



Apport de la synergie des observations satellitaires pour la définition de la température de surface en prévision numérique

Mohamed Zied Sassi

► To cite this version:

Mohamed Zied Sassi. Apport de la synergie des observations satellitaires pour la définition de la température de surface en prévision numérique. Météorologie. Université Paul Sabatier - Toulouse III, 2020. Français. NNT : 2020TOU30240 . tel-03228475

HAL Id: tel-03228475

<https://theses.hal.science/tel-03228475>

Submitted on 18 May 2021

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

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



Université
de Toulouse

THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

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

Présentée et soutenue le 07 Décembre 2020 par :

MOHAMED ZIED SASSI

**Apport de la synergie des observations satellitaires pour la définition de la
température de surface en prévision numérique**

JURY

GILLES BOULET
STÉPHANE BELAIR
CYRIL CREVOISIER
PATRICIA DE ROSNAY
FATIMA KARBOU
NADIA FOURRIE
CAMILLE BIRMAN
GIANPAOLO BALSAMO

Directeur de recherche
Senior Scientist
Directeur de recherche
Senior Scientist
Directrice de recherche
Directrice de recherche
Chercheuse
Principal Scientist

Président du Jury
Membre
Membre
Membre
Membre
Membre
Membre
Membre

École doctorale et spécialité :

SDU2E : Océan, Atmosphère, Climat

Unité de Recherche :

CNRM (UMR 3589) / Météo-France et CNRS

Directeur(s) de Thèse :

Nadia FOURRIE, Camille BIRMAN et Vincent GUIDARD

Rapporteurs :

Stéphane BELAIR et Cyril CREVOISIER

Remerciements

Je souhaite exprimer mes remerciements à toute personne qui m’a aidé à mener à bien ce travail de thèse.

Tout d’abord, je remercie de tout mon cœur ma directrice de thèse Nadia Fourrié qui m’a permis de mener cette thèse et qui m’a soutenu durant ces trois années passées au CNRM. C’était un honneur et je resterai reconnaissant pour tout le temps, l’engagement et l’effort que Nadia a investi dans l’encadrement de ce travail. Je la remercie également de ses conseils qui m’ont aidé durant la thèse et dont je me souviendrai sans doute tout au long de ma carrière.

Je souhaite également remercier ma co-directrice de thèse Camille Birman de toute l’aide qu’elle m’a apporté durant ces trois années. Camille n’a jamais hésité ni tardé à me soutenir et à m’encourager. Je la remercie de tous les échanges instructifs et de son engagement sans faille dans l’encadrement de la thèse.

Je tiens également à remercier mon co-directeur de thèse Vincent Guidard, d’abord de son soutien précieux à mon arrivée à Toulouse ainsi que de sa disponibilité et son encouragement tout au long de la thèse. Vincent était toujours là pour me pousser de l’avant et pour répondre à mes questions parfois, sans doute, redondantes.

Nadia, Camille, Vincent, je vous remercie encore une fois, c’était à la fois enrichissant et agréable de travailler avec vous.

Je souhaite également remercier Fatima Karbou et Gianpaolo Balsamo qui ont accepté de faire partie de mon comité de thèse ainsi que de mon jury de thèse et avec qui les échanges ont contribué à l’enrichissement de ce travail. Je tiens également à exprimer mes remerciements à tous les membres de mon jury de thèse. Je remercie d’abord Stéphane Bélair et Cyril Crevoisier qui ont accepté d’évaluer en tant que rapporteurs mon manuscrit et mon travail de thèse. Je les remercie de leur investissement ainsi que de leurs rapports instructifs.

Je remercie également, pour avoir accepté d'évaluer en tant qu'examineurs mon travail de thèse, Patricia De Rosnay, que je remercie pour ses retours enrichissants et Gilles Boulet, que je remercie doublement pour avoir accepté de présider mon jury de thèse. J'étais honoré de voir mon travail évalué par vous.

Je souhaite également remercier toute l'équipe OBS, qui m'a bien accueilli durant ces trois années et surtout Jean-François Mahfouf, Philippe Chambon et Maud Martet pour leurs disponibilités. Je remercie également Florian Suzat pour son aide précieuse au début de ma thèse.

Je profite de cette occasion pour remercier également tous les collègues qui m'ont encadré durant mes précédents passages au GMAP et surtout Claude Fischer et François Bouyssel. Je remercie également Eric Escalière et Anita Hubert pour leur assistance et disponibilité. Je tiens également à remercier la région Occitanie ainsi que Météo-France pour avoir permis à ce travail de voir le jour en finançant cette thèse.

La thèse c'est également trois ans de vie et d'expérience humaine, et je remercie toute personne qui a contribué à rendre cette expérience plus agréable. Je pense alors à tous les doctorants du CNRM pour la bonne ambiance de groupe et tous les moments de partage convivial. Je remercie également mes amis à Toulouse qui ont enrichi ces trois années, je pense à Fabien, Mary, Pierre et Mathieu que je remercie particulièrement. Je pense également à Imen, Wafa, Fatma, Seif, Rafik, Marwen, Iyadh et tous mes amis qui m'ont apporté leur soutien tout au long de la thèse.

Finalement, je tiens à exprimer mes remerciements ainsi que ma reconnaissance à mes parents, mes sœurs, mon frère et mon beau-frère, qui n'ont pas hésité à m'encourager à mener ce projet de thèse, et qui m'ont donné, malgré la distance, la force lors de mes moments de faiblesse et la confiance lors de mes moments de doute. Je vous remercie d'avoir toujours cru en moi et de m'avoir toujours encouragé à aller de l'avant.

Résumé

La modélisation des échanges radiatifs surface-atmosphère est cruciale en prévision numérique du temps. La température de surface est un paramètre clé dans cette modélisation. Sur mer, la température de surface varie sur des grandes échelles spatiales (environ 100 km) et plus lentement que sur continents, au-dessus desquels sa variabilité est beaucoup plus importante spatialement et plus rapide, ce qui rend son observation ainsi que sa prévision plus difficiles. L'évolution des techniques d'observation météorologique, notamment les satellites météorologiques, a permis de mieux observer la température de surface sur continents (LST). Toutefois, la LST n'est pas directement observée par les instruments satellitaires mais elle est restituée à partir de mesures de rayonnement au sommet de l'atmosphère. Or la LST est importante pour exploiter pleinement les luminances satellitaires dans les modèles de prévision numérique du temps.

À Météo-France, l'approche adoptée pour certains instruments infrarouges consiste à utiliser, pour chaque instrument séparément, un canal fenêtre pour restituer la LST en ciel clair qui est ensuite utilisé pour l'assimilation des autres canaux de ce même instrument. Cependant, ces LST ne sont pas assimilées dans le système d'analyse de surface du modèle AROME. Ce travail de thèse consiste à étudier l'accord entre les LST restituées à partir de différents capteurs puis à évaluer l'impact de leur assimilation dans le modèle AROME [Seity et al., 2011]. Des comparaisons entre les LST restituées à partir du capteur infrarouge SEVIRI (Spinning Enhanced Visible and Infrared Imager) [Aminou, 2002] et des observations locales aux stations de Toulouse Météopole-Flux [Maurel, 2019] et d'Evora [Kabsch et al., 2008] montrent un bon accord global du cycle diurne, en particulier pendant les mois d'été. En ce qui concerne les comparaisons entre les LST restituées à partir des capteurs infrarouges SEVIRI et IASI, les différences moyennes sont de l'ordre du degré, avec des écarts-types plus faibles de nuit que de jour. Concernant les capteurs micro-ondes, les comparaisons entre les LST restituées à partir de SEVIRI et les LST de AMSU-A et MHS montrent un moins bon accord qu'entre les capteurs infrarouges, avec des écarts-types de l'ordre de 4K. En effet, les canaux fenêtre des instruments micro-ondes sont sensibles aux premiers centimètres du sol, contrairement aux capteurs infrarouges qui sont sensibles uniquement à la couche superficielle.

Par la suite, des simulations de températures de brillance de plusieurs instruments utilisant des températures de surface différentes ont permis d'évaluer la pertinence des LST restituées

à partir d'un capteur pour l'assimilation de canaux d'autres instruments. Ainsi, pour les capteurs infrarouges, l'utilisation d'une LST restituée à partir de SEVIRI a donné une meilleure simulation des températures de brillance de IASI par rapport à l'utilisation de la température de surface prévue par le modèle AROME. Une meilleure simulation des températures de brillance SEVIRI a été également obtenue avec la LST IASI qu'avec la température de surface prévue par AROME.

À la suite de cette étude préparatoire, nous avons mis en place une première expérience d'assimilation des LST restituées à partir de l'instrument SEVIRI dans le modèle de PNT AROME. L'assimilation des LST SEVIRI permet d'améliorer légèrement l'assimilation dans le modèle atmosphérique des radiances satellitaires de différents capteurs sur la plupart des réseaux d'analyse. Un impact positif a été également remarqué sur l'assimilation de la température et l'humidité à 2 m avec une légère réduction des biais. En ce qui concerne les prévisions, une amélioration significative a été notée de nuit pour les paramètres de température et d'humidité à 2 m. La comparaison par rapport aux données de radiosondages a montré un léger impact en altitude sur les prévisions de température et d'humidité. Ces résultats sont encourageants pour étendre l'assimilation des LST satellitaires à d'autres capteurs, à davantage de réseaux d'analyse et à différentes périodes de l'année.

Abstract

Modeling surface-atmosphere radiative exchanges is crucial in numerical weather prediction. The surface temperature is a key parameter in this modelization. Above sea, the surface temperature varies on large space and time scales, unlike the continents above which its variability is much larger. This makes its observation and prediction more difficult. Developments in meteorological observation techniques, in particular meteorological satellites, allow to better observe the surface temperature on continents (LST). However, the LST is not directly observed by satellite instruments but it is retrieved from radiation measurements at the top of the atmosphere. However, a good LST accuracy is important for the assimilation of satellite luminances in numerical weather prediction models.

At Météo-France, the adopted approach consists in using a window channel to retrieve the LST in clear sky conditions, which is then used to assimilate the other satellite channels of the infrared instruments in the model. However, these LSTs are not assimilated in the surface analysis system of the AROME model [Seity et al., 2011]. This PhD work consists in studying the agreement between the LSTs retrieved from different sensors and then in evaluating the impact of their assimilation in the AROME model. Comparisons between the LSTs retrieved from SEVIRI [Aminou, 2002] and local observations from infrared sensor at the Toulouse Météopole-Flux [Maurel, 2019] and Evora [Kabsch et al., 2008] stations show a good overall agreement of the diurnal cycle description, especially during the summer months. Regarding the comparisons between the LSTs retrieved from the infrared sensors SEVIRI and IASI, the average differences are around one degree, with smaller standard deviations of differences at night-time than during daytime. Regarding microwave sensors, comparisons between LSTs retrieved from SEVIRI and LSTs from AMSU-A and MHS show less agreement than between infrared sensors, with standard deviations of the order of 4K. In fact, the window channels of microwave instruments are sensitive to the first few centimeters of the ground, unlike infrared sensors which are sensitive only to the surface skin layer.

Subsequently, brightness temperature simulations of several sensors using different surface temperatures are used to assess the suitability of the LSTs retrieved from one sensor for the assimilation of channels from other instruments. For the infrared sensors, the use of an LST retrieved from SEVIRI gave a better simulation of the brightness temperatures of IASI compared to the use of the surface temperature from AROME model forecasts, and a better simulation of SEVIRI brightness temperatures was also obtained with the IASI LST than

with the surface temperature from AROME forecasts.

Following this preparatory study, we set up an assimilation experiment of the LSTs retrieved from SEVIRI instrument in the AROME NWP model. The assimilation of SEVIRI LSTs slightly improve the assimilation of the satellite radiances of different sensors in the atmospheric model on most analysis networks. A positive impact was also noticed on the assimilation of observations of temperature and humidity at 2 m with a slight reduction in analysis bias. A significant improvement of the forecast was found at night for the temperature and humidity parameters at 2 m especially at 24, 30 and 48 h forecast ranges. Comparison with radiosonde data showed a slight positive impact up to 850 hPa on temperature and humidity forecasts. These results are encouraging to extend the assimilation of satellite LSTs to other sensors, to the other analysis times along daytime and to different periods of the year.

Table des matières

Remerciements	3
I Introduction	7
II La prévision numérique du temps	13
II.1 Introduction	13
II.2 Les différentes techniques de prévision numérique	14
II.2.1 La prévision déterministe	14
II.2.2 La prévision d'ensemble	15
II.3 Les modèles numériques de Météo-France	16
II.3.1 Le modèle global ARPEGE	16
II.3.2 Le modèle à maille fine AROME	18
II.3.3 Le modèle SURFEX	20
II.3.3.1 La tuile Nature	22
II.3.3.2 La tuile Ville	22
II.3.3.3 Les tuiles Lac et Mer	23
II.4 L'assimilation de données	23
II.4.1 Principe	23
II.4.2 Méthodes d'assimilation de données	24
II.4.2.1 Best Linear Unbiased Estimator (BLUE)	25
II.4.2.2 L'Interpolation Optimale (OI)	26
II.4.2.3 L'assimilation variationnelle 3D-Var	26
II.4.2.4 L'assimilation variationnelle 4D-Var	28
II.4.3 L'assimilation de données à Météo-France	29
II.4.3.1 L'assimilation d'altitude	29

II.4.3.2	L'assimilation de surface	31
II.5	Les observations satellitaires	33
II.5.1	Les satellites météorologiques	33
II.5.1.1	Les satellites géostationnaires	34
II.5.1.2	Les satellites à orbite polaire	34
II.5.2	Les capteurs infrarouges	35
II.5.2.1	Le capteur AVHRR	35
II.5.2.2	Le capteur IASI	35
II.5.2.3	Le radiomètre imageur SEVIRI	39
II.5.3	Les sondeurs micro-ondes	42
II.5.3.1	Le sondeur AMSU-A	42
II.5.3.2	Le sondeur MHS	44
III	Le transfert radiatif et la restitution de la LST	47
III.1	Le transfert radiatif	47
III.2	Le modèle de transfert radiatif RTTOV	49
III.3	Les atlas d'émissivité	50
III.3.1	Atlas d'émissivité UW/CIMSS de l'université du Wisconsin	50
III.3.2	Atlas d'émissivité pour SEVIRI	51
III.3.3	Atlas d'émissivité CNRM-MW	52
III.4	La restitution de la température de surface sur continents (LST)	53
III.4.1	Problématique	53
III.4.2	Méthodes de restitution de la LST avec émissivité connue	54
III.4.2.1	Méthode mono-canal	56
III.4.2.2	Méthode multi-canal ou Split-window	56
III.4.2.3	Méthode multi-angulaire	57
III.4.3	Méthodes de restitution de la LST avec émissivité inconnue	57
III.4.3.1	Méthode de restitution TES	60
III.4.3.2	Méthode de restitution Jour/Nuit	60
III.4.3.3	Méthode de restitution NBEM	60
III.4.3.4	Méthode de restitution simultanée de la LST, de l'émissivité et du profil atmosphérique	61
III.4.4	Restitution à Météo-France	61
III.4.5	Conclusions	62

IV Synergie des observations satellitaires	63
IV.1 Synergie des sondeurs infrarouges	63
IV.1.1 Objectifs	63
IV.1.2 Résumé de l'article	64
IV.1.3 Publication	68
IV.1.4 Résultats complémentaires	94
IV.1.4.1 Impact de la position de scan de IASI	94
IV.1.4.2 Les différences d'émissivité de surface	97
IV.1.4.3 Impact de la variabilité saisonnière sur les simulations des TB	99
IV.1.5 Conclusions	102
IV.2 Synergie des sondeurs infrarouges et micro-ondes	104
IV.2.1 Introduction	104
IV.2.2 Les sondeurs micro-ondes	104
IV.2.3 Sélection de données	105
IV.2.4 Intercomparaison des LST restituées	107
IV.2.4.1 Le sondeur AMSU-A	107
IV.2.4.2 Le sondeur MHS	111
IV.2.4.3 Synthèse des résultats	114
IV.2.4.4 Simulation des températures de brillance AMSU-A et MHS	116
IV.2.5 Conclusions	118
V L'assimilation des LST restituées dans l'analyse de surface	119
V.1 Introduction	119
V.2 Technique et méthode employées pour l'assimilation	121
V.3 Diagnostics	122
V.3.1 Diagnostic d'erreurs d'observation	123
V.3.2 Diagnostic d'erreurs d'ébauche	127
V.3.3 Corrélations horizontales	129
V.3.4 Conclusions	129
V.4 Études de cas d'assimilation de LST	131
V.4.1 Cas du bassin de la Loire	133
V.4.2 Cas du bassin de la Garonne	137
V.4.3 Cas du plateau ibérique	139
V.5 Impacts et validations de l'assimilation de la LST sur le domaine AROME-France	143

V.5.1	Impact de l'assimilation de la LST sur l'assimilation de données dans AROME	144
V.5.2	Impact de l'assimilation de la LST sur les prévisions dans AROME	148
V.5.2.1	Impact de l'assimilation de la LST restituée sur la prévision de la température de surface	154
V.5.2.2	Impact de l'assimilation de la LST sur la prévision d'autres paramètres	157
V.6	Conclusions	165
VI	Conclusions et perspectives	169
VI.1	Conclusions	169
VI.2	Perspectives	174
	Table des figures	192
	Liste des tableaux	194
	Bibliographie	205

Introduction

La prévision numérique du temps (PNT) est un outil de recherche et d'aide à la décision qui a pris davantage d'importance dans les centres météorologiques avec le développement des moyens de calcul intensif. En effet, la PNT met en interaction différentes composantes : les lois de la dynamique des fluides et des lois physiques sur différentes échelles, codées sous forme de programmes informatiques appelés modèles numériques, des observations conventionnelles et télédéteectées obtenues par différentes technologies d'observation, de la station d'observation au sol au satellite météorologique. Elle repose aussi sur des supercalculateurs assez puissants pour pouvoir exécuter ces modèles numériques en un temps assez court pour permettre aux prévisionnistes d'exploiter les sorties des modèles numériques dans leurs prises de décisions. Toutefois, les modèles de PNT produisent des prévisions entachées d'erreurs. Cette imperfection provient des incertitudes des modèles numériques liées à la modélisation des différentes lois physiques et dynamiques ainsi que des erreurs dans la description de l'atmosphère, point de départ de la prévision. Cet état initial est défini à l'aide des observations météorologiques, qui jouent ainsi un rôle crucial dans la prévision numérique et la prévision météorologique en général.

Le développement de l'observation météorologique par satellite a permis d'élargir la couverture spatio-temporelle de l'atmosphère. Les instruments satellitaires permettent d'observer différentes variables météorologiques telles que les profils atmosphériques de température et d'humidité ou le vent. Les instruments hyperspectraux offrent en outre une estimation sur différentes couches atmosphériques des variables météorologiques ainsi que des gaz à effet de serre [Crevoisier et al., 2013]. Différents travaux ont mis en valeur l'utilisation pour la PNT et pour l'étude du climat des paramètres atmosphériques restitués à partir des données satellitaires tels que l'ozone [Coopmann et al., 2018] et le monoxyde de carbone [Inness et al.,

2014], ainsi que des paramètres de surface tels que le contenu en eau dans le sol [Albergel et al., 2019], l'émissivité de surface [Capelle et al., 2012] ou la LST. Certains paramètres de surface tels que la température de surface [Trigo et al., 2015], l'humidité du sol [de Rosnay et al., 2013] ou la couverture végétale [Meyer et al., 2019] peuvent être également estimés par l'observation spatiale. La mesure au sommet de l'atmosphère des luminances émises par la Terre permet d'améliorer la modélisation des échanges radiatifs surface-atmosphère et la qualité des prévisions numériques [McNally, 2015]. En prévision numérique du temps, une modélisation réaliste des échanges radiatifs de la Terre est essentielle. Parmi les paramètres clés de cette modélisation figure la température de surface. Toutefois, la température de surface est un paramètre peu observé par des mesures locales et on observe plutôt des paramètres qui en dépendent comme la température et l'humidité à 2 m. Sur continents, sa forte variabilité spatiale et temporelle rend difficile sa modélisation.

Au cours de ce travail, nous avons utilisé le modèle de prévision numérique AROME [Seity et al., 2011] qui est un modèle atmosphérique développé à Météo-France afin de mieux modéliser les phénomènes à fine échelle tels que le brouillard ou les événements convectifs localisés. AROME est couplé en mode interactif, pour la composante surface, au modèle de surface SURFEX. Le premier niveau atmosphérique d'AROME est ainsi le lieu d'échange de différents flux de surface tels que les flux de chaleur latente et sensible, le rayonnement, les précipitations et la température de surface. Actuellement, le modèle numérique AROME se base sur les observations de température à 2 m afin d'analyser les champs de température des deux premières couches de sol. Sur mer, des observations de SST issues de bouées et une analyse globale (OSTIA) sont utilisées. Cette méthode présente des limites sur continents, et ne reproduit pas la forte variabilité de la température de surface au niveau du sol. D'autre part, l'assimilation des observations satellitaires, qui a constitué une importante évolution des systèmes d'assimilation de données en prévision numérique, nécessite une bonne estimation de la température de surface afin de simuler les températures de brillance des différents capteurs satellitaires.

Compte tenu des limites de représentativité des températures à 2 m pour la température du sol, des travaux ont été menés au CNRM afin d'exploiter des canaux satellitaires sensibles à la surface afin de restituer une température de surface plus réaliste [Karbou et al., 2006]. Plusieurs types de capteurs ont été considérés comme SEVIRI [Guedj et al., 2011] et IASI [Vincensini, 2013][Boukachaba et al., 2015]. SEVIRI est un sondeur infrarouge, à bord du satellite géostationnaire MSG (Météosat Seconde Génération), ayant 12 canaux du visible à l'infrarouge et IASI est un sondeur infrarouge hyperspectral, à bord des satellites défi-

lants Metop (Meteorological Operational), ayant 8461 canaux. Cette approche est basée sur l'inversion du transfert radiatif ainsi que sur une connaissance a priori de quelques variables supplémentaires telles que l'émissivité de surface ou la transmittance atmosphérique. La température de surface restituée permet au modèle de prévision numérique de mieux assimiler les observations satellitaires disponibles, en permettant d'obtenir un meilleur équivalent modèle des luminances satellitaires observées. Actuellement, cette approche est utilisée dans le modèle AROME afin d'assimiler les observations de différents capteurs infrarouges. Cette étape de restitution de la LST préalable à l'assimilation existe dans d'autres modèles de PNT. [Pavelin and Candy, 2014] ont utilisé une analyse en composantes principales afin de restituer l'émissivité de surface et la LST de nuit. Une légère diminution du biais a été trouvée pour la température en basses couches ainsi qu'une amélioration de la prévision de l'humidité dans la moyenne troposphère. Toutefois, la température de surface restituée, malgré son intérêt dans l'assimilation des observations satellitaires, n'est actuellement pas utilisée dans l'analyse de la température dans le sol et son information est perdue pour le cycle d'analyse suivant.

Plusieurs études ont évalué l'impact de l'assimilation de la LST restituée à partir des données satellitaires sur l'analyse et la prévision dans les modèles de PNT. À titre d'exemple, [Candy et al., 2017] ont étudié l'apport de l'assimilation des LST restituées à partir de SEVIRI et MODIS et disponibles dans le cadre du projet GlobTemperature [Ghent et al., 2018]. Les LST ont été assimilées dans le schéma de surface du modèle global du MetOffice à l'aide d'un schéma EKF (Filtre de Kalman Étendu), en plus des paramètres initialement assimilés, à savoir la température et l'humidité de l'air à la première couche du modèle atmosphérique ainsi que le contenu en eau du sol à l'aide d'observations de télédétection. L'assimilation de la LST a été réalisée uniquement de nuit, suite à une étude préparatoire comparant les LST restituées par rapport à des observations locales, montrant de plus faibles biais de nuit. Cette étude a montré un impact positif léger mais significatif de l'assimilation de la LST sur les analyses de température du sol dans la première et deuxième couches (0.1 m et 0.25 m de profondeur respectivement) et surtout sur les prévisions de la température de l'air en Afrique et en Europe. [Sgoff et al., 2020] sont allés plus loin et ont étudié, en utilisant des données synthétiques, l'impact de l'assimilation de la LST dans le système d'assimilation couplée surface-atmosphère COSMO-KENDA [Schraff et al., 2016]. Un impact positif sur la température et l'humidité de l'air en basses couches a été retrouvé de jour. Un impact positif a été également retrouvé sur la température du sol pour l'ensemble du cycle diurne. Ces études montrent le potentiel de l'assimilation de données de LST restituées à partir d'observations satellitaires.

Ce travail de thèse a donc pour objectif d'étudier la faisabilité de l'assimilation des LST, restituées dans la partie atmosphérique de l'assimilation, dans l'analyse de surface du modèle AROME ainsi que l'impact de cette assimilation de surface sur l'assimilation dans l'atmosphère et la prévision.

Le chapitre II de ce manuscrit est un chapitre introductif. Nous y présentons différentes notions et outils utilisés au cours de ce travail de thèse. Nous commençons par un rappel historique de la genèse de la prévision numérique du temps ainsi que les techniques d'assimilation de données. Nous présentons également les satellites météorologiques ainsi que différents capteurs qui sont à leur bord, et particulièrement ceux dont les observations ont été utilisées au cours de ce travail de thèse. C'est dans le chapitre III que nous introduisons le principe du transfert radiatif qui est la base de l'opérateur d'observation utilisé à Météo-France pour la simulation des températures de brillance satellitaires. Ensuite, nous présentons différentes méthodes qui ont été développées pour la restitution de la température de surface. Vue l'importance de l'émissivité de surface dans la restitution de la LST, ces méthodes se divisent en deux catégories principales, à savoir des méthodes utilisant une émissivité de surface connue a priori, et une catégorie de méthodes permettant la restitution de l'émissivité de surface en plus de la LST. Nous discutons les principales méthodes de chaque catégorie. À Météo-France, la restitution de la LST est utilisée pour l'assimilation de certains instruments infrarouges et est réalisée séparément pour chaque instrument avec la méthode de restitution à partir d'un seul canal avec émissivité de surface connue (issue d'un atlas d'émissivité). Différentes LST sont donc restituées afin d'assimiler les radiances observées par les différents instruments satellitaires. Afin d'étudier la cohérence entre ces LST, nous avons réalisé dans le chapitre IV une étude comparative. Dans un premier temps, nous évaluons l'accord entre les LST restituées à partir du capteur infrarouge SEVIRI et des observations locales de surface réalisées à Toulouse et à Evora. Dans un second lieu, nous étudions l'accord entre les LST restituées à partir de différents capteurs infrarouges et micro-ondes. En outre, nous présentons une évaluation de l'impact de l'utilisation de la LST restituée à partir d'un capteur satellitaire sur la simulation des températures de brillance d'un autre capteur. L'impact par rapport à l'utilisation de la température de surface prévue par le modèle AROME a été également étudié. Une publication parue au journal à accès libre Remote Sensing ([Sassi et al., 2019]), est associée à ce chapitre, dans laquelle nous présentons les principaux résultats de cette étude comparative. D'autres résultats complémentaires sont également proposés dans ce chapitre. Cette évaluation représente une étape préparatoire vers l'assimilation de la LST restituée pour l'analyse de la température de surface, qui est

analysée actuellement dans le modèle AROME opérationnel à l'aide de la T2m. C'est dans le chapitre V que nous présentons le premier travail d'assimilation de la LST restituée dans le modèle AROME. Nous considérons ici l'assimilation de la LST restituée à partir de l'instrument SEVIRI, qui grâce à sa haute résolution spatiale et temporelle, présente une bonne couverture du domaine AROME-France. Dans une première partie, nous avons diagnostiqué les erreurs d'observation et d'ébauche. Ces diagnostics sont nécessaires pour l'assimilation d'un nouveau paramètre et servent à estimer les poids adéquats respectifs attribués à l'observation et à l'ébauche. Trois études de cas sur des domaines géographiques réduits et sur quelques réseaux d'analyse nous ont permis de mieux comprendre l'assimilation de la LST dans l'analyse de surface et d'affiner les réglages pour une expérience longue d'assimilation de la LST SEVIRI couvrant une période de deux mois (du 05 juillet au 04 septembre 2019), dans laquelle nous avons assimilé les LST SEVIRI aux réseaux d'analyse de surface de 00 et 03 UTC. Les résultats de l'impact de l'assimilation de la LST SEVIRI sur l'assimilation de données dans AROME (observations conventionnelles, instruments satellitaires, etc.) sont discutés ainsi que l'impact sur la prévision de différents paramètres de surface et d'altitude (température, humidité relative, vent, précipitations, etc.). Les principales leçons et conclusions de ce travail d'assimilation de la LST SEVIRI dans AROME sont rassemblées dans le chapitre VI. Finalement, nous présentons différentes perspectives de ce travail qui constitue un premier effort d'assimilation des LST restituées à partir de données satellites dans l'analyse de surface du modèle AROME, et à plus long terme dans un système d'assimilation couplée surface-atmosphère.

La prévision numérique du temps

II.1 Introduction

La prévision numérique du temps s’est développée grâce à l’invention de l’ordinateur et a pris de l’ampleur avec l’évolution des capacités de calcul. Toutefois, elle date de bien avant et fut imaginée par le mathématicien britannique Lewis Fry Richardson en 1922 [Richardson, 1922]. La prévision numérique du temps a profité des développements technologiques et informatiques récents et met en interaction différentes composantes (Figure II.1), à savoir les équations de la dynamique des fluides, la programmation informatique de ces équations, les supports informatiques nécessaires au calcul numérique, ainsi que les observations.



FIGURE II.1 – Principales composantes de la prévision numérique du temps

La prévision numérique du temps constitue un outil fondamental dans l’aide à la décision

pour les prévisionnistes. Il existe différentes approches de prévision numérique. Ces approches varient principalement en fonction des contraintes matérielles et surtout des échéances temporelles.

II.2 Les différentes techniques de prévision numérique

II.2.1 La prévision déterministe

La prévision numérique déterministe a pris un élan avec le développement des moyens de calcul numérique. Introduite par V. Bjerknes en 1904, la prévision déterministe se base sur deux principes : un état initial de l'atmosphère établi à l'aide d'observations et une modélisation des équations décrivant l'évolution dynamique et physique de l'état initial. La prévision déterministe peut être globale, régionale ou locale en fonction des échelles géographiques et temporelles des phénomènes ciblés. Les équations modélisées ainsi que leurs approximations doivent tenir compte de ces échelles. La prévision déterministe a bénéficié de l'évolution des réseaux et techniques d'observation, permettant ainsi une meilleure description de l'état initial de l'atmosphère. La figure II.2 présente un exemple de prévision du modèle AROME pour la température de surface pour le 02 juillet 2020 à 00 UTC.

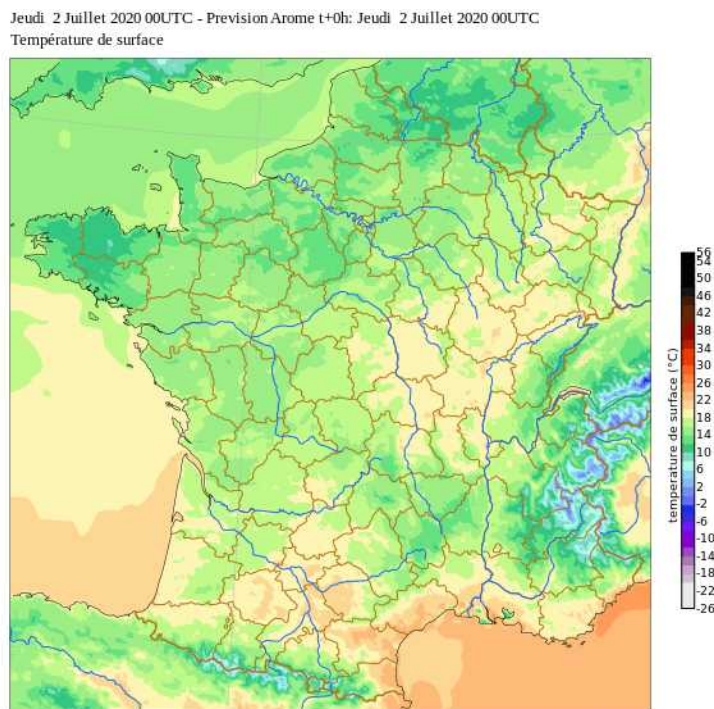


FIGURE II.2 – Prévision de la température de surface ($^{\circ}$ C) du 02 juillet 2020 à 00 UTC du modèle AROME

Toutefois, l'état initial reste une source d'erreur considérable dans la prévision. En effet, une différence infime par rapport à l'état réel de l'atmosphère peut croître avec les échéances

de prévision, ce qui reflète les limites de la prévision déterministe à moyen terme (au-delà de trois jours et jusqu'à trois semaines) et long terme (de plus d'un mois, jusqu'à deux ans). Par ailleurs, les équations modélisent l'évolution dynamique et physique de l'état initial de manière imparfaite, elles présentent une source supplémentaire d'erreur. L'évolution des moyens de calcul a permis de développer davantage ces équations en représentant les processus physiques de manière plus réaliste et d'augmenter les résolutions spatiales et en réduisant les pas de temps des modèles numériques. Toutefois, ces équations restent une approximation de l'évolution de l'atmosphère qui est beaucoup plus complexe.

II.2.2 La prévision d'ensemble

La prévision d'ensemble est une forme de prévision probabiliste, qui consiste à remplacer la prévision de l'état futur d'une variable météorologique par une fonction de densité de probabilité. La prévision d'ensemble propose une approche réaliste de la prévision probabiliste avec les moyens de calcul actuels, en représentant une approximation de la fonction de densité de probabilité par un ensemble fini d'éléments. Ceci consiste à échantillonner la fonction densité de probabilité par un ensemble de N échantillons représentatifs, appelés membres. Cette approche, permettant de réduire le coût de calcul, est largement utilisée dans l'étude du changement climatique afin de réaliser des projections climatiques sur de nombreuses années et d'estimer leurs incertitudes.

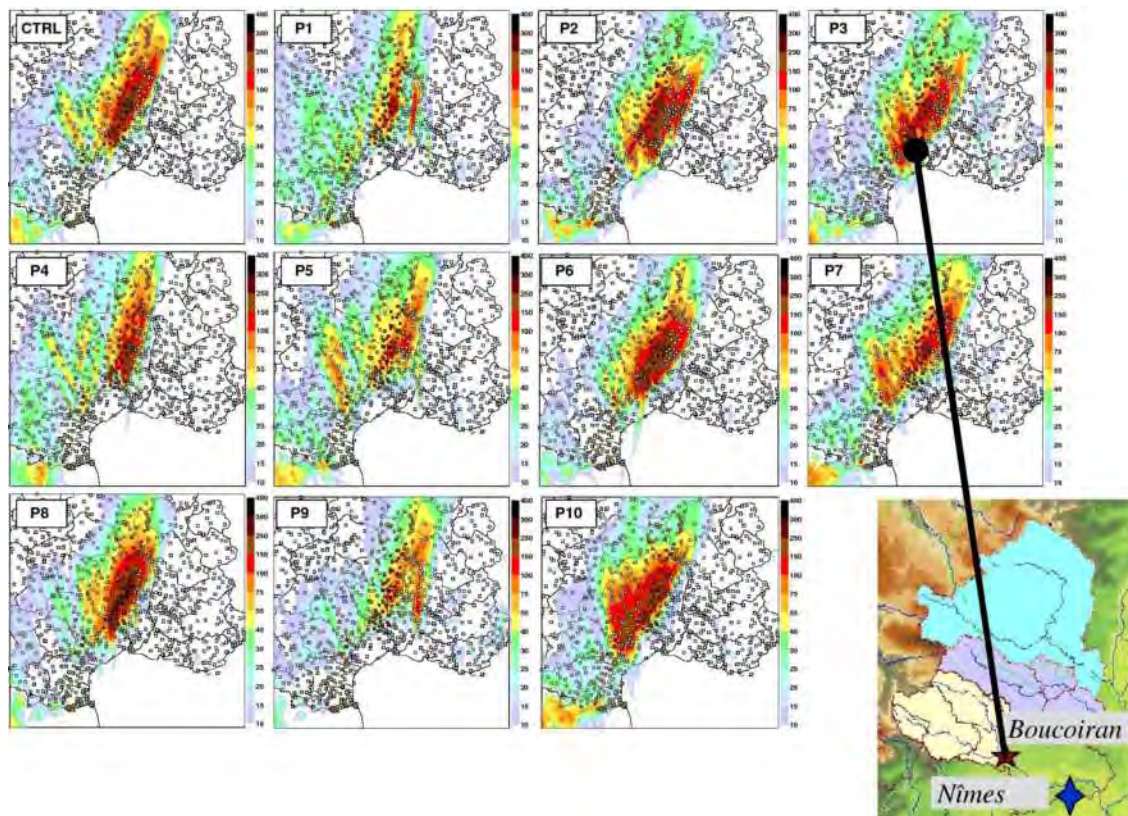


FIGURE II.3 – Exemple du contrôle (AROME déterministe) et d'un ensemble de prévisions à 10 membres du modèle AROME-Ensemble de cumul 24h des précipitations (mm) du 1^{er} novembre 2008 (<https://www.umr-cnrm.fr/spip.php?rubrique151>)

La prévision d'ensemble est également utilisée à des fins de prévision numérique du temps surtout avec le développement considérable des moyens de calcul. La figure II.3 montre à titre d'exemple les sorties du modèle de prévision d'ensemble AROME pour le cumul de 24h des précipitations du 1^{er} novembre 2008 sur le sud de la France. Pour le modèle AROME, un ensemble de N=10 membres est considéré.

II.3 Les modèles numériques de Météo-France

II.3.1 Le modèle global ARPEGE

ARPEGE (Action de Recherche Petite Echelle Grande Echelle) est le modèle global de prévision numérique du temps à Météo-France [Courtier et al., 1991]. ARPEGE est un modèle spectral à troncature triangulaire. Le modèle ARPEGE fait partie du code ARPEGE-IFS (Integrated Forecasting System) développé et maintenu conjointement avec le CEPMMT (Centre Européen pour les Prévisions Météorologiques à Moyen Terme). ARPEGE est un modèle hydrostatique. L'approximation hydrostatique consiste à négliger l'accélération verticale des particules devant d'autres forces telles que la gravité, mais ne reste applicable qu'à

des résolutions horizontales assez importantes comme l'échelle synoptique. Celle-ci qualifie les phénomènes qui s'étendent horizontalement sur quelques milliers de kilomètres, verticalement sur quelques kilomètres et dont la durée de vie est de quelques jours. ARPEGE a subi de nombreuses évolutions (46 cycles actuellement) depuis sa création en 1987 afin de suivre les avancées technologiques et scientifiques dans les domaines de la prévision numérique, de l'assimilation de données et du calcul intensif.

Afin d'avoir une haute résolution sur la France tout en limitant le coût de calcul le modèle ARPEGE adopte une grille non régulière dite étirée. Elle est de l'ordre de 5 km sur la France et atteint 25 km aux antipodes comme décrit sur la figure II.4.

