et observations (« centered RMS difference »)

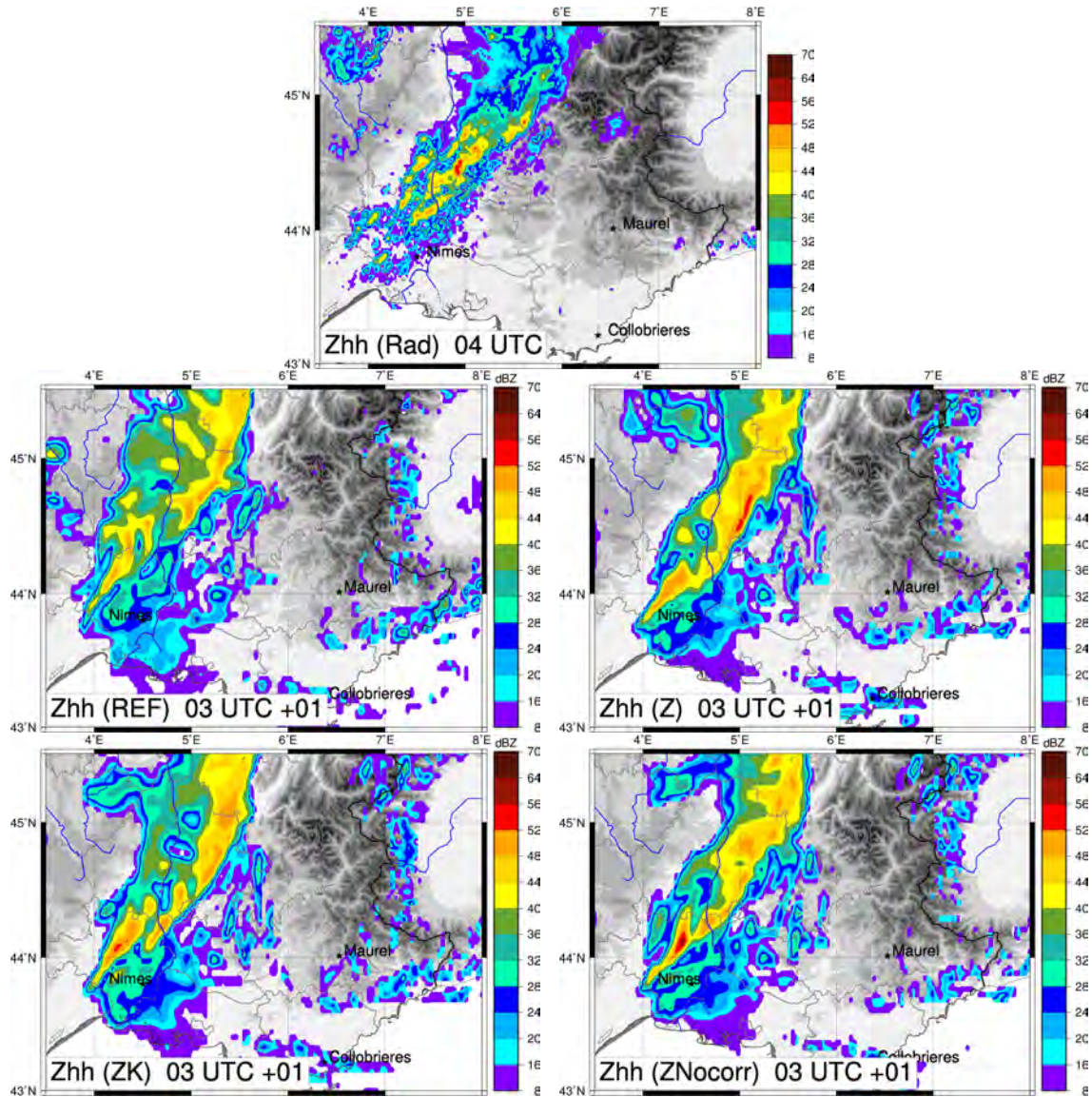


FIGURE 7.11 – Réflectivités (dBZ) observées (1^{re} ligne) à 04 UTC le 24/09/2012 et simulées par les expériences REF, Z, ZK et ZNocorr, à +1h d'échéance, à partir du réseau 03 UTC.

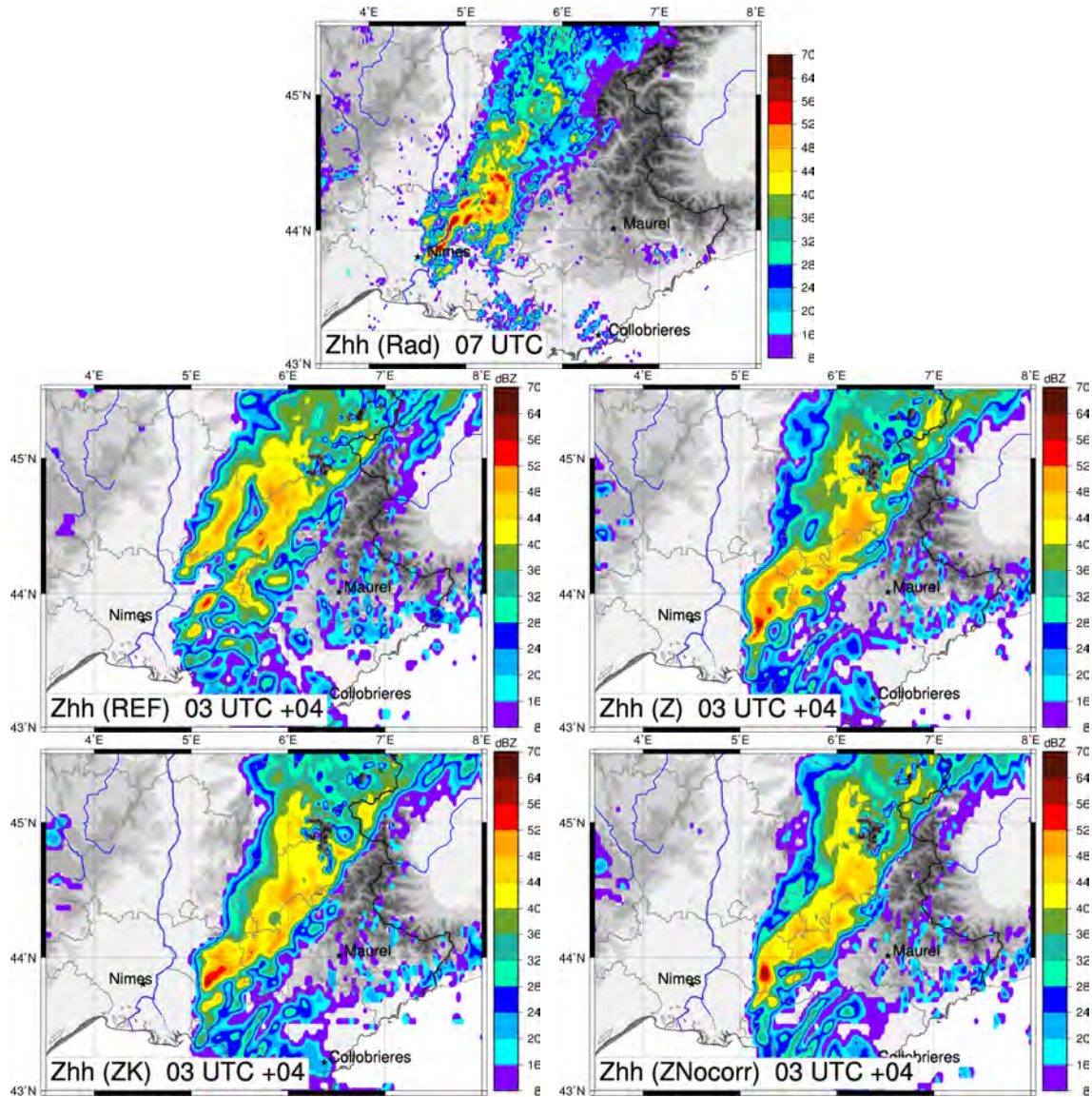


FIGURE 7.12 – Réflectivités (dBZ) observées (1^{re} ligne) à 07 UTC le 24/09/2012 et simulées par les expériences REF, Z, ZK et ZNocorr, à +4h d'échéance, à partir du réseau 03 UTC.

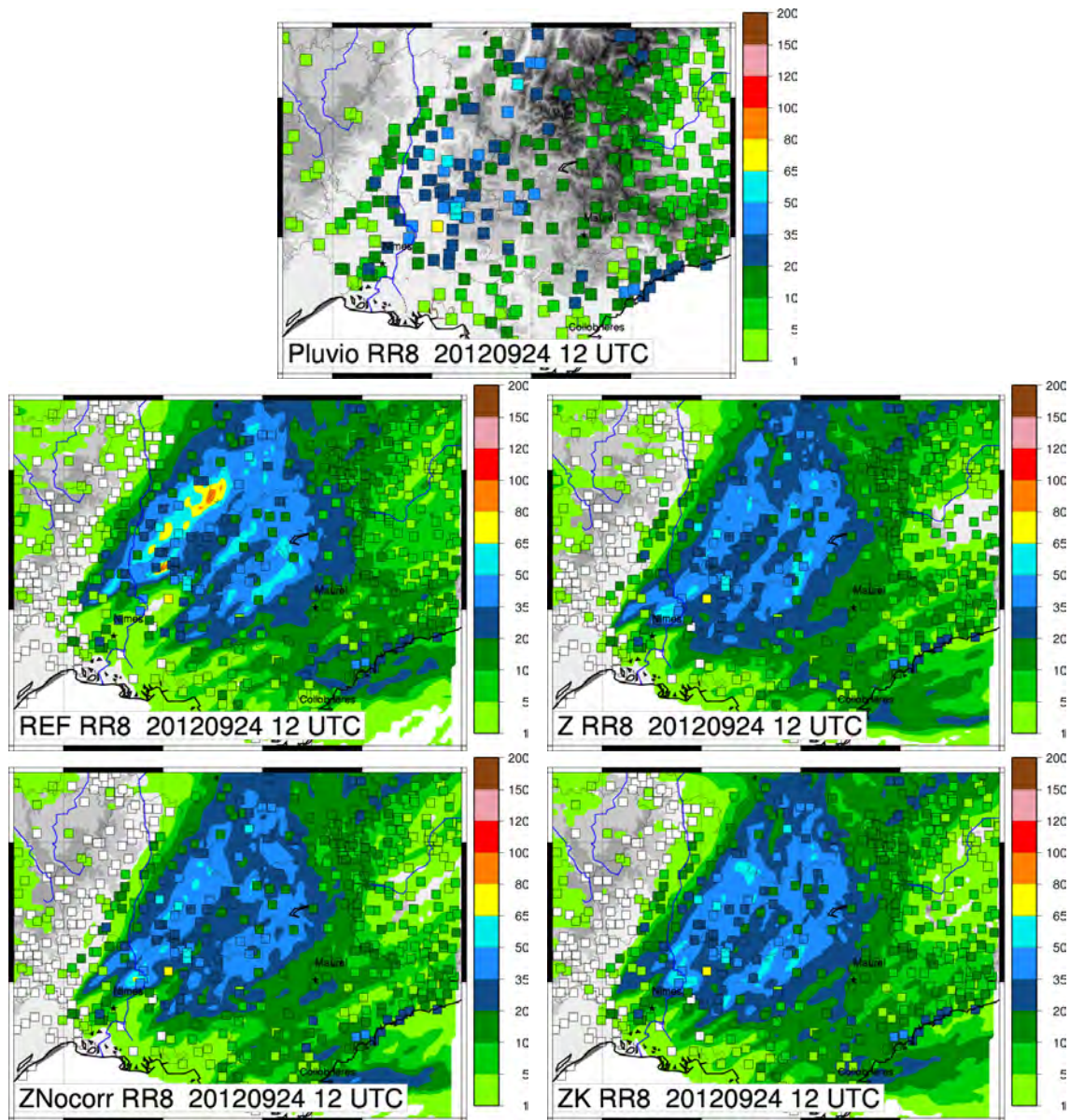


FIGURE 7.13 – Cumuls de précipitations (mm) mesurés par les pluviomètres entre 04 UTC et 12 UTC le 24/03/2012 (cumul 8h), et prévus à partir du réseau 03 UTC le 24/09/2012, par les expériences REF, Z, ZNocorr et ZK.

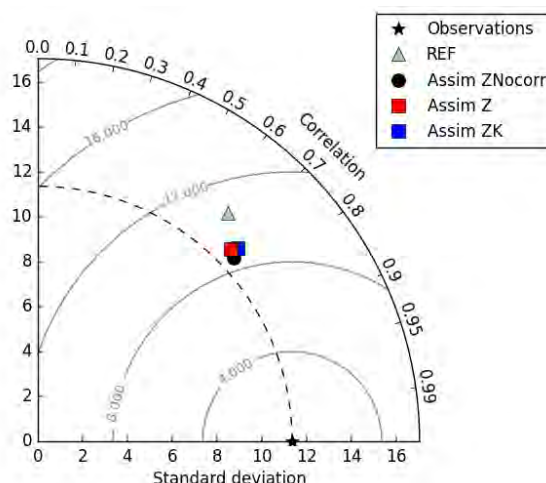


FIGURE 7.14 – Diagramme de Taylor des cumuls de précipitations prévus à partir du réseau 03 UTC le 24/09/2012, de 04 UTC à 12 UTC (cumul 8h).

et les écarts-types des prévisions de précipitations des expériences REF, Z, ZNocorr, ZK. Plus le point représentant la prévision est proche de l'étoile représentant l'observation (sur l'axe des abscisses), plus la corrélation est forte et l'erreur quadratique faible, donc meilleure est la prévision. Plus le point de la prévision est proche de l'arc en trait tireté, plus l'écart-type de la prévision est proche de celui observé. Ces scores montrent une amélioration des prévisions de précipitations avec les expériences Z, ZNocorr et ZK par rapport à l'expérience REF, à ce réseau : la corrélation est plus forte et l'écart-type des différences entre prévisions et observations est réduit. Les expériences Z, ZNocorr et ZK ont par contre des scores très proches (les points sont presque confondus).