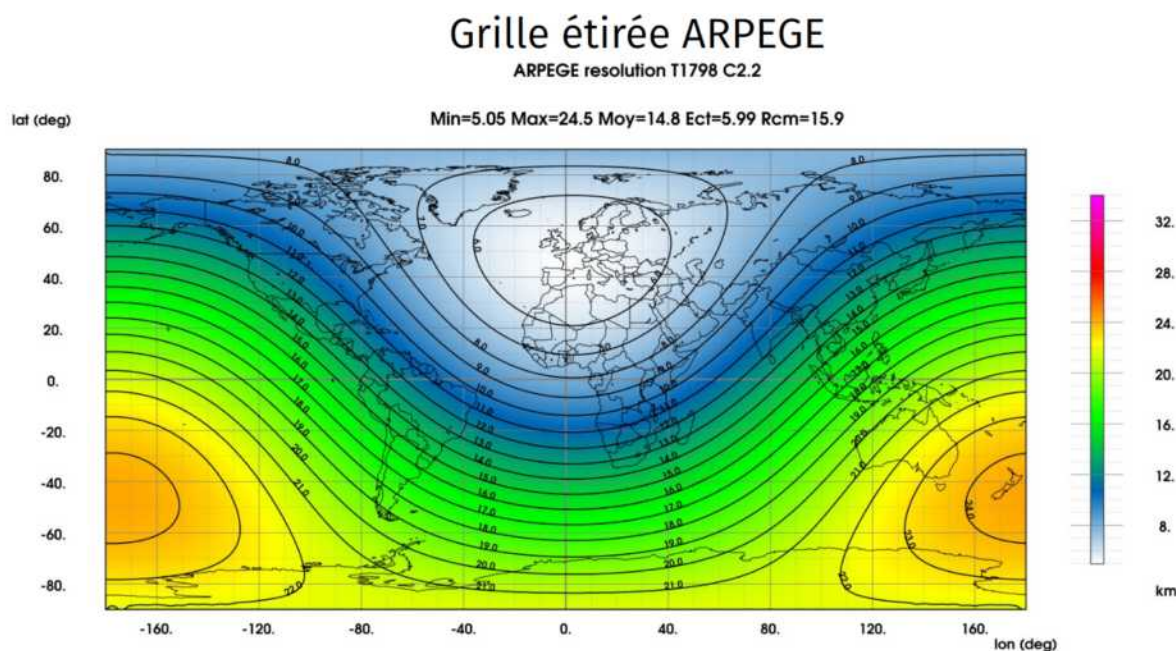


FIGURE II.4 – Résolution de la grille étirée (en km) du modèle ARPEGE pour la troncature T1798 C2.2 (source : CNRM)

Dans le modèle ARPEGE, l'état initial de l'atmosphère est déterminé par un système d'assimilation permettant d'ingérer différentes observations conventionnelles (radiosondages, stations terrestres, données avions, bouées, etc) et télédéteectées depuis l'espace (satellites de géolocalisation (GNSS), capteurs infrarouges, capteurs micro-ondes, etc). Le système d'assimilation sera détaillé dans la section II.4.3. Les différents types d'observations assimilées seront détaillés davantage dans la section 2.4.3.

Le tableau II.7 récapitule les principales caractéristiques du modèle ARPEGE.

TABLE II.1 – Les caractéristiques du modèle ARPEGE

Paramètre	Valeur
Maillage horizontal	5 km (France) -> 25 km (antipodes)
Nombre de niveaux verticaux (Coordonnées Hybrides)	105 (allant de 10 m au-dessus de la surface jusqu'à un niveau > 70 km (0.1 hPa))
Pas de temps	360 s
Réseaux des prévisions par jour (échéance)	00 UTC (102 h), 06 UTC (72 h), 12 UTC (114 h), 18 UTC (70 h)
Initialisation atmosphérique	4D-Var incrémental
Cycle d'assimilation	6 heures
Schéma de surface	SURFEX-ISBA-3L
Schéma de rayonnement	RRTM [Mlawer et al., 1997]
Initialisation de la surface	CANARI + 1D OI pour les T2m et RH2m
Schéma de convection	flux de masse
Schéma de turbulence	Énergie Cinétique Turbulente (TKE)

II.3.2 Le modèle à maille fine AROME

AROME (Applications de la Recherche à l'Opérationnel à Mésio-Echelle) est le modèle à aire limitée non hydrostatique de Météo-France, devenu opérationnel en décembre 2008 [Seity et al., 2011]. Le développement du modèle AROME a pour but de produire de meilleures prévisions à méso-échelle et courte échéance de phénomènes locaux en basses couches tels que le brouillard et les orages grâce à une résolution explicite de la convection. AROME est un modèle bi-spectral et combine une partie du schéma physique du modèle de recherche Meso-NH (modèle de recherche non-hydrostatique à maille fine développé conjointement par le CNRM et le Laboratoire d'Aérodynamique) [Lafore et al., 1997] avec la version non-hydrostatique du schéma dynamique du modèle ALADIN (Aire Limitée Adaptation dynamique Développement International) [Bubnová et al., 1995].

Différentes configurations du modèle AROME ont été développées à Météo-France telles que AROME-PI pour l'élaboration des prévisions immédiates [Auger et al., 2015], AROME-WMED (AROME West Mediterranean Sea) [Fourrié et al., 2015] qui se situe dans le cadre de la campagne HyMeX [Ducrocq et al., 2019] et qui couvre la région ouest de la Méditerranée, AROME-OM qui couvre les différents domaines géographiques d'Outre-Mer à savoir les Antilles, la Guyane, la Réunion-Mayotte, la Polynésie et la Nouvelle-Calédonie [Faure

et al., 2020] ou AROME-France que nous avons utilisé au cours de ce travail de thèse. Le domaine du modèle AROME centré sur la France s'étend en sa version opérationnelle, avec un maillage horizontal de 1.3km, selon une projection CCL (Conform Conical Lambert) de -12.45° E jusqu'à 16.67° E et de 37.26° N jusqu'à 55.69° N comme le montre la figure II.5. Le domaine AROME est composé à plus de 57 % de surfaces continentales. Nous constatons sur la figure II.5 une plus grande variabilité de la température de surface sur continent que sur mer et des échelles de variations plus fines. La modélisation de la température de surface constitue alors un plus grand défi sur continent que sur océan.

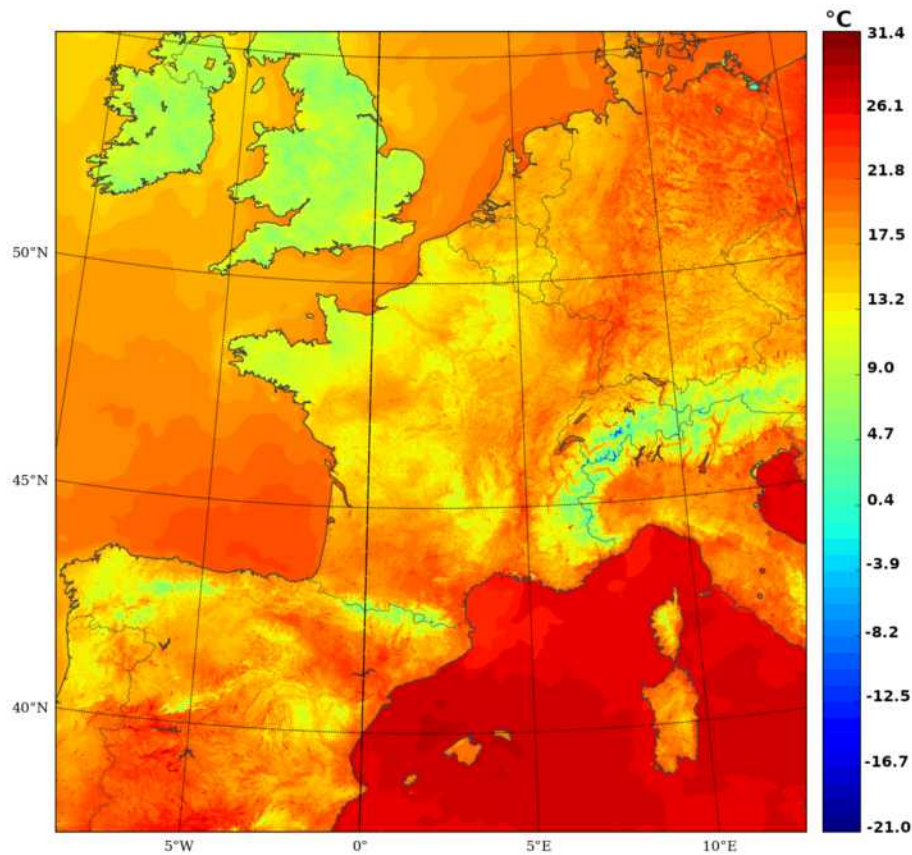


FIGURE II.5 – Illustration du domaine AROME-France (champ prévu de température de surface ($^{\circ}\text{C}$) du 1^{er} septembre 2019 à 1 h d'échéance (base de production à 00 UTC))

Différentes observations sont assimilées dans le modèle AROME telles que les observations de stations au sol, les données de radars et les observations satellitaires avec une fenêtre d'assimilation (intervalle pendant lequel les observations sont considérées dans l'assimilation) d'une heure. Le tableau II.2 résume les caractéristiques principales de la version opérationnelle depuis décembre 2015 utilisée dans ce travail de thèse.

TABLE II.2 – Les caractéristiques du modèle AROME

Paramètre	Valeur
Maillage horizontal	1.3 km
Nombre de niveaux verticaux (Coordonnées Hybrides)	90 (De 5 m au dessus de la surface jusqu'à 10 hPa)
Pas de temps	50 s
Réseaux des prévisions par jour (échéance)	00 UTC (48 h), 03 UTC (45 h), 06 UTC (42 h), 09 UTC (7 h), 12 UTC (48 h), 15 UTC (7 h), 18 UTC (42 h), 21 UTC (7 h)
Initialisation atmosphérique	3D-Var
Durée de la fenêtre d'assimilation	1 h en atmosphère et 3 h en surface
Cycle d'assimilation	3 h pour la surface et 1 h pour l'atmosphère
Schéma de surface	SURFEX-ISBA-3L
Initialisation de la surface	CANARI + 1D OI pour les T2m et R2m
Schéma de convection	flux de masse
Schéma de turbulence	Énergie Cinétique Turbulente (TKE)
Schéma de rayonnement	RRTM (partie Long Wave) et Fouquart-Morcrette (partie Short Wave)

Les modèles atmosphériques AROME et ARPEGE sont couplés implicitement [Best et al., 2004] à la plateforme de modélisation SURFEX pour les surfaces continentales et océaniques.

II.3.3 Le modèle SURFEX

SURFEX (SURFace EXternalisée) [Masson et al., 2013] est une plateforme de modélisation de surface, développée par Météo-France, qui regroupe plusieurs modèles. SURFEX est un modèle autonome et peut être exploité en mode forcé (avec atmosphère imposée) par des champs atmosphériques ou bien en mode couplé avec un modèle atmosphérique. Comme décrit par la figure II.6, SURFEX modélise les flux échangés entre la surface et l'atmosphère. SURFEX prend comme variables d'entrées les données du modèle atmosphérique pour différents paramètres tels que la température, le rayonnement, le vent, etc. Ces paramètres correspondent au premier niveau vertical du modèle atmosphérique (qui se situe à 5 m pour AROME et 10 m pour ARPEGE). D'autre part, d'autres flux de surface tels que les flux de chaleurs latente et sensible, l'albédo et l'émissivité de surface sont échangés implicitement entre SURFEX et le modèle atmosphérique. La figure II.6 montre également la classification

des types de couvertures de sol dans SURFEX. En effet, SURFEX divise les points de grilles du modèle atmosphérique en tuiles (fractions de la maille du modèle correspondant à un type de surface) correspondant à des surfaces de quatre types (mer, lac, ville ou nature). Chacune de ces surfaces, ou tuiles, est modélisée d'une façon indépendante. La tuile nature peut se diviser à son tour en différents types de sol (ou patches). Un patch contient des pourcentages des différentes couvertures de sol (covers) qui le constituent. La version utilisée au cours de ce travail contient 243 "covers".

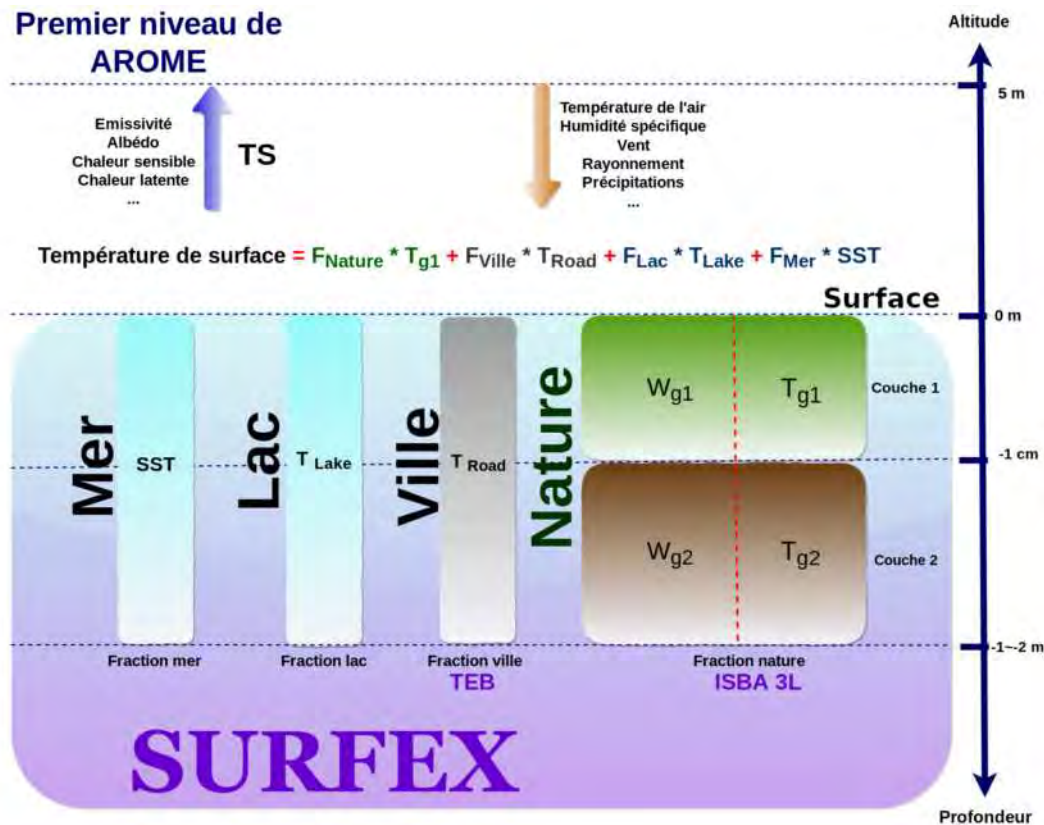


FIGURE II.6 – Schéma du modèle de surface externalisée SURFEX et ses quatre types de tuile - Échanges de flux de surface avec le premier niveau vertical du modèle atmosphérique

Les flux échangés vers le modèle atmosphérique sont moyennés d'une façon pondérée en fonction des fractions des différentes tuiles. Par exemple, la température de surface calculée par SURFEX est la somme des température de surface de la mer SST (Sea Surface Temperature), température de surface des lacs (T_{Lake}), température de surface de route (T_{Road}) et température de la première couche de sol naturel (T_{g1}) pondérées respectivement par les fractions mer, lac, ville et nature. Par ailleurs, SURFEX intègre différents schémas correspondant aux différentes tuiles. Nous présentons dans ce qui suit les caractéristiques principales des différentes tuiles SURFEX.

II.3.3.1 La tuile Nature

La tuile Nature correspond à tout type de surface continentale non urbanisée. Elle se divise en 12 types de sol en fonction du couvert végétal. Ceci peut représenter des forêts, des prairies, des champs, etc. La tuile nature utilise le modèle de surface à trois couches de sol ISBA-3L (Interaction Sol-Biosphère-Atmosphère) afin de modéliser les interactions au niveau de la surface entre le sol, l'atmosphère et la couverture végétale. La première couche est d'une profondeur de 1 cm. La seconde couche est d'une profondeur allant de 1 m à 2 m. Les variables pronostiques du schéma de surface sont la température et le contenu en eau des deux premières couches du sol. La température de la première couche du sol est notée ici T_{g1} et la température de la seconde couche T_{g2} . En ce qui concerne le contenu en eau, le contenu en eau de la première couche est noté W_{g1} et le contenu en eau de la seconde couche est noté W_{g2} .

II.3.3.2 La tuile Ville

La tuile Ville correspond aux surfaces urbanisées. SURFEX utilise le schéma de ville TEB (Town Energy Balance) [Masson, 2000] afin de modéliser la tuile ville dans AROME (TEB n'est pas activé dans le modèle ARPEGE, les fractions ville sont remplacées par des surfaces rocheuses). Le schéma TEB se base sur le principe de canyon urbain et simplifie la ville, comme décrit sur la figure II.7, en trois composantes : route, mur et toit.

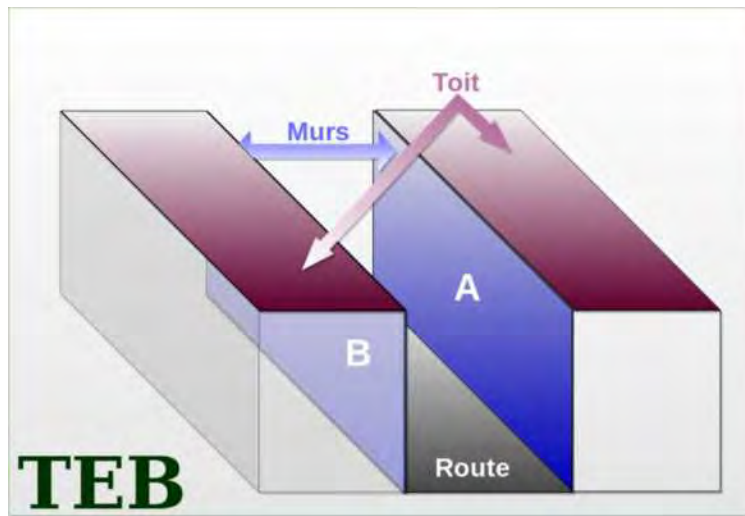


FIGURE II.7 – Le principe de canyon du schéma TEB

Une ville est alors schématisée par un canyon moyen comprenant une route droite, un toit plat et deux murs.

II.3.3.3 Les tuiles Lac et Mer

Les tuiles Lac et Mer correspondent aux surfaces couvertes par des eaux intérieures (tuile Lac) et aux surfaces de mer et d'océan (tuile Mer). Dans la version intégrée dans AROME, ces tuiles sont modélisées à l'aide de paramétrisations simples. Les variables pronostiques (SST mer et lac) sont maintenues constantes alors que la longueur de rugosité Z_0 est calculée avec la formule de Charnock :

$$Z_0 = \alpha_c \frac{u_*^2}{g} \quad (\text{II.1})$$

où α_c est le coefficient de Charnock (valeur typique : 0.011-0.012), u_* est la vitesse de friction et g est l'accélération de la pesanteur.

Pour une température de surface inférieure à 271.15 K, la tuile est supposée couverte de glace de mer et la longueur de rugosité ainsi que l'albédo considérés sont ceux des surfaces couvertes de neige.

Par ailleurs, les surfaces de lacs peuvent être modélisées avec le schéma FLAKE [Le Moigne et al., 2016] mais ce schéma n'est pas encore activé dans la version opérationnelle d'AROME. Ce schéma offre une paramétrisation physique dédiée et modélise le profil vertical de température ainsi que les conditions de mélange à différentes profondeurs.

II.4 L'assimilation de données

II.4.1 Principe

L'assimilation de données est une technique permettant de corriger un système donné à l'aide d'observations en produisant une analyse. Cette analyse constitue un compromis entre des observations et une estimation a priori du système, en tenant compte de leurs incertitudes respectives. L'assimilation de données se base sur une information objective, sous forme d'observations, et une estimation a priori du système, souvent une prévision à courte échéance produite par un modèle numérique.

Un cycle d'assimilation de données commence avec une prévision à courte échéance de l'état d'un système donné, appelée également ébauche (ou background), et qui est entachée d'erreurs modèle, à laquelle s'ajoute un ensemble d'observations disponibles sur une fenêtre temporelle donnée, qui sont elles aussi entachées d'erreurs d'observation. En se basant sur ces deux sources d'information, le système d'assimilation de données produit, d'une façon optimale, un nouvel état du système le plus probable et dont l'incertitude est inférieure à celle de l'ébauche. Ce nouvel état, appelé analyse, sert ensuite comme état initial à une nouvelle

prévision. Le cycle d'assimilation est ainsi terminé. La nouvelle prévision produite servira d'ébauche pour le cycle d'assimilation suivant.

Plus concrètement, la figure II.8 présente le principe de l'assimilation de données à chaque cycle d'assimilation $(t_1, t_2, \dots, t_n)$. À chaque cycle i , le système d'assimilation agit en vue de trouver un compromis entre la prévision récente P_i (background) et l'observation O_i établie dans la fenêtre d'assimilation. Ce compromis, pondéré en fonction des erreurs de l'observation et du modèle, constitue l'analyse A_i qui sert de base de prévision pour le cycle suivant.

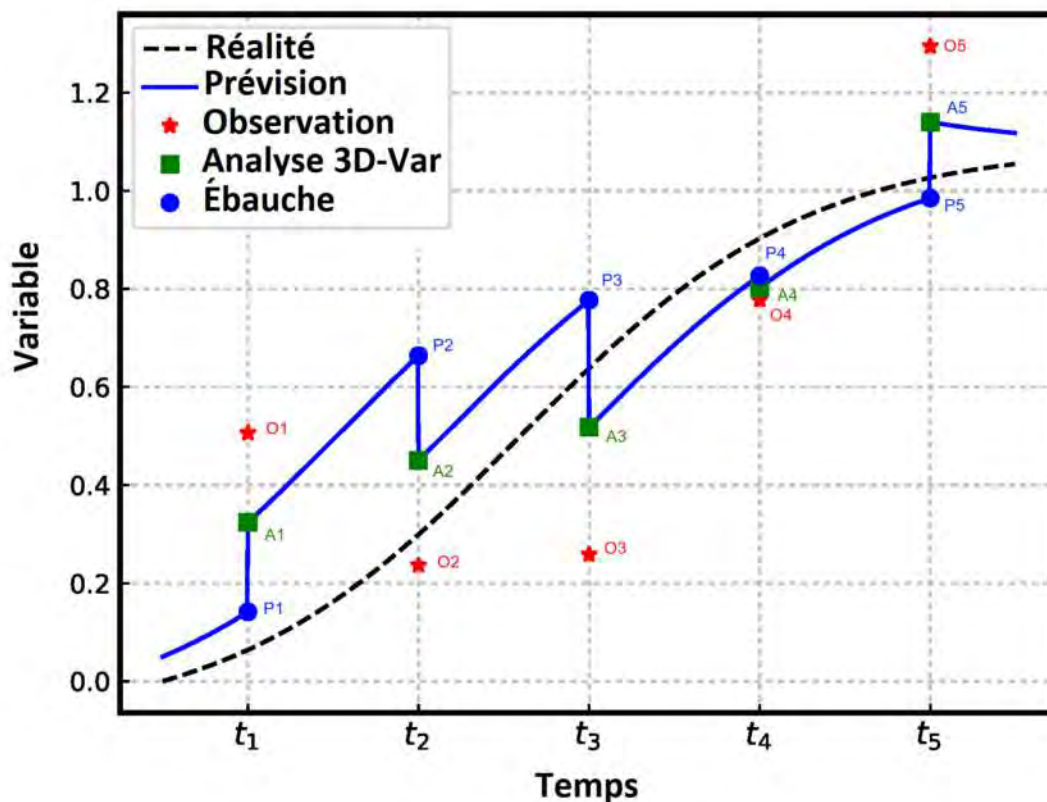


FIGURE II.8 – Le principe de l'assimilation de données 3D-Var (<https://www.cerea-lab.fr/outils/methodesderecherche/assimilationdedonnees>)

II.4.2 Méthodes d'assimilation de données

Il existe plusieurs méthodes d'assimilation de données, qui diffèrent en terme d'approche, de complexité ou de coût. Dans cette section, nous allons décrire quelques techniques parmi les plus utilisées en prévision numérique du temps.

II.4.2.1 Best Linear Unbiased Estimator (BLUE)

Le BLUE, ou le meilleur estimateur linéaire non-biaisé est une méthode d'interpolation statistique aux moindres carrés et représente la base de la plupart des méthodes d'analyse en météorologie. C'est une forme de régression linéaire dans laquelle on apporte une correction linéaire à l'état du modèle à partir des observations. La méthode du BLUE se base sur les deux équations II.2 et II.3 suivantes :

L'analyse $\mathbf{x}^a$ à l'instant t s'écrit [Ide et al., 1997] :

$$\mathbf{x}^a(t) = \mathbf{x}^b(t) + \mathbf{K}\mathbf{d} \quad (\text{II.2})$$

où $\mathbf{d} = \mathbf{y}^o - H[\mathbf{x}^b(t)]$ est le vecteur innovation, $\mathbf{x}^a$ est l'analyse, $\mathbf{x}^b$ est l'ébauche, $\mathbf{y}^o$ est l'observation, H est l'opérateur d'observation et $\mathbf{K}$ est la matrice de gain.

La matrice de gain $\mathbf{K}$ s'écrit sous la forme :

$$\mathbf{K} = \mathbf{B}\mathbf{H}^T(\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (\text{II.3})$$

où $\mathbf{B}$ est la matrice de covariances d'erreurs d'ébauche, $\mathbf{H}$ est l'opérateur d'observation linéarisé et $\mathbf{R}$ est la matrice de covariances d'erreurs d'observation.

Pour que l'analyse soit optimale, différentes hypothèses doivent être vérifiées. D'abord, le BLUE suppose que les erreurs d'ébauche ($\mathbf{x}^b - \mathbf{x}^t$) et les erreurs d'observation ($\mathbf{y}^o - H(\mathbf{x}^t)$), où $\mathbf{x}^t$ est la réalité, ont des moyennes nulles. L'analyse BLUE suppose également que les erreurs d'ébauche et d'observation ne sont pas corrélées entre elles. Les variations de l'opérateur d'observation au voisinage de l'ébauche sont supposées linéaires. Finalement, l'analyse BLUE suppose une connaissance a priori des matrices de covariances d'erreurs d'ébauche et d'observation.

Outre sa forme matricielle, la méthode BLUE admet une écriture d'optimisation variationnelle sous la forme :

$$\begin{aligned} J(\mathbf{x}) &= J^b(\mathbf{x}) + J^o(\mathbf{x}) \\ &= \frac{1}{2}[\mathbf{x} - \mathbf{x}^b]^T \mathbf{B}^{-1}[\mathbf{x} - \mathbf{x}^b] + \frac{1}{2}[\mathbf{y} - H(\mathbf{x})]^T \mathbf{R}^{-1}[\mathbf{y} - H(\mathbf{x})] \end{aligned} \quad (\text{II.4})$$

où J est la fonction coût de l'analyse, J^b est son terme d'ébauche et J^o est son terme d'observation. L'équation II.4 est équivalente à l'équation II.2 avec $J'(\mathbf{x}^a) = 0$. La différence entre les deux formes, matricielle et variationnelle, réside dans le cas d'une grande dimension du système où le calcul explicite de la matrice gain $\mathbf{K}$ devient compliqué.

II.4.2.2 L'Interpolation Optimale (OI)

L'Interpolation Optimale [Lorenc, 1986] est une application simplifiée de l'analyse statistique aux moindres carrés (BLUE). Elle se base sur le principe de blocs. En effet, l'Interpolation Optimale suppose que pour chaque variable un nombre restreint d'observations est suffisant pour le calcul de l'incrément d'analyse. Ainsi, l'espace du modèle est découpé en blocs, et à chaque bloc est associée une sélection d'un nombre limité d'observations à assimiler comme décrit sur la figure II.9. Il est alors nécessaire de définir les paramètres de sélection des observations afin de dimensionner les blocs d'observations à assimiler en chaque point de grille.

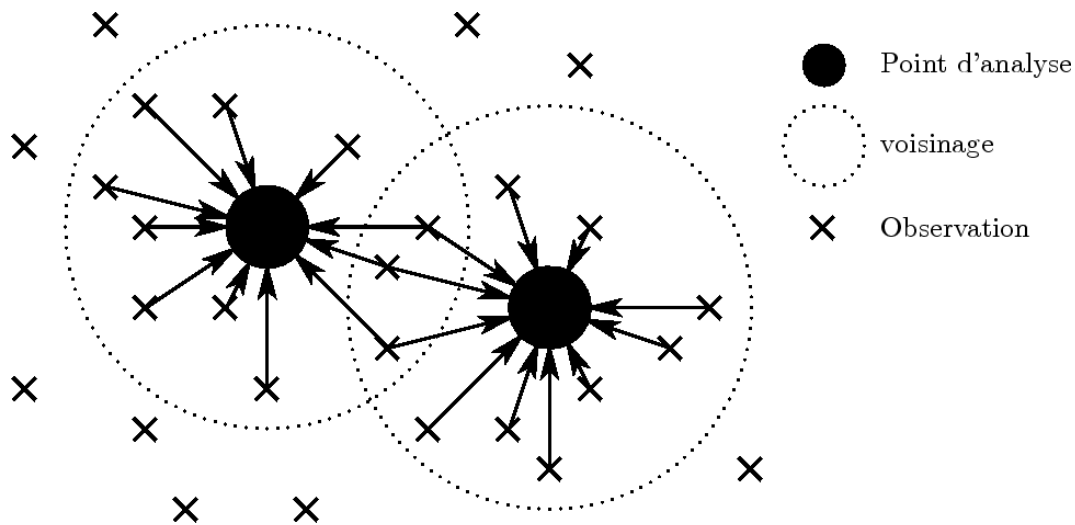


FIGURE II.9 – La sélection d'observation pour l'Interpolation Optimale (CERFACS)

L'approche de l'Interpolation Optimale est de calculer la matrice de gain $\mathbf{K}$ (II.3) par blocs d'observations. Ainsi, la quantité d'observations sélectionnée dimensionne la matrice de gain à calculer.

L'intérêt de la méthode d'Interpolation Optimale réside en son efficacité lorsqu'un nombre limité d'observations est disponible vu son faible coût de calcul. Cette méthode présente également des limitations. Par exemple, les analyses des différents blocs d'observations sont réalisées indépendamment les unes des autres. D'autre part, plus la dimension de la matrice gain est grande, plus il est complexe de la calculer et ainsi de réaliser l'analyse. Cette limitation favorise le choix de la forme variationnelle de l'équation d'analyse du BLUE (II.4).

II.4.2.3 L'assimilation variationnelle 3D-Var

Dans des problèmes d'analyses complexes, où il devient difficile voire impossible de calculer la matrice de gain $\mathbf{K}$, l'objectif est de se rapprocher de la solution sans avoir à la calculer direc-

tement. Ainsi, l'analyse devient une approximation de cette solution. La forme variationnelle (II.4) de la méthode BLUE représente une alternative efficace. La méthode d'assimilation variationnelle 3D-Var se base alors sur cette approche qui procède à la minimisation d'une fonction coût J (II.4).

Par ailleurs, le problème de minimisation étant très complexe, une approche de résolution par la méthode du gradient est favorisée. Ce problème se réduit alors en l'annulation du gradient de la fonction coût :

$$\nabla J(\mathbf{x}) = \mathbf{B}^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{x}^b) - \mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1}(\mathbf{y} - H(\mathbf{x})) \quad (\text{II.5})$$

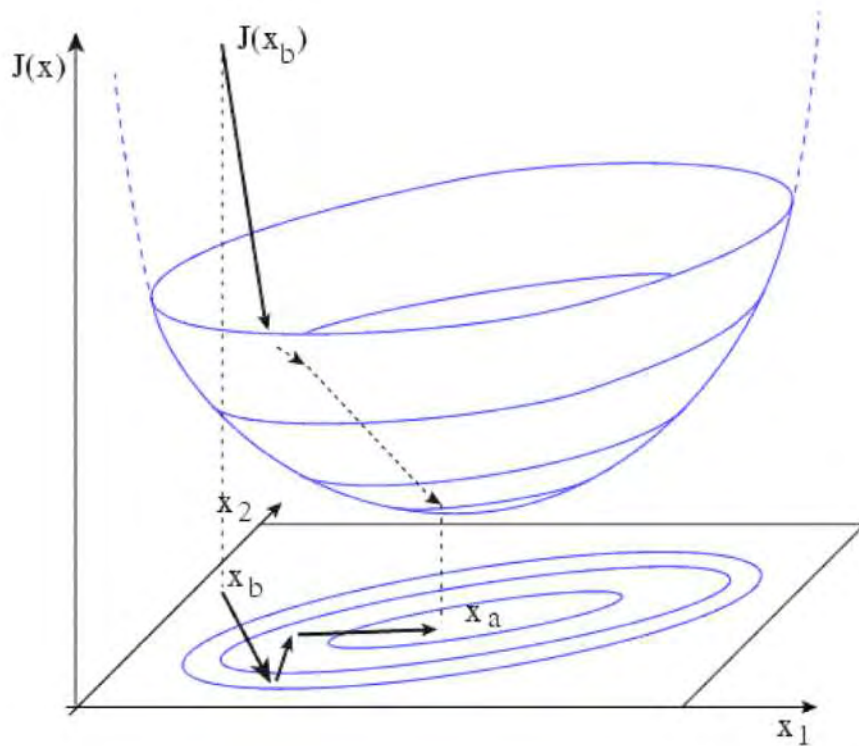


FIGURE II.10 – La minimisation de la fonction coût dans le système d'assimilation de données 3D-Var (Bouttier, F. Support de cours d'assimilation de données - 2004)

L'assimilation 3D-Var se base sur le principe qu'il existe un nombre fini d'itérations suffisantes à la minimisation de la fonction coût $J(\mathbf{x})$. Ainsi, deux contraintes peuvent être appliquées comme critères d'arrêt de la minimisation, à savoir un taux minimum de diminution du gradient ou bien un nombre maximum d'itérations.

Pour les problèmes linéaires, l'assimilation de données 3D-Var et l'Interpolation Optimale permettent de converger vers des analyses équivalentes. Toutefois, dans des problèmes complexes, la méthode d'assimilation variationnelle 3D-Var permet d'éviter la condition de linéarité de l'opérateur d'observation ainsi que la nécessité de la sélection d'observations.

Au cours d'une assimilation variationnelle tridimensionnelle ou une interpolation optimale, les observations acquises dans une fenêtre d'assimilation sont considérées comme valides au même instant. Toutefois, d'autres méthodes comme l'analyse variationnelle quadrimensionnelle tiennent compte du temps de l'observation.

II.4.2.4 L'assimilation variationnelle 4D-Var

Si l'assimilation de données 3D-Var ne tient pas compte explicitement du temps, l'assimilation 4D-Var est une formulation de la méthode variationnelle en ajoutant la dépendance à la composante temporelle. L'équation (II.4) devient alors :

$$J[\mathbf{x}(t_0)] = \frac{1}{2}[\mathbf{x}(t_0) - \mathbf{x}^b(t_0)]^T \mathbf{B}_0^{-1}[\mathbf{x}(t_0) - \mathbf{x}^b(t_0)] + \frac{1}{2} \sum_{i=0}^n [\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_i^o]^T \mathbf{R}_i^{-1}[\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_i^o] \quad (\text{II.6})$$

où i est l'indice temps se trouvant dans l'intervalle temporel d'assimilation, $\mathbf{y}_i^o$ est l'observation à l'instant i et $\mathbf{y}_i$ est l'observation estimée à partir du modèle à l'instant i .

L'assimilation de données 4D-Var vise à trouver l'état initial qui donne la trajectoire la plus proche des observations et de l'ébauche. Contrairement à l'assimilation variationnelle 3D-Var, les observations sont considérées à leur instant de mesure. La figure II.11 schématise le fonctionnement d'un système d'assimilation 4D-Var.

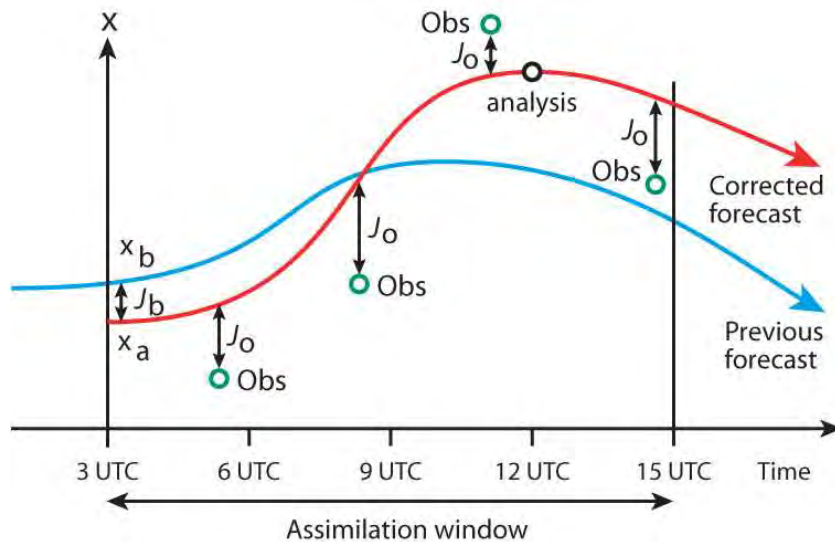


FIGURE II.11 – Le système d'assimilation de données 4D-Var sur une fenêtre d'assimilation de 12 h (CEPMT)

Comme décrit dans la figure II.11, l'assimilation variationnelle 4D-Var permet de calculer une trajectoire représentant la prévision analysée, contrairement à l'assimilation 3D-Var qui

permet de calculer un état analysé ponctuel comme décrit sur la figure II.8.

II.4.3 L’assimilation de données à Météo-France

L’assimilation de données à Météo-France est réalisée séparément entre le modèle atmosphérique et le modèle de surface. Elle est réalisée en coordonnées spectrales pour les modèles atmosphériques ARPEGE et AROME et en points de grille pour le modèle de surface.

II.4.3.1 L’assimilation d’altitude

Météo-France utilise une approche variationnelle pour l’assimilation de données dans sa composante atmosphérique. Une approche variationnelle 4D-Var est utilisée dans le modèle global ARPEGE depuis l’année 2000. La figure II.12 décrit les principaux types d’observations conventionnelles et satellitaires assimilées dans le modèle ARPEGE ainsi que leurs proportions. Le modèle ARPEGE permet d’assimiler différents types d’observations, conventionnelles (Avions, stations au sol (SYNOP), données bateaux (SHIP), radiosondages (TEMP), Bouées, etc) et satellitaires (IASI (Infrared Atmospheric Sounding Interferometer), SEVIRI (Spinning Enhanced Visible and Infrared Imager), CrIS (Cross-track Infrared Sounder), ATMS (Advanced Technology Microwave Sounder), ATOVS (Advanced TIROS Operational Vertical Sounder), etc) en plus des vents déduits des mesures satellitaires et des données de satellites de géolocalisation (GPS). Les avions ont représenté la première source de données conventionnelles dans ARPEGE au mois de septembre 2020 avec 44.5 % des données conventionnelles assimilées. Dans le modèle ARPEGE, les observations satellitaires constituent 95% des observations assimilées. ARPEGE bénéficie ainsi des observations du sondeur hyperspectral IASI qui offre une couverture globale de la Terre avec 65% des observations satellitaires assimilées.