Afin de mieux caractériser l'impact des différentes expériences en fonction du seuil de précipitations, des scores catégoriels ont été calculés. On montre le POD, le FAR, le HSS et le FBIAS sur la Figure 7.15, calculés à partir des cumuls de précipitations prévus montrés sur la Figure 7.13. Les scores ne sont présentés que pour des seuils de précipitations jusqu'à 30 mm, car le nombre de points n'est pas significatif au-delà. Les taux de détection sont très proches pour les quatre expériences, mais les taux de fausses alarmes sont légèrement réduits avec les expériences Z, ZK et ZNocorr par rapport à l'expérience REF, pour les seuils de précipitations supérieurs à 10 mm, à cause de la surestimation de l'étendue de la zone de forts cumuls avec l'expérience REF (cf. Figure 7.13). Le HSS, qui mesure le taux de bonnes détections sans tenir compte des détections dues au hasard est aussi meilleur pour les précipitations supérieures à 10 mm avec les expériences Z, ZK et ZNocorr. Le BIAS donne des valeurs assez proches de 1 en moyenne mais qui augmentent légèrement avec le seuil de précipitations. La fréquence des cumuls prévus est donc légèrement surestimée à mesure que les seuils de précipitation augmentent, en particulier pour l'expérience REF.

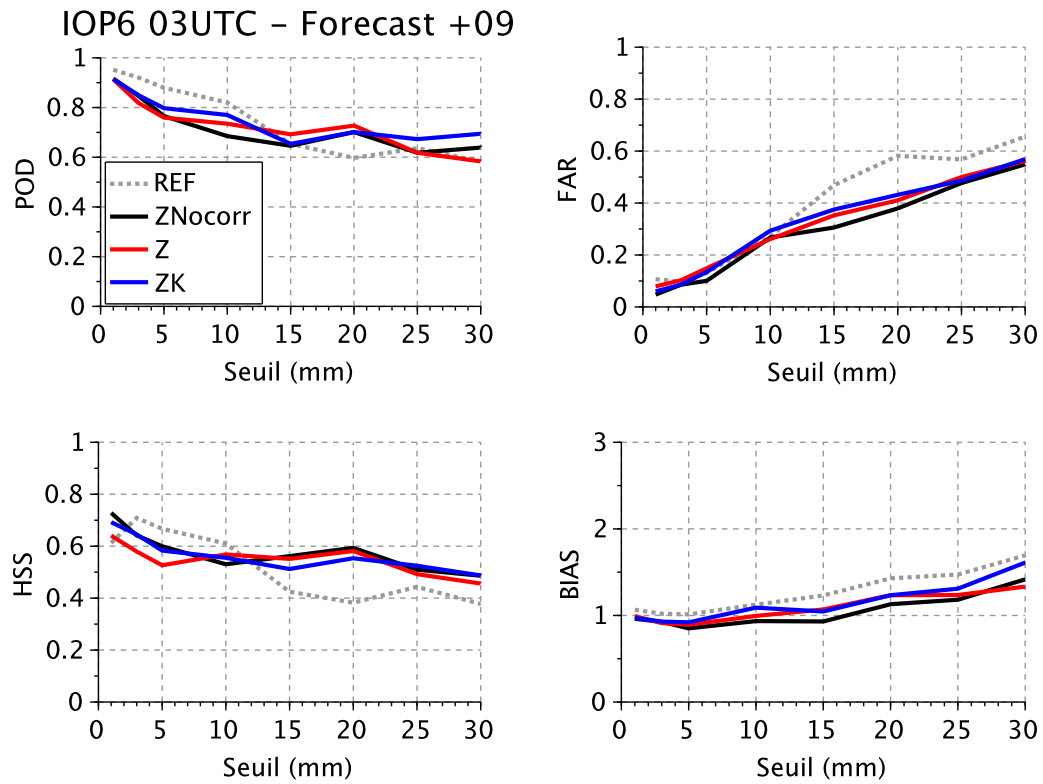


FIGURE 7.15 – POD, FAR, HSS et BIAS pour les expériences REF, Z, ZNocorr et ZK, pour les cumuls de précipitations prévus à partir du réseau 03 UTC le 24/09/2012, de 04 UTC à 12 UTC (cumul 8h).

7.3.2 IOP16

Pour l'IOP16, l'impact des différentes expériences d'assimilation est illustré à partir des prévisions du réseau 15 UTC. Cet instant a été choisi car la convection est particulièrement intense, à la fois sur les Cévennes, mais aussi sur le Var et les Alpes Maritimes, touchés par l'arrivée du MCS1b (cf. [sous-section 2.3.3](#)).

Sur la [Figure 7.16](#), on a représenté les réflectivités observées (1^{re} ligne) et simulées par les expériences REF, Z, ZK et ZNocorr (2^{me} et 3^{me} lignes) à 17 UTC (+2h d'échéance). Les quatre expériences reproduisent les précipitations observées sur les Cévennes (au nord des radars de Nîmes et Montclar), ainsi que dans le Var et les Alpes Maritimes (près des radars de Collobrières et Mont Maurel). L'étendue de la zone de réflectivités supérieures à 40 dBZ (en jaune) sur les Cévennes est cependant surestimée par l'expérience REF. Par ailleurs, la position du MCS à l'est de Collobrières est légèrement plus en accord avec les observations pour les expériences Z, ZK et ZNocorr qu'avec l'expérience REF, qui positionne le système un peu plus au nord-ouest. À 19 UTC (+4h d'échéance), les quatre expériences produisent des réflectivités assez similaires ([Figure 7.17](#)). Le système convectif situé au niveau des radars du Mont Maurel et de Collobrières (MCS1b) s'est déplacé moins vite dans les simulations que dans les observations, et en particulier pour l'expérience REF. Sur la moitié est du domaine, les réflectivités simulées ont des structures assez proches des réflectivités observées, avec néanmoins une surestimation de l'étendue des zones de réflectivités supérieures à 40 dBZ.

Les différences entre les expériences sont plus faciles à visualiser sur la [Figure 7.18](#), à partir des cumuls de précipitations prévus entre 16 UTC le 26/10/2012 et 00 UTC le 27/10/2012 (à partir du réseau 15 UTC). On observe une bien meilleure concordance entre les cumuls mesurés par les pluviomètres et simulés avec les expériences Z, ZNocorr et ZK qu'avec l'expérience REF. L'expérience ZK en particulier (en bas à droite) est celle qui positionne le mieux la zone de précipitations au nord de Nîmes (cumuls maximums supérieurs à 50 mm), et la région de cumuls supérieurs à 35 mm le long de la côte au nord-est de Collobrières. L'expérience REF surestime largement les cumuls de précipitations au nord de Nîmes et au nord de Collobrières, et l'expérience ZNocorr surestime également les cumuls de précipitations au nord-est de Collobrières.

La performance des prévisions de cumuls de précipitations pour les différentes expériences est illustrée par un diagramme de Taylor sur la [Figure 7.19](#). Pour ce réseau, les expériences Z et ZK sont légèrement meilleures, que les expériences ZNocorr et REF. Leurs prévisions ont de plus fortes corrélations avec les observations, et des erreurs quadratiques moyennes plus faibles. L'expérience ZNocorr est la plus mauvaise, en particulier à cause d'un écart-type qui s'éloigne de celui des observations.

On montre sur la [Figure 7.20](#) les scores catégoriels pour les quatre expériences. Les scores ne sont pas montrés pour les cumuls supérieurs à 40 mm car le nombre de points n'est pas suffisant. Les différences sont assez faibles, mais on observe néanmoins une amélioration du taux de détection (POD) avec les expériences Z, ZK et ZNocorr par rapport à l'expérience REF pour les précipitations supérieures à 25 mm. Les expériences Z et ZK ont des taux de fausses alarmes (FAR) légèrement

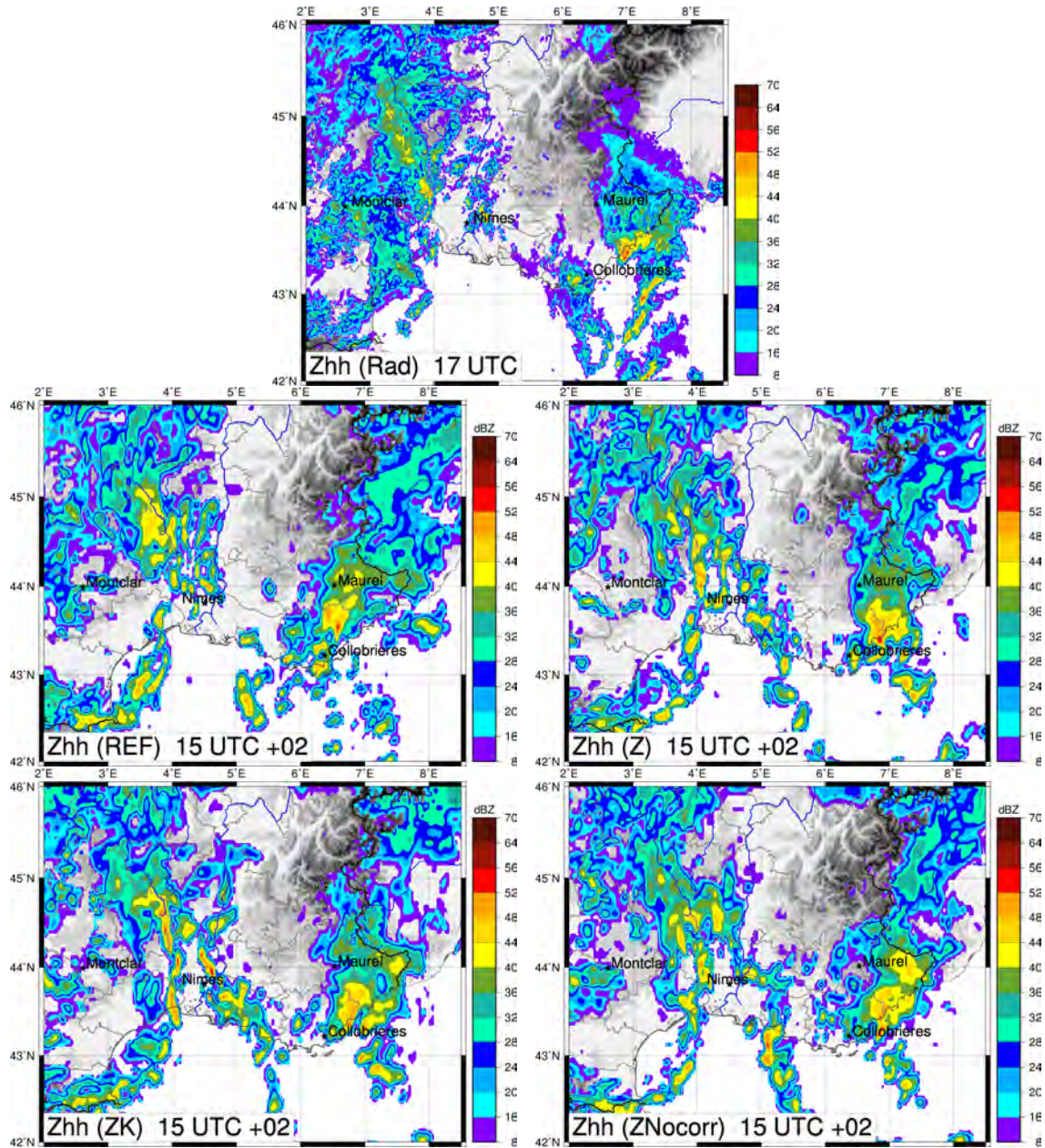


FIGURE 7.16 – Réflectivités (dBZ) observées (1^{re} ligne) à 17 UTC le 26/10/2012 et simulées par les expériences REF, Z, ZK et ZNocorr, à +2h d'échéance, à partir du réseau 15 UTC.

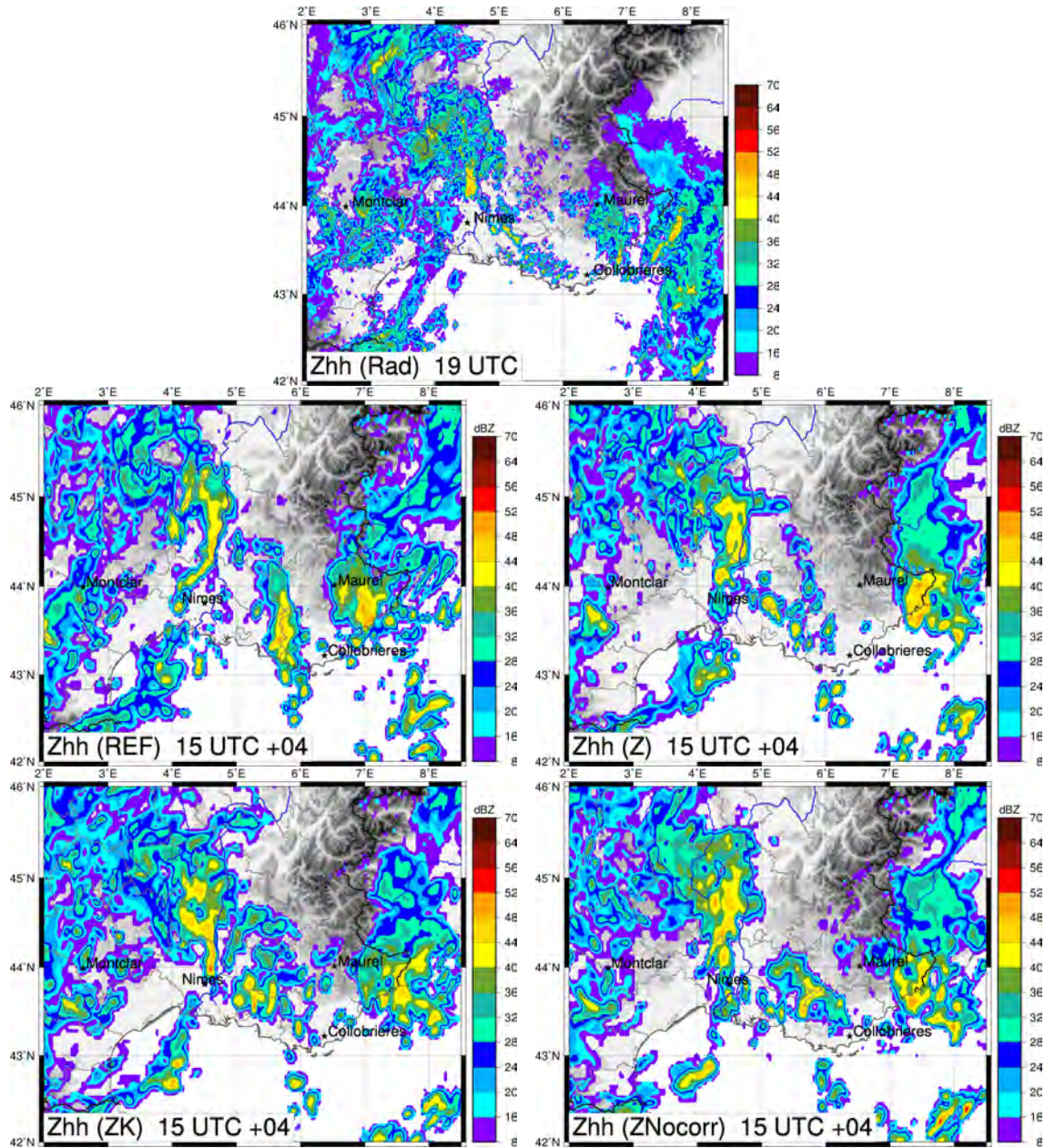


FIGURE 7.17 – Réflectivités (dBZ) observées (1^{re} ligne) à 19 UTC le 26/10/2012 et simulées par les expériences REF, Z, ZK et ZNocorr, à +4h d'échéance, à partir du réseau 15 UTC.

plus faibles pour les seuils supérieurs à 20 mm. Le HSS est donc légèrement meilleur pour Z et ZK que pour ZNocorr et REF pour les précipitations supérieures à 20 mm. Les fréquences des valeurs de cumuls de précipitations simulées et observées sont très proches pour tous les seuils de précipitation représentés avec les expériences Z, ZK et REF, qui ont des biais fréquentiels (BIAS) très proches de 1. L'expérience ZNocorr surestime en revanche la fréquence des cumuls de précipitations supérieurs à 30 mm (à cause de l'extension un peu plus importante de la zone de cumuls > 35 mm à l'ouest du Rhône). Les fortes surestimations de l'expérience REF ne sont pas visibles sur les scores car elles concernent des cumuls supérieurs à 50 mm, qui ne sont pas montrés car le nombre d'observations est trop faible (inférieur à 10).

7.4 Conclusion

La comparaison des expériences Z, ZNocorr et ZK avec l'expérience REF confirme clairement le bénéfice de l'assimilation des pseudo-observations d'humidité estimées à partir des données radar, sur les analyses d'humidité, en permettant l'humidification des zones précipitantes et l'assèchement des zones non pluvieuses. Par rapport aux autres observations d'humidité, les pseudo-observations restituées à partir des données radar ayant une très bonne résolution et une très bonne couverture spatiale tridimensionnelle, les incréments d'analyse pour l'humidité relative sont de plus fine échelle quand on assimile les données de réflectivité radar. Grâce à une meilleure analyse de l'humidité relative, les réflectivités prévues par les expériences Z, ZK et ZNocorr à courte échéance sont en général plus proches des observations, notamment en termes de structure. Les cumuls de précipitations prévus sont donc souvent meilleurs lorsqu'on assimile les pseudo-observations d'humidité, comme nous avons pu l'illustrer sur les deux cas étudiés, aux réseaux d'assimilation où la convection est la plus intense. Les taux de fausses alarmes sont légèrement réduits, les taux de détection sont améliorés, et par conséquent le HSS est meilleur en moyenne pour les cumuls de précipitations supérieurs à 20 mm, avec les expériences Z, ZK et ZNocorr, qu'avec l'expérience REF.

L'effet de la correction d'atténuation des réflectivités observées est plus difficile à mettre en évidence, tout d'abord parce qu'on ne peut observer un impact que dans les zones fortement atténuées. Parmi l'ensemble des données de nos deux cas d'étude, on a relevé un instant où l'impact de la correction d'atténuation est particulièrement visible sur les analyses d'humidité. Sur cet exemple, l'atténuation est estimée à 9 dB par endroits pour le radar de Nîmes, ce qui est exceptionnel pour un radar en bande S. Les pseudo-observations de réflectivité et d'humidité restituées sont plus faibles avec l'expérience ZNocorr qu'avec l'expérience Z, et les champs analysés d'humidité sont plus faibles également avec ZNocorr (jusqu'à environ 5 kg m^{-2} d'écart sur l'IWV). Ces écarts pourraient être bien plus importants sur des pseudo-observations restituées à partir de radars en bande X (avec des données fortement atténuées dans la pluie). L'impact est beaucoup plus faible sur les prévisions de réflectivité et de cumuls de précipitations. Un plus grand nombre de cas avec de fortes atténuations dans la pluie serait nécessaire pour évaluer de manière statistique l'impact de la correction d'atténuation sur les prévisions.

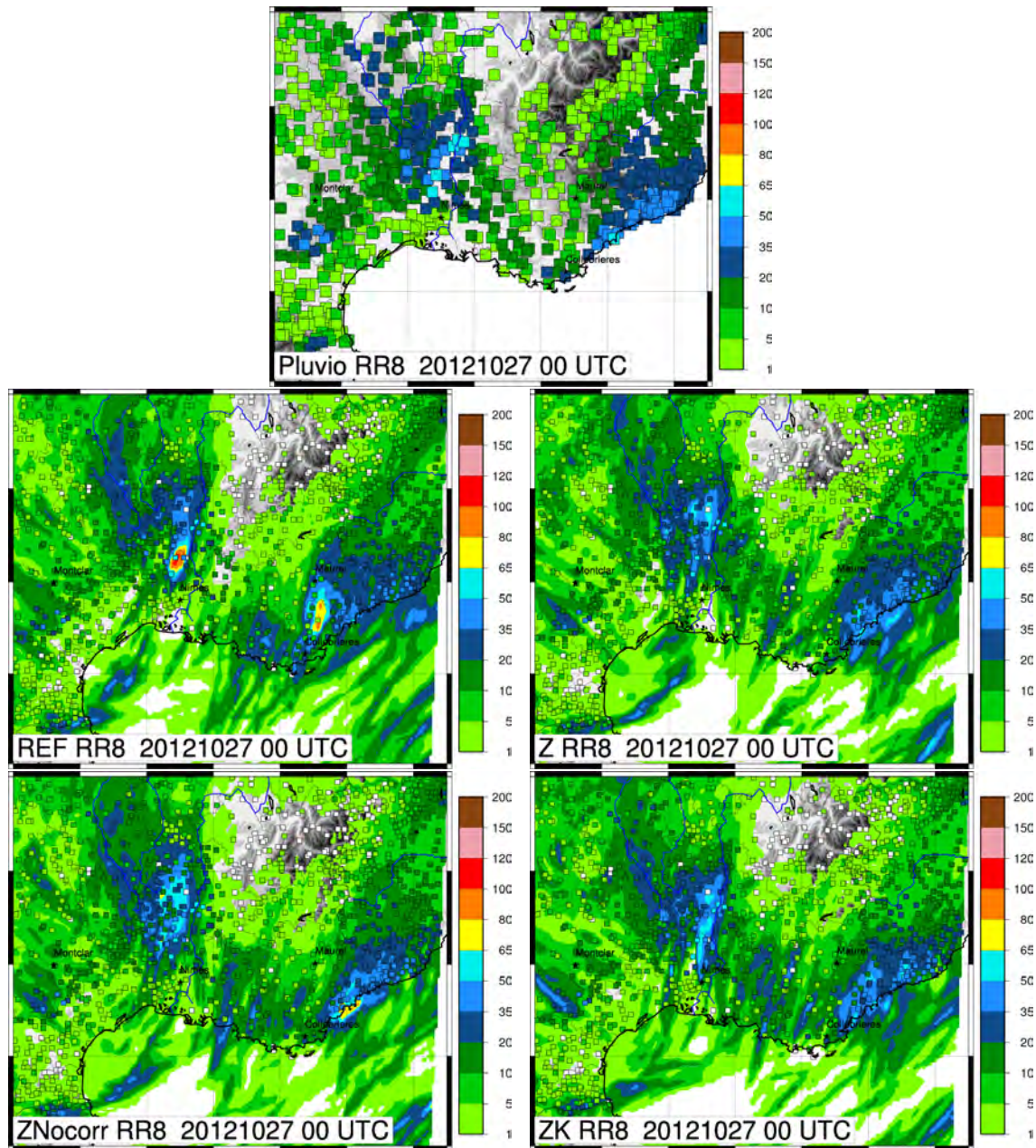


FIGURE 7.18 – Cumuls de précipitations (mm) mesurés par les pluviomètres entre 16 UTC le 26/10/2012 et 00 UTC le 27/10/2012 (cumul 8h), et prévus à partir du réseau 15 UTC le 26/10/2012, par les expériences REF, Z, ZNocorr et ZK.

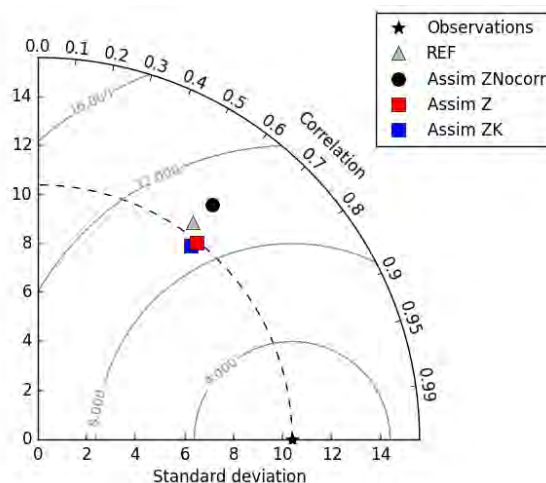


FIGURE 7.19 – Diagramme de Taylor des cumuls de précipitations prévus à partir du réseau 15 UTC, de 16 UTC le 26/10/2012 à 00 UTC le 27/10/2012 (cumul 8h).

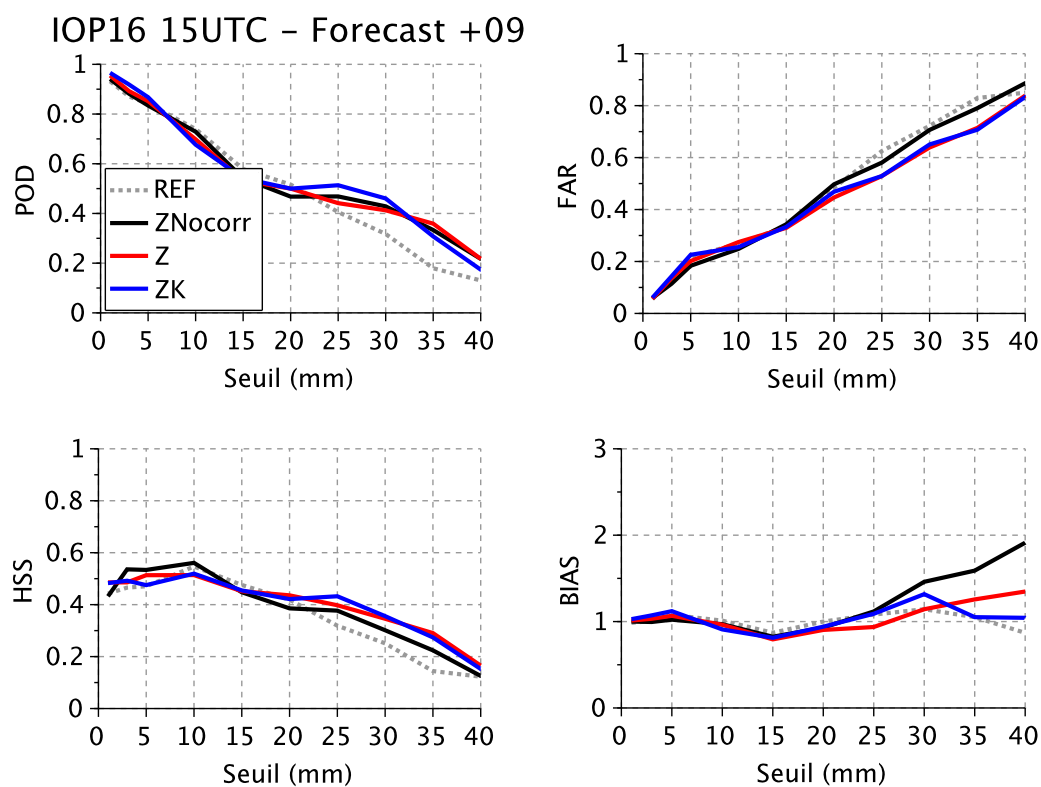


FIGURE 7.20 – POD, FAR, HSS et BIAS pour les expériences REF, Z, ZNocorr et ZK, pour les cumuls de précipitations prévus à partir du réseau 15 UTC, de 16 UTC le 26/10/2012 à 00 UTC le 27/10/2012 (cumul 8h).