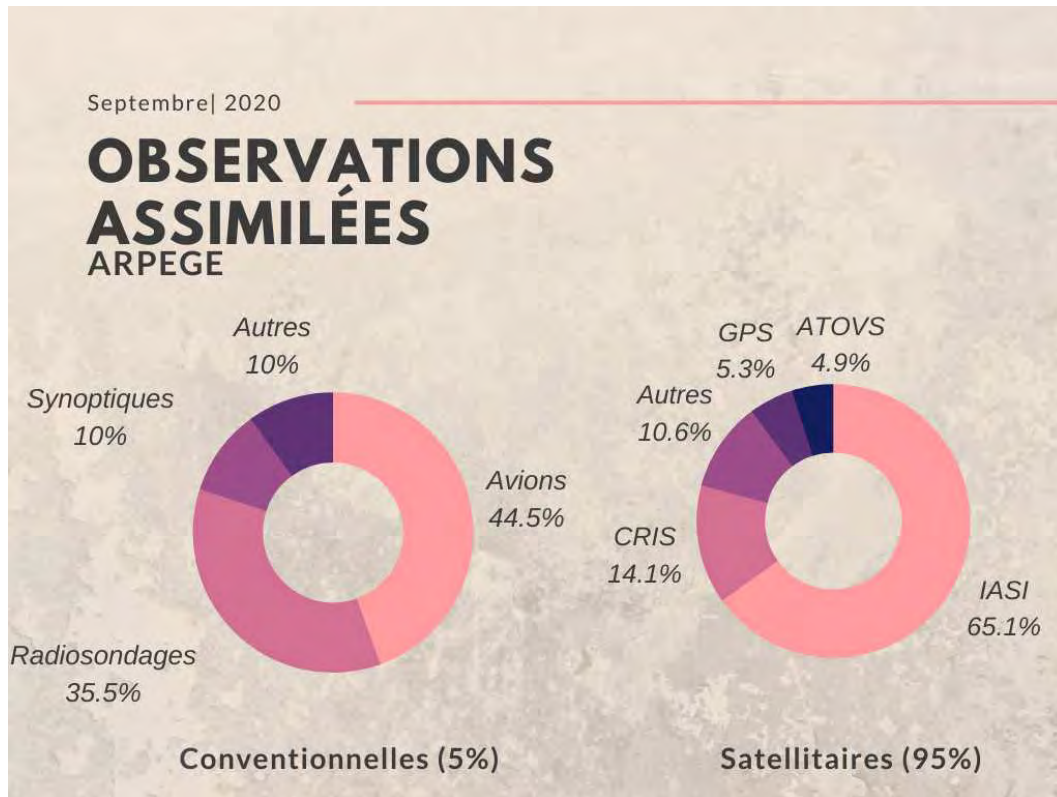


FIGURE II.12 – Les observations assimilées dans ARPEGE au mois de Septembre 2020

Le modèle AROME, utilisé au cours de ce travail de thèse, est initialisé pour sa composante atmosphérique toutes les heures à l'aide du système d'assimilation 3D-Var [Brousseau et al., 2016] dérivé du système d'assimilation variationnelle 4D d'ARPEGE et adapté à sa haute résolution spatiale. Contrairement au modèle ARPEGE, l'assimilation dans AROME est directement réalisée à la résolution de 1.3 km. L'assimilation 3D-Var du modèle AROME prend en compte différents types d'observations à savoir les observations locales sur continent et sur mer et les observations GNSS et radars pour les composantes de vent et d'humidité dans les systèmes précipitants [Mahfouf et al., 2013]. L'assimilation d'altitude prend également en compte des observations satellitaires qui constituent un élément intéressant dans les systèmes d'assimilation de données grâce à leur couverture temporelle et spatiale importantes ainsi qu'aux informations qu'elles fournissent sur différents niveaux atmosphériques, et également leurs sensibilités à différentes variables atmosphériques (température, humidité, gaz, ...). Parmi les principales observations satellitaires assimilées dans le modèle AROME on peut citer les observations des capteurs infrarouges SEVIRI et IASI [Guidard et al., 2011] ainsi que celles des sondeurs micro-ondes AMSU-A, MHS et SSMI/S par exemple. En termes de proportions, les observations RADAR et conventionnelles sont prépondérantes avec 84.8% des observations assimilées (Figure II.13). Les observations RADAR constituent la plus grande partie des observations assimilées avec une proportion de 54.4%. Quant aux observations sa-

tellitaires assimilées dans AROME, elles sont principalement fournies par SEVIRI (35.8 %) et IASI (38.6 %). Les observations assimilées sont considérées sur une fenêtre temporelle d'une heure (+/- 30 minutes) autour de l'heure d'analyse. À titre d'exemple, l'analyse de 12 UTC considère les observations disponibles entre 11h30 et 12h30, et toutes ces observations sont considérées dans le modèle AROME comme valides à 12h00.

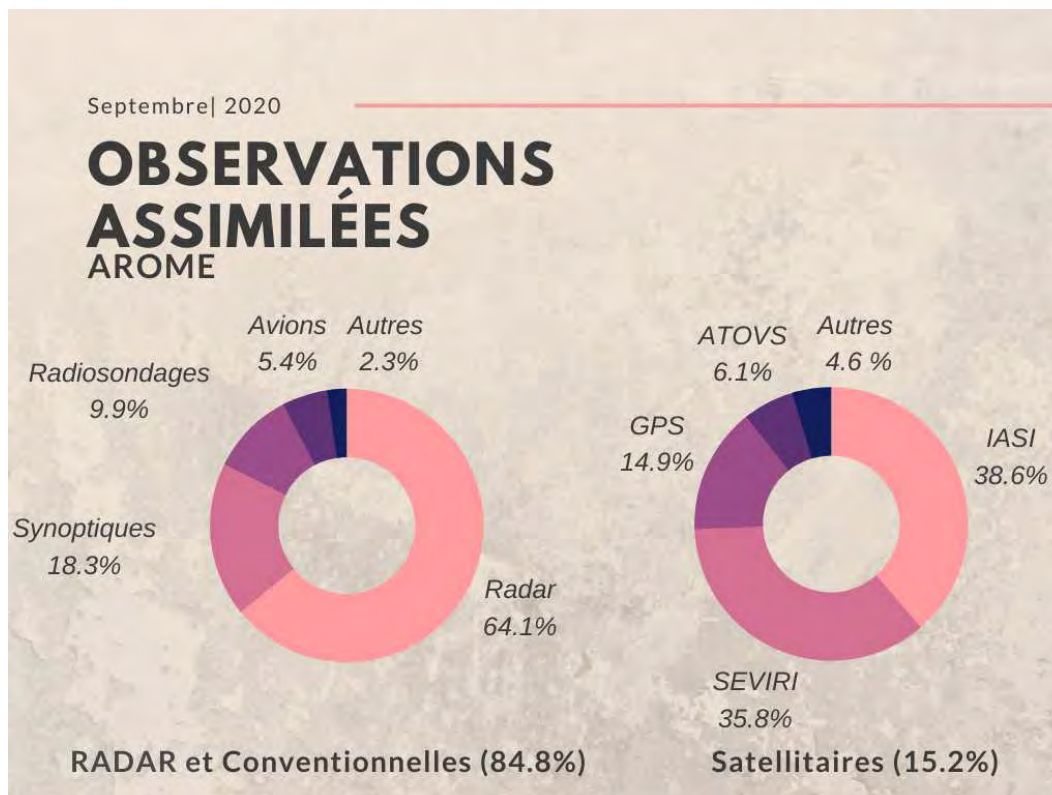


FIGURE II.13 – Les observations assimilées dans AROME au mois de Septembre 2020

II.4.3.2 L'assimilation de surface

Le système d'assimilation de surface opérationnel dans AROME-France est un système tri-horaire (à 0, 3, 6, 9, 12, 15, 18, et 21 UTC) basé sur l'approche de l'Interpolation Optimale, et permet d'analyser les champs de température et de contenu en eau (fractions liquide et solide) pour la première et la seconde couche du sol. L'analyse de surface opérationnelle dans le modèle AROME utilise les observations à 2 m de la température et l'humidité relative et se fait en deux étapes (figure II.14). Dans un premier temps, une interpolation optimale (OI) bidimensionnelle permet d'analyser les paramètres synoptiques (T2m, Hu2m, ...) dans CANARI (Code d'Analyse Nécessaire à Arpege pour ses Rejets et son Initialisation). Dans un second temps, les incréments de T2m et de RH2m issus de CANARI sont utilisés afin d'analyser les champs de température et de contenu en eau du sol avec une interpolation optimale verticale [Giard and Bazile, 2000] dans SURFEX (cf II.3.3).

La figure II.14 récapitule la méthode d'analyse de surface employée à Météo-France et schématise ses différentes étapes :

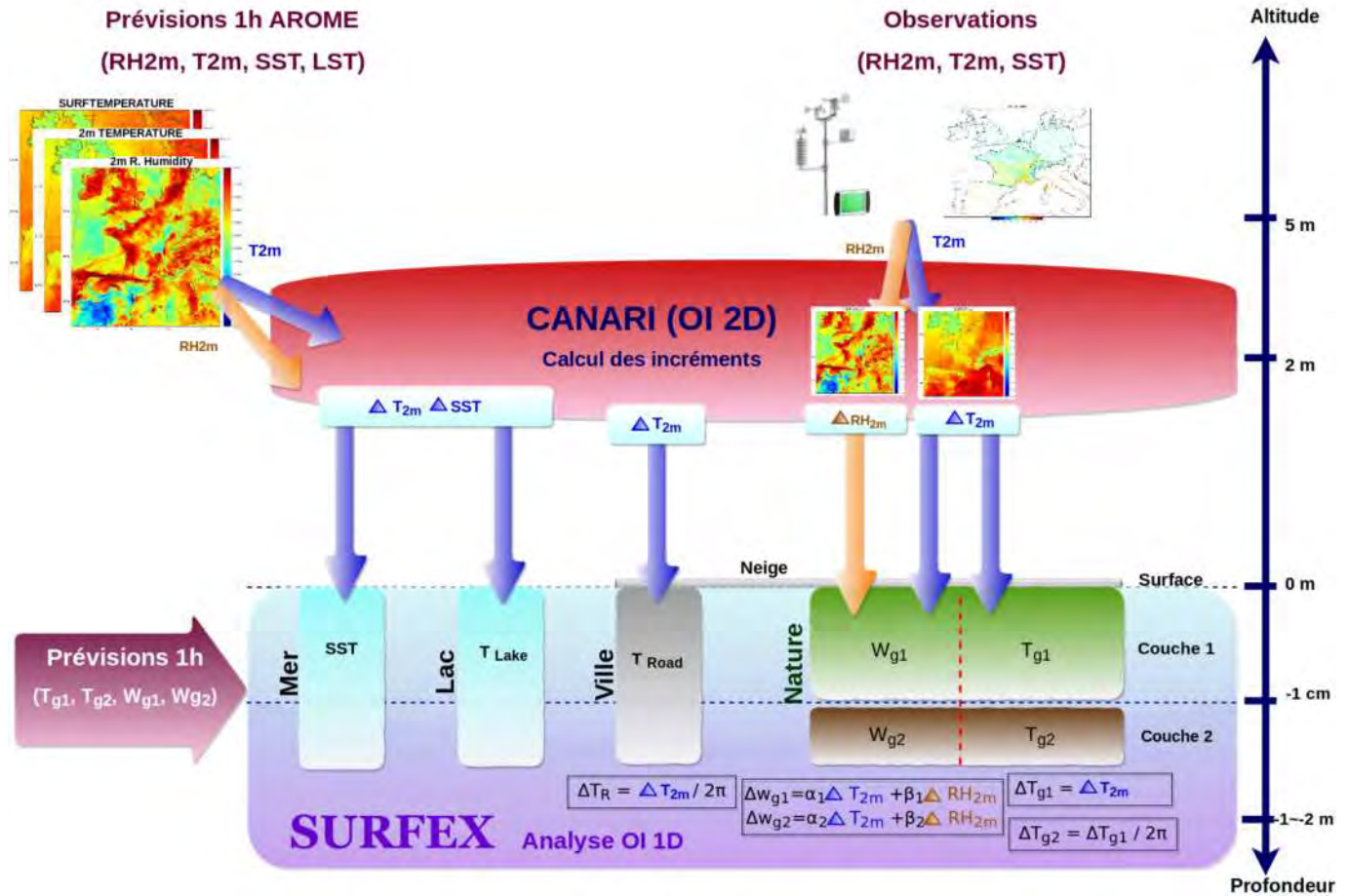


FIGURE II.14 – Le système d'assimilation de surface dans le modèle AROME basé sur l'interpolation optimale

La température de la première couche du sol (T_{g1}) et la température de la seconde couche du sol (T_{g2}) sont analysées à partir de la température à 2 m uniquement comme suit :

$$\Delta T_{g1} = \Delta T_{2m} \quad (II.7)$$

et

$$\Delta T_{g2} = \frac{\Delta T_{2m}}{2\pi} \quad (II.8)$$

où ΔT_{2m} est l'incrément d'analyse de la température à 2 m calculé en chaque point de grille. Le contenu en eau du sol, dans sa première couche (W_{g1}) et sa seconde couche (W_{g2}) est analysé à partir de la température à 2 m et l'humidité à 2 m [Mahfouf, 1991] selon les équations suivantes :

$$\Delta W_{g1} = \alpha_1 \Delta T_{2m} + \beta_1 \Delta RH_{2m} \quad (II.9)$$

$$\Delta W_{g2} = \alpha_2 \Delta T_{2\text{ m}} + \beta_2 \Delta RH_{2\text{ m}} \quad (\text{II.10})$$

où $\Delta RH_{2\text{ m}}$ est l'incrément d'analyse de l'humidité à 2 m calculé en chaque point de grille. Les coefficients $\alpha_{(1,2)}$ et $\beta_{(1,2)}$ dépendent de différents paramètres tels que le type du sol, la couverture végétale, l'heure solaire (t^*), la couverture nuageuse (CI), etc. Ces coefficients sont calculés comme suit [Giard and Bazile, 2000] :

$$\alpha_1 = \frac{\delta W}{\delta W_r} B(CI)(1 - veg) * [a_0^\alpha(t^*) + a_1^\alpha(t^*)veg + a_2^\alpha(t^*)veg^2] \quad (\text{II.11})$$

$$\beta_1 = \frac{\delta W}{\delta W_r} B(CI)(1 - veg) * [a_0^\beta(t^*) + a_1^\beta(t^*)veg + a_2^\beta(t^*)veg^2] \quad (\text{II.12})$$

$$\alpha_2 = \frac{\delta W}{\delta W_r} B(CI) * (1 - veg)[b_0^\alpha(t^*) + b_1^\alpha(t^*)veg + b_2^\alpha(t^*)veg^2] + veg \frac{LAI}{R_{sm}} [c_0^\alpha(t^*) + c_1^\alpha(t^*)veg] \quad (\text{II.13})$$

$$\beta_2 = \frac{\delta W}{\delta W_r} B(CI) * (1 - veg)[b_0^\beta(t^*) + b_1^\beta(t^*)veg + b_2^\beta(t^*)veg^2] + veg \frac{LAI}{R_{sm}} [c_0^\beta(t^*) + c_1^\beta(t^*)veg] \quad (\text{II.14})$$

où δW est la variation standard du contenu en eau, δW_r est la valeur de référence de δW , veg est la fraction de végétation, B est un coefficient de pondération qui dépend de la couverture nuageuse les six dernières heures, $a_{0,1,2}^{\alpha,\beta}$, $c_{0,1,2}^{\alpha,\beta}$ et $c_{0,1}^{\alpha,\beta}$ ont été dérivés à partir de coefficients d'OI disponibles [Bouttier et al., 1993].

II.5 Les observations satellitaires

II.5.1 Les satellites météorologiques

Les satellites constituent une source fondamentale d'observations météorologiques grâce à leurs couvertures spatiales et temporelles et la diversité de leurs mesures. Nous distinguons les satellites géostationnaires et les satellites défilants, dont quelques exemples sont schématisés dans la figure II.15.

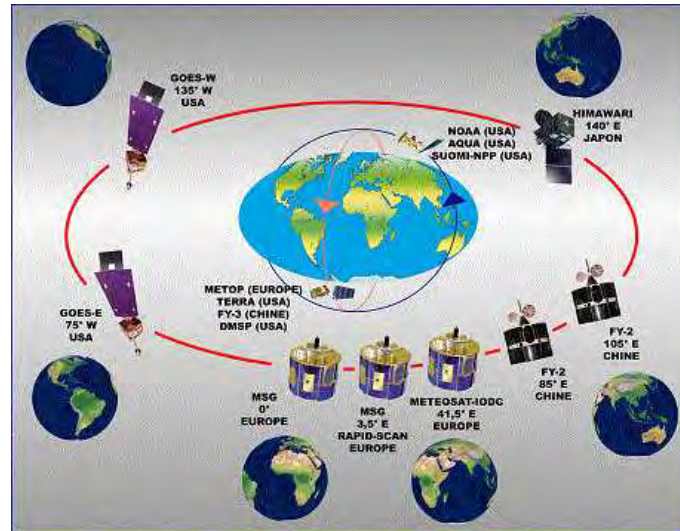


FIGURE II.15 – Les satellites météorologiques opérationnels (2017). (Météo-France/CMS)

Sur la figure II.15 nous distinguons des satellites géostationnaires tels que les satellites américains GOES (Geostationary Operational Environmental Satellite) et européens MSG (Meteosat Second Generation) ainsi que des satellites à orbites polaires tels que les satellites européens Metop et américains de la NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration). Ces deux technologies présentent des avantages différents et ainsi des applications différentes, que nous présenterons plus en détails dans les paragraphes suivants.

II.5.1.1 Les satellites géostationnaires

Les satellites géostationnaires sont conçus pour se déplacer d'une façon synchrone avec la Terre, leur permettant ainsi de naviguer en permanence au-dessus des mêmes coordonnées géographiques. Ces satellites offrent alors une couverture continue dans le temps d'un disque terrestre déterminé mais ne sont pas adaptés à l'observation des pôles. L'orbite d'un satellite géostationnaire est circulaire et se trouve dans le plan de l'équateur. Afin d'avoir une période de révolution de 24 heures, les satellites géostationnaires tournent autour de la Terre à une altitude d'environ 36000 km. Le déploiement d'un ensemble de satellites géostationnaires sur différents endroits de la Terre permet une bonne couverture spatiale et une haute fréquence temporelle des observations.

II.5.1.2 Les satellites à orbite polaire

Les satellites en orbite polaire sont largement utilisés pour l'observation de la surface terrestre. Ces satellites offrent une couverture globale de la Terre. En effet, un satellite en orbite polaire avec une fauchée survole le même endroit en général deux fois par jour aux

moyennes latitudes, mettant 100 minutes environ pour accomplir un tour complet autour de la Terre. D'autre part, ces satellites sont beaucoup plus proches de la surface terrestre que les satellites géostationnaires, en survolant la Terre à 800 km environ. Les satellites des générations Metop et NOAA sont parmi les satellites à orbite polaire les plus exploités en PNT dans le monde et à Météo-France.

II.5.2 Les capteurs infrarouges

II.5.2.1 Le capteur AVHRR

Le capteur AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer) est un instrument infrarouge large bande à très haute résolution spatiale de 1.09 km. AVHRR a une largeur de fauchée au sol de 2900 km environ. En plus de la série Metop, AVHRR est également à bord des satellites NOAA 18 et 19 et observe la Terre avec 6 canaux allant du visible à l'infrarouge. Le tableau II.3 décrit les six canaux de l'instrument AVHRR.

TABLE II.3 – Les canaux de l'instrument AVHRR et leurs bandes spectrales [NOAA, 2014]

Canaux	Canal 1	Canal 2	Canal 3A	Canal 3B	Canal 4	Canal 5
Bande spectrale (μm)	Visible (0.58-0.68)	PIR (0.725-1.0)	PIR (1.58-1.64)	IR (3.55-3.93)	IR (10.3-11.3)	IR (11.5-12.5)
Longueur d'onde centrale (μm)	0.6	0.8	1.6	3.7	10.8	12.0

AVHRR est utilisé dans différentes applications telles que la restitution de la température de surface, ayant trois canaux sensibles à la surface (3B, 4 et 5). Par ailleurs, vue sa très haute résolution spatiale, AVHRR est particulièrement adapté à la détection nuageuse [SMHI, 2014]. Le produit de couverture nuageuse de AVHRR est utilisé pour la classification des pixels clairs et nuageux du capteur IASI.

II.5.2.2 Le capteur IASI

IASI (Infrared Atmospheric Sounding Interferometer) est un sondeur hyperspectral infrarouge développé par le CNES en coopération avec EUMETSAT [Cayla, 2001]. Actuellement, IASI est à bord des satellites à orbite polaire Metop-A, Metop-B et Metop-C (lancé le 7 novembre 2018). IASI observe la Terre avec 8461 canaux de 645 cm^{-1} à 2760 cm^{-1} (de $3.6\text{ }\mu m$ à $15.5\text{ }\mu m$) avec une résolution de 0.50 cm^{-1} et un échantillonnage de 0.25 cm^{-1} . En termes de résolution spatiale, IASI observe la surface terrestre avec un champ de visée sous

forme de trente matrices carrées 2×2 (Figure II.16) composée de quatre pixels circulaires de 12 km de diamètre au nadir. La fauchée de IASI est de 2200 km.

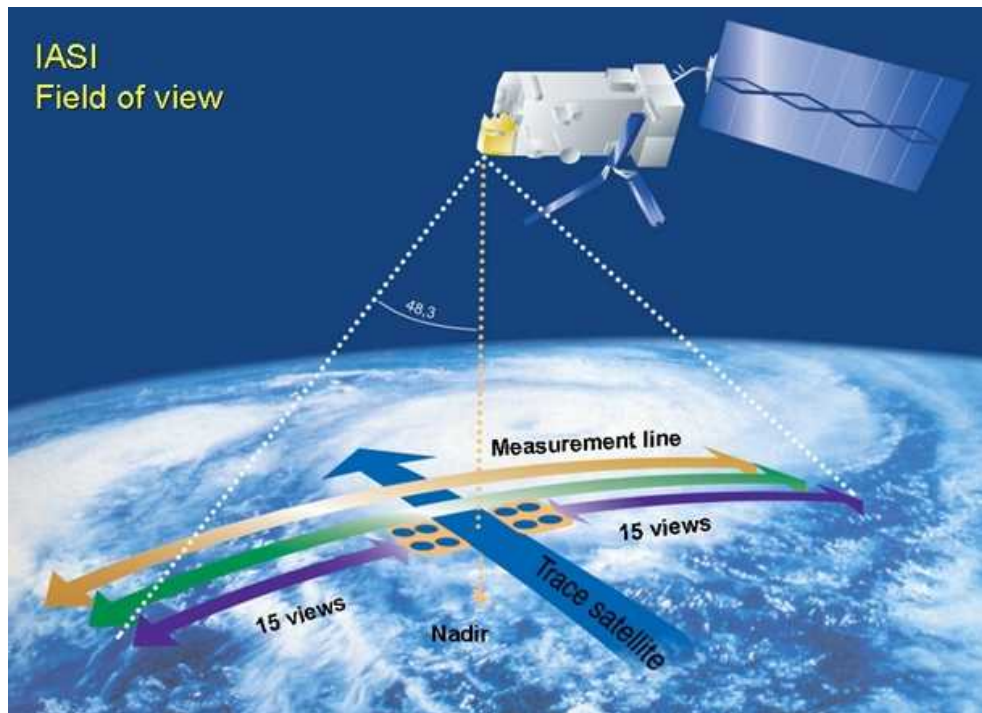


FIGURE II.16 – Le champ de visée et trace au sol de IASI (www.eumetsat.int)

IASI peut dans certaines longueurs d'onde mesurer le rayonnement émis par la surface terrestre, mais comme tous les capteurs infrarouges, ses observations peuvent être sensiblement affectées en présence de nuages. Afin de détecter la présence de nuages, l'imagerieur AVHRR est utilisé. Cette approche consiste à utiliser le pourcentage de pixels AVHRR nuageux dans le champ de visée de IASI.

Afin de tirer profit d'un plus grand nombre de données IASI, la détection des canaux nuageux est élaborée à l'aide d'un schéma de détection nuageuse dédié [McNally and Watts, 2003]. Ce schéma classe les canaux d'un sondeur hyperspectral verticalement en utilisant leur sensibilité aux nuages, et utilise une comparaison entre l'ébauche et l'observation afin d'identifier et éliminer les canaux nuageux.

Par ailleurs, IASI ayant une haute résolution spectrale, couvre des régions de différentes sensibilités dans la bande 645 cm^{-1} à 2760 cm^{-1} . À titre d'exemple, différents canaux IASI couvrent trois fenêtres atmosphériques (de 790 cm^{-1} à 980 cm^{-1} , de 1080 cm^{-1} à 1150 cm^{-1} et de 2420 cm^{-1} à 2700 cm^{-1}).

Le tableau II.4 décrit les principales régions spectrales de l'instrument IASI ainsi que leurs utilisations.

TABLE II.4 – Les principales régions spectrales de IASI et leurs utilisations [Blumstein et al., 2004]

Nom	Région spectrale (cm^{-1})	Bande d'absorption	Sensibilité radiométrique (K)	Utilisation
R1	650 à 770	CO_2	0.20	Profil de température
R2	790 à 980	Fenêtre atmosphérique	0.24	Propriétés de la surface et des nuages
R3	1 000 à 1 070	O_3	0.20	Sondage de l'ozone
R4	1 080 à 1 150	Fenêtre atmosphérique	0.24	Propriétés de la surface et des nuages
R5	1 210 à 1 650	H_2O	0.20	Profil d'humidité, colonne de CH_4 et N_2O
R6	2 100 à 2 150	CO	0.36	Colonne de CO
R7	2 150 à 2 250	N_2O et CO_2	0.36	Profil de température, colonne de N_2O
R8	2 350 à 2 420	CO_2	0.36	Profil de température
R9	2 420 à 2 700	Fenêtre atmosphérique	0.36	Propriétés de la surface et des nuages
R10	2 700 à 2 760	CH_4	1.53	Colonne de CH_4

La figure II.17 décrit le spectre typique de l'instrument IASI avec ses différentes sensibilités. À titre d'exemple, les fenêtres atmosphériques décrites sur le tableau II.4 sont distinguées avec des températures de brillances élevées. À Météo-France, une sélection de 314 canaux de l'instrument IASI [Collard, 2007] est monitorée et stockée en base de données, dont au maximum 130 canaux sont utilisés dans l'assimilation de données. Dans le modèle AROME, 44 canaux sondant de la surface à la haute troposphère sont assimilés sur mer. Ces canaux appartiennent aux régions spectrales R1, R2 et R5 (Tableau II.4) et sont sensibles à la surface (4 canaux), à la température (20 canaux) et à la vapeur d'eau (20 canaux). Sur continents, 8 canaux appartenant à la région spectrale R5 (sensibles à la vapeur d'eau en moyenne et haute troposphère) sont assimilés. Les observations assimilées à Météo-France sont débiaisées avec une correction de biais variationnelle [Auligné et al., 2007] (VarBC). Ces biais sont de

différentes natures, telles que le biais instrumental ou le biais du modèle de transfert radiatif. Le principe du VarBC est de séparer l'erreur d'observation de l'erreur d'ébauche en appliquant une régression linéaire. Les coefficients de correction de biais sont ajustés à chaque analyse en utilisant les coefficients du cycle d'analyse précédent.

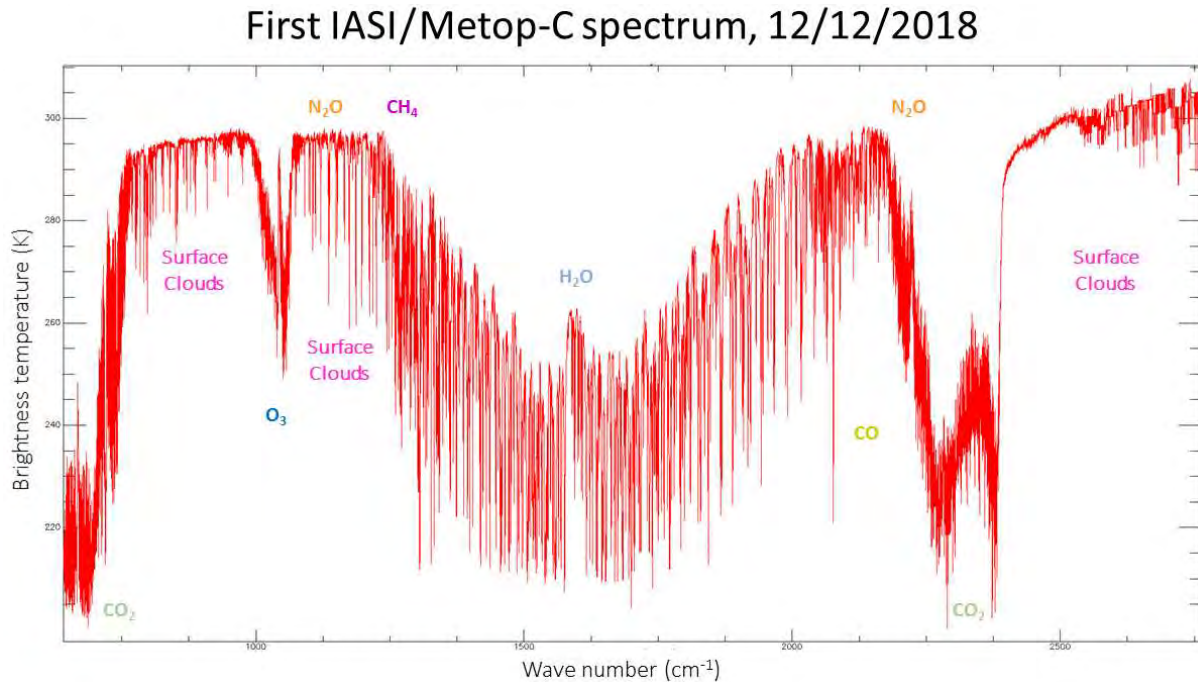


FIGURE II.17 – Premier spectre IASI envoyé depuis Metop-C et reçu par le CNES le 12 décembre 2018 après activation progressive des capteurs à bord de Metop-C (Eumetsat)

L'instrument IASI fournit des informations sur le profil de température dans la troposphère et la basse stratosphère avec une précision allant jusqu'à 1K et une résolution verticale de 1 km. IASI fournit également des informations sur les profils d'humidité dans la troposphère. Le tableau II.7 présente la précision de la mesure IASI en fonction du paramètre observé.

TABLE II.5 – La précision des mesures IASI (EUMETSAT)

	Résolution verticale	Précision
Température	1 km	1 km (Ciel clair)
Humidité	1-2 km	10 % (Ciel clair)
Ozone	Contenu intégré	5 % (Ciel clair)
CO, CH ₄ , N ₂ O	Contenu intégré	10 % (Ciel clair)

IASI peut détecter avec précision les composants chimiques présents dans l'atmosphère à savoir l'ozone stratosphérique, ou également le dioxyde soufre (SO₂) qui permet de caractériser les activités volcaniques [COMET, 2019].

II.5.2.3 Le radiomètre imageur SEVIRI

SEVIRI est un radiomètre imageur à bord du satellite MSG en orbite géostationnaire à une altitude de 36000 km environ au-dessus de l'équateur [Aminou, 2002]. SEVIRI observe la Terre avec une haute fréquence temporelle (toutes les 15 minutes) dans douze longueurs d'onde différentes allant du visible à l'infrarouge, dont 8 dans l'infrarouge thermique ($3 \mu m$ à $14 \mu m$). SEVIRI observe la Terre avec une résolution spatiale de 1 km au nadir pour le canal visible haute résolution HRV et une résolution spatiale de 3 km au nadir pour les bandes multispectrales (Tableau II.6).

TABLE II.6 – Les canaux spectraux du sondeur radiomètre SEVIRI (D'après J. Schmid)

Canal	Bande spectrale (μm)	Résolution spatiale	Utilisation
1	Visible 0.6	3 km	Détection nuageuse
2	Visible 0.8	3 km	Détection nuageuse
3	PIR (Proche Infrarouge) 1.6	3 km	Distinction nuages d'eau et de glace
4	IR (Infrarouge) 3.9	3 km	Détection des nuages bas, LST, incendies de forêts
5	VE (Vapeur d'Eau) 6.2	3 km	Vapeur d'eau dans la haute troposphère
6	VE 7.3	3 km	Vapeur d'eau dans la moyenne troposphère
7	IR 8.7	3 km	Détection des cirrus
8	IR 9.7	3 km	Mesure de l'ozone
9	IR 10.8	3 km	Détection des nuages, température de surface
10	IR 12.0	3 km	Détection des nuages, température de surface
11	IR 13.4	3 km	Détermination de la hauteur des cirrus
12	HRV (Visible Haute Résolution) 0.4-1.1	1 km	Détection et suivi des masses nuageuses

La communauté météorologique utilise le radiomètre imageur SEVIRI pour différentes applications, à savoir la détection et le suivi des masses nuageuses ($0.4-1.1 \mu m$), la mesure

de l'ozone ($9.7 \mu m$), la détection de la température des surfaces terrestres et océaniques ($10.8 \mu m$) ou la mesure de la vapeur d'eau ($6.2 \mu m$). La figure II.18 montre les fonctions de poids des 8 canaux SEVIRI dans l'infrarouge thermique. Les fonctions de poids sont des outils mathématiques qui montrent l'influence d'une partie du signal détecté par rapport à l'ensemble du signal reçu. Pour une certaine longueur d'onde satellitaire, les fonctions de poids représentent la dérivée de la transmittance atmosphérique dans cette longueur d'onde. Le tracé des fonctions de poids en fonction de l'altitude permet de mettre en relief la contribution des différentes couches atmosphériques ainsi que celle de la surface dans les luminances observées par l'instrument. Ces fonctions décrivent alors les sensibilités de ces canaux. À titre d'exemple, les canaux sensibles à la surface ont un maximum de contribution au niveau de la surface. La majorité des canaux SEVIRI ont un maximum de contribution au niveau de la tropopause. Les canaux sensibles à la surface peuvent être utilisés pour restituer les paramètres de surface tels que la température de surface (cf chapitre III.4). À Météo-France, six canaux SEVIRI (canaux 6.2, 7.3, 8.7, 10.8, 12.0 et $13 \mu m$) sont assimilés sur mer, sondant principalement la surface et la moyenne et haute troposphère. Cinq canaux sont assimilés sur continents, le canal $10.8 \mu m$, n'est pas assimilé car il est utilisé pour la restitution de la LST, température de surface sur continents (voir section III.4.4).

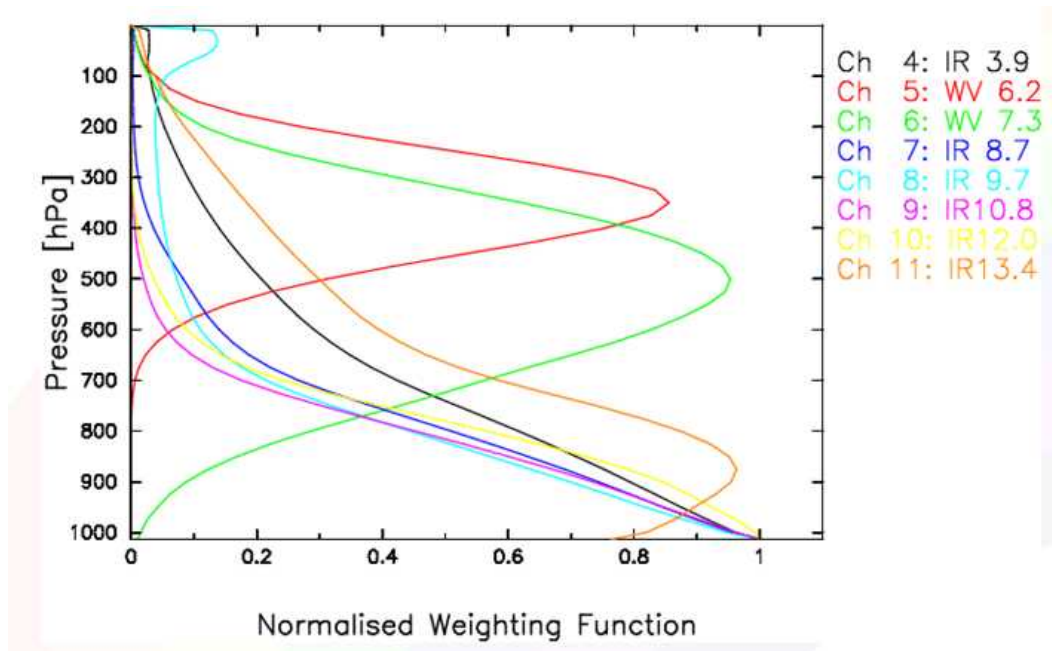


FIGURE II.18 – Fonctions de poids des canaux infrarouges du radiomètre imageur SEVIRI

À la surface terrestre, la résolution spatiale effective de SEVIRI diffère de sa résolution au nadir (3 km) et varie avec la longitude et la latitude, allant jusqu'à plus de 12 km sur les bords du disque SEVIRI. Au niveau du domaine AROME-France, la résolution de SEVIRI

varie plutôt avec la latitude et peut aller de 4 km environ au sud du domaine à 6 km environ au nord du domaine, comme décrit dans la figure II.19.

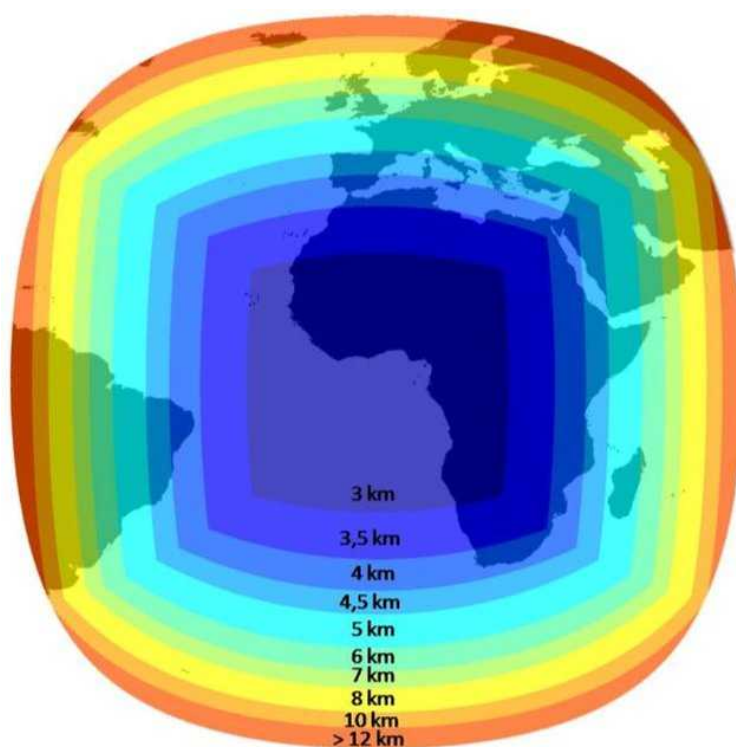


FIGURE II.19 – Variation de la taille du pixel SEVIRI en fonction de la position géographique ([Eissa et al., 2015] d’après EUMETSAT)

Comme pour les observations IASI, les observations infrarouges SEVIRI, surtout celles sensibles à la surface, peuvent être sensibles à la présence de nuages. Il existe différents produits relatifs à la détection nuageuse avec SEVIRI tels que le masque nuageux (CMa pour Cloud Mask), le type des nuages (CT pour Cloud Type) et la hauteur et température du sommet de nuage (CTTH pour Cloud Top Temperature and Height) [Derrien, 2014]. Ces différents produits se basent sur la comparaison des observations aux données de climatologies relatives aux indices terre/mer et à l’orographie, en plus de prévisions de modèles numériques de variables atmosphériques telles que la température aux niveaux 1000 hPa, 850 hPa, 700 hPa et 500 hPa, la température de surface de mer minimale, le profil intégré de vapeur d’eau ainsi que l’albédo et la réflectance sur continents. Par ailleurs, ces informations sont combinées avec des informations complémentaires telles que les températures de brillance SEVIRI aux longueurs d’onde $3.9 \mu m$, $10.8 \mu m$ et $12.0 \mu m$. Les prévisions de variables atmosphériques ne sont pas indispensables à l’élaboration des produits de classification nuageuse, et peuvent être remplacées par des données de climatologies mensuelles, même si leur utilisation permet d’améliorer ces produits. Finalement, un seuillage dynamique se basant sur la climatologie et les simulations de températures de brillance avec un modèle de transfert radiatif, permet de

comparer les températures de brillance observées aux canaux $3.9 \mu m$, $10.8 \mu m$ et $12.0 \mu m$ aux seuils calculés. Cette comparaison permet de classer les températures de brillance observées en différents types de nuages (20 types environ).