L'étude de l'impact de l'utilisation de la variable K_{dp} sur les analyses d'humidité met en évidence son intérêt dans les zones de masques orographiques, car elle n'est pas biaisée contrairement à Z_{hh} . Seule l'expérience ZK peut restituer des pseudo-observations dans ces zones. Les légères différences entre les pseudo-observations des méthodes Z et ZK ne sont cependant pas toujours restituées dans les analyses à cause de leur caractère très localisé, qui est parfois lissé par l'étalement des incréments d'analyse. D'autre part, on observe parfois des écarts entre les pseudo-observations et les analyses, qui sont liés aux différences des champs de l'ébauche, à partir desquels sont construites les pseudo-observations. La méthode de restitution n'est en effet capable de restituer que des valeurs disponibles dans la « base de données » constituée par les colonnes de l'ébauche au voisinage du profil observé.

On observe de légères différences entre les réflectivités prévues par les expériences Z et ZK, ainsi que sur les cumuls de précipitations, mais les scores de comparaison aux pluviomètres sont comparables entre les méthodes Z et ZK. L'obtention d'aussi bons scores en utilisant dans certains cas la variable K_{dp} plutôt que la réflectivité est en soit un résultat positif, qui permet de valider l'intérêt de cette variable pour l'assimilation de données. L'impact de l'assimilation de K_{dp} sur les prévisions à courte échéance est par ailleurs très probablement limité à cause du faible nombre de données de K_{dp} effectivement utilisées : les données sont éliminées pour les espèces situées dans la bande brillante (neige fondante) et au-dessus (neige sèche, cristaux de glace). L'étude d'un plus grand nombre de cas avec de fortes valeurs de K_{dp} serait nécessaire pour espérer démontrer plus clairement l'apport de K_{dp} .

Conclusions et perspectives

Les radars météorologiques, qui sondent l’atmosphère de manière volumique avec une résolution kilométrique, et mesurent l’intensité des précipitations ainsi que leur déplacement, fournissent des informations très intéressantes pour les modèles de prévision atmosphérique résolvant la convection profonde de manière explicite. Les radars polarimétriques apportent de plus, grâce à leur capacité de caractérisation des propriétés microphysiques des hydrométéores, des informations pertinentes pour valider les paramétrisations microphysiques complexes de ces modèles, et initialiser leurs variables microphysiques nuageuses. Ces dernières années, un grand nombre de radars polarimétriques ont été déployés dans les réseaux opérationnels d’observation des services météorologiques, et en particulier à Météo France.

Ma thèse a ainsi eu pour objectif d’étudier l’apport des variables polarimétriques pour les modèles de prévision numérique à échelle convective. La première partie a été consacrée au développement et à la validation d’un opérateur d’observation polarimétrique, permettant de simuler les variables polarimétriques à partir des variables microphysiques du modèle. Dans une deuxième partie, nous avons spécifié les variables polarimétriques les plus adaptées à l’assimilation de données ainsi que les conditions de mesure dans lesquelles elles peuvent être utilisées. Puis nous avons conçu et testé une méthode d’assimilation de ces variables, s’appuyant sur la méthode opérationnelle d’assimilation des réflectivités radar dans le modèle AROME.

Opérateur d’observation polarimétrique. Un opérateur d’observation radar polarimétrique, cohérent avec les paramétrisations microphysiques à un moment des modèles de prévision à échelle convective, tels que le modèle AROME, et compatible avec l’ensemble des radars des réseaux opérationnels (S, C et X) a été développé. Il a dans un premier temps été implémenté au sein du modèle de recherche non-hydrostatique Méso-NH, qui comporte le même schéma microphysique à un moment que le modèle AROME, mais offre plus de flexibilité ainsi que des diagnostics avancés. L’opérateur d’observation permet d’effectuer des comparaisons directes entre des simulations provenant de modèles atmosphériques, et des observations polarimétriques (Z_{hh} , Z_{dr} , ϕ_{dp} , K_{dp} et ρ_{hv}).

Une étude de sensibilité des paramètres « libres » tels que la forme, l’oscillation ou la constante diélectrique des hydrométéores a été menée, afin de sélectionner les paramètres permettant la meilleure concordance entre simulations et observations.

Des comparaisons ont été effectuées pour toutes les bandes de fréquence des radars du réseau opérationnel de Météo France (S, C et X), sur deux cas convectifs échantillonnés lors de la première période d’observation spéciale de la campagne

HyMeX (SOP1). Ces comparaisons ont tout d’abord montré que l’opérateur d’observation polarimétrique, combiné au modèle, donne des valeurs de variables polarimétriques du même ordre de grandeur que les valeurs observées. Pour s’affranchir des problèmes de décalage spatio-temporel entre le modèle et les observations, nous avons ensuite effectué des comparaisons des distributions des variables Z_{dr} et K_{dp} en fonction de Z_{hh} , observées et simulées, dans la pluie et dans la neige sèche. La bonne cohérence entre les médianes de ces distributions a permis de valider l’opérateur d’observation. Cependant, on a observé une dispersion bien plus forte dans les observations que dans les simulations, qui est attribuée au bruit de mesure mais aussi à la variabilité microphysique des précipitations. Cette dernière hypothèse a été confirmée par l’étude de données de disdromètres. Les relations Z_{hh} - Z_{dr} , et Z_{hh} - K_{dp} sont bi-univoques dans les simulations, à cause du schéma microphysique à 1 moment, alors qu’elles ne le sont pas dans la réalité et donc dans les observations.

Nous avons également comparé les distributions verticales des variables polarimétriques observées et simulées dans les zones convectives, et obtenu une assez bonne cohérence entre observations et simulations. Une sous-estimation par le modèle des valeurs maximales de Z_{hh} , Z_{dr} et K_{dp} en basses couches a été observée, et les comparaisons ont mis en évidence une transition plus brutale des variables polarimétriques simulées, entre les espèces glacées et liquides, se traduisant en particulier par une sous-estimation des valeurs de K_{dp} , entre les isothermes -2 et -10°C. Ces différences sont attribuées aux limitations du schéma microphysique du modèle.

Récemment, un schéma microphysique à 2 moments (LIMA) a été implémenté au sein du modèle Meso-NH (Vié et al., 2016). En parallèle de cette thèse, l’opérateur d’observation polarimétrique a été adapté à ce schéma microphysique et des études de comparaisons entre les données polarimétriques simulées à partir des schémas ICE3 et LIMA viennent de démarrer. L’opérateur d’observation devrait donc ainsi permettre de comparer les performances respectives de ces schémas microphysiques à 1 et 2 moments. On s’attend en particulier à une représentation plus réaliste de la variabilité des variables Z_{dr} et K_{dp} pour une valeur donnée de Z_{hh} , avec le schéma à 2 moments. Par ailleurs, le schéma LIMA devrait être amélioré prochainement, pour inclure l’espèce grêle en plus de l’espèce graupel. L’opérateur d’observation pourra permettre d’évaluer si les signatures polarimétriques sont plus réalistes en présence de grêle.

La comparaison des données polarimétriques simulées et observées a par ailleurs permis de sélectionner les variables polarimétriques les plus pertinentes pour l’assimilation de données. La première variable retenue est K_{dp} , qui présente l’avantage d’être insensible aux problèmes d’étalonnage de la mesure, de masques partiels liés au relief et d’atténuation, contrairement à la réflectivité. La variable Z_{dr} a également été retenue, dans un premier temps, pour sa capacité à fournir une information indépendante de la concentration en hydrométéores (contrairement à Z_{hh} et K_{dp}). Cette variable peut néanmoins être affectée par des biais de mesure, par des masques partiels, et par de l’atténuation par les précipitations. Les variables ϕ_{dp} et ρ_{hv} n’ont pas été sélectionnées pour l’assimilation de données, car elles ne sont pas bien reproduites par l’opérateur d’observation combiné au modèle. Il est difficile de comparer des observations et des simulations de ϕ_{dp} , qui dépend de la position du système

précipitant par rapport au radar, alors que le modèle n'est en général pas capable de positionner précisément le système pluvieux. Ce problème est résolu en partie avec K_{dp} , la dérivée radiale de ϕ_{dp} , qui est indépendante de ce qui se passe entre le radar et le système précipitant. La variable ρ_{hv} n'est pas retenue pour l'assimilation de données, car ses simulations ne sont pas suffisamment proches des observations, notamment dans la bande brillante.

En plus de son utilisation pour l'assimilation de données et l'évaluation des schémas microphysiques, l'opérateur d'observation polarimétrique pourrait être utilisé pour évaluer la qualité des données polarimétriques des radars opérationnels de manière systématique, par exemple en réalisant un monitoring comparant les variables polarimétriques simulées à partir du modèle aux variables polarimétriques observées, tel que proposé pour les réflectivités radar par exemple par [Keil et al. \(2003\)](#). D'autre part, il pourrait permettre d'évaluer des algorithmes de restitution de réflectivités ou de champs d'hydrométéores tridimensionnels, testés dans un premier temps sur des données modèle pour s'affranchir des problèmes d'erreur de mesure.

Assimilation des variables polarimétriques. L'opérateur d'observation polarimétrique conçu dans la première partie de cette thèse, de manière cohérente avec la paramétrisation microphysique du modèle AROME, constitue une première « brique » nécessaire pour l'assimilation des données polarimétriques au sein de ce modèle.

Les résultats de la première partie de la thèse ont mis en évidence des différences, dans certains cas, entre données simulées et observées, attribuées au bruit de mesure, et aux limites du schéma microphysique et de l'opérateur d'observation. Avant l'assimilation des données polarimétriques, nous avons donc proposé un contrôle de qualité, afin de limiter les erreurs sur les données en entrée du système d'assimilation. En particulier, les données de K_{dp} et Z_{dr} ne sont conservées que lorsque leurs valeurs sont significatives, et sont par ailleurs éliminées dans la bande brillante et au-dessus (neige et cristaux de glace) car leurs valeurs ne sont pas toujours bien représentées par l'opérateur d'observation combiné au modèle dans ces régions.

Nous avons ensuite conçu une méthode d'assimilation originale des variables polarimétriques, s'appuyant sur la méthode opérationnelle 1D+3D-Var d'assimilation des réflectivités radar dans le modèle AROME. La méthode de restitution bayésienne 1D des profils d'humidité a été adaptée, afin d'inclure les variables K_{dp} et Z_{dr} , en plus de Z_{hh} , dans le vecteur d'observation. Les colonnes d'humidité restituées sont une combinaison linéaire des profils de l'ébauche, au voisinage du profil observé, avec des poids qui dépendent des écarts entre les variables polarimétriques observées et simulées. Les « pseudo-observations » d'humidité ainsi obtenues sont ensuite assimilées dans le système 3D-Var, comme dans le cas de l'assimilation des réflectivités radar seules. L'intérêt de cette technique est d'humidifier les zones précipitantes, et d'assécher celles où le modèle positionne à tort les précipitations.

Plusieurs options de la méthode de restitution, utilisant des combinaisons différentes de variables polarimétriques, ont été explorées. Nous avons finalement choisi d'utiliser une seule variable à la fois pour les restitutions, celle qu'on considère la plus fiable. Ce choix est principalement justifié par l'utilisation d'un schéma micro-

physique à un moment. Si l'on considère que la variable utilisée est la plus fiable, l'utilisation d'autres variables pour restituer les profils d'humidité ne peut qu'introduire des erreurs supplémentaires. D'autre part, le choix de l'utilisation d'une seule variable à la fois permet de s'affranchir des problèmes de corrélation des erreurs d'observation, qu'on rencontre lorsqu'on assimile plusieurs observations dont les erreurs sont corrélées en un même point.

Parmi les différentes options testées, celles prenant en compte la variable Z_{dr} n'ont pas été retenues pour l'assimilation, car elles dégradaient les pseudo-observations restituées. Ces dégradations des pseudo-observations sont attribuées à l'utilisation d'un schéma microphysique à un moment, avec lequel la concentration en nombre de particules est fixe. La variabilité de Z_{dr} , indépendamment de Z_{hh} dans les cas de sédimentation différentielle par exemple, n'est pas bien représentée. La variable K_{dp} , un peu moins sensible à la variabilité de la distribution de gouttes, a en outre l'avantage de n'être affectée ni par les masques orographiques, ni par les problèmes d'atténuation ou d'étalonnage de la mesure radar. Nous avons donc proposé une méthode de restitution ZK, qui utilise uniquement K_{dp} dès que ses valeurs sont significatives (et donc fiables), et Z_{hh} dans les autres cas. Une étude de sensibilité aux écarts-types des erreurs d'observation spécifiés pour les variables Z_{hh} et K_{dp} a été menée, et a permis de déterminer les valeurs de ces paramètres, qui permettent de produire les pseudo-observations les plus proches des observations, tout en restituant un maximum de profils d'humidité.

La méthode ZK a ensuite été évaluée, à partir de l'ensemble des données des deux cas étudiés (IOP6 et IOP16), tout comme les deux autres méthodes retenues pour l'assimilation : Z (qui utilise uniquement la réflectivité), et ZNocorr (qui utilise uniquement la réflectivité, mais non corrigée de l'atténuation). La comparaison des pseudo-observations de variables radar, restituées par les trois méthodes (en utilisant les mêmes poids que pour les profils d'humidité) aux observations, a permis de valider la méthode de restitution bayésienne, qui produit des pseudo-observations bien plus proches des valeurs observées, que les valeurs simulées à partir de l'ébauche du modèle. Cependant, les différences entre les méthodes Z, ZNocorr et ZK ne sont pas mises en évidence par les scores. Les profils d'humidité restitués par les trois méthodes ont également été comparés aux données d'IWV estimées à partir de mesures de GPS. Ces comparaisons démontrent aussi la pertinence de la méthode de restitution bayésienne qui produit des champs d'IWV plus proches des observations GPS que ceux de l'ébauche. Les scores ne révèlent pas de différences significatives entre les méthodes Z, ZNocorr et ZK.