II.5.3 Les sondeurs micro-ondes

II.5.3.1 Le sondeur AMSU-A

AMSU-A (Advanced Microwave Sounding Unit-A) est un sondeur micro-onde multi-canal permettant de mesurer les radiances dans 15 fréquences, allant de 23 GHz à 90 GHz. AMSU-A est à bord des satellites à orbite polaire Metop-A/B/C et NOAA. Sa résolution spatiale est de 48 km au nadir [Eumetsat, 2010]. AMSU-A permet de mesurer les profils verticaux de température et d'humidité, et étant un sondeur micro-onde, il est moins sensible aux conditions nuageuses que les instruments infrarouges mais il est affecté par la présence de précipitations (et de nuages précipitants).

Le tableau II.7 récapitule les principales caractéristiques des 15 canaux de AMSU-A.

TABLE II.7 – Caractéristiques des canaux du sondeur AMSU-A

	Fréquence (GHz)	Largeur de bande (MHz)	Sensibilité Température (K)	Sensibilité
1	23.8	270	0.3	Surface
2	31.4	180	0.3	Surface
3	50.3	180	0.4	Surface
4	52.8	400	0.25	Température
5	53.59 ± 0.115	170	0.25	Température
6	54.4	400	0.25	Température
7	54.9	400	0.25	Température
8	55.5	330	0.25	Température
9	$\nu = 57.290$	330	0.25	Température
10	$\nu \pm 0.217$	78	0.4	Température
11	$\nu \pm 0.322 \pm 0.048$	36	0.4	Température
12	$\nu \pm 0.322 \pm 0.022$	16	0.6	Température
13	$\nu \pm 0.322 \pm 0.010$	8	0.8	Température
14	$\nu \pm 0.322 \pm 0.0045$	3	1.2	Température
15	89	3000	0.5	Surface

À Météo-France, le canal 3 est utilisé dans la restitution de l'émissivité de surface. Cette émissivité est utilisée dans l'assimilation des canaux 5, 7, 8, 9, 10, 12 et 13 dans le modèle ARPEGE et des canaux 5, 7 et 8 dans le modèle AROME. La figure II.20 présente les fonctions de poids des 15 canaux AMSU-A.

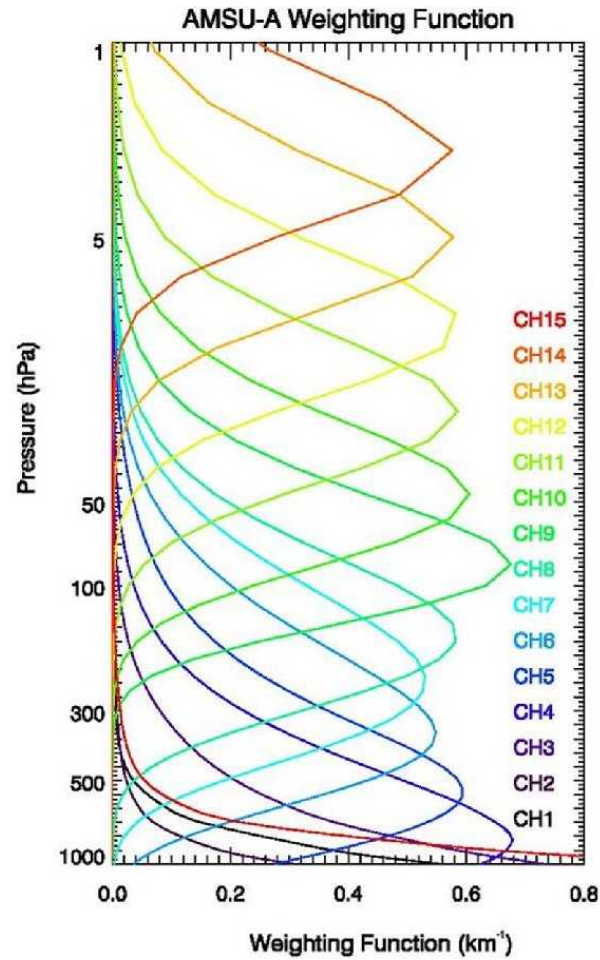
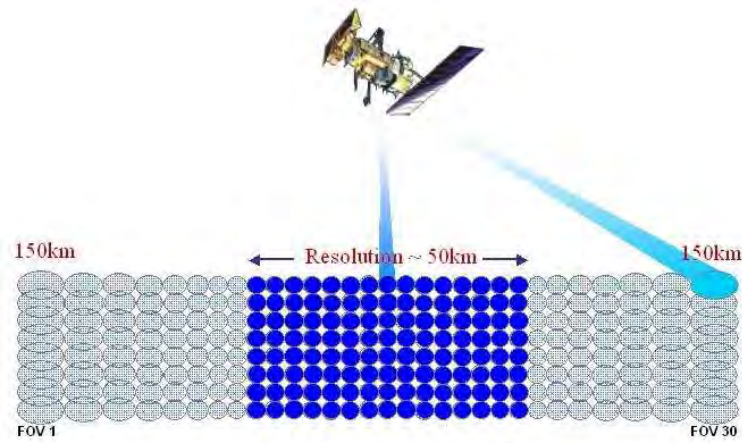


FIGURE II.20 – Les fonctions de poids des canaux du sondeur AMSU-A (ESA)

AMSU-A sonde la Terre avec 30 positions de scan sur une ligne de 2000 km allant de -48.3° à $+48.3^\circ$ par rapport à la position du satellite. L’empreinte au sol étant de 48 km au nadir, elle peut s’étendre jusqu’à 150 km aux extrémités de la fauchée, comme décrit sur la figure II.21.



AMSU Scanning Geometry and Resolution

FIGURE II.21 – Champ de visée du sondeur AMSU-A (ESA)

II.5.3.2 Le sondeur MHS

MHS (Microwave Humidity Sounder) est un sondeur micro-onde destiné à observer l'humidité de l'atmosphère et la surface terrestre, et permet par exemple d'obtenir des informations à propos des précipitations et de la couverture nuageuse. MHS est à bord des satellites à orbites polaires Metop-A/B/C et NOAA et observe la Terre avec des angles de visée allant de -50° à $+50^\circ$. Le champ de visée de MHS a une forme circulaire, donnant une empreinte au sol de 16 km de diamètre au nadir. MHS observe l'atmosphère dans cinq fréquences allant de 89 GHz à 190 GHz présentés dans le tableau II.8.

TABLE II.8 – Caractéristiques des canaux du sondeur MHS

	Fréquence (GHz)	Largeur de bande (MHz)	Sensibilité Température (K)	Sensibilité
1	89	2.8	0.22	Surface
2	150	2.8	0.52	Humidité
3	183 ± 1	2×0.24	0.4	Humidité
4	183 ± 3	2×0.21	0.25	Humidité
5	183 ± 7	2.2	0.57	Humidité

À l'exception du canal de fréquence 89 GHz, qui est sensible à la surface et permet ainsi l'observation des caractéristiques de la surface (température et émissivité de surface) ainsi que des nuages bas et des précipitations, les quatre canaux de MHS de 150 GHz à 183 GHz sont sensibles à l'humidité, comme décrit sur la figure II.22.

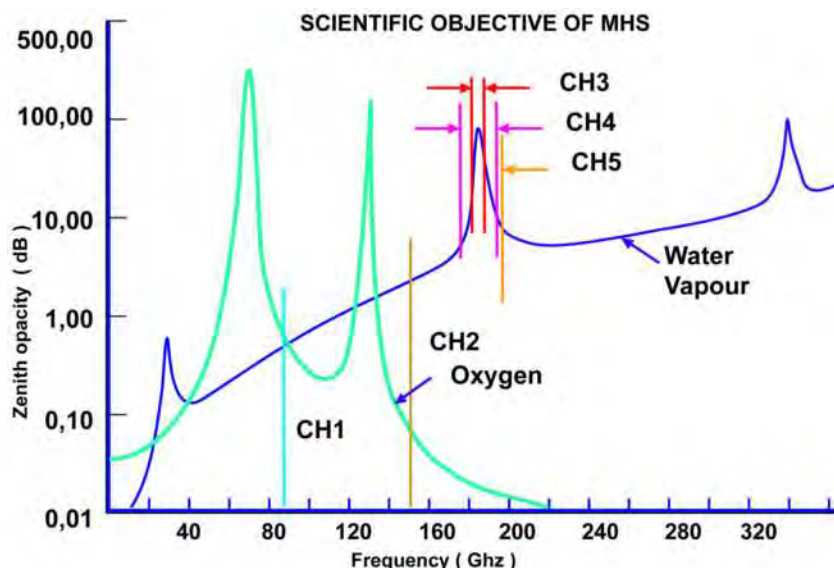


FIGURE II.22 – Les fréquences et les canaux du sondeur MHS (ESA)

La figure II.22 montre les fréquences des canaux MHS ainsi que les opacités atmosphériques par rapport à l'oxygène et la vapeur d'eau. Une comparaison des quantités de vapeur d'eau observées dans deux pixels adjacents peut renseigner sur les limites de nuages. Le choix des bandes de fréquences MHS a été réalisé en vue d'optimiser la quantité et le type d'information collectée, tout en ayant une variabilité d'absorption atmosphérique dans chaque bande de fréquence [ESA, 2001]. À Météo-France, les canaux 3, 4 et 5 sont assimilés dans les modèles AROME et ARPEGE. Le canal 1 (89 GHz) est utilisé pour la restitution de l'émissivité de surface, nécessaire à la simulation des canaux à assimiler. Le canal 2 est quant à lui utilisé dans l'identification des pixels nuageux et dans la détection des nuages de glace. Étant donné que les instruments satellitaires mesurent le rayonnement total au sommet de l'atmosphère, la simulation des luminances satellitaires nécessite une bonne modélisation du bilan radiatif de la Terre. Le chapitre suivant présente alors le principe du transfert radiatif ainsi que les principales approches de restitution de la LST.

Le transfert radiatif et la restitution de la LST

III.1 Le transfert radiatif

Le transfert radiatif est un processus de transfert d'énergie. L'équilibre énergétique de la Terre est perturbé en permanence par le rayonnement solaire qui constitue sa première source d'énergie. À son arrivée à la Terre, le rayonnement solaire est réfléchi en partie par l'atmosphère et par la surface terrestre comme décrit sur la figure III.1.

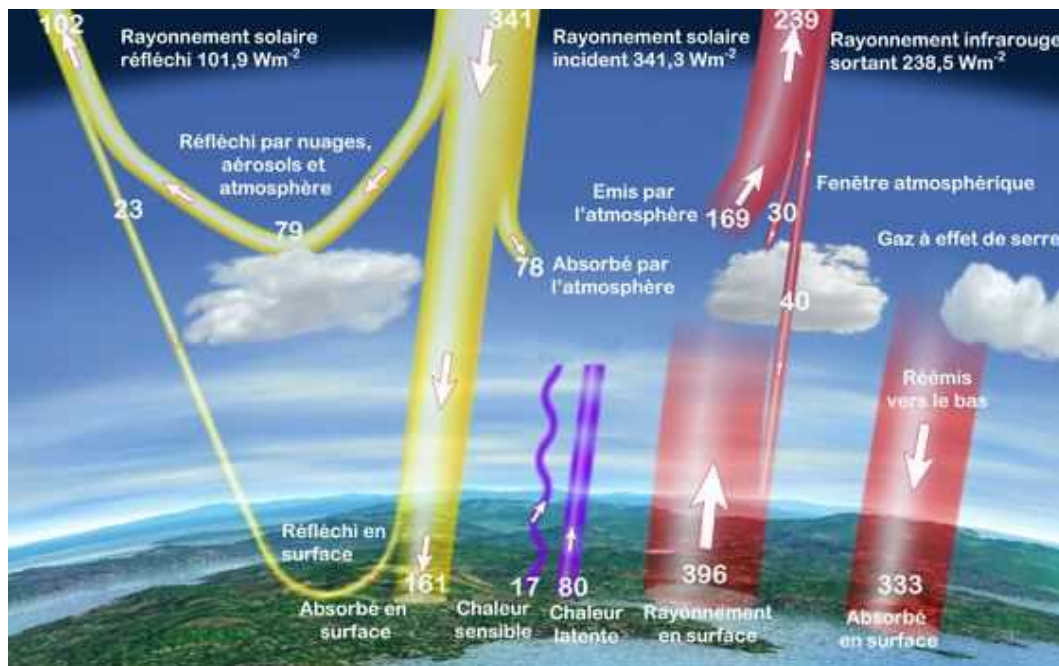


FIGURE III.1 – Le bilan énergétique de la Terre moyenné sur la période allant de mars 2000 à mars 2004 en Wm^{-2} (<http://education.meteofrance.fr/dossiers-thematiques/l-evolution-du-climat/le-soleil-moteur-de-latmosphere->)

L'atmosphère terrestre réfléchit environ 30% du rayonnement reçu. Une grande partie du rayonnement reçu est absorbée par l'atmosphère et également par la surface terrestre. Sachant que tout objet ayant une température supérieure au zéro absolu émet du rayonnement,

la Terre émet du rayonnement, soit sous forme de transfert de chaleur (chaleur latente et chaleur sensible), soit sous forme de rayonnement infrarouge. La figure III.1 montre également qu'une partie du rayonnement émis par la Terre est interceptée par les gaz à effet de serre et réémise vers la surface terrestre. Ce processus est bien étudié en climatologie afin d'analyser le phénomène de réchauffement de la planète. Par ailleurs, une grande partie du rayonnement infrarouge émis par la surface et l'atmosphère arrive dans l'espace et pourra alors être captée par les instruments de mesure à bord des satellites météorologiques. Le rayonnement émis par la surface a pu être altéré par l'atmosphère et additionné à d'autres rayonnements émis vers l'espace (nuages, ozone, ...). En condition d'équilibre radiatif, la quantité de rayonnement reçu par un corps est égale à la quantité absorbée, réémise et réfléchi. Dans le cas particulier d'un corps noir, c'est à dire un corps qui absorbe la totalité du rayonnement reçu, la quantité du rayonnement absorbé est égale au rayonnement émis. Nous parvenons alors à la loi de Planck qui définit une relation entre le rayonnement émis et les longueurs d'onde d'émission pour une température donnée. Ainsi, pour une fréquence ν , la luminance énergétique spectrale émise pour une température T (en K) s'écrit :

$$L_\nu(T) = \frac{2h\nu^3 c}{\exp \frac{h\nu c}{kT} - 1} \quad (\text{III.1})$$

où : h est la constante de Planck ($6.62617 \cdot 10^{-34}$ Js), k est la constante de Boltzmann ($1.38066 \cdot 10^{-23}$ J/K) et c est la vitesse de la lumière dans le vide ($3 \cdot 10^8$ m/s). Dans la réalité, la Terre, réfléchissant une partie du rayonnement incident, ne se comporte pas comme un corps noir parfait. Ainsi, un paramètre de correction est alors introduit. Ce paramètre, appelé émissivité, représente le rapport entre la luminance spectrale émise par le corps considéré et celle qu'il aurait émise s'il se comportait comme un corps noir à la même température. L'émissivité est ainsi comprise entre 0 et 1, et elle est égale à 1 pour un corps noir. Ainsi, pour un canal ν , l'équation décrivant les interactions radiatives surface-atmosphère peut s'écrire sous la forme suivante [Guedj et al., 2011] :

$$R_\nu(\theta) = \varepsilon_\nu(\theta) L_\nu(T_s) \Gamma_\nu(\theta) + L_\nu^\uparrow(\theta) + (1 - \varepsilon_\nu(\theta)) \Gamma_\nu(\theta) L_\nu^\downarrow(\theta) \quad (\text{III.2})$$

où ε_ν est l'émissivité de surface, $R_\nu(\theta)$ est la luminance ou radiance observée, θ est l'angle d'incidence, $L_\nu(T_s)$ est la fonction de Planck, $\Gamma_\nu(\theta)$ est la transmittance atmosphérique, T_s est la température de surface, $L_\nu^\uparrow(\theta)$ et $L_\nu^\downarrow(\theta)$ sont respectivement le flux radiatif montant et descendant pour la fréquence ν .

En assimilation de données, il est nécessaire de comparer les variables d'un modèle par rapport

à des observations. Ainsi, il est nécessaire de mettre en place un opérateur d’observation qui permet de définir l’équivalent d’un état d’un paramètre prévu du modèle dans l’espace des observations où la comparaison sera effectuée. En assimilation de données satellitaires, la comparaison entre le modèle et l’observation est effectuée au niveau des températures de brillance. Toutefois, les radiances ne sont pas directement prévues par le modèle. Il est alors nécessaire de simuler d’abord les radiances des différents instruments satellitaires afin de les assimiler. Dans le paragraphe suivant nous introduisons le modèle de transfert radiatif sur lequel l’opérateur d’observation utilisé pour la simulation et l’assimilation des radiances satellitaires repose.

III.2 Le modèle de transfert radiatif RTTOV

RTTOV (Radiative Transfer for TOVS) [Saunders et al., 2018] est un modèle rapide de transfert radiatif développé en 1990 [Eyre, n.d.] par le CEPMMT (Centre Européen pour les Prévisions Météorologiques à Moyen Terme). En 1998, le NWP SAF (Numerical Weather Prediction Satellite Application Facility) d’EUMETSAT, en coopération avec le CEPMMT, Météo-France, le service météorologique anglais Met Office puis le service météorologique allemand DWD (Deutscher Wetterdienst), a pris en charge le développement de RTTOV et la maintenance de son code. En effet, RTTOV se base sur une paramétrisation des profondeurs optiques des couches atmosphériques. Cette paramétrisation permet une simulation très rapide des radiances au sommet de l’atmosphère. RTTOV a été développé afin de simuler les radiances satellitaires dans différentes bandes spectrales, telles que le visible, l’infrarouge et le micro-onde. RTTOV peut actuellement simuler les radiances d’environ 90 instruments à bord de 50 satellites environ. Afin de réaliser ces simulations, RTTOV nécessite des données d’entrée qui sont constituées de profils atmosphériques (principalement température et humidité, gaz, aérosols) et de données de surface. Parmi les données de surface nécessaires pour RTTOV nous pouvons citer la température de surface et également l’émissivité de surface. Cette dernière peut être calculée par le modèle ou bien être définie à partir d’un atlas d’émissivité. Le paragraphe suivant apporte une description des atlas d’émissivité utilisés à Météo-France.

III.3 Les atlas d'émissivité

L'émissivité de surface, nécessaire à la simulation des températures de brillance, varie spectralement et en fonction des types de surfaces observées. L'émissivité a été d'abord définie à l'aide d'une valeur unique pour chaque bande spectrale. Le développement d'atlas d'émissivité de surface a permis de remplacer la valeur unique d'émissivité de surface par de nouvelles valeurs d'émissivité tenant compte de différentes informations relatives à l'observation simulée (coordonnées géographiques du point d'observation, longueur d'onde du signal, etc) permettant une variation géographique et spectrale. Cette section présente quelques atlas d'émissivité utilisés à Météo-France en PNT.

III.3.1 Atlas d'émissivité UW/CIMSS de l'université du Wisconsin

L'atlas d'émissivité de surface UW/CIMSS (Université du Wisconsin, Cooperative Institute for Meteorological Satellite Studies) a été produit en sa première version (UW/CIMSS Baseline Fit) en 2005 par le CIMSS de l'université du Wisconsin [Seemann et al., 2007]. Il s'agit d'un atlas mensuel global avec une résolution spatiale de 0.05° . Cet atlas couvre dix bandes spectrales allant de $3.6 \mu m$ à $14.3 \mu m$ (centrées à 3.6, 4.3, 5.0, 5.8, 7.6, 8.3, 9.3, 10.8, 12.1 et $14.3 \mu m$). Un exemple de cet atlas pour le canal $10.8 \mu m$ pour le mois de juillet 2013 est illustré en figure III.2.

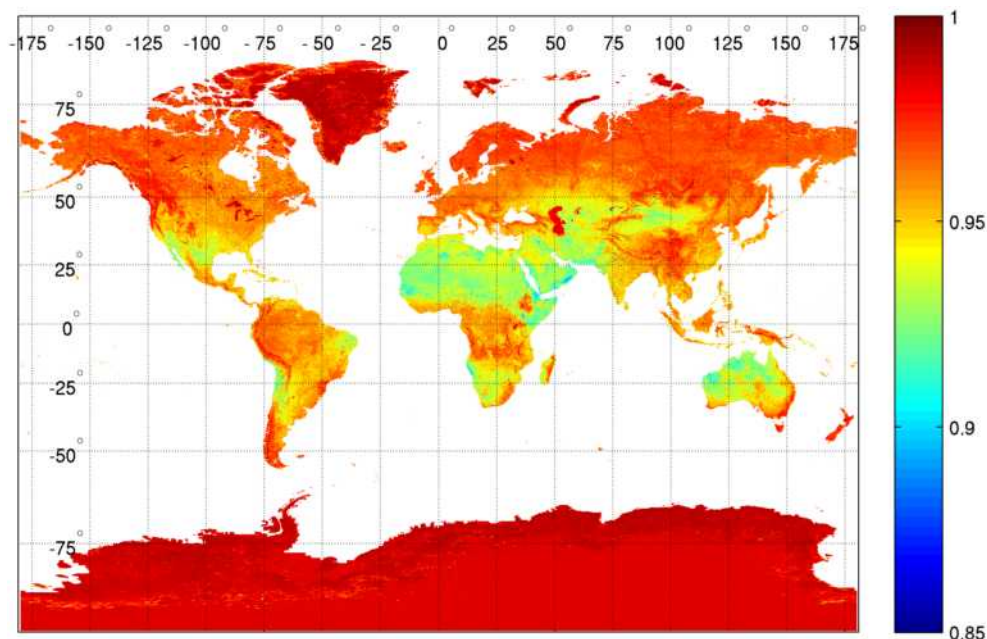


FIGURE III.2 – Les valeurs d'émissivité de surface de l'atlas global UW/CIMSS Baseline Fit de l'Université du Wisconsin (émissivités du canal $10.8 \mu m$ pour le mois de juillet 2013)

Sur demande d'EUMETSAT et afin d'améliorer les simulations des températures de brillance

des instruments infrarouges avec RTTOV, une version d’atlas d’émissivité à haute résolution spectrale a été développée par l’Université du Wisconsin [Borbas and Ruston, 2010]. Un algorithme dédié a été développé et se base sur une analyse en composantes principales (PCA) appliquée sur une bande de haute résolution spectrale produite en laboratoire [Borbas et al., 2007]. Ces données ont été par la suite croisées avec les émissivités de l’atlas UW/CIMSS Baseline Fit afin de produire l’atlas d’émissivité global à haute résolution UW/CIMSS HSR (figure III.2).

À Météo-France, l’atlas UW/CIMSS HSR est utilisé pour la simulation des radiances de l’instrument infrarouge hyperspectral IASI.

III.3.2 Atlas d’émissivité pour SEVIRI

L’atlas d’émissivité de surface utilisé pour les simulations des radiances de l’instrument SEVIRI a été calculé à Météo-France comme une moyenne mensuelle des données d’émissivité [Trigo et al., 2006] produites quotidiennement par le LSA-SAF (Satellite Application Facility on Land Surface Analysis) au cours de l’année 2017. L’émissivité du LSA-SAF est calculée en utilisant le produit d’estimation par satellite de la couverture végétale (FVC) selon la formule suivante [Trigo et al., 2010] :

$$\epsilon = \epsilon_{veg}FVC + \epsilon_{ground}(1 - FVC) + \delta_{\epsilon} \quad (III.3)$$

où ϵ est l’émissivité de surface, FVC est la fraction de couverture végétale, ϵ_{veg} est l’émissivité de surface végétale, ϵ_{ground} est l’émissivité du sol et δ_{ϵ} est l’erreur d’émissivité due principalement à la variabilité des fractions végétation/sol dans un pixel. À titre d’exemple, pour le canal $10.8 \mu m$, le calcul de l’émissivité de surface, en utilisant les émissivités de sol et de végétation de la librairie spectrale de l’instrument à haute résolution ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer), s’exprime sous la forme [Jiménez-Muñoz et al., 2005] :

$$\epsilon = 0.969 + 0.013FVC \quad (III.4)$$

L’atlas d’émissivité utilisé pour la simulation des radiances de SEVIRI a une résolution spatiale de 0.1° . Afin de maintenir leur représentativité, les atlas d’émissivité de surface sont calculés à nouveau d’une façon périodique. Ceci permet de suivre l’évolution annuelle des caractéristiques de la surface et de son occupation.

La figure III.3 montre les valeurs d’émissivité de surface du canal $10.8 \mu m$ pour le mois de

juillet 2017.

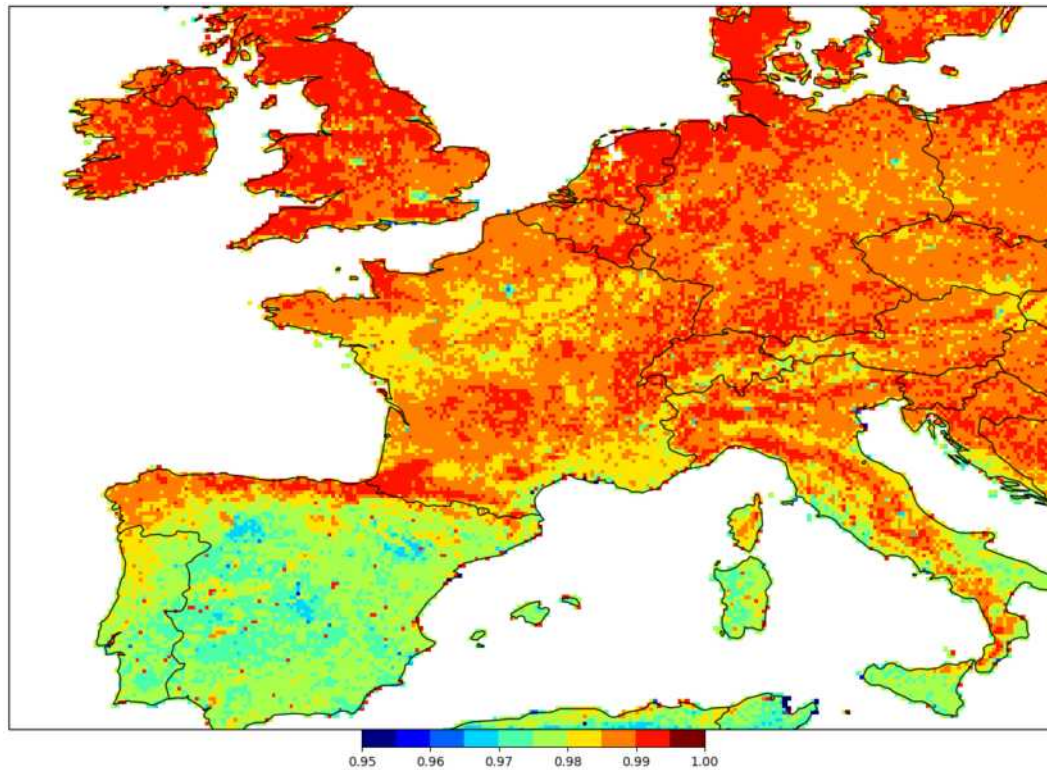


FIGURE III.3 – Les valeurs d’atlas d’émissivité de surface utilisé pour la restitution de LST à partir de SEVIRI (émissivités du canal $10.8 \mu m$ pour le mois de juillet 2017)

La figure III.3 montre une variabilité Nord-Sud de l’émissivité de surface, due principalement à la variabilité de la couverture végétale. D’autres facteurs tels que l’humidité du sol, la rugosité ou la nature du sol peuvent également contribuer à cette variabilité. Nous remarquons des émissivités plus faibles au sud du domaine, surtout sur la péninsule ibérique avec des valeurs inférieures à 0.98 alors qu’au nord du domaine, nous remarquons des émissivités plus élevées, supérieures à 0.985. Par ailleurs, nous observons des émissivités plus faibles, inférieures à 0.98, dans les zones fortement urbanisées, comme les villes de Paris, Londres ou Berlin.

III.3.3 Atlas d’émissivité CNRM-MW

L’atlas d’émissivité de surface CNRM-MW [Karbou et al., 2006] a été calculé afin de définir les émissivités des sondeurs micro-ondes tels que AMSU-A et MHS. Il s’agit d’émissivités mensuelles moyennes, calculées à partir des observations micro-ondes au cours de l’année 2007 pour des transmittances supérieures à 0.5 sur une grille de $0.5^\circ \times 0.5^\circ$. Les émissivités mensuelles sont disponibles pour différentes longueurs d’onde et en tenant compte des angles zénithaux (inférieurs ou supérieurs à 40°). La figure III.4 montre un exemple de champ d’émiss-

sivités de surface mensuelles correspondant au mois d'octobre 2006 pour le canal 89 GHz de AMSU-A et des angles zénithaux inférieurs à 40 °.

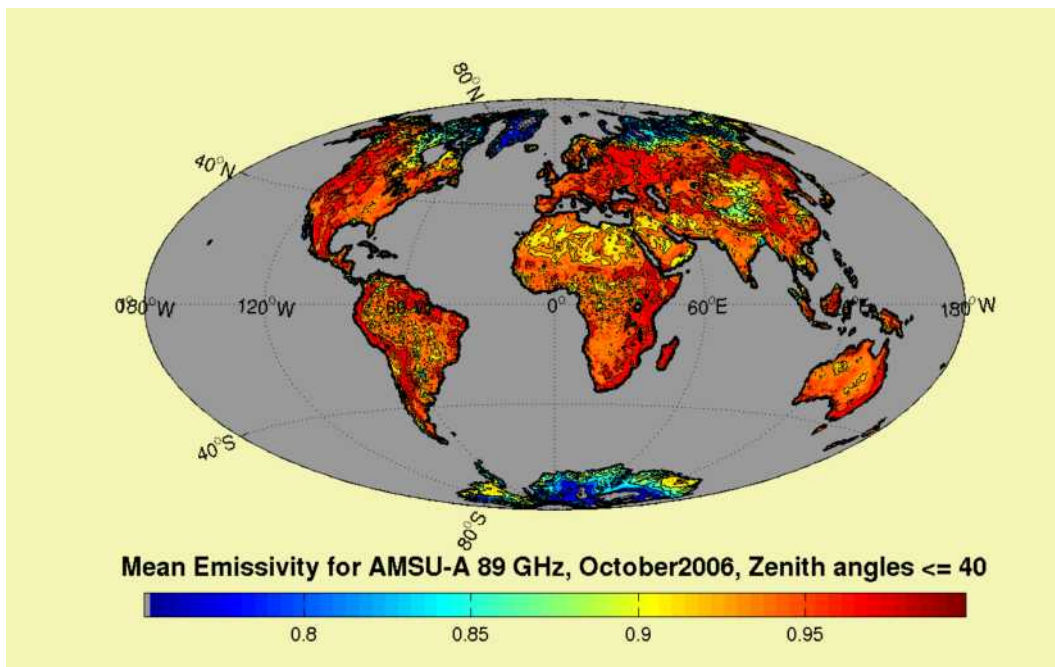


FIGURE III.4 – Atlas CNRM-MW - Emissivités de surface calculées pour le canal 89 GHz de AMSU-A, cas des angles zénithaux inférieurs à 40 °, pour le mois d'octobre 2006

Nous remarquons une plus large variabilité des émissivités de surface que celles observées sur la figure III.2 pour les sondeurs infrarouges, avec des valeurs d'émissivités allant jusqu'à 0.9 voire 0.85 sur les régions arides ou les surfaces englacées et des valeurs d'émissivités de surface inférieures à 0.8 aux pôles. À Météo-France, la simulation des luminances micro-ondes utilise des émissivités de surface restituées. En cas d'échec de la restitution pour une faible valeur de transmittance (inférieure à 0.5) ou la présence d'un nuage pluvieux par exemple, l'émissivité de surface est définie à partir de l'atlas d'émissivité CNRM-MW.

III.4 La restitution de la température de surface sur continents (LST)

III.4.1 Problématique

Les satellites météorologiques observent la Terre depuis différentes altitudes et permettent de collecter les radiances émises par l'atmosphère, rétrodiffusées par les nuages et les aérosols et également celles provenant de la surface. L'idée de la restitution de la LST repose sur l'existence de fenêtres atmosphériques (régions du spectre dans lesquelles l'atmosphère est

transparente au rayonnement) qui permettent d’isoler le rayonnement terrestre émis par la surface et mesuré par les instruments satellitaires de celui venant de l’atmosphère. Les instruments satellitaires ne mesurent pas directement la température de surface, mais elle peut être calculée, à partir des radiances observées par les capteurs satellitaires, à l’aide de différents algorithmes de restitution qui utilisent l’inversion de l’équation du transfert radiatif. Cette température de surface restituée sur continents représente une température de peau qui dépend de la sensibilité des capteurs satellitaires et de leurs longueurs d’onde, et est souvent considérée équivalente à la température de la première couche de sol (1 cm) dans les modèles numériques. Cependant, le problème de l’inversion du transfert radiatif est mal posé. En effet, il existe plus d’inconnues dans le système d’équations de restitution que ce qu’il est mathématiquement possible de résoudre. En d’autres termes, pour un capteur satellitaire observant la surface avec N canaux, il s’agit d’un système de N équations qui a $N+1$ inconnues, à savoir N émissivités auxquelles s’ajoute la température de surface. La restitution de la LST nécessite une bonne estimation de différents paramètres, incluant les paramètres le long du chemin optique du rayonnement mesuré par le capteur. Ceux-ci comprennent les paramètres du profil atmosphérique, ceux de la mesure par l’instrument satellitaire des radiances émises par la Terre ainsi que les paramètres de surface. Parmi ces derniers, nous pouvons citer l’émissivité de surface dont l’erreur de définition peut impacter d’une façon significative la température de surface restituée selon les longueurs d’onde. Ainsi, nous distinguons deux familles d’approches de restitution de la température de surface, celles avec émissivité connue et celles avec émissivité inconnue.

III.4.2 Méthodes de restitution de la LST avec émissivité connue

L’approche de restitution de la LST avec émissivité connue a priori se base sur une connaissance de l’émissivité qui peut être définie à partir d’atlas d’émissivité. Ces atlas représentent une climatologie mensuelle d’émissivité de surface, calculée à partir d’un capteur pour un canal donné. Plus de détails sur les atlas d’émissivité utilisés à Météo-France ont été présentés à la section III.3.

Nous présentons dans cette section un comparatif [Li et al., 2013] des méthodes de restitution de LST avec émissivité connue, les plus communes.

Le tableau III.1 récapitule les méthodes de restitution de LST avec émissivité de surface connue, que nous allons présenter dans cette section.

TABLE III.1 – Comparatif des méthodes de restitution de LST avec émissivité connue (d'après [Li et al., 2013])

Approche	Méthode	Approximation	Avantages	Inconvénients
Restitution de LST avec émissivité connue	Méthode Mono-canal [Jiménez-Munoz and Sobrino, 2003] [Karbou et al., 2005]	-	- i Simple - ii Applicable à des capteurs avec un seul canal fenêtre	1 Nécessite une connaissance a priori de l'émissivité 2 Nécessite une connaissance a priori des profils atmosphériques ainsi qu'un modèle de transfert radiatif 3 L'incertitude des profils atmosphériques peut avoir un fort impact sur la restitution 4 L'utilisation de relations empiriques donne de faibles résultats aux conditions atmosphériques de vapeur d'eau élevée
	Méthode Multi-canal [Li et al., 2013] [Abdelkader and Ammar, 2015] [Wang et al., 2019]	i L'absorption atmosphérique est différente entre deux canaux adjacents	- i Simple et très efficace - ii Ne nécessite pas de connaissance très précise des profils atmosphériques - iii Adéquate aux capteurs ayant deux canaux ou plus dans la fenêtre atmosphérique	1 Nécessite une connaissance a priori de l'émissivité 2 Il existe différentes paramétrisations des coefficients ce qui peut donner lieu à différents algorithmes et différentes performances 3 La précision est dégradée en présence de grandes quantités de vapeur d'eau ou bien dans les forts angles zénithaux
	Méthode Multi-angulaire [Sobrino and Romaguera, 2004]	- i Les LST sont indépendantes des angles zénithaux - ii L'atmosphère est horizontalement stable et uniforme sur l'intervalle d'observation	- i Simple et très efficace - ii Ne nécessite pas de connaissance très précise des profils atmosphériques - iii La restitution de LST ne dépend pas des erreurs de propriétés optiques des composants atmosphériques	1 Nécessite une connaissance a priori de la variabilité angulaire de l'émissivité 2 Il existe différentes paramétrisations des coefficients ce qui peut donner lieu à différents algorithmes et différentes performances 3 La précision est dégradée en présence de grandes quantités de vapeur d'eau ou bien dans les forts angles zénithaux 4 N'est applicable qu'aux surfaces homogènes

III.4.2.1 Méthode mono-canal

Le principe de la méthode mono-canal [Jiménez-Munoz and Sobrino, 2003] est de réduire le nombre d'inconnues de l'équation du transfert radiatif en une inconnue unique à savoir la température de surface. Ceci revient à renseigner a priori différents paramètres nécessaires à la restitution tels que l'émissivité de surface, la transmittance atmosphérique ou également les profils atmosphériques de température et d'humidité. La transmittance et l'état de l'atmosphère peuvent être renseignés à partir d'informations produites par le modèle de transfert radiatif et le modèle numérique. L'émissivité de surface peut être renseignée grâce aux atlas d'émissivité. Cette méthode utilise un seul canal fenêtre afin de restituer la LST.

Ainsi, [Karbou et al., 2005] ont proposé l'inversion de l'équation III.2 pour restituer la température de surface à partir d'un canal fenêtre ν :

$$T_s = L\left[\frac{R_\nu(\theta) - L_\nu^\uparrow(\theta) - \Gamma_\nu(\theta)(1 - \varepsilon_\nu(\theta))L_\nu^\downarrow(\theta)}{\Gamma_\nu(\theta)\varepsilon_\nu(\theta)}\right]^{-1} \quad (\text{III.5})$$

où L est la fonction de Planck, ε_ν est l'émissivité de surface, Γ_ν est la transmittance atmosphérique, $L_\nu^\uparrow$ et $L_\nu^\downarrow$ sont respectivement les flux radiatifs montant et descendant pour le canal ν .

III.4.2.2 Méthode multi-canal ou Split-window

La méthode Split-window [Li et al., 2013][Abdelkader and Ammar, 2015] est parmi les méthodes de restitution de LST les plus utilisées en météorologie. Elle se base sur la simplification de l'équation du transfert radiatif et sur l'équation de Planck. Cette méthode nécessite l'utilisation de deux canaux fenêtre adjacents pour la restitution de la température de surface en exploitant la différence d'absorption atmosphérique entre les deux canaux. La simplification de l'équation du transfert radiatif permet d'exprimer la LST, pour deux bandes en infrarouge thermique, sous la forme linéaire suivante [Wang et al., 2019] :

$$LST = A_0 + A_1T_i + A_2(T_i - T_j) \quad (\text{III.6})$$

ou bien sous la forme non linéaire suivante :

$$LST = A_0 + A_1T_i + A_2(T_i - T_j) + A_3(T_i - T_j)^2 \quad (\text{III.7})$$

où $T_{i,j}$ sont les températures de brillance des deux canaux considérés et $A_{0,1,2,3}$ représentent les coefficients de l'algorithme de split-window. Ces coefficients dépendent de certains paramètres

tels que l'émissivité de surface des deux canaux utilisés, l'angle de visée de l'instrument ainsi que la quantité de vapeur d'eau dans l'atmosphère qui peut être prise à partir d'une ébauche de modèle numérique. Les différences entre les algorithmes de restitution split-window résident principalement en la façon avec laquelle les coefficients $A_{0,1,2,3}$ sont calculés. En effet, ces coefficients peuvent être définis d'une façon statique ou bien variables en fonction de l'émissivité de surface ou l'angle zénithal par exemple.

III.4.2.3 Méthode multi-angulaire

La méthode multi-angulaire et la méthode du split-window sont assez proches dans leurs approches respectives et ont fait l'objet de différents travaux comparant leurs restitutions sur mer et sur Terre [Sobrino and Romaguera, 2004]. En effet, au lieu d'utiliser différents canaux pour restituer la LST, la méthode multi-angulaire utilise plutôt différents angles de visée de l'instrument et ainsi différents chemins optiques dans l'atmosphère pour le même canal. Toutefois, cette méthode nécessite une bonne connaissance des profils atmosphériques ainsi qu'une connaissance précise des variabilités angulaire et spectrale de l'émissivité de surface et de la mesure de l'instrument.