Des expériences d'assimilation ont ensuite été réalisées, et constituent ainsi une première tentative d'assimilation des variables polarimétriques, au sein d'un modèle de prévision opérationnel. Elles confirment l'apport de l'assimilation des réflectivités radar qui permet d'humidifier les zones précipitantes et d'assécher les zones non pluvieuses. Grâce à une meilleure analyse de l'humidité relative, avec des incréments de fine échelle, les réflectivités simulées à courte échéance sont en général plus proches des observations, à la fois en terme de localisation spatiale mais aussi de structure, que lorsqu'on n'assimile pas les réflectivités radar.

L'effet de la correction d'atténuation est beaucoup plus difficile à mettre en

évidence, tout d’abord parce qu’on ne peut observer un impact que dans les zones fortement atténuées. À un instant où l’atténuation est particulièrement forte (9 dB pour le radar bande S de Nîmes), nous avons pu observer un impact de la correction d’atténuation sur les analyses d’humidité : les pseudo-observations et les champs analysés d’humidité sont plus faibles avec l’expérience ZNocorr qu’avec l’expérience Z (jusqu’à environ 5 kg m^{-2} d’écart sur l’IWV). Cependant, malgré les différences sur les champs analysés, l’impact sur la prévision des réflectivités et des cumuls de précipitations est assez faible. Ces écarts pourraient néanmoins être bien plus importants sur des pseudo-observations restituées à partir de radars en bande X (à condition de disposer de données atténuées dans la pluie). L’étude de l’impact de l’utilisation de la variable K_{dp} sur les analyses d’humidité met en évidence son intérêt dans les zones de masques orographiques, car elle n’est pas biaisée contrairement à Z_{hh} . Seule l’expérience ZK peut restituer des pseudo-observations dans ces zones.

L’examen d’un plus grand nombre des cas, avec de fortes atténuations, et un nombre important de données dans la pluie serait nécessaire, pour mettre en évidence un impact sur les prévisions. Sur les deux cas convectifs étudiés, peu de données polarimétriques sont finalement utilisées, car aucune donnée de réflectivité n’est prise en compte dans la neige en présence d’atténuation, donc les méthodes Z et ZNocorr ne peuvent pas être comparées dans ces cas. La méthode ZK ne peut être évaluée dans la bande brillante et au-dessus (neige sèche, cristaux de glace), car les données de K_{dp} ont été éliminées par le contrôle de qualité dans ces régions.

L’apport de la correction d’atténuation des réflectivités ou de l’assimilation de la variable K_{dp} , par rapport à l’assimilation de la réflectivité non corrigée de l’atténuation pourrait par ailleurs être mis en évidence plus clairement en réalisant des expériences d’assimilation à partir du modèle AROME avec sa résolution actuelle à 1.3 km. Cette nouvelle version d’AROME pourrait permettre de simuler des observations polarimétriques avec des structures comparables à celles observées, et avec des valeurs maximales plus fortes et plus proches des observations qu’avec son ancienne résolution à 2.5 km, utilisée lors de cette thèse.

D’autre part, un impact plus important de l’assimilation des variables polarimétriques est attendu avec un schéma microphysique à deux moments, qui pourrait permettre de tirer parti des informations indépendantes fournies par les différentes observations polarimétriques. L’utilisation de la variable Z_{dr} devrait en particulier être très intéressante pour permettre d’initialiser correctement les concentrations en nombre des hydrométéores.

Enfin, l’apport limité des variables polarimétriques que nous avons observé sur les prévisions pour nos deux cas d’étude, pourrait être lié à la méthode d’assimilation indirecte utilisée, avec laquelle seule l’humidité est assimilée directement dans le système 3D-Var. Des travaux sont en cours actuellement à Météo-France pour développer un système d’assimilation hybride fusionnant des techniques d’assimilation d’ensemble et 3D-Var (EnVar), qui permettra d’ajouter une composante dépendante de la situation météorologique dans l’estimation des matrices de covariance des erreurs d’ébauche. Cette technique pourrait permettre d’ajouter plus facilement les hydrométéores dans la variable de contrôle du modèle, et ainsi de les assimiler directement. L’impact de l’assimilation des variables polarimétriques, plus directement

liées aux contenus en hydrométéores qu'à l'humidité, pourrait être plus important sur les prévisions.

Avant l'assimilation directe des contenus en hydrométéores, une perspective plus directe de ce travail de thèse, pourrait être l'utilisation des profils d'hydrométéores restitués par la méthode bayésienne (en utilisant les mêmes poids que pour les colonnes d'humidité) pour initialiser le modèle. Les champs d'hydrométéores, qui ne sont actuellement pas mis à jour au cours de l'assimilation, pourraient être remplacés dans l'analyse (technique appelée bogussing en anglais), par les profils d'hydrométéores restitués par la méthode bayésienne, de manière cohérente avec les profils d'humidité analysés, ce qui pourrait peut-être réduire le spin-up du modèle.

Références

- AFA, 2015 : Estimation du coût des intempéries de début octobre : entre 550 et 650 millions d’euros. *Association Française de l’Assurance*. Cité page 1.
- Al-Sakka, H., A.-A. Boumahmoud, B. Fradon, S. J. Frasier, and P. Tabary, 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** (2013), 2328–2344, URL <http://journals.ametsoc.org/doi/abs/10.1175/JAMC-D-12-0236.1>. Cité pages 15, 23 et 25.
- Atlas, D., 2002 : Radar calibration : Some simple approaches. *Bulletin of the American Meteorological Society*, **83** (9), 1313. Cité page 10.
- Atlas, R., 1997 : Atmospheric observations and experiments to assess their usefulness. *Journal of the Meteorological Society of Japan*, **75** (1B), 111–130. Cité page 116.
- Augros, C., O. Caumont, V. Ducrocq, N. Gaussiat, and P. Tabary, 2015 : Comparisons between S, C, and X band polarimetric radar observations and convective-scale simulations of HyMeX first special observing period. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, n/a, doi :10.1002/qj.2572, URL <http://dx.doi.org/10.1002/qj.2572>. Cité pages 41, 84, 85 et 88.
- Augros, C., P. Tabary, A. Anquez, J.-M. Moisselin, P. Brovelli, and O. Bousquet, 2013 : Development of a nationwide, low-level wind shear mosaic in france. *Weather and Forecasting*, **28** (2013), URL <http://journals.ametsoc.org/doi/abs/10.1175/WAF-D-12-00115.1>. Cité page 10.
- Bannister, R. N., 2008 : A review of forecast error covariance statistics in atmospheric variational data assimilation. i : Characteristics and measurements of forecast error covariances. *Q.J.R. Meteorol. Soc.*, **134** (637), 1951–1970, doi :10.1002/qj.339, URL <http://dx.doi.org/10.1002/qj.339>. Cité page 70.
- Beard, K. V. and C. Chuang, 1987 : A new model for the equilibrium shape of raindrops. *Journal of the Atmospheric Sciences*, **44** (11), 1509–1524, doi :10.1175/1520-0469(1987)044<1509:anmft>2.0.co;2, URL [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0469\(1987\)044<1509:ANMFTE>2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0469(1987)044<1509:ANMFTE>2.0.CO;2). Cité page 13.
- Bechini, R., L. Baldini, and V. Chandrasekar, 2013 : Polarimetric radar observations in the ice region of precipitating clouds at c-band and x-band radar frequencies. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, **52** (5), 1147–1169, doi :10.1175/jamc-d-12-055.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/JAMC-D-12-055.1>. Cité page 85.

- Bick, T., et al., 2016 : Assimilation of 3D radar reflectivities with an ensemble Kalman filter on the convective scale. *Q.J.R. Meteorol. Soc.*, n/a–n/a, doi :10.1002/qj.2751, URL <http://dx.doi.org/10.1002/qj.2751>. Cité pages 67 et 74.
- Bielli, S. and F. Roux, 1999 : Initialization of a cloud-resolving model with airborne Doppler radar observations of an oceanic tropical convective system. *Monthly Weather Review*, **127** (6), 1038–1055, doi :10.1175/1520-0493(1999)127<1038:ioacrm>2.0.co;2, URL [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0493\(1999\)127<1038:IOACRM>2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0493(1999)127<1038:IOACRM>2.0.CO;2). Cité page 66.
- Bock, O. and P. Bosser, 2014 : SOP reprocessed GPS delays and IWV, LA-REG. doi :10.6096/MISTRALS-HyMeX.1280, URL <http://dx.doi.org/10.6096/MISTRALS-HyMeX.1280>. Cité page 111.
- Bousquet, O. and P. Tabary, 2013 : Development of a nationwide real-time 3-D wind and reflectivity radar composite in france. *Q.J.R. Meteorol. Soc.*, **140** (679), 611–625, doi :10.1002/qj.2163, URL <http://dx.doi.org/10.1002/qj.2163>. Cité page 9.
- Bousquet, O., et al., 2015 : Multifrequency radar observations collected in southern france during hymex-sop1. *Bulletin of the American Meteorological Society*, **96** (2), 267–282, doi :10.1175/bams-d-13-00076.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/BAMS-D-13-00076.1>. Cité pages 30 et 41.
- Brandes, E. A., G. Zhang, and J. Vivekanandan, 2002 : Experiments in rainfall estimation with a polarimetric radar in a subtropical environment. *Journal of Applied Meteorology*, **41** (6), 674–685, URL [http://journals.ametsoc.org/doi/abs/10.1175/1520-0450\(2002\)041%3C0674:EIREWA%3E2.0.CO;2](http://journals.ametsoc.org/doi/abs/10.1175/1520-0450(2002)041%3C0674:EIREWA%3E2.0.CO;2). Cité pages 11 et 13.
- Bringi, V. and V. Chandrasekar, 2001 : *Polarimetric Doppler weather radar : principles and applications*. Cambridge University Press. Cité pages 25 et 73.
- Bringi, V., T. Keenan, and V. Chandrasekar, 2001 : Correcting C-band radar reflectivity and differential reflectivity data for rain attenuation : a self-consistent method with constraints. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **39** (9), 1906–1915, doi :10.1109/36.951081, URL <http://dx.doi.org/10.1109/36.951081>. Cité pages 12, 17 et 24.
- Bringi, V. N., R. M. Rasmussen, and J. Vivekanandan, 1986 : Multiparameter radar measurements in Colorado convective storms. part i : Graupel melting studies. *Journal of the Atmospheric Sciences*, **43** (22), 2545–2563, doi :10.1175/1520-0469(1986)043<2545:MRMICC>2.0.CO;2, URL [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0469\(1986\)043<2545:MRMICC>2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0469(1986)043<2545:MRMICC>2.0.CO;2). Cité page 17.
- Brousseau, P., L. Berre, F. Bouttier, and G. Desroziers, 2011 : Background-error covariances for a convective-scale data-assimilation system : Arome-france 3D-var. *Q.J.R. Meteorol. Soc.*, **137** (655), 409–422, doi :10.1002/qj.750, URL <http://dx.doi.org/10.1002/qj.750>. Cité pages 77 et 81.
- Brousseau, P., G. Desroziers, F. Bouttier, and B. Chapnik, 2014 : A posteriori diagnostics of the impact of observations on the AROME-france convective-scale data assimilation system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **140** (680), 982–994, doi :10.1002/qj.2179, URL <http://dx.doi.org/10.1002/qj.2179>. Cité pages 77 et 79.

- Bubnová, R., G. Hello, B. P., and J. F. Geleyn, 1995 : Integration of the fully elastic equations cast in the hydrostatic pressure terrain-following coordinate in the framework of the arpege/aladin nwp system. *Monthly Weather Review*, **123** (2), 515–535, doi :10.1175/1520-0493(1995)123<0515:iotfee>2.0.co;2, URL [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0493\(1995\)123<0515:IOTFEE>2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0493(1995)123<0515:IOTFEE>2.0.CO;2). Cité page 76.
- Caniaux, G., J.-L. Redelsperger, and J.-P. Lafore, 1994 : A numerical study of the stratiform region of a fast-moving squall line. part i : General description and water and heat budgets. *Journal of the Atmospheric Sciences*, **51** (14), 2046–2074, doi :10.1175/1520-0469(1994)051<2046:ansots>2.0.co;2, URL [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0469\(1994\)051<2046:ANSOTS>2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0469(1994)051<2046:ANSOTS>2.0.CO;2). Cité page 26.
- Caumont, 2007 : Simulation et assimilation de données radar pour la prévision de la convection profonde à fine échelle. Ph.D. thesis, UNIVERSITÉ TOULOUSE III — PAUL SABATIER. Cité pages 26, 88 et 107.
- Caumont, O., V. Ducrocq, É. Wattrelot, G. Jaubert, and S. Pradier-Vabre, 2010 : 1D+3DVar assimilation of radar reflectivity data : a proof of concept. *Tellus A*, **62** (2), 173–187, doi :10.1111/j.1600-0870.2009.00430.x, URL <http://dx.doi.org/10.1111/j.1600-0870.2009.00430.x>. Cité pages 70, 78, 79, 81, 88 et 102.
- Caumont, O., A. Foray, L. Besson, and J. Parent du Châtelet, 2013 : An observation operator for radar refractivity change : Comparison of observations and convective-scale simulations. *Boundary-Layer Meteorology*, **148** (2), 379–397, doi : 10.1007/s10546-013-9820-3, URL <http://dx.doi.org/10.1007/s10546-013-9820-3>. Cité page 10.
- Courtier, P., C. Freydier, J.-F. Geleyn, F. Rabier, and M. Rochas, 1991 : The Arpege project at Météo France. *Seminar on Numerical Methods in Atmospheric Models, 9-13 September 1991*, ECMWF, Shinfield Park, Reading, ECMWF, Vol. II, 193–232. Cité page 24.
- Courtier, P., J.-N. Thépaut, and A. Hollingsworth, 1994 : A strategy for operational implementation of 4D-var, using an incremental approach. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **120** (519), 1367–1387, doi :10.1002/qj.49712051912, URL <http://dx.doi.org/10.1002/qj.49712051912>. Cité page 68.
- Crum, T. D., R. E. Saffle, and J. W. Wilson, 1998 : An update on the NEXRAD program and future WSR-88D support to operations. *Weather and Forecasting*, **13** (2), 253–262, doi :10.1175/1520-0434(1998)013<0253:auotnp>2.0.co;2, URL [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0434\(1998\)013<0253:AUOTNP>2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0434(1998)013<0253:AUOTNP>2.0.CO;2). Cité page 6.
- Defer, E., et al., 2015 : An overview of the lightning and atmospheric electricity observations collected in southern france during the hydrological cycle in mediterranean experiment (hymex), special observation period 1. *Atmospheric Measurement Techniques*, **8** (2), 649–669, doi :10.5194/amt-8-649-2015, URL <http://dx.doi.org/10.5194/amt-8-649-2015>. Cité page 30.
- Delrieu, G., J. D. Creutin, and H. Andrieu, 1995 : Simulation of radar mountain returns using a digitized terrain model. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **12** (5), 1038–1049, doi :10.1175/1520-0426(1995)012<1038:sormru>2.0.co;2, URL [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0426\(1995\)012<1038:SORMRU>2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0426(1995)012<1038:SORMRU>2.0.CO;2). Cité page 11.

- Desroziers, G., J.-T. Camino, and L. Berre, 2014 : 4DEnVar : link with 4D state formulation of variational assimilation and different possible implementations. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **140** (684), 2097–2110. Cité page 71.
- Dolan, B. and S. A. Rutledge, 2009 : A theory-based hydrometeor identification algorithm for x-band polarimetric radars. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **26** (10), 2071–2088, doi :10.1175/2009jtecha1208.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/2009JTECHA1208.1>. Cité page 25.
- Dolan, B., S. A. Rutledge, S. Lim, V. Chandrasekar, and M. Thurai, 2013 : A robust c-band hydrometeor identification algorithm and application to a long-term polarimetric radar dataset. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, **52** (9), 2162–2186, doi :10.1175/jamc-d-12-0275.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/JAMC-D-12-0275.1>. Cité page 14.
- Doswell, C. A., R. Davies-Jones, and D. L. Keller, 1990 : On summary measures of skill in rare event forecasting based on contingency tables. *Weather and Forecasting*, **5** (4), 576–585. Cité page 129.
- Dowell, D. C., L. J. Wicker, and C. Snyder, 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, doi :10.1175/2010mwr3438.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/2010MWR3438.1>. Cité page 72.
- Dowell, D. C., F. Zhang, L. J. Wicker, C. Snyder, and N. A. Crook, 2004 : Wind and temperature retrievals in the 17 may 1981 arcadia, oklahoma, supercell : Ensemble Kalman filter experiments. *Monthly Weather Review*, **132** (8), 1982–2005, doi :10.1175/1520-0493(2004)132<1982:watrit>2.0.co;2, URL [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0493\(2004\)132<1982:WATRIT>2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0493(2004)132<1982:WATRIT>2.0.CO;2). Cité page 71.
- Draine, B. T. and P. J. Flatau, 1994 : Discrete-dipole approximation for scattering calculations. *J. Opt. Soc. Am. A*, **11** (4), 1491–1499, doi :10.1364/josaa.11.001491, URL <http://dx.doi.org/10.1364/JOSAA.11.001491>. Cité page 17.
- Drobinski, P., et al., 2014 : Hymex : A 10-year multidisciplinary program on the mediterranean water cycle. *Bulletin of the American Meteorological Society*, **95** (7), 1063–1082, doi :10.1175/bams-d-12-00242.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/BAMS-D-12-00242.1>. Cité page 29.
- Ducrocq, V., D. Ricard, J.-P. Lafore, and F. Orain, 2002 : Storm-scale numerical rainfall prediction for five precipitating events over france : On the importance of the initial humidity field. *Weather and Forecasting*, **17** (6), 1236–1256, doi :10.1175/1520-0434(2002)017<1236:ssnrpf>2.0.co;2, URL [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0434\(2002\)017<1236:SSNRPF>2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0434(2002)017<1236:SSNRPF>2.0.CO;2). Cité pages 66 et 129.
- Ducrocq, V., et al., 2013 : Hymex, les campagnes de mesures : focus sur les événements extrêmes en méditerranée. *La Météorologie*, **8** (80), 37, doi :10.4267/2042/48793, URL <http://dx.doi.org/10.4267/2042/48793>. Cité pages 1 et 30.

- Ducrocq, V., et al., 2014 : Hymex-sop1 : The field campaign dedicated to heavy precipitation and flash flooding in the northwestern mediterranean. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **95** (7), 1083–1100, doi :10.1175/bams-d-12-00244.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/BAMS-D-12-00244.1>. Cité pages 29 et 31.
- Duffourg, F., 2010 : Sources et transports d’humidité pour les événements de pluies intenses en région méditerranéenne : caractérisation et assimilation à mésoéchelle de radiances satellitaires infrarouges. Ph.D. thesis, Université Paul Sabatier - Toulouse III. Cité page 68.
- Duffourg, F. and V. Ducrocq, 2011 : Origin of the moisture feeding the heavy precipitating systems over southeastern france. *Natural Hazards and Earth System Science*, **11** (4), 1163–1178, doi :10.5194/nhess-11-1163-2011, URL <http://dx.doi.org/10.5194/nhess-11-1163-2011>. Cité page 1.
- Duffourg, F., et al., 2015 : Offshore deep convection initiation and maintenance during hymex IOP 16a heavy precipitation event. *Q.J.R. Meteorol. Soc.*, n/a–n/a, doi :10.1002/qj.2725, URL <http://dx.doi.org/10.1002/qj.2725>. Cité pages 35, 36 et 37.
- Dufournet, Y. and H. W. J. Russchenberg, 2011 : Towards the improvement of cloud microphysical retrievals using simultaneous Doppler and polarimetric radar measurements. *Atmospheric Measurement Techniques*, **4** (10), 2163–2178, doi :10.5194/amt-4-2163-2011, URL <http://dx.doi.org/10.5194/amt-4-2163-2011>. Cité page 30.
- Efron, B. and R. J. Tibshirani, 1994 : *An introduction to the bootstrap*. CRC press. Cité pages 98 et 110.
- Evaristo, R., G. Scialom, N. Viltard, and Y. Lemaître, 2010 : Polarimetric signatures and hydrometeor classification of west african squall lines. *Q.J.R. Meteorol. Soc.*, **136** (S1), 272–288, doi :10.1002/qj.561, URL <http://dx.doi.org/10.1002/qj.561>. Cité page 14.
- 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), 10 143–10 162, doi :10.1029/94jc00572, URL <http://dx.doi.org/10.1029/94JC00572>. Cité page 71.
- Fabry, F., 2015 : *Radar Meteorology*. Cambridge University Press (CUP), doi :10.1017/cbo9781107707405, URL <http://dx.doi.org/10.1017/CB09781107707405>. Cité pages 9 et 11.
- Fabry, F., C. Augros, and A. Bellon, 2013 : The case of sharp velocity transitions in high vertical wind shear when measuring doppler velocities with narrow nyquist intervals. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **30** (3), 389–394, URL <http://journals.ametsoc.org/doi/abs/10.1175/JTECH-D-12-00151.1>. Cité page 10.
- Fabry, F., C. Frush, I. Zawadzki, and A. Kilambi, 1997 : On the extraction of near-surface index of refraction using radar phase measurements from ground targets. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **14** (4), 978–987, doi :10.1175/1520-0426(1997)014<0978:oteons>2.0.co;2, URL [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0426\(1997\)014<0978:OTEONS>2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0426(1997)014<0978:OTEONS>2.0.CO;2). Cité page 10.

- Figueras i Ventura, J., A.-A. Boumahmoud, B. Fradon, P. Dupuy, and P. Tabary, 2012 : Long-term monitoring of french polarimetric radar data quality and evaluation of several polarimetric quantitative precipitation estimators in ideal conditions for operational implementation at c-band. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **138** (669), 2212–2228, URL <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/qj.1934/full>. Cité page 23.
- Figueras i Ventura, J. and P. Tabary, 2013 : The new french operational polarimetric radar rainfall rate product. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, **52** (2013), 1817–1835, URL <http://journals.ametsoc.org/doi/abs/10.1175/JAMC-D-12-0179.1>. Cité pages 10, 12 et 23.
- Fourrié, N., et al., 2015 : Arome-wmed, a real-time mesoscale model designed for the hymex special observation periods. *Geoscientific Model Development Discussions*, **8** (2), 1801–1856, doi :10.5194/gmdd-8-1801-2015, URL <http://dx.doi.org/10.5194/gmdd-8-1801-2015>. Cité pages 76 et 79.
- Gao, J., M. Xue, and D. J. Stensrud, 2013 : The development of a hybrid enkf-3Dvar algorithm for storm-scale data assimilation. *Advances in Meteorology*, **2013**, 1–12, doi : 10.1155/2013/512656, URL <http://dx.doi.org/10.1155/2013/512656>. Cité page 71.
- Gorgucci, E., G. Scarchilli, and V. Chandrasekar, 1994 : A robust estimator of rainfall rate using differential reflectivity. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **11** (2), 586–592, doi :10.1175/1520-0426(1994)011<0586:areorr>2.0.co;2, URL [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0426\(1994\)011<0586:AREORR>2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0426(1994)011<0586:AREORR>2.0.CO;2). Cité page 12.
- Gourley, J. J., P. Tabary, and J. Parent du Chatelet, 2006 : Data quality of the meteo-france c-band polarimetric radar. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, **23** (10), 1340–1356, doi : 10.1175/jtech1912.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/JTECH1912.1>. Cité page 23.
- Gourley, J. J., P. Tabary, and J. Parent du Chatelet, 2007a : Empirical estimation of attenuation from differential propagation phase measurements at c band. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, **46** (3), 306–317, doi :10.1175/jam2464.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/JAM2464.1>. Cité page 23.
- Gourley, J. J., P. Tabary, and J. Parent du Chatelet, 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, doi : 10.1175/jtech2035.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/JTECH2035.1>. Cité page 25.
- Grazioli, J., M. Schneebeli, and A. Berne, 2014 : Accuracy of phase-based algorithms for the estimation of the specific differential phase shift using simulated polarimetric weather radar data. *IEEE Geosci. Remote Sensing Lett.*, **11** (4), 763–767, doi :10.1109/lgrs.2013.2278620, URL <http://dx.doi.org/10.1109/LGRS.2013.2278620>. Cité page 13.
- Grazioli, J., D. Tuia, and A. Berne, 2015 : Hydrometeor classification from polarimetric radar measurements : a clustering approach. *Atmospheric Measurement Techniques*, **8** (1), 149–170, doi :10.5194/amt-8-149-2015, URL <http://dx.doi.org/10.5194/amt-8-149-2015>. Cité page 15.

- Haase, G., S. Crewell, C. Simmer, and W. Wergen, 2000 : Assimilation of radar data in mesoscale models : Physical initialization and latent heat nudging. *Physics and Chemistry of the Earth, Part B : Hydrology, Oceans and Atmosphere*, **25** (10-12), 1237–1242, doi : 10.1016/S1464-1909(00)00186-6, URL [http://dx.doi.org/10.1016/S1464-1909\(00\)00186-6](http://dx.doi.org/10.1016/S1464-1909(00)00186-6). Cité page 65.
- Hu, M., M. Xue, and K. Brewster, 2006 : 3Dvar 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, doi :10.1175/mwr3092.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/MWR3092.1>. Cité page 66.
- Hunt, B. R., E. J. Kostelich, and I. Szunyogh, 2007 : Efficient data assimilation for spatiotemporal chaos : A local ensemble transform Kalman filter. *Physica D : Non-linear Phenomena*, **230** (1-2), 112–126, doi :10.1016/j.physd.2006.11.008, URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.physd.2006.11.008>. Cité page 71.
- Huuskonen, A., E. Saltikoff, and I. Holleman, 2014 : The operational weather radar network in europe. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **95** (6), 897–907, doi :10.1175/bams-d-12-00216.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/BAMS-D-12-00216.1>. Cité page 6.
- Illingworth, A., 2004 : Improved precipitation rates and data quality by using polarimetric measurements. *Weather Radar*, P. Meischner, Ed., Springer, 130–166. Cité pages 2, 11 et 12.
- Illingworth, A. and I. Caylor, 1989 : Polarization radar estimates of raindrop size spectra and rainfall rates. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **6** (6), 939–949. Cité page 12.
- Jones, C. D. and B. Macpherson, 1997 : A latent heat nudging scheme for the assimilation of precipitation data into an operational mesoscale model. *Meteorological Applications*, **4** (3), 269–277, doi :10.1017/S1350482797000522, URL <http://dx.doi.org/10.1017/S1350482797000522>. Cité page 67.
- Jung, Y., M. Xue, and M. Tong, 2012 : Ensemble Kalman filter analyses of the 29-30 may 2004 oklahoma tornadic thunderstorm using one- and two-moment bulk microphysics schemes, with verification against polarimetric radar data. *Monthly Weather Review*, **140** (5), 1457–1475, doi :10.1175/mwr-d-11-00032.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/MWR-D-11-00032.1>. Cité page 72.
- Jung, Y., M. Xue, and G. Zhang, 2010 : Simulations of polarimetric radar signatures of a supercell storm using a two-moment bulk microphysics scheme. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, **49** (1), 146–163, doi :10.1175/2009JAMC2178.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/2009JAMC2178.1>. Cité pages 17 et 18.
- Jung, Y., M. Xue, G. Zhang, and J. M. Straka, 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, doi :10.1175/2007mwr2288.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/2007MWR2288.1>. Cité page 72.