III.4.3 Méthodes de restitution de la LST avec émissivité inconnue

Les méthodes de restitution avec émissivité inconnue ont été développées afin de répondre au besoin de définir des émissivités plus proches de la réalité surtout sur continents. Une erreur d'émissivité de 1.5 % peut engendrer une erreur de restitution de LST de 1 K environ [Vincensini, 2013] pour certains canaux de surface. L'impact de l'erreur d'émissivité de surface sur la LST dépend également des conditions atmosphériques. Différents travaux ont montré que la part d'erreur de restitution attribuée à l'erreur d'émissivité dépend de la quantité de vapeur d'eau dans l'atmosphère. [Sobrino et al., 1996] a proposé une estimation de l'erreur de restitution en fonction de l'erreur d'émissivité et du contenu en eau, qui s'écrit sous la forme :

$$\delta LST = \sqrt{(-(C_1 + C_2 W)\delta\epsilon)^2 + ((C_3 + C_4 W)\delta(\Delta\epsilon))^2} \quad (\text{III.8})$$

où $C_{1,2,3,4}$ sont les coefficients de l'algorithme utilisé basé sur la méthode du split-window, $\delta\epsilon$ est l'erreur d'émissivité de surface, $\delta\Delta\epsilon$ est l'erreur dans la différence d'émissivité de surface entre deux canaux, W est le contenu en eau dans l'atmosphère. [Meng et al., 2019] a réalisé une comparaison entre différents algorithmes de restitution et l'erreur attribuée à l'émissivité

de surface en fonction de la quantité de vapeur d'eau dans l'atmosphère. La figure III.5 présente trois de ces travaux [Meng et al., 2019]. La figure III.5 montre que pour l'algorithme

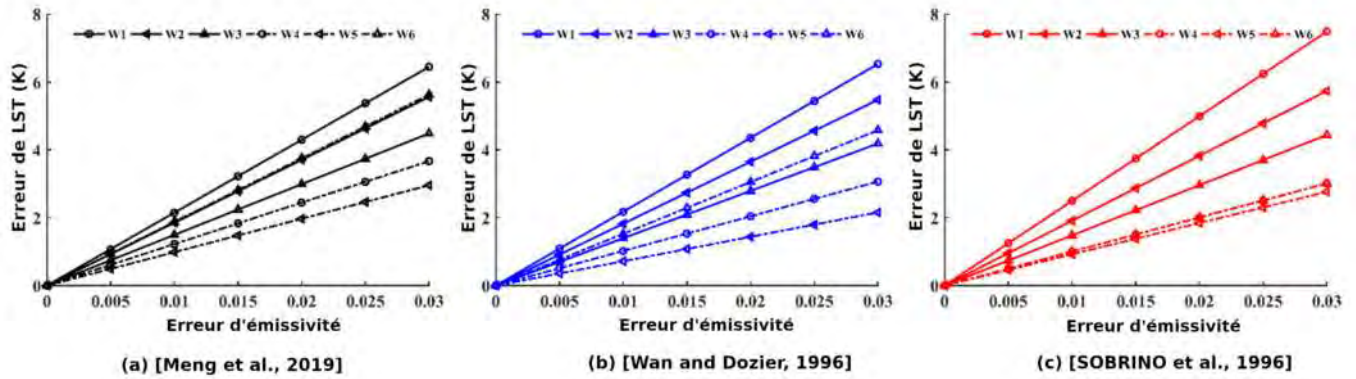


FIGURE III.5 – Erreur de LST attribuée à l'erreur d'émissivité de surface en fonction du contenu en eau dans l'atmosphère pour différents intervalles de vapeur d'eau atmosphérique (W1 = 0.0-2.5 cm, W2 = 2.0-3.5 cm, W3 = 3.0-4.5 cm, W4 = 4.0-5.5 cm, W5 = 5.0-7.0 cm et W6 = 0.0-7.0 cm) pour les algorithmes de [Meng et al., 2019] (a), [Wan and Dozier, 1996] (b) et [Sobrino et al., 1996] (c)

présenté par [Sobrino et al., 1996] par exemple, une erreur de 0.01 d'émissivité peut engendrer une erreur de 1 K environ dans la restitution de la LST en conditions humides, alors que cette erreur de restitution peut atteindre les 2.5 K en conditions d'air sec. L'impact de l'erreur d'émissivité sur la restitution de la LST peut pour certaines longueurs d'onde dépasser celui dû à l'erreur dans l'estimation de l'état de l'atmosphère.

Nous présentons dans le tableau III.2 les méthodes de restitution de LST avec émissivité de surface inconnue, les plus communes, que nous allons détailler dans cette section.

TABLE III.2 – Comparatif des méthodes de restitution simultanée de LST et d'émissivité (d'après [Li et al., 2013])

Approche	Méthode	Approximation	Avantages	Inconvénients
Restitution de LST avec émissivité inconnue	Méthode TES [Gillespie et al., 1999a][Gillespie et al., 1999b] [Realmuto, 1990] [Gillespie et al., 1998]	i La relation entre la valeur minimale d'émissivité et le contraste spectral reste valable sur toute une gamme de types de sol.	i Affine les valeurs d'émissivité maximale ii Ne nécessite aucune approximation à propos de la forme du spectre d'émissivité. iii Restitue simultanément la LST et l'émissivité pour tout type de surface.	1 Nécessite une correction atmosphérique très précise. 2 Nécessite trois canaux de surface au moins dans l'infrarouge thermique. 3 La qualité de la méthode dépend de la correction atmosphérique et de la relation empirique entre l'émissivité minimale et le contraste spectral.
	Méthode Jour/Nuit [Li and Becker, 1993]	i Les rapports d'émissivité ne changent pas voire changent très peu entre deux instants (Jour et nuit)	i Des corrections atmosphériques approximatives sont suffisantes. ii Adaptée à différents types de surfaces.	1 Nécessite des corrections atmosphériques approximatives. 2 Nécessite deux canaux au moins; un en infrarouge thermique et un en infrarouge moyen. 3 Les angles de visée doivent être conservés entre les observations de jour et de nuit.
	Méthode NBEM [Valor and Caselles, 1996] [Griend and Owe, 1993]	i La surface est composée de sol et végétation ii La variabilité de l'émissivité dépend d'une façon linéaire de la fraction de végétation en chaque pixel	i Simple. ii Adéquate pour différents capteurs ayant des canaux dans les bandes infrarouge, proche infrarouge et infrarouge thermique. iii Ne nécessite pas de correction atmosphérique précise.	1 La qualité de cette méthode peut se dégrader à cause des erreurs sur les émissivités du sol et de la végétation, les seuils NDVI pour le sol et la végétation, la fraction de végétation dans chaque pixel. 2 Moins précise pour les surfaces couvertes uniquement de sol nu. 3 Inappropriée aux surfaces couvertes d'eau, neige, et du sol nu et rocheux. 4 N'est pas applicable en cas de végétation sénescence.
Restitution simultanée de la LST, de l'émissivité et de l'état de l'atmosphère	méthode du réseau artificiel neuronal (ANN) [Aires et al., 2002]	-	i Capable d'utiliser des données complexes. ii Peut être généralisée à des environnements bruyants . iii Peut apprendre différentes contraintes physiques. iiii Restitue à la fois la LST, l'émissivité et les profils atmosphériques.	1 Dépend fortement de l'architecture du réseau neuronal et des données d'apprentissage. 2 Difficile de déterminer les architectures adéquates et les données représentatives. 3 Le processus de restitution n'est pas contrôlé par l'utilisateur. 4 Difficile d'interpréter les poids attribués aux données et d'améliorer la solution.

III.4.3.1 Méthode de restitution TES

La méthode de restitution TES (Temperature and Emissivity Separation) est une méthode largement utilisée pour la restitution de la LST surtout sur continents [Gillespie et al., 1999a]. La méthode TES combine différentes méthodes telles que la NEM (Normalized Emissivity Method) [Gillespie et al., 1999b] [Realmuto, 1990] et la MMD (Minimum-Maximum Difference) [Gillespie et al., 1998]. La méthode TES considère une succession d'étapes qui commence par la définition d'une valeur maximale de la température de brillance, la restitution d'une valeur minimale de l'émissivité jusqu'à la restitution de la température de surface.

III.4.3.2 Méthode de restitution Jour/Nuit

Différents algorithmes de restitution de LST réduisent le nombre d'inconnues en s'appuyant sur l'approximation que l'émissivité de surface est un paramètre assez invariant sur des intervalles temporels limités et peut ainsi être supposé constant. Par conséquent, ces méthodes restituent la LST et l'émissivité de surface en utilisant deux mesures différentes (par exemple une de jour et une de nuit [Li and Becker, 1993]). Il est nécessaire de conserver les angles de visée entre l'observation de jour et de nuit, ce qui rend cette méthode plus adaptées aux instruments à bord de satellites géostationnaires, comme l'instrument SEVIRI, qu'à ceux à bord de satellites à orbite polaire. Toutefois, cette approximation peut présenter des faiblesses car des événements limités dans le temps tels que les précipitations peuvent faire varier l'émissivité de surface et ainsi impacter sensiblement la valeur de LST restituée.

III.4.3.3 Méthode de restitution NBEM

La méthode NBEM (NDVI-Based Emissivity Method) est une méthode de restitution simultanée de LST et de l'émissivité de surface qui utilise le NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) [Valor and Caselles, 1996]. [Griend and Owe, 1993] avait montré que l'émissivité de surface dans l'infrarouge thermique est hautement corrélée au NDVI avec un coefficient de corrélation supérieur à 0.94. Cette méthode suppose comme hypothèse que tous les pixels se composent de proportions différentes de sol et de végétation et que l'émissivité de surface varie d'une façon linéaire avec la proportion de végétation dans chaque pixel. Cette hypothèse limite son utilisation aux types de surface contenant un pourcentage non nul de végétation et n'est donc pas applicables sur du sol nu ou sur des surfaces rocheuses.

III.4.3.4 Méthode de restitution simultanée de la LST, de l'émissivité et du profil atmosphérique

Étant donné la complexité de l'atmosphère, et ainsi les limites de la connaissance du profil atmosphérique lors de la restitution, ajoutant ainsi de l'erreur à la restitution de l'émissivité de surface et de la LST, les instruments satellitaires hyperspectraux ont permis de développer des algorithmes permettant la restitution simultanée de la LST, de l'émissivité de surface ainsi que du profil atmosphérique. Parmi ces algorithmes il existe la méthode du réseau neuronal artificiel ANN (Artificial Neural Network) qui se base sur l'approche du réseau neuronal et utilise des données d'apprentissage a priori [Aires et al., 2002]. Cette méthode est très flexible en ce qui concerne la complexité des données d'entrée. Toutefois, elle dépend des poids attribués à chaque type de données. Le processus interne de cette méthode reste également difficile à contrôler.

III.4.4 Restitution à Météo-France

La méthode utilisée à Météo-France est la méthode de restitution mono-canal initialement utilisée pour la restitution de l'émissivité de surface avec LST connue. [Karbou et al., 2005] a montré qu'une définition dynamique i.e. restitution à chaque réseau d'assimilation de l'émissivité a un impact positif sur l'assimilation des canaux sensibles à la surface des instruments micro-ondes AMSU-A et AMSU-B. Cette méthode utilise un canal fenêtre satellitaire afin de restituer l'émissivité de surface. [Guedj et al., 2011] a généralisé la méthode à la restitution de la température de surface en appliquant le même principe sur l'instrument infrarouge SEVIRI avec des émissivités définies à partir d'atlas. Cette approche a été également étendue à d'autres instruments tels que le capteur infrarouge IASI [Vincensini, 2013]. En effet, une description réaliste de la surface est nécessaire afin d'obtenir des luminances simulées assez proches de celles observées pour qu'elles ne soient pas rejetées par le système d'assimilation de données, d'où l'intérêt de restituer la température de surface au lieu d'utiliser celle prévue par le modèle. Actuellement, pour le cas des sondeurs micro-ondes tels que AMSU-A ou MHS, la méthode mono-canal est utilisée afin de restituer l'émissivité de surface. Afin de réduire un degré de liberté supplémentaire dans l'équation III.5, la température de surface prévue par le modèle numérique est utilisée afin de définir la LST. Pour le cas des capteurs infrarouges tels que IASI et SEVIRI, cette méthode se base sur des atlas d'émissivité afin de définir l'émissivité de surface. L'équation III.5 est ensuite utilisée pour calculer la LST à partir du canal centré à $10.8 \mu m$ [Guedj et al., 2011] pour SEVIRI et du canal $943.25 cm^{-1}$

($10.6 \mu m$) [Boukachaba et al., 2015] pour IASI. Différents atlas sont utilisés en fonction de l'instrument satellitaire considéré, dont ceux utilisés à Météo-France ont été présentés à la section III.3.

III.4.5 Conclusions

La restitution de la LST a montré son intérêt sur l'assimilation des canaux satellitaires sensibles à la surface sur continents. Toutefois, vu l'impact de l'erreur d'émissivité sur la restitution de la LST, surtout en conditions d'humidité faible, la qualité de la restitution de LST est dépendante d'une bonne définition de l'émissivité de surface. Différentes approches sont alors proposées avec émissivité de surface connue a priori ou inconnue. Nous avons parcouru dans ce chapitre les différentes approches ainsi que quelques méthodes parmi les plus utilisées. Nous avons également présenté un comparatif qui met en exergue les différentes hypothèses ainsi que les avantages et inconvénients des différentes méthodes. Certaines méthodes sont plus adaptées que d'autres pour les surfaces continentales. L'utilisation accrue des capteurs hyperspectraux donnera plus de possibilités d'utilisation de méthodes nécessitant plusieurs canaux sensibles à la surface. Il revient alors à l'utilisateur de choisir la méthode la plus adaptée au capteur considéré. Rappelons qu'à Météo-France, la méthode de restitution mono-canal est utilisée pour la restitution de la LST à partir des instruments infrarouges en utilisant des émissivités de surface définies à partir d'atlas d'émissivité mensuels. En ce qui concerne les sondeurs micro-ondes, l'émissivité de surface connaît une plus forte amplitude de variation. Ainsi, cette même méthode est utilisée afin de restituer l'émissivité de surface en utilisant la température de surface prévue par le modèle.

Synergie des observations satellitaires

Pour l'assimilation des canaux des instruments infrarouges sensibles à la surface et aux basses couches atmosphériques, l'approche actuelle à Météo-France consiste à restituer la LST afin de simuler au mieux les luminances des sondeurs infrarouges. Cette restitution est réalisée pour chaque instrument séparément et le canal utilisé pour la restitution n'est pas assimilé. Une approche semblable est utilisée pour les sondeurs micro-ondes afin de restituer l'émissivité de surface. Dans ce chapitre, nous comparons les LST restituées à partir de différents capteurs, infrarouges et micro-ondes afin d'évaluer leur accord ainsi que l'apport de leur synergie.

IV.1 Synergie des sondeurs infrarouges

IV.1.1 Objectifs

Cette section a pour objectif d'évaluer dans un premier temps les températures de surface restituées à partir de deux instruments satellitaires infrarouges. Cette évaluation utilise des observations locales de température de surface ainsi que des prévisions numériques du modèle à fine échelle AROME. Le deuxième objectif de cette section est de comparer les LST restituées à partir de différents capteurs. En effet, l'approche actuelle à Météo-France consiste à restituer séparément, à partir d'un canal sensible à la surface de chaque capteur infrarouge, une température de surface qui sert à la simulation et l'assimilation des autres canaux de ce capteur. De plus, l'émissivité de surface est renseignée à partir d'atlas différents (atlas de l'Université du Wisconsin pour IASI et atlas calculé à partir des données d'émissivité de surface du LSA-SAF pour SEVIRI). Il est intéressant alors de comparer ces différentes LST restituées entre elles et de caractériser leurs accords et différences. Finalement, le troisième

objectif de cette section constitue une évaluation a priori de l'impact qu'aurait l'assimilation des LST restituées dans l'analyse de surface. Ceci consiste à réaliser des simulations de températures de brillance d'instruments infrarouges en utilisant des valeurs de températures de surface différentes.

Les résultats présentés dans ce chapitre ont fait l'objet d'une publication à "Remote Sensing" ([Sassi et al., 2019]) qui est présentée ci-dessous.

IV.1.2 Résumé de l'article

Pour simuler les équivalents modèle des luminances satellitaires afin de les assimiler, nous avons présenté la méthode utilisée à Météo-France sur continents qui se base dans un premier temps sur l'inversion de l'équation du transfert radiatif afin de restituer une température de surface. Cette méthode permet ainsi d'inverser les températures de surface à partir des capteurs IASI et SEVIRI qui sont respectivement à bord de satellites défilant et géostationnaire. L'objet de cette section est alors d'étudier comment se comparent ces températures de surface restituées à partir de différents capteurs infrarouges, de souligner leurs accords ainsi que d'essayer d'expliquer leurs éventuelles différences. Actuellement, SEVIRI et IASI sont les deux instruments fournissent le plus d'observations satellitaires à l'assimilation des modèles de prévision numérique opérationnels à Météo-France ARPEGE et AROME. Cette étude se compose de deux parties.

Comparaison de la LST aux observations locales : La première partie présente les principaux résultats de l'étude comparant les LST restituées par rapport à des observations locales. Étant donnée la disponibilité toutes les 15 minutes des observations de SEVIRI sur le domaine AROME-France, nous avons opté pour la comparaison des LST SEVIRI par rapport aux observations locales. Par conséquent, nous avons réalisé une étude sur huit mois de l'année 2018, deux mois de chaque saison, comparant les LST SEVIRI par rapport à celles prises à deux stations d'observation. Il s'agit de la station Météopole-Flux à Toulouse, et la station d'Evora, au Portugal. Les deux stations sont équipées du radiomètre infrarouge KT-15. En premier lieu, nous avons étudié l'accord entre les observations locales, et les différents pixels SEVIRI entourant les deux stations. Ainsi, plus de 70 pixels SEVIRI ont été utilisés pour chaque station pour les huit mois d'étude. L'objectif de cette première étude est de quantifier l'impact du type d'occupation du sol au niveau des pixels SEVIRI sur les LST, par rapport au type d'occupation du sol observé par les radiomètres KT-15. Nous avons ainsi

pu discuter l'impact de la zone urbaine toulousaine ainsi que celui de la forêt d'Evora sur la LST restituée. Pour le cas de Toulouse, un meilleur accord a été trouvé entre la LST locale et les pixels SEVIRI observant un terrain semblable à celui observé par le radiomètre KT-15, à savoir un terrain couvert de végétation basse. Les pixels SEVIRI les plus proches de la station, observent une partie de l'agglomération urbaine et ont présenté des différences plus importantes (jusqu'à 2 K de plus en RMSE que les pixels observant un terrain semblable) avec l'observation.

Ensuite, nous avons étudié l'accord entre la LST SEVIRI et l'observation locale en fonction du réseau d'analyse. Nous avons ainsi comparé trois cycles diurnes de LST moyennes. Il s'agit du cycle diurne de la LST SEVIRI, de la LST observée aux stations ainsi que de la LST prévue par le modèle AROME. Pendant les mois d'été, et pendant les heures de jour, la LST SEVIRI maximale moyenne présente des différences allant jusqu'à 3 K par rapport à la LST du modèle tout en étant plus froide (cas de la station de Toulouse) ou bien plus chaude (cas de la station d'Evora). Toutefois, la LST SEVIRI est en meilleur accord avec la LST observée aux points des stations que la LST prévue par le modèle. Pendant les heures de nuit, les différences entre les trois LST moyennes sont plus faibles. Ceci est observé également pendant la saison hivernale où les différences entre les trois LST moyennes sont moins importantes qu'en été et restent inférieures à 2 K dans la majorité des cas.

Intercomparaison des LST restituées : La deuxième partie de cette section consiste à étudier comment se comparent les LST restituées en ciel clair à partir des instruments SEVIRI et IASI qui sont deux instruments différents et à bord de différentes plateformes. Actuellement, comme nous l'avons présenté à la section III.4.4, l'assimilation des radiances observées par ces deux capteurs utilise la LST restituées à partir d'un canal fenêtre de chaque capteur. Il s'agit des canaux à $10.8 \mu m$ pour SEVIRI et $10.6 \mu m$ pour IASI (1194). Cette étude vise à étudier la faisabilité de la simulation des deux capteurs moyennant la restitution d'une seule LST. Pour ce faire, nous avons d'abord comparé statistiquement les LST IASI et SEVIRI, ensuite nous avons réalisé des simulations avec le modèle de transfert radiatif RTTOV pour étudier l'impact de chacune des deux LST restituées sur la simulation des deux capteurs. En ce qui concerne l'étude statistique, nous nous sommes intéressés aux LST restituées sur une période de huit mois de l'année 2018 découpée en quatre périodes de deux mois (janvier et février, avril et mai, juillet et août, octobre et novembre). Nous avons considéré les observations en ciel clair de SEVIRI et IASI. Nous avons également considéré les observations

prises en dessous du seuil d'orographie de 400 m afin d'éviter l'impact du relief qui modifie la forme et la taille des pixels au sol ainsi que les conditions d'éclairement. Nous avons trouvé de fortes corrélations positives entre les LST IASI et SEVIRI surtout pendant la nuit. Le coefficient de corrélation de Pearson est supérieur à 0.98 de nuit et à 0.94 de jour. Quant aux différences entre les deux LST, nous avons pour la période de nuit une moyenne de différence comprise entre 0.7 K en automne et 1.05 K au printemps. Les écarts-types sont inférieurs à 1 K et varient de 0.89 K en été à 0.95 K en hiver. Pour la période de jour, nous avons remarqué des différences moyennes négatives pendant les saisons d'hiver et d'automne, et des différences moyennes positives pendant les saisons d'été et de printemps. En terme d'amplitude, des différences inférieures à 1.2 K sont obtenues en été, avec des valeurs de 0.77 K au printemps, -0.94 K en hiver et -1.04 K en automne. Finalement, les écarts-types de différences sont plus élevés que ceux obtenus de nuit, et varient de 1.58 K en hiver à 1.93 K en automne. L'augmentation des différences de jour par rapport aux différences de nuit peut être due à l'effet d'ombre produit par l'ensoleillement. Les différents angles de visée utilisés par les deux capteurs produisent des pixels avec des scènes illuminées et ombrées différentes entre IASI et SEVIRI, ce qui impacte les radiances observées. Nous rappelons que nous n'avons retenu que les observations en-dessous d'un seuil d'orographie égal à 400 m afin de limiter l'impact du relief qui, outre la déformation des pixels satellitaires, produit des zones ombrées supplémentaires, s'ajoutant à celle produites par exemple par les nuages, les bâtiments ou même les arbres. Cette étude statistique a montré un accord global entre les LST SEVIRI et IASI.

Simulations croisées des températures de brillance : En vue d'une première évaluation de l'apport de la synergie entre les capteurs IASI et SEVIRI, nous avons réalisé des simulations des températures de brillance de IASI et SEVIRI à l'aide du modèle de transfert radiatif RTTOV en utilisant des températures de surface issues de restitutions à partir de ces deux instruments. L'objectif de ces simulations est de mettre en évidence l'impact de la LST utilisée lors de la simulation des radiances de chaque capteur. Pour chaque capteur, nous avons réalisé trois simulations utilisant trois LST différentes. Soulignons que pour réaliser une simulation avec RTTOV, nous avons besoin de différentes informations telles que le profil atmosphérique, l'émissivité de surface et la température de surface. Ainsi, nous avons commencé par extraire plus de 21000 profils verticaux à l'aide du modèle AROME (9000 profils utilisés pour les simulations de jour et 12000 profils utilisés pour les simulations de nuit). Ces

profils verticaux couvrent différentes régions du domaine AROME-France et correspondent à des conditions météorologiques variées de différentes saisons dans le cycle annuel. Concernant la période considérée, nous avons réalisé des simulations sur 32 jours différents, répartis sur les huit mois d'étude, présentés dans le paragraphe précédent, à raison de quatre jours par mois (les jours des 7, 14, 21 et 28 de chaque mois). Cette répartition a permis de considérer des conditions météorologiques différentes couvrant le domaine AROME-France. Nous avons alors utilisé les mêmes profils verticaux atmosphériques pour les trois simulations. Ensuite, nous avons défini l'émissivité de surface de façon à utiliser la même émissivité pour les trois simulations de chaque capteur, définie à partir de l'atlas UW/CIMSS pour IASI, de l'atlas calculé à partir des émissivités du LSA-SAF pour SEVIRI et du CNRM-MW pour AMSU-A et MHS. Ainsi, nous avons considéré la valeur d'émissivité de surface utilisée lors de la restitution de la LST pour IASI (provenant de l'atlas UW/CIMSS) et pour SEVIRI (moyenne du produit d'émissivité de surface du LAND-SAF). Finalement, nous avons défini trois valeurs différentes de LST pour chaque capteur, il s'agit de la LST restituée à partir de SEVIRI, la LST restituée à partir de IASI et la LST prévue par le modèle AROME. Ainsi, seule la valeur de LST utilisée varie entre les trois simulations de chaque capteur. Rappelons que le seuil d'orographie de 400 m a été également appliqué lors de la sélection des profils atmosphériques.

Concernant IASI, nous avons simulé les 314 canaux IASI monitorés à Météo-France et comparé les températures de brillance simulées à celles observées par IASI. Les canaux simulés se répartissent sur les différentes bandes de sensibilité de IASI (température, surface, ozone, vapeur d'eau). Pour plus de visibilité et afin de mieux comprendre l'effet de chaque LST sur chaque bande de sensibilité, nous avons divisé les 314 canaux simulés en 10 classes, correspondant chacune à une sensibilité bien déterminée dans le spectre IASI (surface, température, ozone, vapeur d'eau, rayonnement solaire). Les comparaisons ont été alors moyennées dans chaque classe. Ces simulations ont montré que la LST restituée à partir de IASI a permis de mieux simuler la température de brillance IASI. Par ailleurs, la LST restituée à partir de SEVIRI, comparée à la LST prévue par le modèle, a permis de mieux simuler la température de brillance IASI pour toutes les classes durant les simulations de nuit et pour la majorité des classes pour les simulations de jour. À titre d'exemple, pour la simulation de nuit de la classe sensible à la surface ($1091.25\text{--}1168.25\text{cm}^{-1}$), la RMSE des simulations par rapport à l'observation est réduite de 1 K environ en utilisant la LST SEVIRI par rapport à celle obtenue avec la LST prévue par le modèle.

Concernant SEVIRI, nous avons simulé quatre canaux ayant des sensibilités différentes, en

utilisant les LST restituées à partir de SEVIRI, à partir de IASI et prévue par le modèle AROME. Les simulations les plus précises des observations SEVIRI ont été obtenues en utilisant la LST SEVIRI. La LST IASI a permis de mieux simuler les températures de brillance SEVIRI que la LST du modèle. Par exemple, pour les simulations de nuit du canal de restitution $10.8\ \mu\text{m}$, la RMSE par rapport aux observations des simulations utilisant la LST IASI est plus faible de 1 K environ que celle des simulations utilisant la LST prévue par le modèle. Pour les simulations de jour, cette différence de RMSE est proche de 0.5 K. Ces résultats des simulations confirment l'accord global entre les LST SEVIRI et IASI noté dans le paragraphe précédent.

Ces travaux font l'objet de l'article Sassi et al. 2018, publié au journal Remote Sensing, et présenté dans la section IV.1.3.

IV.1.3 Publication

Article

Use of Infrared Satellite Observations for the Surface Temperature Retrieval over Land in a NWP Context

Mohamed Zied Sassi ^{*,†}, Nadia Fourrié [†], Vincent Guidard [†] and Camille Birman [†]

CNRM, Université de Toulouse, Météo-France, CNRS, Toulouse, France; nadia.fourrie@meteo.fr (N.F.); vincent.guidard@meteo.fr (V.G.); camille.birman@meteo.fr (C.B.)

* Correspondence: zied.sassi@umr-cnrm.fr; Tel.: +33-561-078-063

† These authors contributed equally to this work.

Received: 2 September 2019; Accepted: 9 October 2019; Published: 12 October 2019



Abstract: In Numerical Weather Prediction (NWP), an accurate description of surface temperature is needed to assimilate satellite observations. These observations produced by infrared and microwave sensors, help retrieving good quality land surface temperature (LST) by using surface sensitive channels and emissivity atlases. This work is a preparatory step in order to assimilate LSTs in Météo-France NWP models surface analysis. We focus on IASI and SEVIRI sensors. The first part of this work aims at comparing the SEVIRI retrieved LST to local observations from two stations included in the meso-scale AROME-France domain over four periods from different seasons. Diurnal cycles of local LST and SEVIRI LST show a good agreement especially for the summer period. Averaged biases show seasonal variability and are smaller during Winter and Autumn with less than 1 K values for both stations. The second part of the study deals with the comparison of LST values retrieved from different infrared sensors in AROME-France model. First results show encouraging agreement between both LSTs. A comparison during Autumn period for clear sky conditions reveals an almost null bias and a standard deviation of about 1.6 K. More detailed comparisons were performed over contrasted seasons with a special attention to diurnal cycles for both sensors. A better agreement is noticed during nighttime. The last step of this inter-comparison was to study the simulation of SEVIRI and IASI brightness temperatures by using a fast radiative transfer model. Thus, several simulations have been run covering various dates from different seasons by daytime and nighttime using SEVIRI LSTs, IASI LSTs and AROME-France model LSTs. Simulated brightness temperatures were then compared to observations. As expected, the best simulations are the ones using the LST retrieved from the sensor for which simulations are performed. However, the LST retrieved from another sensor provides better simulations than the predicted LST from the model especially during nighttime. For IASI simulations, SEVIRI LSTs increase RMSE by 0.2 K to 0.9 K compared to IASI LSTs for nighttime case and by around 1.5 K for daytime.

Keywords: remote sensing; satellite observations; Land Surface Temperature retrieval; data assimilation; surface analysis; infrared; Numerical Weather Prediction

1. Introduction

The surface temperature is a key parameter in surface analysis. However, it is difficult to predict it with good precision over land due to its large diurnal variability and its dependence upon land cover and surface emissivity that have high spatial and temporal variability over land and might vary even over similar land covers. Most surface schemes in NWP use analyzed surface temperature based on 2-m air temperature observations [1,2]. However, over continents, the Land Surface Temperatures (LSTs) and Land Surface Emissivities (LSEs) have higher spatial and temporal variabilities compared to 2-m air temperatures.

Moreover, an accurate description of surface properties (skin temperature and surface emissivity) is necessary to assimilate satellite observations sensitive to the surface, both in the thermal infrared ($\sim 3\text{ }\mu\text{m}$ – $14\text{ }\mu\text{m}$) and in the microwave ($\sim 0.16\text{ cm}$ – 1.3 cm) spectra. The description of surface temperature faces several challenges over land, because of its high variability in space and time and the difficulties in estimating surface emissivities.

New approaches have been developed in order to retrieve LSTs based on remotely sensed observations [3]. These approaches use window channels, which are particularly sensitive to surface radiation, and are less impacted by the atmosphere. These retrieved LSTs enable NWP models to assimilate more satellite channels sensitive to the surface and the lower atmosphere, through a better observation simulation. Previous studies have shown the benefits of retrieved LSTs in assimilating more satellite channels compared to the use of model LST which is analyzed from the 2-m air temperature [4].

Despite the fact that the assimilation of the retrieved surface temperature has shown benefits over oceans [5], it has to face a number of challenges when considering surface sensitive channels over land. For these window channels, the surface emissivity and skin temperature uncertainties have significant impact. However, new methods were brought to NWP models in order to take into account the variations in land surface temperature and emissivity which makes the assimilation of surface sensitive channels possible over land [6]. First results showed improvements in low-level temperature and mid-tropospheric water vapor.

Recent studies have considered assimilating satellite derived LSTs over land. In fact, assimilating geostationary satellites derived LSTs in a land surface model with nighttime observations [7] have shown encouraging results at global scale both for the surface scheme and the atmospheric forecasts. Moreover, the assimilation of polar-orbiting satellite retrieved LSTs, when satellite data are available near the peak of diurnal LST, considerably improved the estimation of the fields of energy balance components and surface control on evaporation [8].

For microwave sensors, the radiative transfer equation is inverted using the model surface temperature to retrieve the LSE [9]. For infrared sensors, such as SEVIRI [10] and IASI [11], the observed brightness temperatures in window channels are used together with an emissivity atlas in order to retrieve LSTs, by solving the inverse problem of the radiative transfer equation. In fact, different methods exist for the LST retrieval [12]. It is possible to retrieve the surface temperature with or also without a known emissivity. In case of unknown emissivity, different algorithms allow the retrieval of the emissivity and the land surface temperature such as the TES (temperature and emissivity separation) method [13], the artificial neural network [14], the two-temperature method [15] or the Day and Night method [16]. In case of a known surface emissivity, different methods exist such as the split-window algorithm [17] or methods based on multi-angular, multi-channel [18] or mono-channel approaches [19]. At Météo-France, the adopted method for operational LST retrieval is the mono-channel with known emissivity [20,21].

The current study consists in a preliminary step in order to assimilate LST in the surface analysis of Météo-France NWP models. As explained above, the current surface data assimilation in Météo-France NWP systems uses an Optimal Interpolation with 2-m air temperature and relative humidity observations which provide indirect information on land surface temperature. The objectives in near future at Météo-France are to also assimilate LSTs retrieved from infrared sounders in the surface analysis. Moreover, in the atmospheric analysis, LSTs are retrieved from infrared sounders for the assimilation of their brightness temperatures, but with no feed-back to the surface analysis. Our goal is thus to prepare the assimilation of these retrieved LST in the surface data assimilation scheme. Here, we focus on SEVIRI, IASI and model LSTs in order to study the agreement between them, evaluate their impact on the radiative transfer simulation and their potential relevance for their use in the surface analysis.

The retrieved LSTs from SEVIRI are first assessed with local observations and with the AROME-France model forecast. The agreement between LSTs retrieved from two spaceborne sensors

(SEVIRI, IASI) and with the AROME-France model over land is then examined. Finally the impact of using LSTs retrieved from one sensor on the observation simulation of the second instrument is evaluated to assess the possible synergy between infrared sensors to define a common LST.

In Section 2, we introduce the AROME-France operational model and the retrieval method. Section 3 evaluates the agreement between SEVIRI LSTs and local LSTs observed at two instrumented sites, compared to model LSTs. Section 4 summarizes the results of the comparison between SEVIRI LST and IASI LST, over different 2-month periods chosen during the four seasons. Section 5 presents the results of radiance simulation with the radiative transfer model RTTOV, for IASI and SEVIRI sensors while using three different values of LST: two retrieved from both sensors and one predicted by the surface model. Finally, conclusions and future work are discussed in Section 6.

2. LST Retrieval in AROME-France

2.1. AROME-France Model

AROME-France (Applications de la Recherche à l'Opérationnel à Mésos-Echelle) is the meso-scale non hydrostatic model of Météo-France, operational since December 2008 [22]. AROME-France merges a part of the physical package of Meso-NH research model [23] with the non-hydrostatic version of the ALADIN model dynamics [24]. Table 1 summarizes the main characteristics of the operational version since 2015.

Table 1. The AROME-France model characteristics.

Parameter	Value
Horizontal resolution	1.3 km
Vertical levels (Hybrid coordinates)	90 (from 5 m above the surface to 10 hPa)
Time-step	50 s
Number of points	1429 × 1525
Surface scheme	SURFEX-ISBA
Surface Initialization	2D OI + 1D OI with 2-m air temperature and relative humidity
Upper air Initialization	3D-Var
Assimilation cycle for atmosphere	1 h
Assimilation cycle for surface	3 h

The domain of AROME-France operational model extends from -12.45°E to 16.67°E and from 37.26°N to 55.69°N with 1.3 km of horizontal resolution as shown in Figure 1 representing the 2-m air temperature field on the 31 October 2017, 23 UTC.

For the surface component, AROME-France is coupled to SURFEX (SURFace EXternalized) model which is a surface modelling platform. SURFEX divides the surface into four tiles: Nature, Town, Lake and Sea [25]. Over the nature tile, fields of soil temperatures and water contents (surface and deep layers, liquid and solid parts for water) are prognostic variables. These fields are analyzed with a 1D Optimal Interpolation (OI). The screen level parameters (2-m air temperature and relative humidity) are analyzed using a 2D Optimal Interpolation with model fields. Then the increments of the 2-m air temperature and the relative humidity are used as pseudo-observations in the soil analysis.

AROME-France model is initialized for its atmospheric component with a 3D-Var with 1-h cycles assimilation system [26] derived from the Météo-France global ARPEGE variational assimilation system and adapted to its high resolution. Different types of observations are assimilated such as in-situ observations over land and sea, GNSS Zenithal Total Delays and weather radars which improve the initial state of the model for wind and humidity in the precipitating systems. Satellite observations are also assimilated and among them IASI (44 assimilated channels over sea and 8 assimilated channels over land) [27] and SEVIRI (6 assimilated channels over sea and 5 assimilated channels over land) observations.

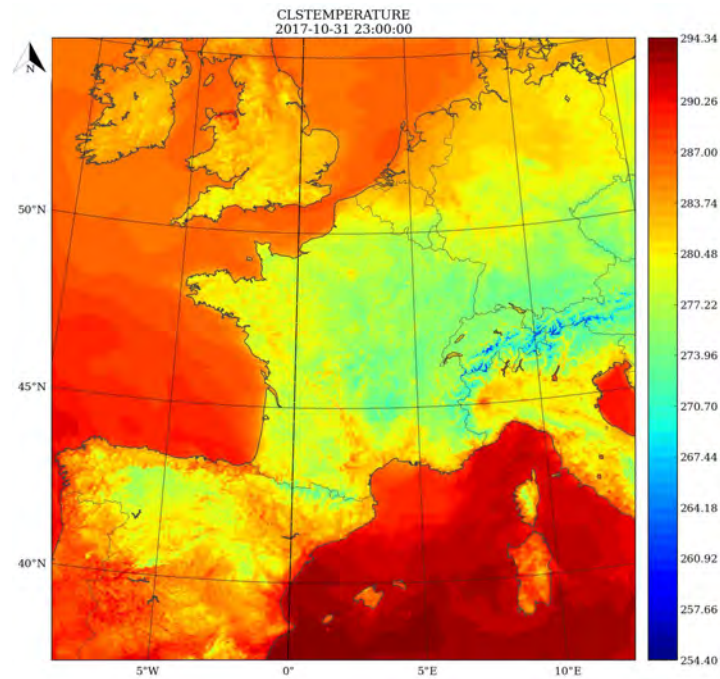


Figure 1. AROME-France domain (2-m air temperature (K) for 31 October 2017, 23 UTC).

2.2. Satellite Data

The Infrared Atmospheric Sounding Interferometer (IASI) [11] is a hyperspectral infrared sounder on board Metop-A, Metop-B and Metop-C (launched on 7 November 2018) satellites on a low polar Earth orbit. IASI sounds the atmosphere with a vertical resolution of 1 km and an accuracy of 1 K for temperature and provides information on temperature and humidity profiles. As an infrared sensor, IASI is also sensitive to clouds and to the surface. In addition, IASI detects with accuracy the atmospheric composition of different chemical components such as stratospheric ozone.

IASI observes the Earth in 8461 channels every 0.25 cm^{-1} . The IASI field of view consists of a 2×2 matrix of four circular pixels of 12 km diameter at nadir. The IASI swath width is 2200 km.

The Spinning Enhanced Visible and Infrared Imager (SEVIRI) [10] is on board MSG satellites on a geostationary orbit at about 36,000 km above equator. It observes the Earth with 12 channels from visible to infrared, among which 8 thermal infrared channels. Table 2 presents the main characteristics of IASI and SEVIRI sensors.