- Jung, Y., G. Zhang, and M. Xue, 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, URL <http://journals.ametsoc.org/doi/pdf/10.1175/2007MWR2083.1>. Cité pages 17 et 18.
- Kalman, R. E., 1960 : A new approach to linear filtering and prediction problems. *J. Basic Engineering*, **82** (1), 35–45, doi :10.1115/1.3662552, URL <http://dx.doi.org/10.1115/1.3662552>. Cité page 71.
- Kawabata, T., T. Kuroda, H. Seko, and K. Saito, 2011 : A cloud-resolving 4Dvar assimilation experiment for a local heavy rainfall event in the tokyo metropolitan area. *Monthly Weather Review*, **139** (6), 1911–1931, doi :10.1175/2011mwr3428.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/2011MWR3428.1>. Cité page 69.
- Keil, C., A. Tafferner, H. Mannstein, and U. Schättler, 2003 : Evaluating high-resolution model forecasts of european winter storms by use of satellite and radar observations. *Weather and forecasting*, **18** (5), 732–747. Cité page 147.
- Kessler, E., 1969 : *On the distribution and continuity of water substance in atmospheric circulation*. American Meteorological Society. Cité page 27.
- Krishnamurti, T. N., K. Ingles, S. Cocke, T. Kitade, and R. Pasch, 1984 : Details of low latitude medium range numerical weather prediction using a global spectral model. ii : effects of orography and physical initialization. *Journal of the Meteorological Society of Japan*, **62** (4), 613–649. Cité page 65.
- Krishnamurti, T. N., J. Xue, H. S. Bedi, K. Ingles, and D. OOSTERHOF, 1991 : Physical initialization for numerical weather prediction over the tropics. *Tellus B*, **43** (4), 53–81, doi :10.1034/j.1600-0889.1991.t01-2-00007.x, URL <http://dx.doi.org/10.1034/j.1600-0889.1991.t01-2-00007.x>. Cité page 65.
- Kumjian, M., 2013a : Principles and applications of dual-polarization weather radar. part i : Description of the polarimetric radar variables. *J. Operational Meteor.*, **1** (19), 226–242, doi :10.15191/nwajom.2013.0119, URL <http://dx.doi.org/10.15191/nwajom.2013.0119>. Cité page 11.
- Kumjian, M., 2013b : Principles and applications of dual-polarization weather radar. part ii : Warm- and cold-season applications. *J. Operational Meteor.*, **1** (20), 243–264, doi :10.15191/nwajom.2013.0120, URL <http://dx.doi.org/10.15191/nwajom.2013.0120>. Cité page 11.
- Kumjian, M. R., A. P. Khain, N. Benmoshe, E. Ilotoviz, A. V. Ryzhkov, and V. T. J. Phillips, 2014 : The anatomy and physics of z dr columns : Investigating a polarimetric radar signature with a spectral bin microphysical model. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, **53** (7), 1820–1843, doi :10.1175/jamc-d-13-0354.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/JAMC-D-13-0354.1>. Cité page 18.
- Kumjian, M. R. and A. V. Ryzhkov, 2012 : The impact of size sorting on the polarimetric radar variables. *Journal of the Atmospheric Sciences*, **69** (6), 2042–2060, URL <http://journals.ametsoc.org/doi/abs/10.1175/JAS-D-11-0125.1>. Cité pages 18, 94 et 102.

- Lafore, J. P., et al., 1998 : The Meso-NH atmospheric simulation system. Part I : adiabatic formulation and control simulations. *Annales Geophysicae*, **16** (1), 90–109, doi : 10.1007/s00585-997-0090-6, URL <http://dx.doi.org/10.1007/s00585-997-0090-6>. Cité page 26.
- Li, X. and J. Mecikalski, 2013 : Evaluation of the sensitivity of the dual-polarization Doppler warm-rain radar data assimilation to radar forward operators for a convective storm. *JMSJ*, **91** (3), 287–304, doi :10.2151/jmsj.2013-304, URL <http://dx.doi.org/10.2151/jmsj.2013-304>. Cité page 73.
- Li, X. and J. R. Mecikalski, 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), doi :10.1029/2009jd013666, URL <http://dx.doi.org/10.1029/2009JD013666>. Cité page 73.
- Li, X. and J. R. Mecikalski, 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, doi :10.1175/mwr-d-11-00090.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/MWR-D-11-00090.1>. Cité page 73.
- Liu, Z.-Q. and F. Rabier, 2002 : The interaction between model resolution, observation resolution and observation density in data assimilation : A one-dimensional study. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **128** (582), 1367–1386, doi :10.1256/003590002320373337, URL <http://dx.doi.org/10.1256/003590002320373337>. Cité page 117.
- Lopez, P. and P. Bauer, 2007 : 1D+4DVAR assimilation of NCEP stage-IV radar and gauge hourly precipitation data at ECMWF. *Monthly Weather Review*, **135** (7), 2506–2524, doi :10.1175/mwr3409.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/MWR3409.1>. Cité page 70.
- Lorenc, A. C., 1986 : Analysis methods for numerical weather prediction. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **112** (474), 1177–1194, doi :10.1002/qj.49711247414, URL <http://dx.doi.org/10.1002/qj.49711247414>. Cité page 78.
- Macpherson, B., 2001 : Operational experience with assimilation of rainfall data in the met office mesoscale model. *Meteorology and Atmospheric Physics*, **76** (1-4), 3–8, doi :10.1007/s007030170035, URL <http://dx.doi.org/10.1007/s007030170035>. Cité page 67.
- Mahfouf, J.-F., O. Caumont, T. Montmerle, E. Wattrelot, and V. Ducrocq, 2013 : Assimilation des données radar dans le modèle arome. *La Météorologie*, **8** (83), 42, doi : 10.4267/2042/52053, URL <http://dx.doi.org/10.4267/2042/52053>. Cité page 80.
- Marshall, J. S. and W. M. K. Palmer, 1948 : The distribution of raindrops with size. *Journal of Meteorology*, **5** (4), 165–166, doi :10.1175/1520-0469(1948)005<0165:tdorws>2.0.co;2, URL [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0469\(1948\)005<0165:TDORWS>2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0469(1948)005<0165:TDORWS>2.0.CO;2). Cité pages 9 et 27.
- Martinet, P., 2013 : Apport des observations IASI pour la description des variables nuageuses du modèle AROME dans le cadre de la campagne HyMeX. Ph.D. thesis, UNIVERSITÉ TOULOUSE III — PAUL SABATIER. Cité page 77.

- Marzano, F. S., G. Botta, and M. Montopoli, 2010 : Iterative Bayesian retrieval of hydrometeor content from X-band polarimetric weather radar. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **48** (8), 3059–3074, doi :10.1109/tgrs.2010.2045231, URL <http://dx.doi.org/10.1109/TGRS.2010.2045231>. Cité page 14.
- Marzano, F. S., D. Scaranari, M. Celano, P. P. Alberoni, G. Vulpiani, and M. Montopoli, 2006 : Hydrometeor classification from dual-polarized weather radar : extending fuzzy logic from S-band to C-band data. *Advances in Geosciences*, **7**, 109–114. Cité pages 14 et 25.
- Marécal, V. and J.-F. Mahfouf, 2002 : Four-dimensional variational assimilation of total column water vapor in rainy areas. *Monthly Weather Review*, **130** (1), 43–58, doi :10.1175/1520-0493(2002)130<0043:fdvaot>2.0.co;2, URL [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0493\(2002\)130<0043:FDVAOT>2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0493(2002)130<0043:FDVAOT>2.0.CO;2). Cité pages 69 et 70.
- Masunaga, H., et al., 2010 : Satellite data simulator unit : A multisensor, multispectral satellite simulator package. *Bulletin of the American Meteorological Society*, **91** (12), 1625–1632, doi :10.1175/2010bams2809.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/2010BAMS2809.1>. Cité page 17.
- Michel, Y., T. Auligné, and T. Montmerle, 2011 : Heterogeneous convective-scale background error covariances with the inclusion of hydrometeor variables. *Monthly Weather Review*, **139** (9), 2994–3015, doi :10.1175/2011mwr3632.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/2011MWR3632.1>. Cité page 70.
- Milan, M., F. Amen, V. Venema, A. Battaglia, and C. Simmer, 2005 : Physical initialization to incorporate radar precipitation data into a numerical weather prediction model. *11th Conference on Mesoscale Processes 32nd Conference on Radar Meteorology*. Cité page 65.
- Mishchenko, M. I. and L. D. Travis, 1994 : T-matrix computations of light scattering by large spheroidal particles. *Optics communications*, **109** (1), 16–21, URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0030401894907315>. Cité pages 15 et 17.
- 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, doi :10.1175/mwr-d-12-00008.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/MWR-D-12-00008.1>. Cité page 70.
- Montmerle, T. and C. Faccani, 2009 : Mesoscale assimilation of radial velocities from doppler radars in a preoperational framework. *Monthly Weather Review*, **137** (6), 1939–1953, URL <http://journals.ametsoc.org/doi/abs/10.1175/2008MWR2725.1>. Cité page 10.
- Nicol, J. C., A. J. Illingworth, and K. Bartholomew, 2014 : The potential of 1 h refractivity changes from an operational c-band magnetron-based radar for numerical weather prediction validation and data assimilation. *Q.J.R. Meteorol. Soc.*, **140** (681), 1209–1218, doi :10.1002/qj.2223, URL <http://dx.doi.org/10.1002/qj.2223>. Cité page 10.
- Otto, T. and H. W. J. Russchenberg, 2011 : Estimation of specific differential phase and differential backscatter phase from polarimetric weather radar measurements of rain.

- IEEE Geosci. Remote Sensing Lett.*, **8** (5), 988–992, doi :10.1109/lgrs.2011.2145354, URL <http://dx.doi.org/10.1109/LGRS.2011.2145354>. Cité page 13.
- Parent du Chatelet, J., C. Boudjabi, L. Besson, and O. Caumont, 2012 : Errors caused by long-term drifts of magnetron frequencies for refractivity measurement with a radar : Theoretical formulation and initial validation. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **29** (10), 1428–1434, doi :10.1175/jtech-d-12-00070.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/JTECH-D-12-00070.1>. Cité page 10.
- Park, H. S., A. V. Ryzhkov, D. S. Zrník, and K.-E. Kim, 2009 : The hydrometeor classification algorithm for the polarimetric wsr-88d : Description and application to an MCs. *Weather and Forecasting*, **24** (3), 730–748, doi :10.1175/2008waf2222205.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/2008WAF2222205.1>. Cité pages 14 et 25.
- Pergaud, J., V. Masson, S. Malardel, and F. Couvreux, 2009 : A parameterization of dry thermals and shallow cumuli for mesoscale numerical weather prediction. *Bound.-Layer Meteor.*, **132**, 83–106. Cité page 76.
- Pfeifer, M., G. Craig, M. Hagen, and C. Keil, 2008 : A polarimetric radar forward operator for model evaluation. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, **47** (12), 3202–3220, URL <http://journals.ametsoc.org/doi/abs/10.1175/2008JAMC1793.1>. Cité pages 17 et 18.
- Pinty, J.-P. and P. Jabouille, 1998 : A mixed-phased cloud parameterization for use in a mesoscale non-hydrostatic model : simulations of a squall line and of orographic precipitation. *Proc. Conf. on Cloud Physics, Everett, WA, Amer. Meteor. Soc.*, URL http://mesonh.aero.obs-mip.fr/mesonh/dir_publication/pinty_jabouille_ams_ccp1998.pdf. Cité page 26.
- Pruppacher, H. R. and K. V. Beard, 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, doi :10.1002/qj.49709640807, URL <http://dx.doi.org/10.1002/qj.49709640807>. Cité page 11.
- Ribaud, J.-F., O. Bousquet, S. Coquillat, H. Al-Sakka, D. Lambert, V. Ducrocq, and E. Fontaine, 2015 : Evaluation and application of hydrometeor classification algorithm outputs inferred from multi-frequency dual-polarimetric radar observations collected during hymex. *Q.J.R. Meteorol. Soc.*, n/a–n/a, doi :10.1002/qj.2589, URL <http://dx.doi.org/10.1002/qj.2589>. Cité page 15.
- Ricard, D., V. Ducrocq, and L. Auger, 2012 : A climatology of the mesoscale environment associated with heavily precipitating events over a northwestern mediterranean area. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, **51** (3), 468–488, doi : 10.1175/jamc-d-11-017.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/JAMC-D-11-017.1>. Cité page 1.
- Ryzhkov, A., M. Pinsky, A. Pokrovsky, and A. Khain, 2011 : Polarimetric radar observation operator for a cloud model with spectral microphysics. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, **50** (4), 873–894, doi :10.1175/2010JAMC2363.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/2010JAMC2363.1>. Cité pages 17, 18 et 19.