Table 2. IASI and SEVIRI main characteristics.

	IASI	SEVIRI
Spatial resolution at nadir (km)	12	3
Viewing angle (°)	± 48.33	± 5.5
Temporal resolution	12 h at mid-latitudes	15 min
TIR bands (μm)	3.6–15.5	3.9–13.4
Surface sensitive channels	790 to 980 cm^{-1} and 1080 to 1150 cm^{-1}	8.7 μm , 10.8 μm , 12.0 μm
Bandwidth (μm)	$5.67 \cdot 10^{-3}$ (0.5 cm^{-1})	2 for 10.8 μm and 12.0 μm ; 1.8 for 8.7 μm

2.3. LST Retrieval

Thermal exchanges at the Earth's surface maintain the radiative energy balance between the Earth and the atmosphere. Equation (1) describes the surface-atmosphere radiative interactions [21]:

$$R_\nu(\theta) = \varepsilon_\nu(\theta)L_\nu(T_s)\Gamma_\nu(\theta) + L_\nu^\uparrow(\theta) + (1 - \varepsilon_\nu(\theta))\Gamma_\nu(\theta)L_\nu^\downarrow(\theta) \quad (1)$$

where $R_\nu(\theta)$ is the observed radiance, ε_ν is the land surface emissivity, θ is the incidence angle, L_ν is the Planck function, T_s is the land surface temperature, Γ_ν is the atmospheric transmittance, $L_\nu^\uparrow$ and $L_\nu^\downarrow$ are respectively the up-welling and the down-welling radiances for the channel ν .

AROME-France uses the RTTOV radiative transfer model [28]. It was initially developed by ECMWF (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts) in the 1990's in order to enable the direct assimilation of satellite radiances. In 1998, the EUMETSAT-funded NWP SAF (Numerical Weather Prediction Satellite Application Facility) took in charge the development of RTTOV with contributions from ECMWF, Météo-France, Met Office and DWD. Nowadays, RTTOV can simulate around 90 sensors in infrared, micro-wave and visible bandwidths onboard around 50 satellites. RTTOV allows, besides the forward model, the perturbation of input variables such as surface type and skin temperature and the computation of the Jacobian matrix.

For the LST retrieval, we are faced to the inverse problem, knowing the observed radiance and in our case the surface emissivity, defined by an emissivity atlas. The Equation (1) becomes then [20]:

$$T_s = L_\nu \left[\frac{R_\nu(\theta) - L_\nu^\uparrow(\theta) - \Gamma_\nu(\theta)(1 - \varepsilon_\nu(\theta))L_\nu^\downarrow(\theta)}{\Gamma_\nu(\theta)\varepsilon_\nu(\theta)} \right]^{-1} \quad (2)$$

The method used for operational LST retrievals at Météo-France is the mono-channel with known emissivity method [20,21]. This method uses a single selected window channel in order to retrieve LST and needs some a priori information such as the atmospheric transmittance and the surface emissivity. This latter can be considered from emissivity atlases. In fact, different emissivity atlases are used for different sensors. During this study, we have used the operational version of AROME-France that runs the RTTOV v11 for the retrievals. For IASI LST retrieval, the emissivity is defined with the infrared atlas of the University of Wisconsin which is a global monthly infrared land surface emissivity database [29] with high spectral resolution from 3.6 μm to 14.3 μm and a spatial resolution of 0.05°. This database was produced using principal component analysis regression of high spectral resolution laboratory measurements of selected materials from MODIS/UCSB (University of California, Santa Barbara) and ASTER emissivity libraries and CIMSS (Cooperative Institute of Meteorological Satellite Studies) Baseline Fit global infrared land surface emissivity database [30]. At Météo-France, the Wisconsin University infrared surface emissivity atlas has been calculated based on UW atlas version of 2007 with a spatial resolution of 0.1° due to operational constraints. The inversion uses the window channel number 1194 at 10.6 μm (wave number of 943.25 cm^{-1}). This channel was selected among other IASI window channels for the operational retrievals in AROME-France model [4]. Regarding the retrieval of SEVIRI LST, it uses the mono channel method with known emissivity coming from the Satellite Application Facility on Land Surface Analysis (LSA-SAF) data [31]. In fact, we use the LSA-SAF LSEs in order to produce monthly mean values of emissivity at a spacial resolution of 0.1°. These mean values are used further for the operational retrievals of SEVIRI LSTs. The current version of monthly mean emissivities used for the operational retrievals of SEVIRI LSTs has been calculated based on 2017 LSA-SAF LSEs. The channel used for the LST retrieval is the window channel at 10.8 μm . This channel was selected for operational retrievals based on a previous study [21].

Since infrared observed radiances can be contaminated by clouds, the retrievals are considered only in clear sky conditions. For IASI observations, the cloud cover information is produced by the Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) instrument which corresponds to the percentage of cloudy AVHRR pixels inside the IASI FOV (Field of View). AVHRR is on board NOAA and Metop satellites and has a high spatial resolution of 1 km at nadir. For SEVIRI observations,

the cloud cover information is based on a cloud detection algorithm that uses the top of cloud pressure information [32] and the RTTOV model in order to simulate the observed radiances under different cloud cover conditions. The surface temperature retrieval is also sensitive to the atmospheric transmittance as shown in Equation (2). In fact, the retrievals are only performed when atmospheric transmittance is above 0.5. This value was set as transmittance threshold for operational retrievals in AROME-France model [33].

3. Comparison to Local Data

The aim of this section is to evaluate SEVIRI LSTs agreement with in-situ observations. Therefore, we compared the SEVIRI retrieved LSTs and the forecasted LSTs from the model to local data in France and Portugal. Two sites located in the AROME-France domain where observed surface temperature is available at an hourly temporal frequency were chosen for this study: Toulouse station in France and Evora station in Portugal. SEVIRI observes the Earth with a 15 min temporal resolution but the comparison is limited to clear sky SEVIRI observations taken on sharp hours only. Four periods of two months each were considered for the comparisons: spring (April & May 2018), summer (July & August 2018), autumn (October & November 2018) and winter (January & February 2018).

3.1. Local Data Acquisition

The first comparison uses data from Toulouse station (1.37E; 43.57N) which is located in the Occitany region, south-west of France. This region has a warm and relatively dry summer and a mild and wet winter. The station is a part of Meteopole-Flux project [34] which aims to build a long-term survey of different variables such as the surface energy balance in a grassland zone in the suburb areas of Toulouse. The station is equipped among others with a KT15.85D infrared radiation radiometer. The spectral band of this instrument ranges from 9.6 μm to 11.5 μm .

The second comparison uses Evora station data. Evora station is one of four KIT (Karlsruhe Institute of Technology) LST validation stations of the LSA-SAF which are located in wide homogeneous areas and equipped with the KT-15.85 IIP infrared radiometer with a spectral band from 9.6 μm to 11.5 μm [35,36]. Evora LST validation station is located at about 12 km south-west of Evora city in Portugal (8.0034W; 38.5403N). The main vegetation type is grassland and evergreen oak trees. The climate is characterized by a dry and warm summer, and a wet and cold winter season.

For both stations, the local LSTs measured with the KT15 infrared radiometers were compared with the mean SEVIRI LSTs and the mean model LSTs within a radius of 4.5 km.

3.2. Results of Comparison

This section presents the results of comparing SEVIRI LSTs with local LSTs for Toulouse and Evora stations during spring, summer, fall and winter periods. The comparison includes the diurnal cycles and also the statistics of differences in terms of mean difference and standard deviation. The comparison includes also the LST forecast by the AROME-France/SURFEX model.

While LST validation Evora station is situated in a homogeneous area in terms of soil cover, the Toulouse station is situated in an urban area at the west side of Toulouse between the town and the lake of La Ramée. Since different soil covers have different radiative properties, we decided to compare the soil occupation observed by the station pyrometer and the SEVIRI pixels. For Toulouse station, on one side, the radiometer is observing a small homogeneous field of grass inside the Toulouse Météopole, and on the other side, SEVIRI pixels cover different large areas including various proportions of town and nature soil occupation. Worth to note that some of the nearest pixels of SEVIRI to the observation station cover the urban area of southern part of Toulouse (Figure 2a) which presents different soil covers than the area observed by the radiometer. For Evora station, the nearest SEVIRI pixels to the station observe similar soil cover as the radiometer (Figure 2b).

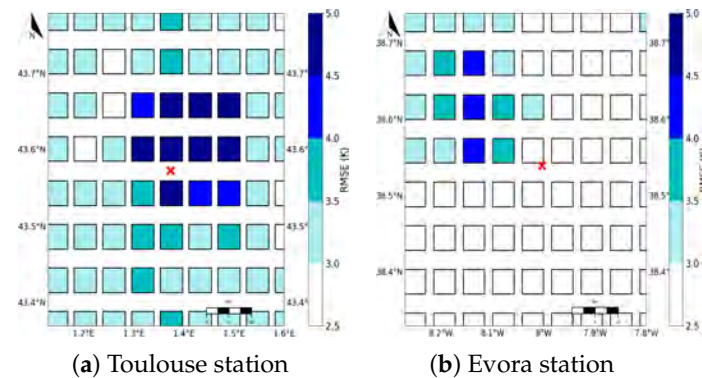


Figure 2. SEVIRI pixel statistics compared to local observations in terms of RMSE for summer period for Toulouse station (a) and Evora station (b) of the difference between SEVIRI LSTs and the local LSTs. The cross designates the Toulouse Météopole and Evora observation stations.

Figure 2b shows higher values of RMSE in north-west of Evora station. This area is characterized by a different soil occupation with forested area which induces different emissivities.

During the summer period (July & August 2018), we found a good agreement between local mean LST from Toulouse station and SEVIRI mean LST. However, model LST overestimates the measured LST. This behavior is noticed during daytime and nighttime as shown in Figure 3(a1). Since Toulouse station is in the suburbs of Toulouse city, it's worth to mention that AROME-France model includes the Town Energy Balance (TEB) module that takes into account the impact of urban areas on the surface parameters, which might explain the overestimated temperatures by the model. Moreover, the heating effect of the urban areas that might be observed by SEVIRI can contribute to the positive bias of SEVIRI LSTs during daytime as shown in Figure 3(a2). The heating effect can be noticed during nighttime also since urban areas continue to free the heat stored during daytime. An opposite effect is observed for Evora station, which is situated in an area where crops are dominating, but with forested area nearby. In fact, the trees have higher emissivities and have a cooling effect on the LSTs. Figure 3(b1) shows that SEVIRI brings useful information in order to better represent the local LST diurnal variability of Evora station, with a better description of maximum temperature and daytime values. The blue line describes the number of available SEVIRI LST data for every time period.

For Toulouse station, the bias between SEVIRI LSTs and observation is reduced during daytime compared to the bias between model LST and local observation by around 3 K (Figure 3(a2)). The mean difference between model LSTs and observed one exceeds 7 K during daytime (09UTC–13UTC) and remains over 3 K during all the day. In terms of standard deviation, SEVIRI LSTs present in most cases an amplitude of standard deviation varying between 1.5 K and 2.5 K but can exceed 3.5 K in early afternoon. For the comparison between model LSTs and local LSTs, the standard deviation of differences varies in most cases between 1.5 K and 2.5 K with higher amplitudes during early afternoon.

For Evora station, Figure 3(b2) shows that the bias is reduced in most cases with respect to model LST especially during daytime when it can be reduced by up to 4 K. The standard deviation of SEVIRI LSTs with local LSTs difference is also reduced with respect to model LSTs in most cases by up to 0.9 K especially during nighttime.

In Figure 4(a1), the comparison of SEVIRI LSTs with local LSTs from Toulouse station during winter period (January & February 2018) shows a better agreement during daytime than during nighttime. A good agreement is also noticed between local LSTs from Evora station and SEVIRI LSTs which reproduce well its diurnal variability (Figure 4(b1)). In most cases, SEVIRI LST underestimates LST compared to the observation station one. Worth to be mentioned that the SEVIRI observations at 04 UTC were not taken into account in the short cut-off of AROME-France assimilation before July 2018, that is why data from this time period are missing in the winter and spring periods.

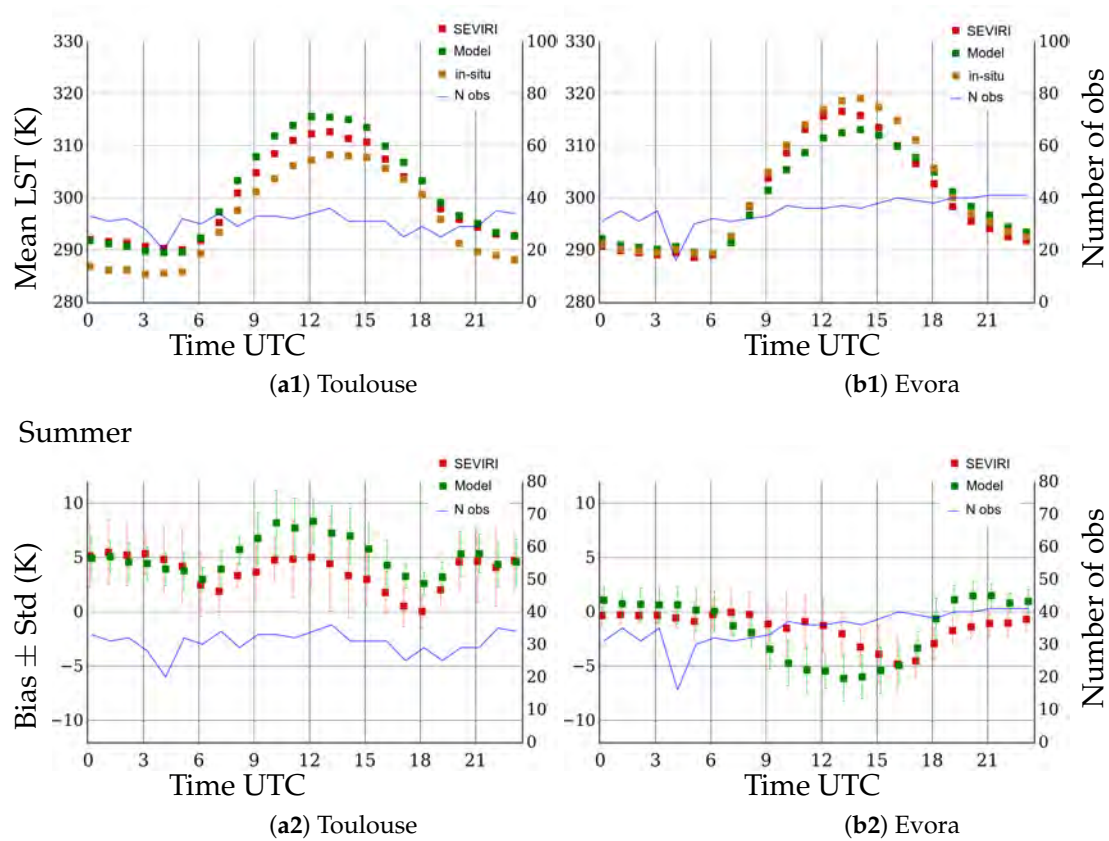


Figure 3. Diurnal variability of surface mean temperature (K) from SEVIRI (red), model 1 h forecast (green) and local observation (brown) during summer period (July & August 2018) for Toulouse station (a1) and Evora station (b1) and statistics of differences of SEVIRI LSTs (red) and Model LSTs (green) minus observation for Toulouse station (a2) and Evora station (b2): the markers describe the bias while the bars describe the associated standard deviation. The blue line shows the number of SEVIRI/model LST used data.

Figure 4(a2) shows statistics of difference between SEVIRI LSTs and local LSTs from Toulouse station. During daytime, we find a bias of less than ± 2 K with respect to local LSTs in most cases, and a standard deviation from 1.6 K to 4 K. During nighttime, SEVIRI LSTs display larger differences compared to local LST with a bias that can reach -2.5 K. The standard deviation increases also compared to daytime with up to 2 K. The SEVIRI LSTs underestimate the observed LSTs during nighttime in most cases. Contrary to summer period when SEVIRI LSTs presented higher positive bias during daytime and also nighttime, the urban areas have smaller impact on LSTs during winter period. In fact, due to lower illumination conditions, the nearby urban areas contribute much less in heating the surface. Moreover, due to higher cloudiness, possible undetected clouds inside SEVIRI pixels might contribute in the observed negative bias. In Figure 4(b2), the comparison with local LSTs from Evora station presents a bias with an amplitude of less than 2 K and a standard deviation of less than 2.5 K in most cases. Compared to model LSTs, SEVIRI LSTs have, when compared to local LSTs, a smaller bias during daytime and a larger bias during nighttime in most cases.

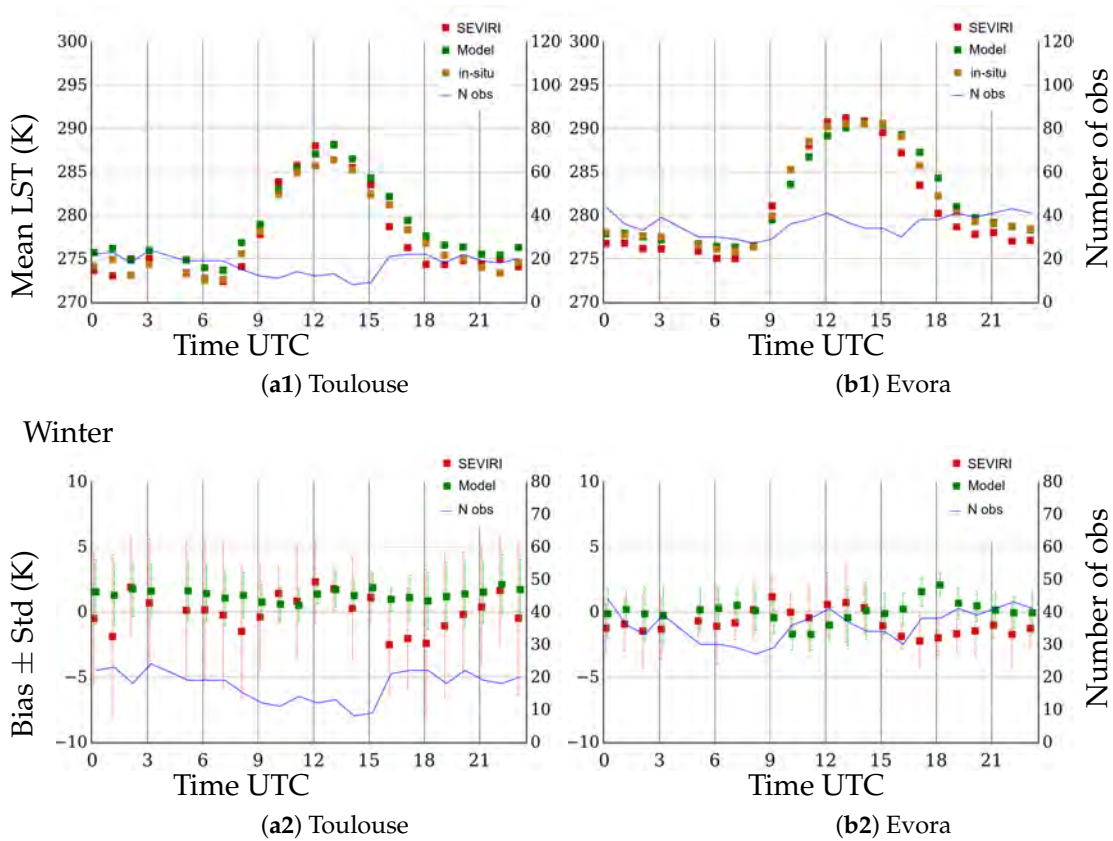


Figure 4. Diurnal variability of surface mean temperature (K) from SEVIRI (Red), model 1 h forecast (Green) and local observation (Brown) during winter period (January & February 2018) for Toulouse station (a1) and Evora station (b1) and statistics of differences of SEVIRI LSTs (Red) and Model LSTs (Green) minus observation for Toulouse station (a2) and Evora station (b2): the markers describe the bias while the bars describe the associated standard deviation. The blue line shows the number of SEVIRI/model LST used data.

For Evora station, the number of available clear sky pixels is doubled compared to Toulouse station. It is likely that the higher cloudiness for the latter station explains the higher standard deviation values due to the presence of some undetected clouds. Moreover, depending on which near pixels are clear, the contribution of landscape might be different. In fact, the Toulouse station surrounding landscape is not as homogeneous as for Evora, but is a mixing of urban areas, lake surface and vegetation. Therefore, the contribution of the different landscapes for every SEVIRI pixel is mixed and differs from one pixel to another.

On other side, we find larger bias amplitudes during the summer period than during the winter period, especially during daytime. For Evora station, SEVIRI LSTs have larger negative bias amplitudes during day time. One possible reason is the shadow/sunlit impact [37]. In fact, the satellite observes the shadow zones covered by the isolated groups of trees in the station area, that are not fully taken into account by the radiometer, which is on a height of only few meters. The shadow/sunlit impact is smaller during daytime in winter period, due to less solar illumination conditions and also lower density of tree leaves, which is in agreement with Figure 4(b2). During nighttime, the underestimation of observed LSTs might be explained by the higher LSEs used for SEVIRI LSTs retrieval during Winter period. In fact, the comparison of Winter and Summer averaged LSEs for Evora area showed higher values during Winter period (not shown).

Table 3 summarizes the statistics of differences of SEVIRI LSTs with local LSTs (SEVIRI LST-Local LST) over the four studied periods for both Toulouse and Evora stations.

Table 3. Statistics of SEVIRI LSTs and model LSTs (in brackets) differences compared to local LSTs in Toulouse and Evora station during spring, summer, autumn and winter periods.

	Averaged Bias		Averaged Standard Deviation	
	Toulouse	Evora	Toulouse	Evora
Winter (January & February 2018)	−0.23 (1.32)	−0.89 (0.00)	4.94 (2.06)	2.19 (1.74)
Spring (April & May 2018)	2.54 (4.34)	−1.46 (−0.17)	3.72 (2.84)	2.78 (1.62)
Summer (July & August 2018)	3.77 (5.23)	−1.57 (−1.69)	3.21 (2.58)	2.26 (3.25)
Autumn (October & November 2018)	1.07 (1.99)	−0.74 (0.12)	3.94 (2.03)	3.39 (2.26)

Table 3 shows statistics of differences to local observation with SEVIRI LSTs and with model LSTs. During summer period, the bias is reduced by 1.46 K for Toulouse and slightly reduced by 0.12 K for Evora. The standard deviation is slightly increased by 0.63 K for Toulouse but reduced by 1 K for Evora.

During winter period, the bias amplitude between SEVIRI LSTs and local observation decreases by 1.09 K for Toulouse station and increases by 0.89 K for Evora compared to model LSTs. In terms of standard deviation, a higher value is found with SEVIRI LSTs than with model LSTs by 2.88 K for Toulouse station and for Evora by 0.45 K. Worth to mention that the comparison of monthly mean bias for model LSTs compared to local LSTs in Toulouse shows a smaller amplitude of bias during winter period [38].

During Spring and Autumn, we find a reduced bias with SEVIRI LSTs compared to local observation with respect to model LSTs for Toulouse station (by 1.8 K for Spring and 0.92 K for Autumn). However, the bias is increased for Evora station (by 1.29 K for Spring and 0.62 K for Autumn). In the other hand, the standard deviation is increased for both stations.

We evaluated in this first section SEVIRI LSTs compared to local remote sensed LSTs for two observation stations in Toulouse and Evora during four periods from different seasons. The results show a good global agreement especially during summer. SEVIRI LSTs show also better agreement with local LSTs than the model in most cases during daytime. The question then is, what agreement SEVIRI LSTs have with respect to other infrared-sensor LSTs, such as IASI. We discuss this question in the following section.

4. Inter-Comparison of Retrieved LST

In this section, we evaluate how the retrieved LST from various sensors do agree between each other. In AROME-France, LST is retrieved from SEVIRI and IASI sensors before radiance assimilation. This section aims then to quantify the differences between SEVIRI and IASI LSTs in the infrared bands.

The inter-comparisons are restricted to IASI LSTs and SEVIRI LSTs in clear sky conditions.

4.1. Spatial and Temporal Colocalization

To compare SEVIRI and IASI LSTs, we used the retrievals produced hourly over the AROME-France domain. We considered the SEVIRI observations taken on sharp hours. The IASI observations are taken within an elapse period of less than 30 min from SEVIRI observations. In terms of spatial colocalization, SEVIRI LST is a mean value of the clear pixels available within 4.5 km from the IASI center of pixel, so SEVIRI pixels not fully included in IASI pixels are excluded from comparison. We decided not to take into account the SEVIRI pixels size variability since its impact was small on the comparison. In fact, the size of SEVIRI pixels slightly changes over the AROME-France domain [39]: The E-W component of the SEVIRI pixel ground resolution does not vary over the AROME-France domain while the N-S component varies from 5 km to 6 km in most cases, reaching 8 km in the north-eastern part of the domain. On the other hand, an orography threshold of 400 m has been applied for SEVIRI and IASI data, rejecting observations in mountainous areas.

4.2. Results of Comparison with IASI

SEVIRI and IASI instruments observe the AROME-France domain with different viewing angles. Knowing the dependence of vegetation and topography impact with respect to the viewing angle in LST estimation by daytime for different sensors [40], we decided to evaluate the differences between IASI LST and SEVIRI LST separately for nighttime and for daytime when the viewing angle has more impact [41]. As an example, the correlation between the scan position of IASI instrument and the difference between the two sensor's LSTs is around zero during nighttime for all seasons, however, it rises during daytime to around 0.3 for summer period and 0.4 for winter period.

Figure 5 shows a 2D histogram of IASI and SEVIRI LSTs for October and November 2018 which highlights a strong positive correlation (Pearson correlation coefficient = 0.98). SEVIRI LSTs are warmer for maxima and colder for minima which gives a higher amplitude for diurnal cycle than for IASI as explained later.

A better agreement between SEVIRI and IASI LSTs is also found for colder temperatures which correspond to nighttime temperatures (Figure 5).

Figure 6 shows a global agreement between the diurnal cycles of SEVIRI and IASI LSTs, especially during nighttime when differences in mean LST remain less than 1 K. SEVIRI LST mean values are calculated taking into account the spatial and temporal co-localization with IASI data. The polar orbit of Metop satellites carrying the IASI sensor and their coverage from the northern colder part to the southern warmer part of the domain contributes to the increase of the LST mean values as noticed during nighttime hours for the winter diurnal cycle. This impact is not observed for the summer diurnal cycle because of the longer daytime. Note that the lack of data during daytime for summer period might be explained by the reduced transmittance due to the increase in water vapor content in the atmosphere which impacts the LST retrieval [42].

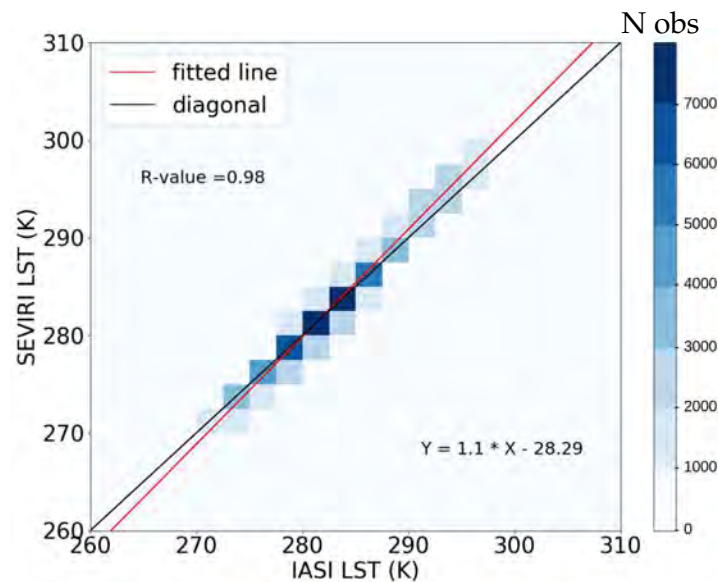


Figure 5. 2D histogram of IASI LSTs vs SEVIRI LSTs for October and November 2018 over the AROME-France domain (day and night data combined). The regression line is in red, the diagonal line is in black.

In order to evaluate the spatial variability of the differences, we plotted the root mean square errors and the correlation coefficients for each period between IASI and SEVIRI LSTs averaged on a $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ grid as shown respectively in Figures 7 and 8.

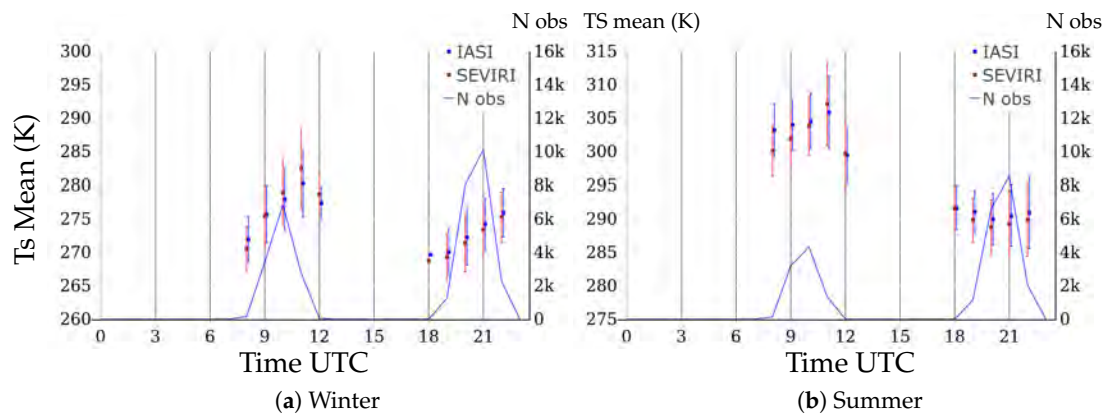


Figure 6. LST mean value from IASI (blue squares) and SEVIRI (red squares) LST for Winter 2018 period (a) and Summer 2018 period (b) as a function of AROME-France analysis time. The bars describe the associated standard deviations of the IASI/SEVIRI LSTs. The blue line shows the number of SEVIRI/model LST used data (as an example, for the winter period we used 2757 observations at 11UTC and 10126 observations at 21UTC).

Figures 7 and 8 show respectively the IASI LSTs and SEVIRI LSTs differences statistics in terms of RMSE and correlation coefficients during nighttime (a, c, e, g) and daytime (b, d, f, h) for the different periods. The nighttime comparisons show comparable statistics in terms of RMSE for the different seasons. The higher values of RMSE can be noticed mainly over the northern parts of the domain. This might be due to smaller mean differences over the southern part of the domain especially the Iberian peninsula (not shown). Moreover, The cross-correlation of IASI and SEVIRI LSTs described in Figure 8 shows a globally homogeneous correlation dispersion with correlation coefficients higher than 0.9 for Summer, Spring and Winter and higher than 0.95 in most cases for Autumn. On the other hand, we can notice high values of RMSE and also low correlation coefficients on some coastal boxes, which can result from the different sizes of IASI and SEVIRI pixels and then different contributions from sea surface in the sensors coastal pixels. The summer time comparisons use less data over the northern part of the domain during nighttime, due to the polar orbit of Metop satellites which covers that area twice during daytime at around 09–10 UTC and 19–20 UTC.

The daytime comparisons point out higher values of RMSE compared to nighttime. The highest values of RMSE are noticed for Summer and Autumn periods. These high RMSE values are mainly explained by higher mean differences during Summer period and higher standard deviation values during Autumn as shown in Table 4. Contrary to nighttime comparisons, the southern part of the domain, mainly the Iberian peninsula and north of Italy shows high RMSE values in addition to smaller correlation coefficients of less than 0.9. These higher differences between IASI LSTs and SEVIRI LSTs might be due to proximity from mountainous areas where shadow/sunlit effect can have more impact.

Table 4. Statistics (Mean and standard deviation) of IASI LST compared to SEVIRI LST (in K).

	Mean		Standard Deviation	
	Nighttime	Daytime	Nighttime	Daytime
Spring (April/May 2018)	1.05	0.77	0.91	1.67
Summer (July/August 2018)	0.96	1.20	0.89	1.68
Autumn (October/November 2018)	0.70	−1.04	0.92	1.93
Winter (January/February 2018)	0.83	−0.94	0.95	1.58

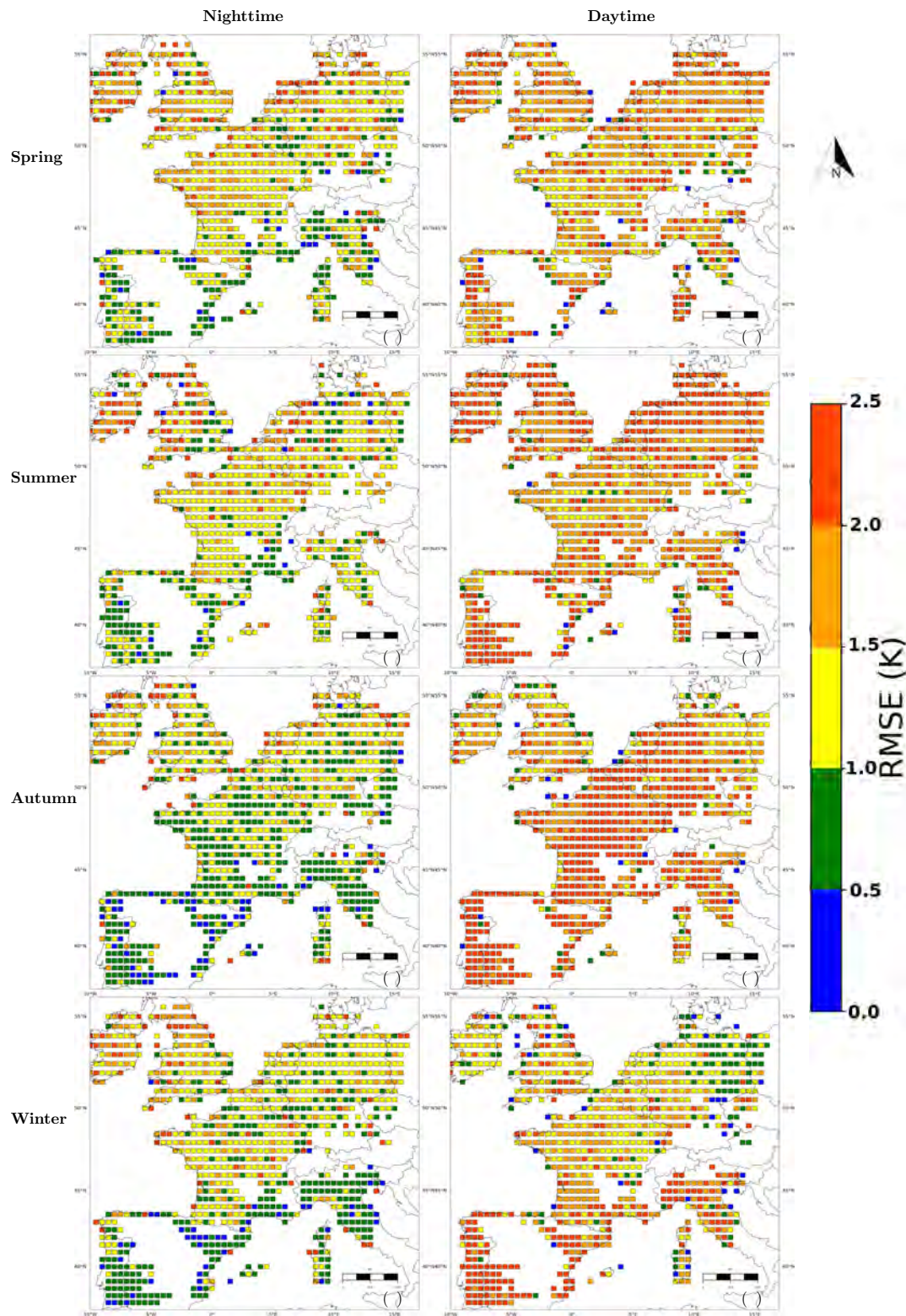


Figure 7. RMSE of difference between IASI and SEVIRI Land Surface Temperature (in K) averaged on a $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ resolution grid for: April/May 2018 by nighttime (a) and daytime (b); July/August 2018 by nighttime (c) and daytime (d); October/November 2018 by nighttime (e) and daytime (f); January/February 2018 by nighttime (g) and daytime (h). The lack of data in the Iberian peninsula and mountainous areas is mainly due to the orography threshold of 400 m.

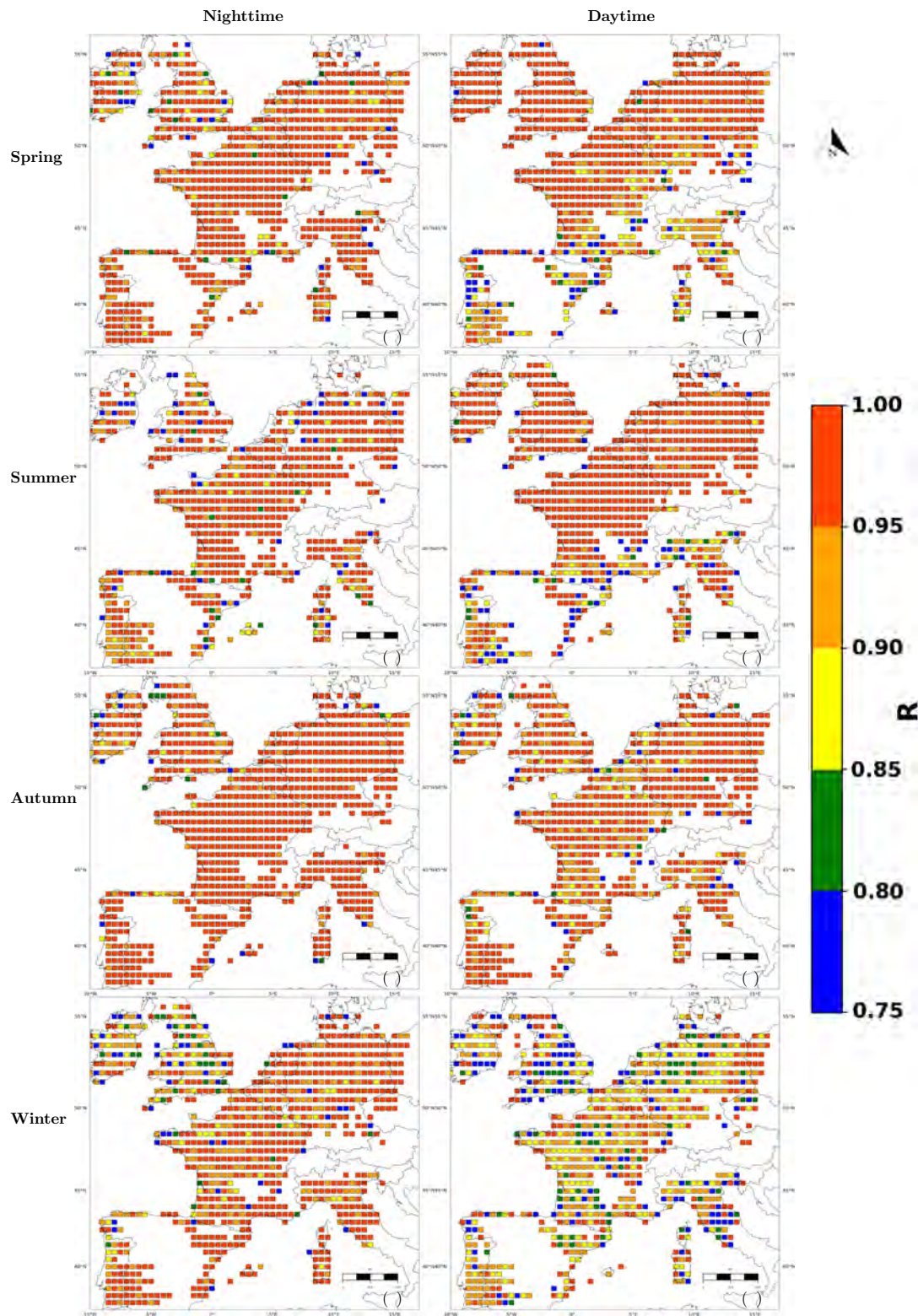


Figure 8. Correlation coefficients between IASI and SEVIRI Land Surface Temperature (in K) averaged on a $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ resolution grid for: April/May 2018 by nighttime (a) and daytime (b); July/August 2018 by nighttime (c) and daytime (d); October/November 2018 by nighttime (e) and daytime (f); January/February 2018 by nighttime (g) and daytime (h).

Table 4 summarizes the statistics of difference between IASI LSTs and SEVIRI LSTs averaged over the full domain during nighttime and daytime for Spring, Summer, Autumn and Winter comparison periods. Table 4 shows a better agreement between IASI LSTs and SEVIRI LSTs by nighttime than by daytime. In fact, the nighttime comparisons in different periods give smaller absolute values of mean difference in most cases (except for spring when bias is increased from 0.77 K during daytime to 1.05 K during nighttime). In the case of spring and summer periods, the mean difference remains positive during both nighttime and daytime. However, in autumn and winter periods, the bias is positive for nighttime comparisons and negative for daytime case. Comparing the absolute values of bias between nighttime and daytime, we find a difference of about 0.1 K in winter period (-0.94 K during daytime and 0.83 K during nighttime) and about 0.3 K in autumn period (-1.04 K during daytime and 0.70 K during nighttime).

Several effects might explain the difference in terms of bias between Spring and Summer periods compared to Autumn and Winter periods while it remains difficult to quantify their respective impact. On one hand, the comparison of surface emissivities used for IASI and SEVIRI LSTs retrieval shows a varying mean of difference according to the period (not shown). The higher differences were noticed in Summer and Spring periods with a negative mean difference (IASI LSEs–SEVIRI LSEs). This might add a positive bias to the LSTs comparison compared to Autumn and Winter periods. On the other hand, the difference in terms of solar illumination conditions and the impact of shadow/sunlit effect, due to the different viewing angles of IASI (on-board polar satellites) and SEVIRI (on-board geostationary satellite) might contribute also in the different behavior of mean differences. Furthermore, higher cloudiness in Autumn and Winter periods might also contribute to explain the negative mean differences. In fact, two different cloud detection algorithms are used for IASI and SEVIRI. While IASI pixels are larger than SEVIRI ones, the impact of undetected clouds can be higher on IASI LSTs than on SEVIRI LSTs leading to colder IASI LSTs. This effect can also occur during nighttime and is in agreement with nighttime statistics which show smaller mean difference values during Autumn and Winter periods.

In terms of standard deviation of differences, smaller values are obtained during nighttime than during daytime comparisons for all periods. The differences between daytime and nighttime standard deviation values remain less than 1 K in all periods of comparison. During nighttime, the standard deviation values remain very close between the different periods of comparison and varies within 0.06 K. During daytime, the standard deviations vary within 0.1 K for the different period except for Autumn period when it reaches 1.93 K.

Figure 9 shows a Taylor diagram of the statistics of differences between IASI LSTs and SEVIRI LSTs during daytime and nighttime for the four periods of comparisons. The Taylor diagram takes into account the correlation coefficient between both LSTs and the root mean square errors (represented by squares). The diagram also presents the statistics of differences of SEVIRI LSTs with model LSTs (represented by circles) and the statistics of differences of IASI LSTs with model LSTs (represented by triangles). We can then notice that, on one hand, we have less differences between SEVIRI LSTs and IASI LSTs than between each sensor LSTs and the colocalized model LSTs and on the other hand, the correlation is higher between both infrared LSTs than between infrared LSTs and model LSTs. Moreover, while comparing the model LSTs against the two sensors LSTs, we can notice smaller differences between the model LSTs and IASI LSTs than between the model LSTs and SEVIRI LSTs.

In addition, it could be beneficial to consider the differences against local LSTs for both sensors. As a perspective, the statistics of difference for both sensors LSTs against local LSTs could be compared to the statistics of the differences between both sensors and of each sensor against the model.

Figure 9 also shows that, during daytime for autumn and winter periods, IASI LSTs agree better with model LSTs than with SEVIRI LSTs. This can be related to a higher cloudiness and a lower transmittance which might reduce the number of clear sky SEVIRI pixels inside the IASI pixel and consequently reduce its representativity. The differences might be due also to the different atlases defining the LSEs used for the two sensors retrievals. In fact, the two atlases are calculated with different approaches. They define monthly mean values of LSEs for every spectral band, and then

might agree between each other in one month more than the other. As a perspective, it's worth to evaluate the impact of considering a unique infrared surface emissivity atlas for both sensors.

The inter-comparison of the two infrared sensors LSTs during four different periods shows a high correlation and a good agreement especially during nighttime. We noticed also that the two sensors's LSTs show better agreement between each other than with model LSTs. A second question then arises, what is the impact of the different LST in the simulation of IASI and SEVIRI brightness temperatures. We answer to this question in the following section.

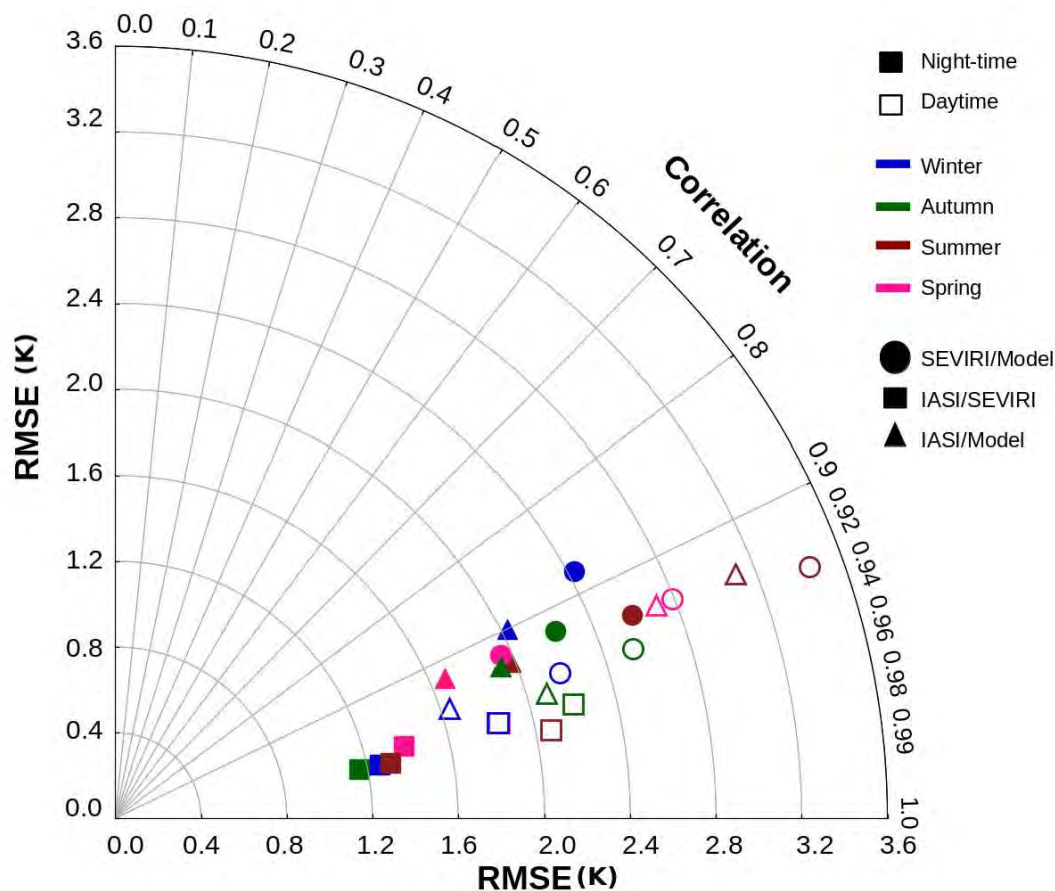


Figure 9. Statistics of differences between SEVIRI and IASI for both nighttime and daytime comparisons, during months in Winter (blue), Autumn (green), Summer (red) and Spring (pink). The squares represent the differences between IASI LSTs and SEVIRI LSTs, the circles represent the differences between SEVIRI LSTs and model LSTs while the triangles represent the differences between IASI LSTs and model LSTs.

5. Impact of LST in RTTOV Simulations

In this section, we evaluate the impact of using one sensor LST in order to simulate the brightness temperatures of the other. For this, we have run two series of simulations using the RTTOV model. The first simulates IASI brightness temperatures while the second simulates the SEVIRI ones.

5.1. Principle of the Experiment

In order to simulate brightness temperatures with RTTOV, a background information i.e., vertical atmospheric profiles of temperature and humidity and a surface temperature is needed. Therefore, more than 21,000 vertical profiles have been extracted over land (See Appendix A.1) from the AROME-France model representing different soil occupations and different areas of

the AROME-France model domain (around 9000 profiles for daytime conditions and more than 12,000 profiles for nighttime conditions). Worth to mention that RTTOV model includes a module to take into account the errors resulting from the angle difference between the viewing angle of the sensor and the vertical profile of the model. For the land surface temperature, we defined three different values: IASI LST, SEVIRI LST and the one forecasted by the model. Moreover, for every profile simulation, the same emissivity value as the one used for the LST operational retrieval has been also used for the three simulations. Finally, as in the previous section, we considered clear sky retrievals only with an orography threshold of 400 m.

The two series of simulations, were run over 32 days, 8 from each season (The days of 07th, 14th, 21st and 28th of January, February, April, May, July, August, October and November 2018). As an example, Figure 10 describes the cloud cover for the simulation of the October 14th 2018. Profiles have not been extracted for simulation in regions where clouds are present.

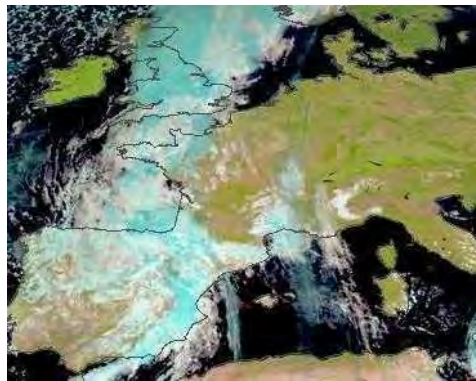


Figure 10. Cloud cover for the 14 October 2018 at 11 UTC, SEVIRI image.

5.2. IASI Simulations

The first series of RTTOV run simulates a set of 314 IASI channels monitored at Météo-France [43]. The simulated brightness temperatures were then compared to the observed ones. As IASI channels have different sensitivities to surface, they have been grouped into 10 families, in the temperature, surface, ozone, water vapor and solar sensitive wave-lengths (See Appendix A.2). In the following paragraph, we present the root mean square errors of the brightness temperatures observed by IASI minus the simulated ones using each of the three surface temperatures.

Figure 11a,b describe the statistics of observation departure (obs-simulations) according to the LST used as an input of RTTOV simulation during nighttime and during daytime.

Figure 11a shows different impacts of using each value of LST for nighttime simulations with higher impact on surface sensitive channels. The best simulations are obtained using IASI LST. SEVIRI LST slightly increases the RMSE compared to IASI LST but gives for all channels better simulations than model LST. As an example, the simulation of first set of surface sensitive channels (G3) gives a RMSE of 0.4 K using IASI LST, 1.32 K using SEVIRI LST and 1.98 K using model LST. The second set of surface sensitive channels (G5) gives a RMSE of 0.85 K using IASI LST, 1.24 K using SEVIRI LST and 2.24 K using model LST. The additional surface sensitive channels (G10) give higher RMSE of 2.26 K with IASI LST, 2.45 K with SEVIRI LST and 3.82 K with model LST. For solar channels (G9), SEVIRI LST increases the RMSE by 0.21 K compared to IASI LST while model LST increases the RMSE by 0.91 K. For the temperature, ozone and water vapor channels, the differences in terms of RMSE between using IASI LST and SEVIRI LST are of less than 0.08 K, while it can exceed 0.2 K between using IASI LST and model LST.

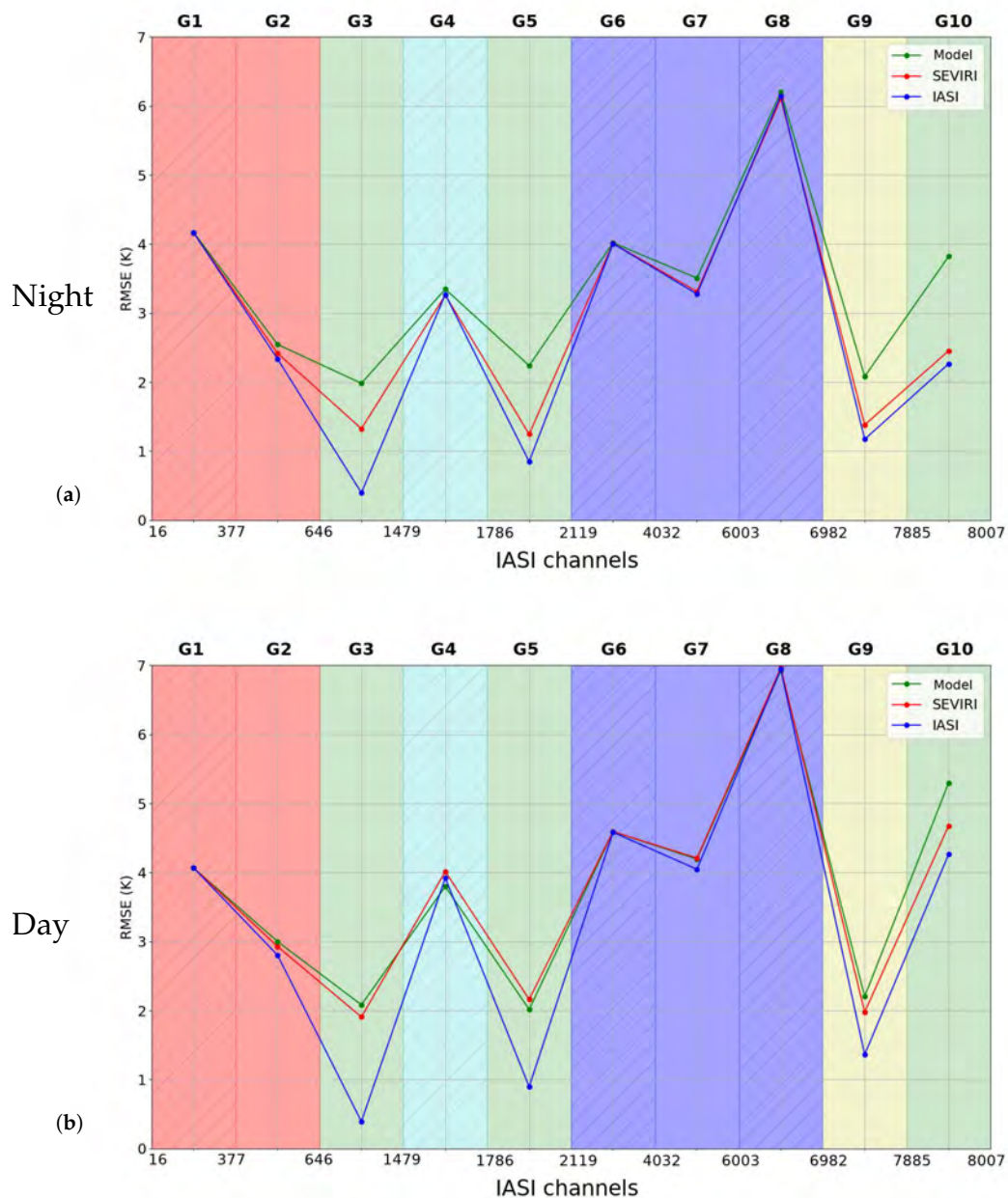


Figure 11. Nighttime (a) and daytime (b) root mean square errors related to simulations of IASI brightness temperatures using model LST (green line), SEVIRI LST (red line) and IASI LST (blue line) of surface (green), Temperature (orange), ozone (cyan), water vapour (blue) and solar (yellow) sensitive channels. Hatched areas of the figure correspond to channels that present very small sensitivity to LST.

Figure 11b shows the daytime simulations. As seen for the nighttime case, IASI LST allows the best simulations. However, we notice a larger degradation of SEVIRI LST which increases the RMSE compared to IASI LST more than for the nighttime simulation. Moreover, during daytime, SEVIRI LST gives simulations that are in most of cases better than model LST simulations but at the same time closer to model LST simulations than to IASI LST simulations. As an example, for surface sensitive channels (G3), IASI LST gives a brightness temperature RMSE of 0.39 K while SEVIRI LST gives a RMSE of 1.91 K and model LST a RMSE of 2.08 K. Finally, a slightly increased RMSE with SEVIRI LST than with model LST is noticed for ozone sensitive channels (RMSE increased by 0.22 K) and the

surface channels G5 (RMSE increased by 0.15 K). This was not the case for nighttime simulations when SEVIRI LST provides better simulations than model LST in all the cases.

Figure 11a,b show the averaged statistics over the four periods of study, but a further look into each season (not shown) has revealed a seasonal variability. In fact, during nighttime, the impact of the use of SEVIRI LST on the IASI brightness temperature simulation is smaller for summer and spring periods. Compared to model LST, SEVIRI LST always provides better simulations. However, during daytime, model LST provides better simulations for surface sensitive channels than SEVIRI LSTs during winter and autumn. This meets the results of sensors inter-comparison shown on Figure 9 where IASI LSTs present better agreement with model LSTs than with SEVIRI LSTs during daytime, for winter and autumn periods.

5.3. SEVIRI Simulations

The second series of RTTOV run simulated the SEVIRI brightness temperatures while using different values of LSTs and were then compared to SEVIRI observations.

Figure 12a shows the root mean square errors of SEVIRI simulated brightness temperatures with respect to the observations during nighttime with different LST values. SEVIRI LST gives the best simulation. IASI LST increases the RMSE compared to SEVIRI LST but gives better simulations than with model LST. As an example, for channel 6 (10.8 μm) used for the operational SEVIRI LST retrieval, SEVIRI LST gives a RMSE of 0.08 K while IASI LST gives a RMSE of 1.24 K and model LST a RMSE of 2.19 K.

For daytime simulations, Figure 12b shows higher impact of using different values of LST especially for surface sensitive channel 6 (10.8 μm) where the use of IASI LST increased the RMSE by 1.73 K and the use of model LST increased the LST by 2.23 K with respect to the use of SEVIRI LST.

In terms of seasonal variability, less differences were noticed for SEVIRI simulations compared to IASI simulations not shown. In fact, for both nighttime and daytime simulations, the use of IASI LST increased the RMSE compared to SEVIRI LST but gave smaller RMSE than the model for the four seasons. Finally, for daytime simulations, a higher impact of using IASI LST was noticed during winter and autumn seasons as seen for the IASI simulation case. The simulation of IASI and SEVIRI infrared sensor brightness temperatures with RTTOV model using different values of LSTs showed that the best simulations were obtained with the simulated sensor's retrieved LST, while the other sensor's retrieved LST increased slightly the RMSE but gave in most cases better simulations than model LST, especially during nighttime.

This section showed encouraging results of IASI and SEVIRI channels simulations. For every sensor simulation, we obtained better simulations while using the second sensor LSTs than with the model LSTs (in most cases for IASI and all cases for SEVIRI). This leads to think that considering an alternative LST that is based on both model LST and remotely sensed LST might improve the model equivalents of the observations and consequently the sensor channels assimilation.

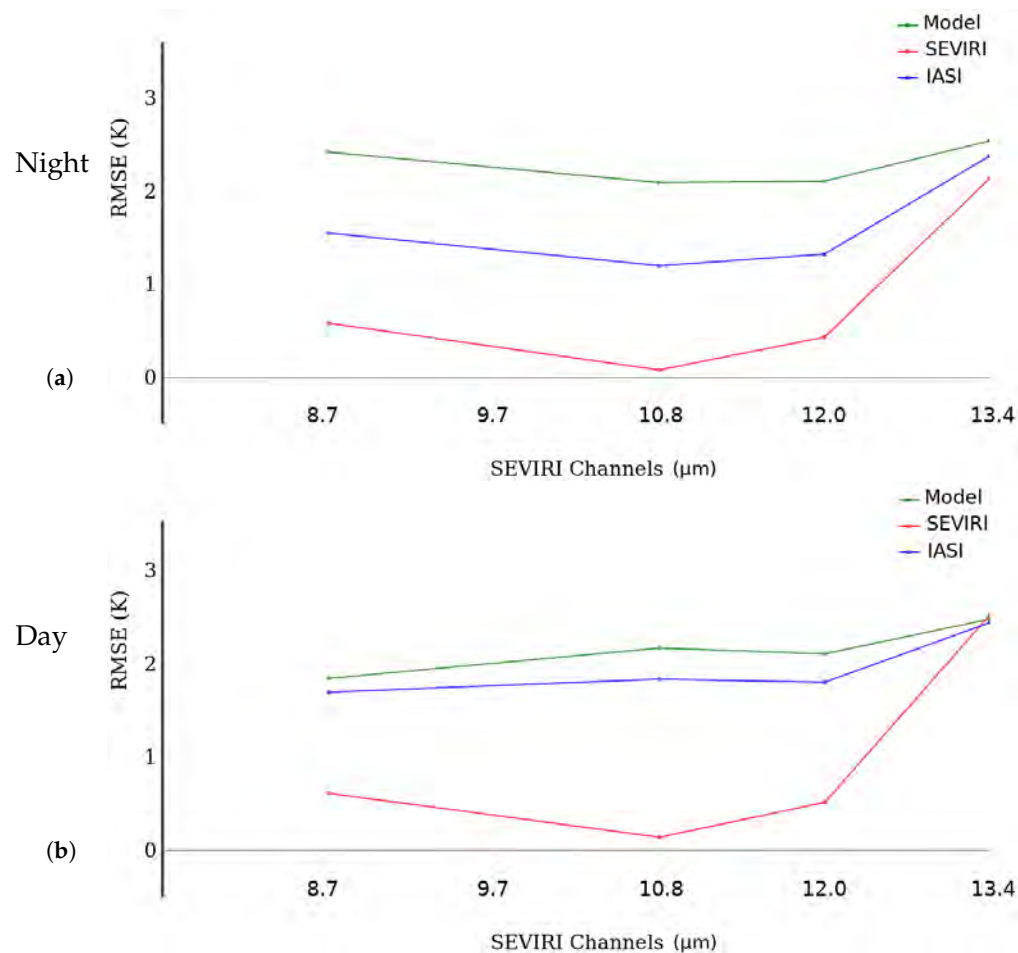


Figure 12. nighttime (a) and daytime (b) root mean square errors related to simulations of SEVIRI brightness temperatures using model LST (green line), SEVIRI LST (red line) and IASI LST (blue line).

6. Conclusions and Perspectives

The current study consists in a preliminary step in order to assimilate LST in the surface analysis of Météo-France NWP models. We focus on the two infrared sensors SEVIRI and IASI LSTs and the model LSTs in order to study the agreement between them and evaluate their impact on the radiative transfer simulation. The first part of this work provided a comparison of SEVIRI retrieved LSTs against local observations available from Toulouse Meteopole and Evora stations. The comparisons are done between in-situ observations and the mean value of SEVIRI pixels within a radius of 4.5 km. A good agreement is found in terms of diurnal variability of LSTs. The differences vary as a function of season with a better agreement during summer for Toulouse station and a better agreement during winter for Evora. To explain these results, we need to take into account the different environments of the two observation stations. For Toulouse station, a comparison between different SEVIRI pixels around the station shows a better agreement of LSTs with pixels observing a more representative terrain of the station compared to the terrain observed by the radiometer. The positive bias during summer might be explained by the proximate urban area heating effect. This impact is reduced during winter period which agrees with the comparison results. For Evora station, the tree shadow could explain the larger negative biases observed during summer. However, during winter period the lower solar illumination and the loss of leaves can reduce the shadowed areas compared to summer period, which might explain the smaller bias during daytime. This comparison also included forecasted LSTs from the AROME-France model. For both stations, SEVIRI LSTs agree better with respect to local observations

than with model LSTs during spring and summer. However, during winter and autumn, SEVIRI LSTs show higher variability. The comparison of model daytime LSTs between Toulouse and Evora stations showed that the model overestimated LSTs for Toulouse station and underestimated LSTs for Evora station. This different behavior might be explained by the different land covers in the model which consist of a proximate urban area for Toulouse station and disperse trees with a proximate forest for Evora station.

In a second part, we presented a comparison between SEVIRI and IASI retrieved LSTs. Due to a higher impact of viewing angle during daytime on retrieved LSTs, we presented the results separately for daytime and nighttime. A good global agreement between LSTs from both sensors was found. The comparison of diurnal variability of both sensors for temporally colocalized LSTs showed a good agreement especially during nighttime. Furthermore, we have noticed smaller RMSE of differences of IASI LSTs minus SEVIRI LSTs during nighttime than during daytime for the four periods of study. During daytime, higher values of RMSE were found during summer and autumn periods with higher mean of differences during summer period and higher standard deviation during autumn. The comparison of LSTs mean difference shows positive values during summer and spring periods contrary to autumn and winter periods which gave negative values. Different conditions might contribute to such behavior such as the higher cloudiness during autumn and winter periods which might reduce the representativity of SEVIRI pixels compared to IASI ones. Moreover, the different solar illumination conditions and the different surface emissivities for IASI and SEVIRI retrievals can also contribute to explain the obtained mean differences of LSTs. The evaluation of IASI LSTs differences compared to SEVIRI LSTs gave biases and standard deviations with values less than 1.5 K in most cases. In terms of bias, IASI presented a positive bias during nighttime from around 0.7 K during autumn period to around 1 K during spring period with a strong positive correlation. The spatial distribution of cross-correlation between IASI LSTs and SEVIRI LSTs is well homogeneous and gave a Pearson coefficient higher than 0.95 in most cases. However, during daytime, the cross-correlation between IASI LSTs and SEVIRI LSTs gave smaller correlation coefficients during Winter, varying between 0.75 and 0.9. The correlation coefficients are higher than 0.95 in most cases during Summer and Spring for the northern part of the domain but smaller values were obtained in the southern part, which might be due to proximity to mountainous areas that increases the sunlit/shadow impact. In terms of bias, IASI presented negative values during autumn and winter. The bias during daytime varied from -1 K in autumn to around $+1.2$ K in summer. Then, we have evaluated the difference between both sensors LSTs against the model forecasted LSTs and the SEVIRI and IASI LSTs do better agree between each other than with model LSTs. As a perspective, a further step can consist in comparing the IASI LSTs against the in-situ LSTs in order to better understand the differences between the sensors.

In the third part we studied the impact of using the LSTs of one infrared sensor in order to simulate the brightness temperatures of the other. The IASI brightness temperature simulations showed better statistics with observations in terms of RMSE with IASI LSTs. In agreement with the results of the second part, the use of SEVIRI LSTs increased the RMSE slightly during nighttime but gave better simulations than with model LSTs for all the simulated channels. During daytime, the use of SEVIRI LSTs gave worse results but in most cases smaller RMSE than with model LSTs. Concerning the SEVIRI brightness temperature simulations, the best statistics against observations were obtained with SEVIRI LSTs. The use of IASI LSTs increased the RMSE but gave better simulations than with model LSTs for both nighttime and daytime simulations. In terms of seasonal variability, a better agreement between simulated brightness temperatures using retrieved LSTs has been found during spring and summer than during autumn and winter.

These results are encouraging to use retrieved LSTs for further applications. The better impact of using LSTs from different sensors than using model LSTs for the brightness temperature simulations makes us expect a potential positive impact of the use of satellite retrieved LSTs in the surface analysis. Further work will consist in evaluating the impact of using a single retrieved LST for the assimilation of the infrared sensors instead of using a retrieved LST for every infrared sensor. This study will be

extended to microwave sensors and the retrieval of surface emissivity instead of LST will be considered, as the microwave emissivity has a much larger variability in the microwave range than in the infrared range. The retrieved LSTs will then be used to initialize the soil temperature, in the current surface analysis system. The current system uses 2-m air temperature to analyze the soil temperatures and the impact of using satellite retrieved LSTs will be assessed. Both surface and deep soil temperatures will be updated using retrieved LSTs in order to propagate the impact from an assimilation cycle to the next. Then the impact of the new surface analysis will be evaluated on forecasts. More realistic surface state is expected to improve the model forecasted low layer variables and the brightness temperature simulation in the atmospheric analysis.

Author Contributions: Conceptualization, N.F., V.G., C.B.; methodology, N.F., V.G., C.B. and M.Z.S.; software, N.F., V.G., C.B. and M.Z.S.; validation, N.F., V.G., C.B. and M.Z.S.; formal analysis, N.F., V.G., C.B. and M.Z.S.; investigation, N.F., V.G., C.B. and M.Z.S.; resources, N.F., V.G., C.B. and M.Z.S.; data curation, N.F., V.G., C.B. and M.Z.S.; writing—original draft preparation, M.Z.S.; writing—review and editing, N.F., V.G. and C.B.; visualization, M.Z.S.; supervision, N.F., V.G., C.B.; project administration, N.F. and V.G.; funding acquisition, N.F.

Funding: The PhD of Mohamed Zied Sassi is funded by Météo-France and Région Occitanie.

Acknowledgments: Thanks to KIT for the Evora station local data and to Météopole-Flux for Toulouse station data.

Conflicts of Interest: The authors declare no conflict of interest.

Abbreviations

The following abbreviations are used in this manuscript:

LST	Land Surface Temperature
T2m	2-m air temperature
RH2m	2-m relative humidity
NWP	Numerical Weather Prediction
UTC	Universal Time Coordinated
MSG	Meteosat Second Generation
KIT	Karlsruhe Institute of Technology
IASI	Infrared Atmospheric Sounding Interferometer
SEVIRI	Spinning Enhanced Visible and Infrared Imager
AROME	Applications de la Recherche à l'Opérationnel à Mésio-Echelle
CNRM	Centre National de Recherches Météorologiques
MSG	Meteosat Second Generation
RTTOV	Radiative Transfer for TOVS
TOVS	TIROS Operational Vertical Sounder

Appendix A

Appendix A.1

Table A1. The number of AROME-France vertical profiles used in RTTOV simulations.

Season	Number of Vertical Profiles
Spring	4674
Summer	4030
Autumn	5970
Winter	6819

Appendix A.2

Table A2. The number of IASI channels per averaging group.

Group	Number of Channels	Bandwidth (cm ^{−1})	Wavelength (μm)
G1	105	648.75–738.50	13.54–15.41
G2	27	739.00–788.00	12.69–13.53
G3	14	806.25–962.50	10.38–12.40
G4	15	1014.50–1062.50	9.41–9.85
G5	6	1091.25–1168.25	8.59–9.16
G6	101	1174.50–1630.50	6.13–8.51
G7	25	1652.75–2143.25	4.66–6.05
G8	6	2145.50–2389.75	4.18–4.66
G9	13	2390.25–2501.75	3.99–4.18
G10	2	2616.00–2646.50	3.77–3.82

References

- Noilhan, J.; Mahfouf, J.-F. The ISBA land surface parameterisation scheme. *Glob. Planet. Chang.* **1995**, *13*, 145–159. [CrossRef]
- Giard, D.; Bazile, E. Implementation of a New Assimilation Scheme for Soil and Surface Variables in a Global NWP Model. *Am. Meteorol. Soc.* **2000**, *128*, 997–1015. [CrossRef]
- Li, Z.-L.; Tang, B.-H.; Wu, H.; Ren, H.; Yan, G.; Wan, Z.; Trigo, I.F.; Sobrino, J.A. Satellite-derived land surface temperature: Current status and perspectives. *Remote Sens. Environ.* **2013**, *131*, 14–37. [CrossRef]
- Boukachaba, N. Apport des observations satellitaires hyperspectrales infrarouges IASI au-dessus des continents dans le modèle météorologique à échelle convective AROME. 2017. Available online: http://oatao.univ-toulouse.fr/19257/1/BOUKACHABA_Niama.pdf (accessed on 21 August 2019).
- Liu, Y.; Fu, W. Assimilating high-resolution sea surface temperature data improves the ocean forecast potential in the Baltic Sea. *Ocean. Sci.* **2018**. [CrossRef]
- Pavelin, E.G.; Candy, B. Assimilation of surface-sensitive infrared radiances over land: Estimation of land surface temperature and emissivity. *Q. J. R. Meteorol. Soc.* **2014**, *144*, 1198–1208. [CrossRef]
- Candy, B.; Saunders, R.W.; Ghent, D.; Bulgin, C.E. The Impact of Satellite-Derived Land Surface Temperatures On Numerical Weather Prediction Analyses and Forecasts. *J. Geophys. Res. Atmos.* **2017**. [CrossRef]
- Boni, G.; Entekhabi, D.; Castelli, F. Land data assimilation with satellite measurements for the estimation of surface energy balance components and surface control on evaporation. *Water Resour. Res.* **2001**, *37*, 6, 1713–1722. [CrossRef]
- Karbou, F.; Prigent, C.; Eymard, L.; Pardo, J. Microwave Land Emissivity Calculations Using AMSU-A and AMSU-B Measurements. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2005**, *43*, 948–959. [CrossRef]
- Aminou, D.M.A. MSG's SEVIRI instrument. *ESA Bull.-Eur. Space Agency* **2002**, *111*, 15–17.
- Blumstein, D.; Chalon, G.; Carlier, T.; Buil, C.; Hébert, P.; Maciaszek, T.; Ponce, G.; Phulpin, T.; Tournier, B.; Siméoni, D.; et al. IASI instrument: Technical overview and measured performances. *Proc. SPIE Int. Soc. Opt. Eng.* **2004**. [CrossRef]
- Yu, X.; Guo, X.; Wu, Z. Land Surface Temperature Retrieval from Landsat 8 TIRS—Comparison between Radiative Transfer Equation-Based Method, Split Window Algorithm and Single Channel Method. *Remote Sens.* **2014**, *6*, 9829–9852. [CrossRef]
- Gillespie, A.R.; Matsunaga, T.; Rokugawa, S.; Hook, S.J. Temperature and emissivity separation from Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) images. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **1998**, *36*, 1113–1126. [CrossRef]
- Mas, J.F.; Flores, J.J. The application of artificial neural networks to the analysis of remotely sensed data. *Int. J. Remote. Sens.* **2008**, *29*, 617–663. [CrossRef]
- Watson, K. Two-Temperature method for measuring emissivity. *Remote Sens. Environ.* **1992**, *42*, 117–121. [CrossRef]
- Wan, Z.; Li, Z.L. A physics-based algorithm for retrieving land-surface emissivity and temperature from EOS/MODIS data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **1997**, *35*, 980–996.

17. Sobrino, J.A.; Romaguera, M. Land surface temperature retrieval from MSG1-SEVIRI data. *Remote Sens. Environ.* **2004**, *92*, 247–254. [CrossRef]
18. Sobrino, J.A.; Jiménez-Munoz, C. Land surface temperature retrieval from thermal infrared data: An assessment in the context of the Surface Processes and Ecosystem Changes Through Response Analysis (SPECTRA) mission. *J. Geophys. Res.* **2005**, *110*, 247–254. [CrossRef]
19. Jiménez-Munoz, J.C.; Sobrino, J.A. A generalized single-channel method for retrieving land surface temperature from remote sensing data. *J. Geophys. Res.* **2003**, *108*, 4688. [CrossRef]
20. Karbou, F.; Gérard, E.; Rabier, F. Microwave land emissivity and skin temperature for AMSU-A and AMSU-B assimilation over land. *Q. J. R. Meteorol. Soc.* **2006**, *132*, 2333–2355. [CrossRef]
21. Guedj, S.; Karbou, F.; Rabier, F. Land Surface Temperature Estimation To Improve The Assimilation of SEVIRI Radiances Over Land. *J. Geophys. Res.* **2011**, *116*, D14107. [CrossRef]
22. Seity, Y.; Brousseau, P.; Malardel, S.; Hello, G.; Bénard, P.; Bouttier, F.; Lac, C.; Masson, V. The AROME-France Convective-Scale Operational Model. *Mon. Weather Rev.* **2011**, *139*, 976–991. [CrossRef]
23. Lac, C.; Chaboureaud, J.-P.; Masson, V.; Pinty, J.-P.; Tulet, P.; Escobar, J.; Leriche, M.; Barthe, C.; Aouizerats, B.; Augros, C.; et al. Overview of the Meso-NH model version 5.4 and its applications. *Geosci. Model Dev.* **2018**, *11*, 1929–1969. [CrossRef]
24. Bubnová, R.; Hello, G.; Bénard, P.; Geleyn, J.-F. Integration of the Fully Elastic Equations Cast in the Hydrostatic Pressure Terrain-Following Coordinate in the Framework of the ARPEGE/Aladin NWP System. *Am. Meteorol. Soc.* **1995**, *123*, 515–535. [CrossRef]
25. Masson, V.; Le Moigne, P.; Martin, E.; Faroux, S.; Alias, A.; Alkama, R.; Belamari, S.; Barbu, A.; Boone, A.; Bouysse, F.; et al. The SURFEXv7.2 land and ocean surface platform for coupled or offline simulation of earth surface variables and fluxes. *Geosci. Model Dev.* **2013**, *6*, 929–960. [CrossRef]
26. Brousseau, P.; Seity, Y.; Ricard, D.; Leger, J. Improvement of the forecast of convective activity from the AROME-France system. *Q. J. R. Meteorol. Soc.* **2016**, *142*, 2231–2243. [CrossRef]
27. Guidard, V.; Fourrie, N.; Brousseau, P.; Rabier, F. Impact of IASI assimilation at global and convective scales and challenges for the assimilation of cloudy scenes. *Q. J. R. Meteorol. Soc.* **2011**, *137*, 1975–1987. [CrossRef]
28. Saunders, R.; Hocking, J.; Turner, E.; Rayer, P.; Rundel, D.; Brunel, P.; Vidot, J.; Roquet, P.; Matricardi, M.; Geer, A.; et al. An update on the RTTOV fast radiative transfer model (currently at version 12). *Geosci. Model Dev.* **2018**, *11*, 2717–2737. [CrossRef]
29. Borbas, E.-E.; Knuteson, R.-O.; Seemann, S.-W.; Weisz, E.; Moy, L.; Huang, H.-L. A high spectral resolution global land surface infrared emissivity database. In Proceedings of the Joint 2007 EUMETSAT Meteorological Satellite Conference and the 15th Satellite Meteorology and Oceanography Conference of the American Meteorological Society, Amsterdam, The Netherlands, 24–28 September 2007.
30. Seemann, S.W.; Borbas, E.E.; Knuteson, R.O.; Stephenson, G.R.; Huang, H.-L. Development of a Global Infrared Land Surface Emissivity Database for Application to Clear Sky Sounding Retrievals from Multispectral Satellite Radiance Measurements. *J. Appl. Meteorol. Climatol.* **2007**, *47*, 108–123. [CrossRef]
31. Trigo, I.; Madeira, C.; Peres, L.; DaCamara, C. Producing realistic emissivity maps for the improvement of Land Surface Temperature Accuracy. In Proceedings of the EUMETSAT Meteorological Satellite Conference, Helsinki, Finland, 12–16 June 2006.
32. Météo-France/Centre de Météorologie Spatiale. Product User Manual for “Cloud Products” (CMA-PGE01, CT-PGE02 and CTH-PGE03 v1.4). SAF/NWC/CDOP/MFL/SCI/PUM/01, Issue 1, Rev. 4. 2007. Available online: <http://meghatropiques.ipsl.polytechnique.fr/technical-documentation/> (accessed on 3 June 2019).
33. Karbou, F.; Bormann, N.; Thépaut, J.-N. Towards the Assimilation of Satellite Microwave Observations over Land: Feasibility Studies Using SSMI/S, AMSU-A and AMSU-B. NWP SAF, NWPSAF-EC-VS-010, V 1.0, 2007. Available online: https://www.nwpsaf.eu/publications/vs_reports/nwpsaf-ec-vs-010.pdf (accessed on 13 August 2019).
34. Maurel, W. (CNRM, Toulouse, France). Personal communication, 2019.
35. Götsche, F.; Olesen, F.; Trigo, I.-F.; Bork-Unkelbach, A. Validation of land surface temperature products with 5 years of permanent in-situ measurements in 4 different climate regions. In Proceedings of the EUMETSAT Meteorological Satellite Conference, Vienna, Austria, 16–20 September 2013.
36. Götsche, F.-M.; Olesen, F.-S.; Trigo, I.-F.; Bork-Unkelbach, A.; Martin, M.-A. Long Term Validation of Land Surface Temperature Retrieved from MSG/SEVIRI with Continuous in-Situ Measurements in Africa. *Remote Sens.* **2016**, *8*, 410. [CrossRef]

37. Trigo, I.F.; Monteiro, I.; Coelho, S.; Olesen, F.; Götsche, F.; Torres, R. LSA-SAF Validation Report; Issue II. 2016. Available online: <https://landsaf.ipma.pt/GetDocument.do?id=676> (accessed on 26 June 2019).
38. Yann, S. (CNRM, Toulouse, France). Personal communication, 2019.
39. Combal, B.; Noel, J. Projection of Meteosat Images into World Geodetic System WGS-84 Matching Spot/Vegetation Grid; JRC Scientific and Technical Reports. 2009; pp. 9–10. Available online: http://publications.jrc.ec.europa.eu/repository/bitstream/JRC52438/combal_noel_msg_final.pdf (accessed on 18 January 2019).
40. Minnis, P.; Khaiyer, M.M. Anisotropy of Land Surface Skin Temperature Derived from Satellite Data. *J. Appl. Meteorol.* **2000**, *39*, 1117–1129. [[CrossRef](#)]
41. Lipton, A.E.; Ward, J.M. Satellite-View Biases in Retrieved Surface Temperatures in Mountain Areas. *Remote Sens. Environ.* **1997**, *60*, 92–100. [[CrossRef](#)]
42. Wang, F.; Qin, Z.; Song, C.; Tu, L.; Karnieli, A.; Zhao, S. An Improved Mono-Window Algorithm for Land Surface Temperature Retrieval from Landsat 8 Thermal Infrared Sensor Data. *Remote Sens.* **2015**, *7*, 4268–4289. [[CrossRef](#)]
43. Collard, A. Selection of IASI channels for use in numerical weather prediction. *Q. J. R. Meteorol. Soc.* **2007**, *133*, 1977–1991. [[CrossRef](#)]



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

IV.1.4 Résultats complémentaires

Outre les facteurs de différences présentés dans la publication associée à ce chapitre et qui permettent d'expliquer les différences observées entre les LST IASI et les LST SEVIRI, d'autres facteurs peuvent intervenir également. Dans cette section, nous introduisons quelques éléments complémentaires permettant de mieux comprendre les différences de températures de surface restituées entre IASI et SEVIRI.