- Ryzhkov, A. V., 2007 : The impact of beam broadening on the quality of radar polarimetric data. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **24** (5), 729–744, URL <http://journals.ametsoc.org/doi/abs/10.1175/JTECH2003.1>. Cité pages 14 et 84.
- Ryzhkov, A. V., M. R. Kumjian, S. M. Ganson, and P. Zhang, 2013 : Polarimetric radar characteristics of melting hail. part ii : Practical implications. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, **52** (12), 2871–2886, doi :10.1175/jamc-d-13-074.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/JAMC-D-13-074.1>. Cité page 13.
- Sachidananda, M. and D. S. Zrnica, 1987 : Rain rate estimates from differential polarization measurements. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **4** (4), 588–598, doi :10.1175/1520-0426(1987)004<0588:rrefdp>2.0.co;2, URL [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0426\(1987\)004<0588:RREFDP>2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0426(1987)004<0588:RREFDP>2.0.CO;2). Cité page 13.
- Schraff, C., H. Reich, A. Rhodin, A. Schomburg, K. Stephan, A. Periañez, and R. Potthast, 2016 : Kilometre-scale ensemble data assimilation for the cosmo model (kenda). *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*. Cité page 74.
- Scialom, G. and Y. Lemaître, 1990 : A new analysis for the retrieval of three-dimensional mesoscale wind fields from multiple Doppler radar. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **7** (5), 640–665, doi :10.1175/1520-0426(1990)007<0640:anafttr>2.0.co;2, URL [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0426\(1990\)007<0640:ANAFTR>2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0426(1990)007<0640:ANAFTR>2.0.CO;2). Cité page 9.
- Seity, Y., P. Brousseau, S. Malardel, G. Hello, P. Bénard, F. Bouttier, C. Lac, and V. Masson, 2011 : The AROME-France convective-scale operational model. *Monthly Weather Review*, **139** (3), 976–991, URL <http://journals.ametsoc.org/doi/abs/10.1175/2010MWR3425.1>. Cité pages 26 et 75.
- Seliga, T. A. and V. N. Bringi, 1976 : Potential use of radar differential reflectivity measurements at orthogonal polarizations for measuring precipitation. *J. Appl. Meteor.*, **15** (1), 69–76, doi :10.1175/1520-0450(1976)015<0069:puordr>2.0.co;2, URL [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0450\(1976\)015<0069:PUORDR>2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0450(1976)015<0069:PUORDR>2.0.CO;2). Cité page 12.
- Simonin, D., S. P. Ballard, and Z. Li, 2014 : Doppler radar radial wind assimilation using an hourly cycling 3D-var with a 1.5 km resolution version of the met office unified model for nowcasting. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **140**, 2298–2314, doi :10.1002/qj.2298, URL <http://dx.doi.org/10.1002/qj.2298>. Cité page 10.
- Stephan, K., S. Klink, and C. Schraff, 2008 : Assimilation of radar-derived rain rates into the convective-scale model cosmo-de at dwd. *Q.J.R. Meteorol. Soc.*, **134** (634), 1315–1326, doi :10.1002/qj.269, URL <http://dx.doi.org/10.1002/qj.269>. Cité page 67.
- Straka, 2000 : Bulk hydrometeor classification and quantification using polarimetric radar data : Synthesis of relations. *Journal of Applied Meteorology*. Cité page 14.
- Sun, J. and N. A. Crook, 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 the Atmospheric Sciences*, **54** (12), 1642–1661, doi :10.1175/1520-0469(1997)054<1642:damrfd>2.0.co;2, URL [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0469\(1997\)054<1642:DAMRFD>2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0469(1997)054<1642:DAMRFD>2.0.CO;2). Cité page 69.

- Sun, J. and H. Wang, 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, doi :10.1175/mwr-d-12-00169.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/MWR-D-12-00169.1>. Cité page 69.
- Sun, J., et al., 2014 : Use of nwp for nowcasting convective precipitation : Recent progress and challenges. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **95** (3), 409–426, doi :10.1175/bams-d-11-00263.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/BAMS-D-11-00263.1>. Cité page 2.
- Tabary, P., 2007 : The new french operational radar rainfall product. part i : Methodology. *Weather and Forecasting*, **22** (3), 393–408, doi :10.1175/waf1004.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/WAF1004.1>. Cité page 86.
- Tabary, P., A.-A. Boumahmoud, H. Andrieu, R. J. Thompson, A. J. Illingworth, E. L. Bouar, and J. Testud, 2011 : Evaluation of two integrated polarimetric quantitative precipitation estimation (qpe) algorithms at c-band. *Journal of Hydrology*, **405** (3), 248–260, URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169411003313>. Cité page 23.
- Tabary, P., B. Fradon, and A.-A. Boumahmoud, 2013 : La polarimétrie radar à météo france. *La Météorologie*, **8** (83), 59, doi :10.4267/2042/52055, URL <http://dx.doi.org/10.4267/2042/52055>. Cité page 23.
- Taylor, K. E., 2001 : Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, **106** (D7), 7183–7192. Cité page 132.
- Testud, J., E. Le Bouar, E. Obligis, and M. Ali-Mehenni, 2000 : The rain profiling algorithm applied to polarimetric weather radar. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **17** (3), 332–356, doi :10.1175/1520-0426(2000)017<0332:trpaat>2.0.co;2, URL [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0426\(2000\)017<0332:TRPAAT>2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0426(2000)017<0332:TRPAAT>2.0.CO;2). Cité page 13.
- Tong, M. and M. Xue, 2005 : Ensemble Kalman filter assimilation of Doppler radar data with a compressible nonhydrostatic model : Oss experiments. *Monthly Weather Review*, **133** (7), 1789–1807, doi :10.1175/mwr2898.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/MWR2898.1>. Cité page 72.
- Trömel, S., M. R. Kumjian, A. V. Ryzhkov, C. Simmer, and M. Diederich, 2013 : Backscatter differential phase estimation and variability. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, **52** (11), 2529–2548, doi :10.1175/jamc-d-13-0124.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/JAMC-D-13-0124.1>. Cité page 13.
- Trömel, S., A. V. Ryzhkov, P. Zhang, and C. Simmer, 2014 : Investigations of backscatter differential phase in the melting layer. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, **53** (10), 2344–2359, doi :10.1175/jamc-d-14-0050.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/JAMC-D-14-0050.1>. Cité pages 13 et 84.
- Vié, B., J.-P. Pinty, S. Berthet, and M. Leriche, 2016 : LIMA (v1.0) : A quasi two-moment microphysical scheme driven by a multimodal population of cloud condensation and ice freezing nuclei. *Geosci. Model Dev.*, **9** (2), 567–586, doi :10.5194/gmd-9-567-2016, URL <http://dx.doi.org/10.5194/gmd-9-567-2016>. Cité page 146.

- Wang, H., J. Sun, S. Fan, and X.-Y. Huang, 2013a : Indirect assimilation of radar reflectivity with WRF 3D-var and its impact on prediction of four summertime convective events. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, **52** (4), 889–902, doi :10.1175/jamc-d-12-0120.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/JAMC-D-12-0120.1>. Cité page 69.
- Wang, H., J. Sun, X. Zhang, X.-Y. Huang, and T. Auligné, 2013b : Radar data assimilation with WRF 4D-var. Part I : System development and preliminary testing. *Monthly Weather Review*, **141** (7), 2224–2244, doi :10.1175/mwr-d-12-00168.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/MWR-D-12-00168.1>. Cité page 69.
- Wang, Y. and V. Chandrasekar, 2009 : Algorithm for estimation of the specific differential phase. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **26** (12), 2565–2578, doi :10.1175/2009jtecha1358.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/2009JTECHA1358.1>. Cité page 13.
- Wapler, K., T. Hengstebeck, and P. Groenemeijer, 2016 : Mesocyclones in central europe as seen by radar. *Atmospheric Research*, **168**, 112–120, doi :10.1016/j.atmosres.2015.08.023, URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.atmosres.2015.08.023>. Cité page 9.
- Wattrelot, E., O. Caumont, and J.-F. Mahfouf, 2014 : Operational implementation of the 1D+3D-Var assimilation method of radar reflectivity data in the AROME model. *Monthly Weather Review*, **142**, 1852–1873, doi :10.1175/mwr-d-13-00230.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/MWR-D-13-00230.1>. Cité pages 71, 79, 81, 86 et 89.
- Wen, G., A. Protat, P. T. May, X. Wang, and W. Moran, 2015 : A cluster-based method for hydrometeor classification using polarimetric variables. part i : Interpretation and analysis. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **32** (7), 1320–1340, doi : 10.1175/jtech-d-13-00178.1, URL <http://dx.doi.org/10.1175/JTECH-D-13-00178.1>. Cité page 15.
- Whiton, R. C., P. L. Smith, S. G. Bigler, K. E. Wilk, and A. C. Harbuck, 1998 : History of operational use of weather radar by u.s. weather services. part i : The pre-nexrad era. *Weather and Forecasting*, **13** (2), 219–243, doi : 10.1175/1520-0434(1998)013<0219:hoouow>2.0.co;2, URL [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0434\(1998\)013<0219:H00UOW>2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0434(1998)013<0219:H00UOW>2.0.CO;2). Cité page 6.
- Wu, B., J. Verlinde, and J. Sun, 2000 : Dynamical and microphysical retrievals from Doppler radar observations of a deep convective cloud. *Journal of the Atmospheric Sciences*, **57** (2), 262–283, doi :10.1175/1520-0469(2000)057<0262:damrfd>2.0.co;2, URL [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0469\(2000\)057<0262:DAMRFD>2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0469(2000)057<0262:DAMRFD>2.0.CO;2). Cité page 69.
- Xue, M., Y. Jung, and G. Zhang, 2010 : State estimation of convective storms with a two-moment microphysics scheme and an ensemble Kalman filter : Experiments with simulated radar data. *Q.J.R. Meteorol. Soc.*, 685–700, doi :10.1002/qj.593, URL <http://dx.doi.org/10.1002/qj.593>. Cité page 72.
- Xue, M., D. Wang, J. Gao, K. Brewster, and K. K. Droegemeier, 2003 : The advanced regional prediction system (arps), storm-scale numerical weather prediction and data assimilation. *Meteorology and Atmospheric Physics*, **82** (1-4), 139–170, doi : 10.1007/s00703-001-0595-6, URL <http://dx.doi.org/10.1007/s00703-001-0595-6>. Cité page 72.

- Yang, Y., C. Qiu, and J. Gong, 2006 : Physical initialization applied in wrf-var for assimilation of Doppler radar data. *Geophysical Research Letters*, **33** (22), doi :10.1029/2006gl027656, URL <http://dx.doi.org/10.1029/2006GL027656>. Cité page 66.
- Zadeh, L., 1965 : Fuzzy sets. *Information and Control*, **8** (3), 338–353, doi :10.1016/s0019-9958(65)90241-x, URL [http://dx.doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](http://dx.doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X). Cité page 15.
- Zhang, J., F. H. Carr, and K. Brewster, 1998 : Adas cloud analysis. *Preprints, 12 th Conf. on Numerical Weather Predictions, Phoenix, Arizona, Amer. Meteor. Soc.* Cité page 66.

Interest of polarimetric variables for a convective-scale numerical weather prediction model

AUTHOR : Clotilde AUGROS

ABSTRACT :

This PhD has explored the benefits of polarimetric variables (for centimeter wavelength radars), which are sensitive to the microphysical properties of hydrometeors, for convective scale numerical prediction models. In the first part of the PhD, a radar forward operator, consistent with the bulk 1 moment microphysical schemes typically used by the operational convective scale models, has been designed. Comparisons between observed and simulated variables for all radar types (S, C, X) have been performed for two convective cases, and helped validate the forward operator. Following these comparisons, quality controls have been specified so as to limitate the errors on the polarimetric variables before using them for assimilation.

In the second part of the PhD, an assimilation method for polarimetric variables, based on the operational 1D+3D-Var assimilation method used for radar reflectivities in AROME model has been designed. The Bayesian retrieval of 1D humidity profiles has been adapted in order to include differential reflectivity and specific differential phase within the observation vector. Different options of the methodology have been tested and evaluated by comparisons with radar and GPS observations. Assimilation experiments conducted for two convective cases demonstrated an impact on analysed humidity fields. The effect of the assimilation of polarimetric variables on forecasted reflectivities and precipitation accumulations was also evaluated.

KEYWORDS : polarimetric radar, forward operator, convective-scale simulations, data assimilation.

Apport des observations radar polarimétriques pour un modèle atmosphérique à fine échelle

Doctorat de l'Université Toulouse III - Paul Sabatier
Soutenu le 19/05/2016 à Météo-France, Toulouse, France.

AUTEUR :	Clotilde AUGROS
TITRE :	Apport des observations radar polarimétriques pour un modèle atmosphérique à fine échelle
DIRECTRICE DE THÈSE :	Véronique DUCROCQ
CO-DIRECTEUR DE THÈSE :	Olivier CAUMONT
CO-DIRECTEUR DE THÈSE :	Pierre TABARY

RÉSUMÉ :

Cette thèse a permis d'explorer l'apport des variables polarimétriques radar (aux longueurs d'onde centimétriques), sensibles aux propriétés microphysiques des hydrométéores, pour les modèles de prévision numérique à échelle convective. Dans la première partie de la thèse, un opérateur d'observation radar polarimétrique, cohérent avec les paramétrisations microphysiques à 1 moment couramment utilisées par les modèles opérationnels à échelle convective a été développé. Des comparaisons entre données simulées et observées pour tous les types de radar (S, C et X) ont été réalisées pour deux cas d'étude convectifs, et ont permis de valider l'opérateur d'observation.

La deuxième partie de cette thèse a été consacrée à la conception et au test d'une méthode d'assimilation des variables polarimétriques, s'appuyant sur la méthode opérationnelle 1D+3D-Var, d'assimilation des réflectivités radar dans le modèle AROME. La méthode de restitution bayésienne 1D des profils d'humidité a été adaptée, afin d'inclure la phase différentielle spécifique et la réflectivité différentielle, en plus de la réflectivité, dans le vecteur d'observation. Plusieurs options de la méthode de restitution ont été testées et évaluées par des comparaisons aux observations radar et GPS. Des expériences d'assimilation menées sur deux cas convectifs ont ensuite été réalisées et ont permis d'évaluer l'impact des observations polarimétriques sur les champs analysés d'humidité ainsi que sur les prévisions de réflectivité et de cumuls de précipitation.

MOTS-CLÉS : radar polarimétrique, opérateur d'observation, simulations à échelle convective, assimilation de données.