IV.1.4.1 Impact de la position de scan de IASI

La position de scan de IASI est un facteur important. En effet, l'angle zénithal et la taille du pixel IASI varient en fonction de cette position. Les satellites à orbites polaires couvrent le domaine AROME-France lors de deux passages quotidiens. Nous identifions un premier passage le matin orienté du Sud-Est vers Nord-Ouest, et un passage le soir orienté du Nord-Est vers Sud-Ouest. Les positions de scan ainsi que la direction du passage des satellites Metop équipés de l'instrument IASI ont un impact sur l'angle de vue de l'instrument et son orientation par rapport à l'éclairage solaire. Cependant, pour cette étude comparative, nous avons également considéré l'instrument SEVIRI qui est à bord du satellite géostationnaire MSG, conservant ainsi les mêmes angles de vue par rapport au domaine AROME-France tout au long de la journée. Pour l'instrument SEVIRI, les angles zénithaux varient dans un intervalle de 20° environ sur le domaine AROME-France. Cependant, la variation des angles zénithaux de IASI est plus large et se situe dans un intervalle de 60° environ. Le champ de vue varie en fonction de la position de scan de 12 km environ autour du nadir jusqu'à une résolution de 20×30 km environ sur les bords de fauchée. La figure IV.1 décrit l'emplacement de ces positions de scan par rapport au mouvement des satellites Metop, équipés de l'instrument IASI.

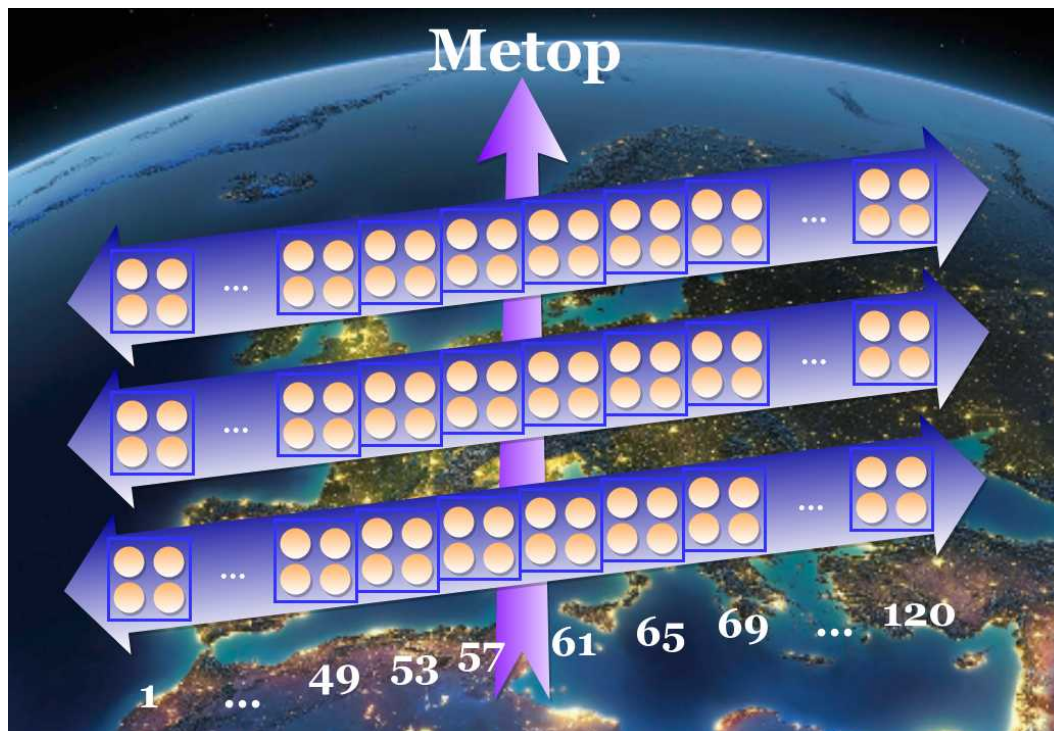


FIGURE IV.1 – Matrices 2×2 (en carrés bleus) des pixels IASI (en orange) et leurs positions de scan allant de 1 à 120. La flèche en violet indique le sens de déplacement des satellites Metop (D'après Peter Schluessel).

Ainsi, la variation de la position de scan de l'instrument IASI entre le centre de fauchée (positions 57 à 64) et les bords de fauchée (positions 1 à 4 et 117 à 120) engendre une variation dans la différence entre les angles de visée des deux instruments. Nous avons évalué les corrélations entre les LST IASI et SEVIRI pour différents intervalles de positions de scan (entre 1 et 30, entre 31 et 60, entre 61 et 90 et entre 91 et 120). Pour la période de janvier et février 2018, le plus faible coefficient de corrélation ($R=0.965$) a été trouvé pour les positions allant de 31 à 60 (proches du nadir) alors que le plus fort coefficient de corrélation ($R=0.976$) a été trouvé pour les positions allant de 91 à 120. Ce comportement a été observé dans la plupart des cas, sur les différentes périodes d'étude, de jour et de nuit, et peut être dû aux angles zénithaux de IASI plus proches de ceux de SEVIRI en bord de fauchée qu'autour du nadir. En effet, SEVIRI observe le domaine AROME-France avec des angles zénithaux allant de 43.9° à 63.5° environ, alors que IASI scanne le domaine AROME-France avec des angles zénithaux allant de 1.4° à 27.8° environ autour du nadir et allant de 29.2° à 52.1° environ vers les bords de fauchée.

Cette évaluation a utilisé environ 9000 observations pour chaque intervalle. La figure IV.2 décrit la variation des différences de LST restituée à partir de IASI et SEVIRI en fonction de la position de scan IASI.

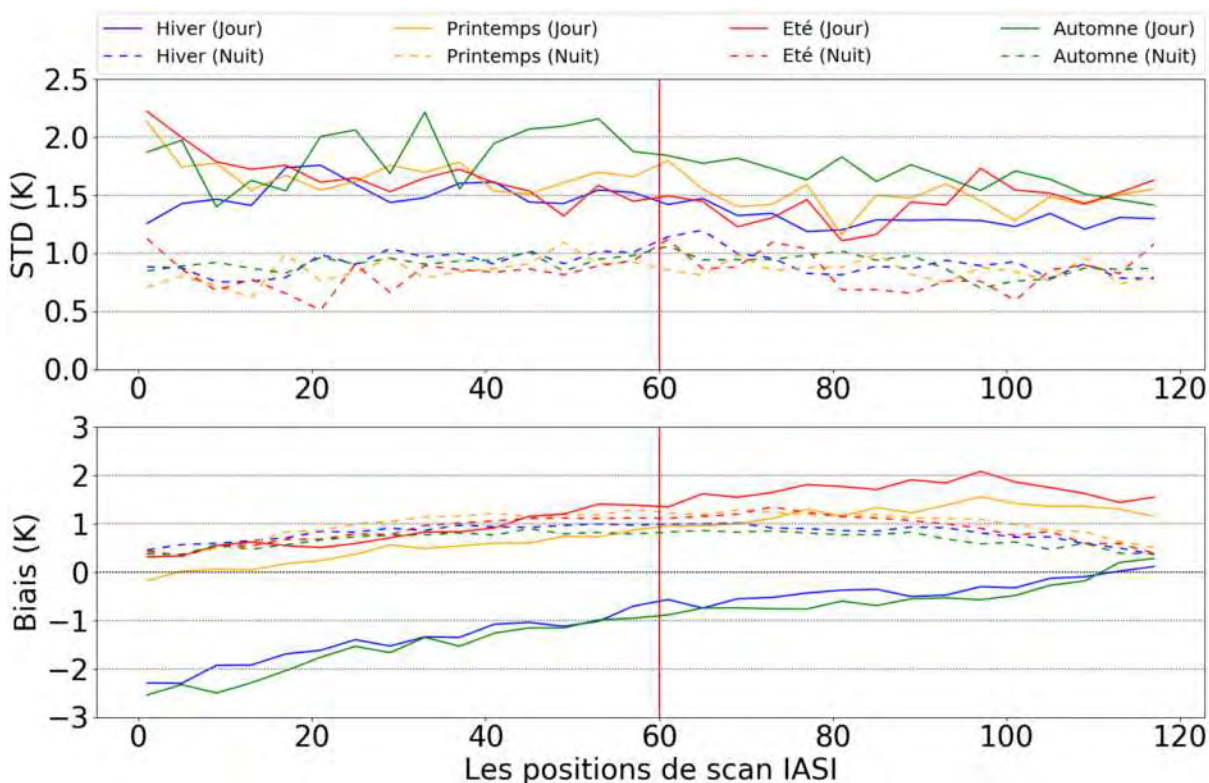


FIGURE IV.2 – Variation saisonnière des statistiques de différences de LST IASI - LST SEVIRI (moyenne et écart-type) en fonction de la position de scan IASI de jour (en lignes continues) et de nuit (en pointillés) pour les mois de janvier/février 2018 (bleu), avril/mai 2018 (orange), juillet/août 2018 (rouge) et octobre/novembre 2018 (vert).

La lecture de cette figure permet d'identifier différentes informations que nous discutons ci-dessous. D'abord, nous remarquons la différence d'amplitude et de variation entre jour et nuit, qui a été présentée dans l'article, et qui est caractérisée par des biais et des écarts types ayant des amplitudes plus faibles sur le passage de nuit que sur celui de jour. Ceci s'explique principalement par les différences de conditions d'éclairement et l'effet de l'ombre. Concernant les statistiques des différences de nuit, nous remarquons une symétrie autour de la position de scan au nadir, et ceci pour les quatre saisons étudiées. L'amplitude maximale du biais intervient autour du nadir et est d'environ 1 K. En effet, la différence entre les angles zénithaux des deux capteurs est la plus importante autour du nadir pour IASI, étant donné que SEVIRI, localisé plus au sud, observe le domaine AROME-France avec des angles zénithaux stationnaires. Ces angles sont comparables aux angles zénithaux de IASI en bord de fauchée. En effet, les angles zénithaux de IASI sont inférieurs à 30° environ autour du nadir (positions de 30 à 90) et compris entre 27° et 58° vers les bords de fauchées (positions de 1 à 30 et de 90 à 120) contre des angles zénithaux compris entre 40° et 60° pour SEVIRI. En termes d'écarts-types, la comparaison est moins évidente mais les amplitudes maximales sont atteintes également pour le centre de la fauchée.

En ce qui concerne les différences de jour, la figure IV.2 permet d'identifier deux comportements différents entre les positions de scan allant de 0 à 60 et les positions de scan allant de 61 à 120. Pour les positions de scan allant de 61 à 120, IASI observe la surface avec la même orientation que SEVIRI. Les différences entre les LST des deux instruments ont une variabilité moins importante dans cet intervalle que pour les positions de scan allant de 0 à 60. Ceci se traduit par une variation des amplitudes des écarts-types et des biais de l'ordre de 0.4 K et de 1 K respectivement, contre une variation de l'ordre de 0.6 K et de 1.5 K respectivement pour l'intervalle de positions de scan 0 à 60. Ces résultats montrent l'impact de la position de scan IASI dans l'étude de la synergie des observations satellitaires avec SEVIRI et sont prometteurs également pour l'étude de la synergie entre le successeur de SEVIRI FCI (Flexible Combined Imager) à bord du satellite MTG, et le sondeur infrarouge hyperspectral IRS (Infrared Sounder) qui sera le premier sondeur infrarouge hyperspectral en orbite géostationnaire.

IV.1.4.2 Les différences d'émissivité de surface

Parmi les principales sources d'erreur dans la restitution de la LST figure l'erreur de l'émissivité de surface. Lors de cette étude, nous avons utilisé deux atlas d'émissivité différents, utilisés dans la version opérationnelle d'AROME pour les sondeurs IASI et SEVIRI. La figure IV.3 montre les différences d'émissivités utilisées pour restituer les LST au cours de cette étude comparative pour les quatre périodes d'étude.

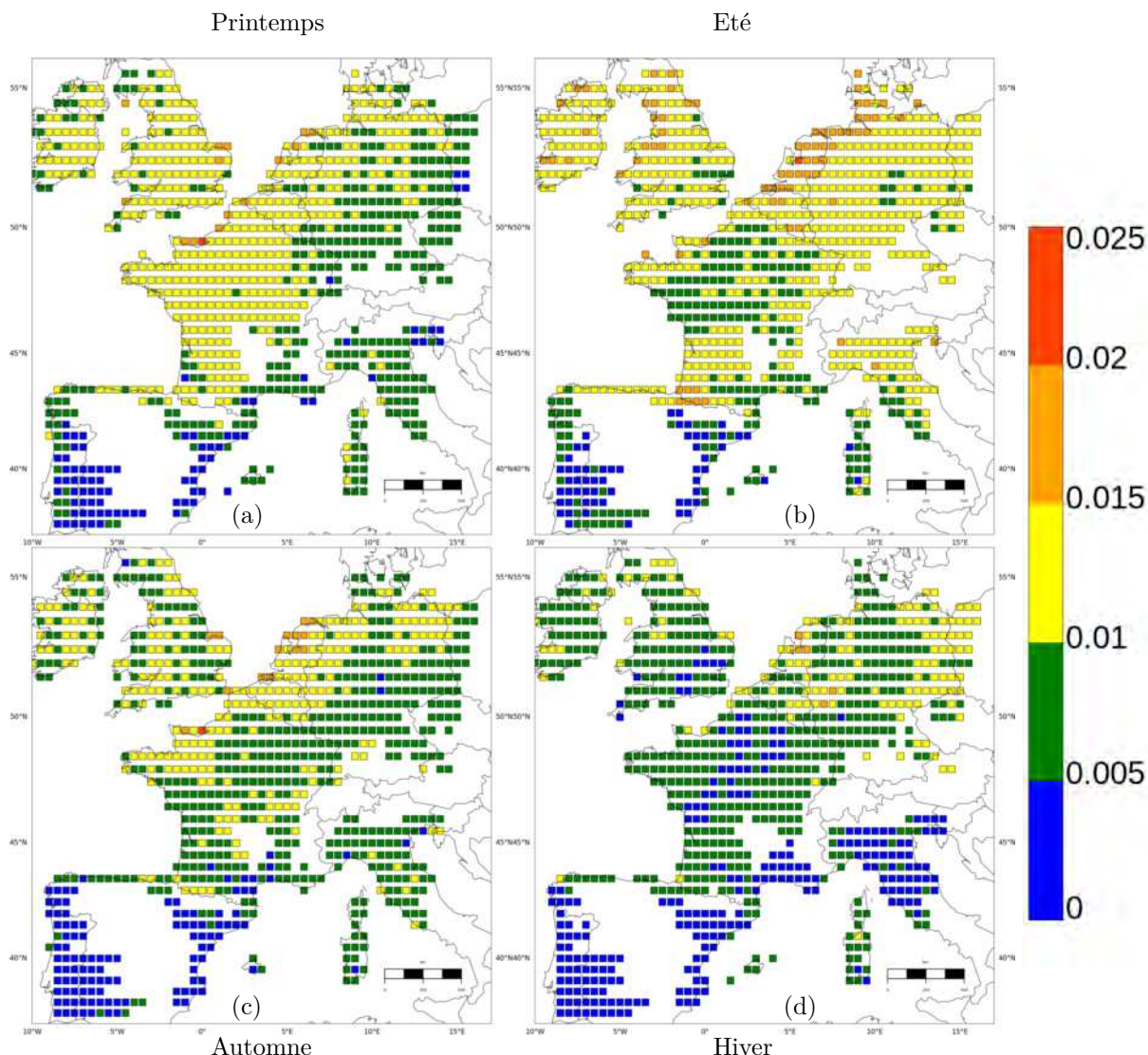


FIGURE IV.3 – RMS des différences entre les émissivités de IASI et SEVIRI, moyennées sur une grille $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ pour : Avril/Mai 2018 (a) ; Juillet/Août 2018 (b) ; Octobre/Novembre 2018 (c) ; Janvier/Février 2018 (d). Les données absentes sur la péninsule Ibérique et les zones montagneuses sont dues au seuil d'orographie de 400 m.

La figure IV.3 montre des RMS de différences d'émissivité de surface. Nous remarquons de plus faibles différences d'émissivité au sud du domaine, surtout sur la péninsule Ibérique, et ce quelle que soit la saison. Par conséquent, la contribution de la différence d'émissivité dans la différence de LST serait alors plus faible dans le sud du domaine. Ceci est en accord avec les RMS de différence des LST restituées, présentées dans l'article [Sassi et al., 2019], et qui sont plus faibles sur le sud du domaine AROME-France et surtout sur la péninsule Ibérique. Par ailleurs, l'erreur d'émissivité impacte davantage la restitution de la LST en conditions d'air sec qu'en conditions d'humidité élevée [Freitas et al., 2010]. Ceci contribue à l'augmentation des RMS des différences entre les LST SEVIRI et les LST IASI pendant les saisons chaudes. D'autre part, comme décrit dans l'article associé à ce chapitre, nous avons remarqué des RMS de différences de LST plus élevées sur le sud du domaine AROME-

France pendant la saison hivernale, qui peuvent être liés à la différence de taille de pixel, aux différents filtrages des nuages, et à la différence entre les émissivités des deux atlas. Toutefois, la comparaison des émissivités montre des différences limitées avec des RMSE inférieures à $5.0 \cdot 10^{-3}$. En effet, ceci peut être dû, en plus des effets des nuages non détectés ou bien des différences de représentativité liées aux tailles des pixels, à l'écart entre l'émissivité réelle et l'émissivité définie dans les atlas. Cette dernière est définie en moyenne pour un mois et ne représente donc pas les fluctuations d'émissivité réelles dues entre autres aux précipitations et plus généralement aux conditions de surface et aux conditions météorologiques près de la surface. En termes de moyenne, la figure IV.4 montre les différences de LST et d'émissivités pour la période de printemps.

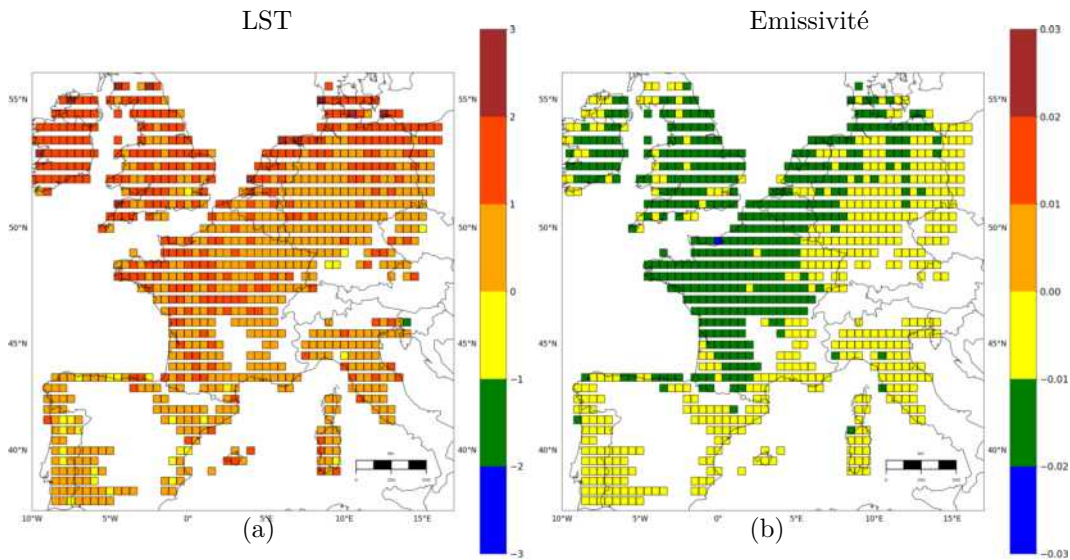


FIGURE IV.4 – Différences moyennes de LST (en K) (a) et d'émissivités (b) entre IASI et SEVIRI ($LST_{IASI} - LST_{SEVIRI}$ et $\varepsilon_{IASI} - \varepsilon_{SEVIRI}$), moyennées sur une grille $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ pour la période Avril/Mai 2018. Les données absentes sur la péninsule Ibérique et les zones montagneuses sont dues au seuil d'orographie de 400 m.

La figure IV.4 montre des émissivités plus faibles pour IASI pour la majorité des cas avec des différences comprises entre 0 et -0.02 dans la majorité des cas. Ceci peut contribuer aux différences positives entre les LST de IASI et les LST de SEVIRI. En effet, une sous-estimation de l'émissivité de surface sera compensée alors par une sur-estimation de la LST, vue la relation inversement proportionnelle entre l'émissivité de surface et la LST (Équation III.5).

IV.1.4.3 Impact de la variabilité saisonnière sur les simulations des TB

Nous avons présenté dans l'article associé à ce chapitre des résultats de simulations avec le modèle de transfert radiatif RTTOV des températures de brillance de IASI et SEVIRI en

utilisant trois valeurs différentes de LST, à savoir la LST de IASI, la LST de SEVIRI et la LST prévue par le modèle. Les simulations réalisées (des jours du 7, 14, 21 et 28 des mois de janvier, février, avril, mai, juillet, août, octobre et novembre 2018) ont été moyennées sur toute la période d'étude, i.e les quatre saisons. Nous rappelons que nous avons indiqué qu'une variabilité saisonnière a été remarquée. Nous revenons ici sur ces simulations afin de mettre en relief cette variabilité saisonnière. Pour les simulations de nuit (figure IV.5), l'utilisation de la LST SEVIRI permet d'améliorer les simulations par rapport à l'utilisation de la LST du modèle pour toutes les saisons et pour tous les groupes de sensibilité du spectre IASI.

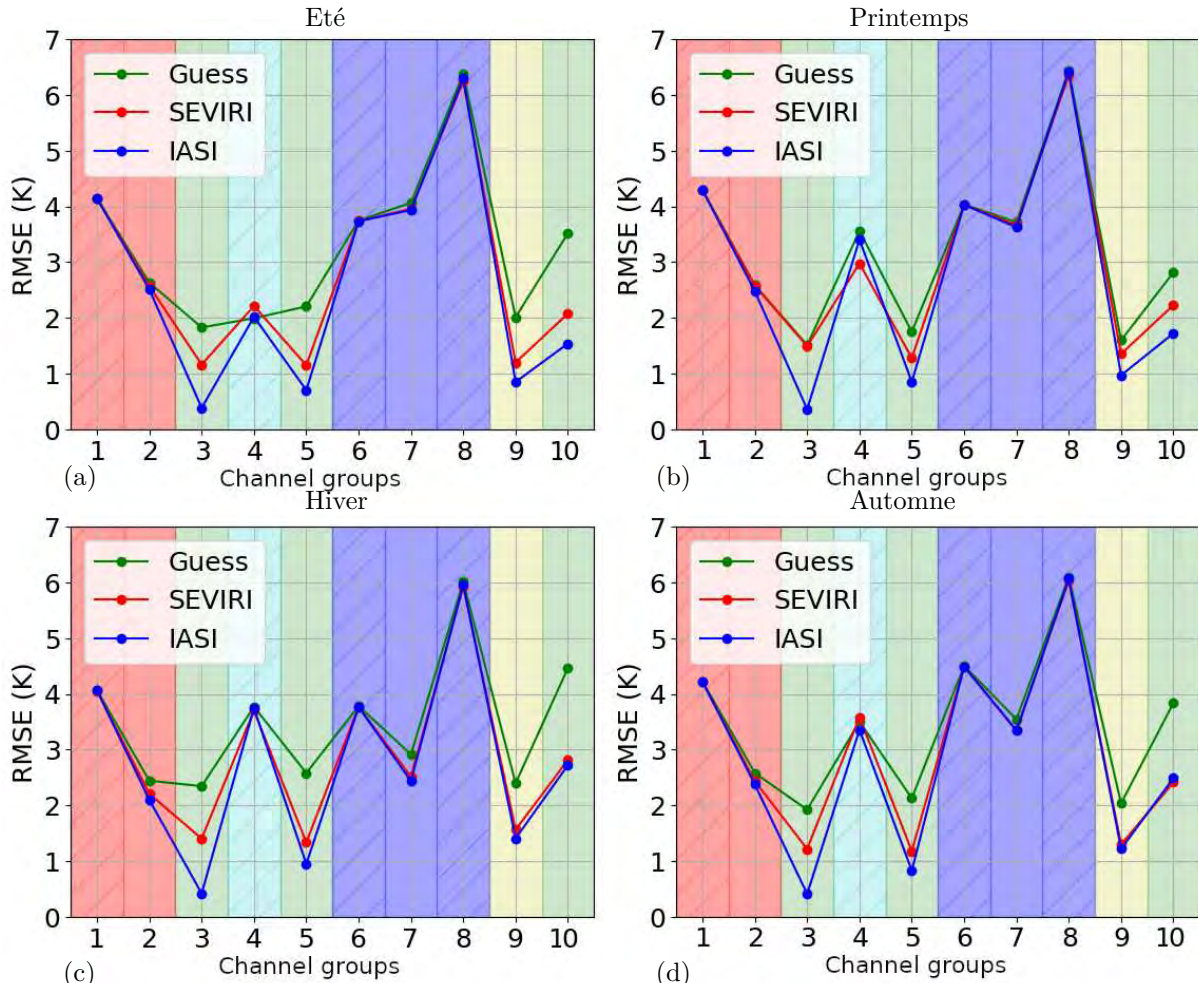


FIGURE IV.5 – RMSE des différences entre les simulations de nuit des températures de brillance IASI par rapport aux observations IASI en utilisant les LST IASI (bleu), SEVIRI (rouge) et du modèle (vert) pour (a) les dates d'été (les 7, 14, 21 et 28 des mois de juillet et août 2018); (b) de printemps (les 7, 14, 21 et 28 des mois d'avril et mai 2018); (c) d'hiver (les 7, 14, 21 et 28 des mois de janvier et février 2018) et (d) d'automne (les 7, 14, 21 et 28 des mois d'octobre et novembre 2018) en fonction des groupes de sensibilité du spectre IASI (surface en vert, température en orange, ozone en cyan, vapeur d'eau en bleu et solaire en jaune).

La figure IV.5 montre aussi qu'un plus grand impact de l'utilisation de la LST SEVIRI par rapport à la LST du guess est noté pendant les saisons d'hiver et d'automne. Ceci est en accord avec les résultats de l'étude comparative des LST des deux capteurs, qui a montré de plus faibles différences moyennes de LST pendant les périodes d'automne et d'hiver (plus

faibles de 0.13 K à 0.35 K que pendant l'été et le printemps).

Les simulations de jour (figure IV.6) montrent un impact plus variable de la LST en fonction des saisons. Nous remarquons ainsi que la LST SEVIRI permet de réduire la RMSE des différences (simulation - observation) par rapport à la LST du modèle pendant l'été et le printemps, mais elle augmente la RMSE en hiver et automne, pendant lesquels la LST IASI est en moyenne plus froide que la LST SEVIRI. Ceci n'a pas été observé dans les comparaisons de nuit où la LST IASI était en moyenne plus chaude que la LST SEVIRI, quelle que soit la saison. Ceci peut être dû par exemple à l'effet d'ombre causé par l'angle zénithal solaire plus important sur le relief, les nuages mal détectés ou même les bâtiments et les arbres, et a un lien avec les conditions d'ensoleillement différentes avec les saisons. De plus, les atlas d'émissivité de surface sont calculés séparément pour les deux sondeurs en se basant sur des données de l'année 2017 pour SEVIRI et de l'année 2007 pour IASI, et peuvent ainsi refléter des occupations de sol différentes.

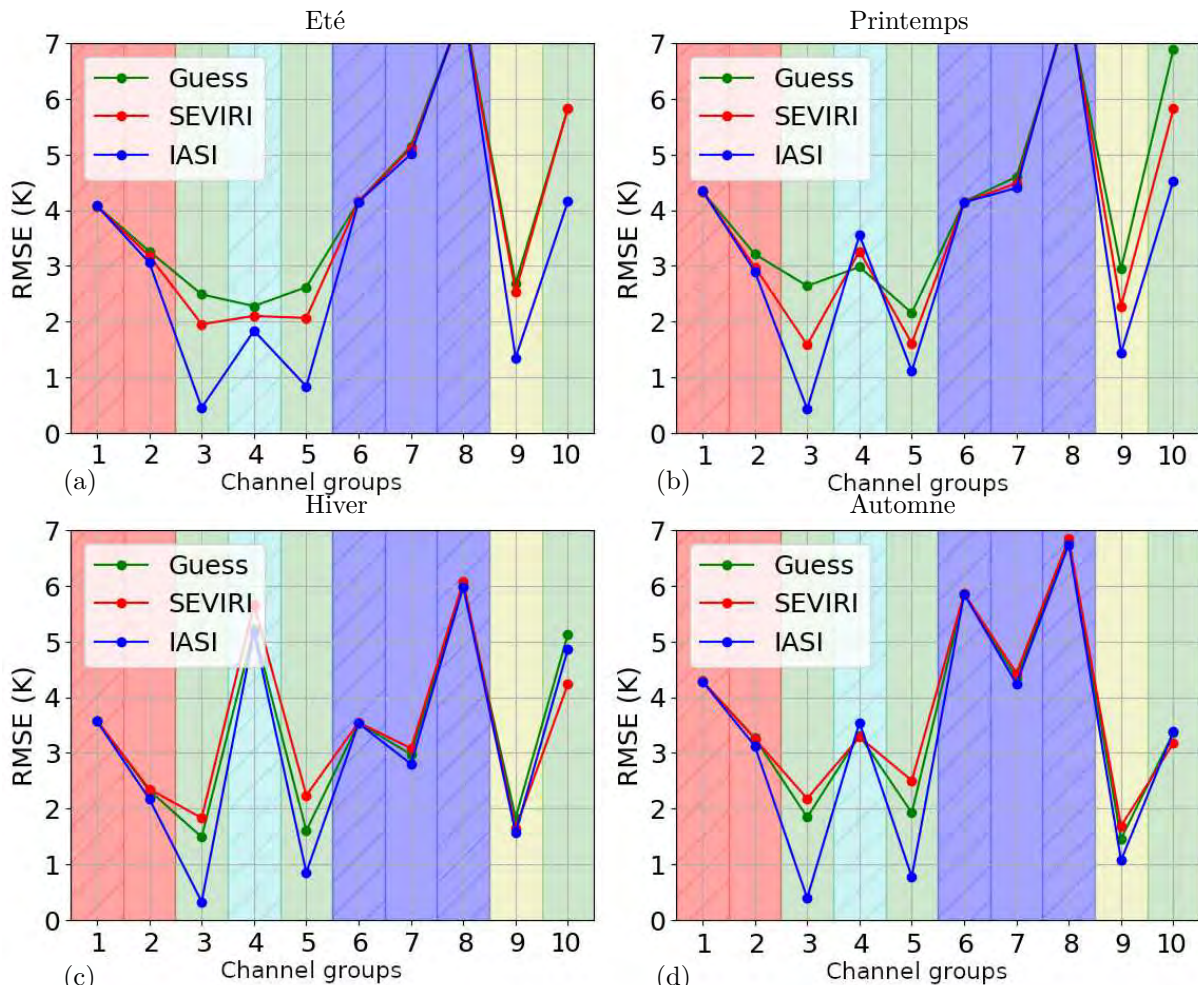


FIGURE IV.6 – RMSE des différences entre les simulations de jour des températures de brillance IASI par rapport aux observations IASI en utilisant les LST IASI (bleu), SEVIRI (rouge) et du modèle (vert) pour (a) les dates d'été (les 7, 14, 21 et 28 des mois de juillet et août 2018); (b) de printemps (les 7, 14, 21 et 28 des mois d'avril et mai 2018); (c) d'hiver (les 7, 14, 21 et 28 des mois de janvier et février 2018) et (d) d'automne (les 7, 14, 21 et 28 des mois d'octobre et novembre 2018) en fonction des groupes de sensibilité du spectre IASI (surface en vert, température en orange, ozone en cyan, vapeur d'eau en violet et solaire en bleu et solaire en jaune).

Notons qu'une variabilité saisonnière, similaire à celle observée dans les simulations des températures de brillance IASI, a été également observée pour le cas des simulations des températures de brillance SEVIRI en utilisant la LST IASI.

IV.1.5 Conclusions

La restitution de la température de surface constitue un outil intéressant qui permet d'améliorer les simulations et ainsi l'assimilation des radiances satellitaires sensibles à la surface et aux basses couches atmosphériques. Toutefois, elle est sujette à différents facteurs de variabilité relatifs à l'instrument, au satellite ou aux propriétés de la surface et de l'atmosphère. Dans cette section, nous avons évalué l'accord entre les températures de surface restituées à partir de deux instruments différents observant dans le spectre infrarouge, à savoir SEVIRI, qui est à bord d'un satellite géostationnaire, et IASI qui est un instrument hyperspectral à

bord de satellites à orbites polaires. Dans une première étape, nous avons évalué l'accord entre la température de surface restituée à partir de SEVIRI et les LST observées par deux stations de mesures locales situées à Toulouse et à Evora. Un bon accord a été retrouvé entre les cycles diurnes des LST SEVIRI et des LST observées dans les stations avec un meilleur accord pendant la saison estivale à Toulouse et un meilleur accord pendant l'hiver à Evora. Nous avons noté dans l'article associé à ce chapitre que cet accord dépend en grande partie de l'environnement de chaque station. Par ailleurs, il faut souligner que cette évaluation a été appliquée à deux stations uniquement, dont la station d'Evora qui est dédiée à la validation de la LST SEVIRI dans le cadre du LSA-SAF d'Eumetsat. Toutefois, ces deux stations se situent dans des terrains de natures assez proches, ce qui constitue une limite à la généralisation de ces résultats sur tout le domaine AROME-France.

Nous nous sommes intéressés, dans la deuxième étape de cette étude comparative, à l'accord entre les LST SEVIRI et les LST IASI. Nous avons constaté dans cette section que différents facteurs impactent l'accord entre les LST SEVIRI et IASI, telles que l'émissivité de surface, qui a été définie dans le cadre de cette étude, comme dans le modèle opérationnel, à partir de deux atlas différents. Nous avons également noté l'impact d'éventuels nuages non filtrés sur la représentativité des pixels SEVIRI par rapport aux pixels IASI, plus larges. Par ailleurs, nous avons souligné dans la section précédente les différences entre les atlas d'émissivité utilisés dans cette étude. Ensuite nous avons discuté l'impact de la position de scan IASI sur l'accord entre les LST des deux instruments, et finalement nous avons souligné la variabilité saisonnière de l'impact de l'utilisation de la LST SEVIRI sur les simulations de la température de brillance IASI. Malgré ces multiples sources de différences, les LST restituées à partir de SEVIRI et IASI montrent un bon accord global. Un meilleur accord de nuit, avec des écarts-types plus faibles de 0.7 K environ que ceux de jour a été trouvé. Les biais sont d'amplitudes comparables, inférieurs à 1 K dans la plupart des cas. Ceci a été confirmé par la simulation des températures de brillance des deux capteurs à l'aide du modèle de transfert radiatif RTTOV en utilisant différentes valeurs de LST. Nous avons ainsi noté que l'utilisation de la LST d'un capteur a permis de mieux simuler les températures de brillance de l'autre instrument satellitaire que l'utilisation de la LST prévue par le modèle AROME. Cette amélioration dépend de la saison avec plus d'impact pendant l'hiver et l'automne la nuit et un meilleur impact pendant l'été et le printemps le jour. Finalement, l'évaluation des accords entre les LST des deux sondeurs en fonction de la position de scan IASI a montré un plus fort impact de ces positions de jour que de nuit. Un meilleur accord vers les bords de fauchée de IASI qu'autour du nadir a été trouvé, ce qui peut être dû aux angles zénithaux

plus proches dans ces positions de ceux de SEVIRI. Ces résultats sont encourageants pour l'exploitation de la synergie entre les différents capteurs infrarouges dans les modèles de prévision numérique. La prochaine étape est de comparer les LST restituées à partir des capteurs infrarouges et des capteurs micro-ondes. Ces deux types de capteurs sondent dans différentes longueurs d'onde et ont des sensibilités différentes aux nuages et à l'humidité du sol, les LST restituées devraient alors présenter plus de différences. La section suivante présentera ainsi des éléments de réponse à cette question.

IV.2 Synergie des sondeurs infrarouges et micro-ondes

IV.2.1 Introduction

Nous considérons ici le sondeur micro-onde AMSU-A et le sondeur micro-onde MHS qui sont à bord de satellites à orbite polaire et dont les LST restituées vont être comparées à celles restituées à partir du capteur infrarouge SEVIRI. Le choix du capteur infrarouge SEVIRI s'est basé sur sa plus grande fréquence temporelle d'observation. Ceci permet d'étudier tous les passages des instruments AMSU-A et MHS au-dessus du domaine AROME, ce qui n'est pas possible en cas de comparaison avec IASI, vu que ces deux sondeurs micro-ondes sont à bord des satellites Metop A,B et C, qui sont équipés des instruments IASI, AMSU-A et MHS, mais également des satellites NOAA 18 et 19 équipés de MHS et Aqua et NOAA 18 et 19 équipés de AMSU-A qui ne sont pas équipés de l'instrument IASI. Afin de mener cette étude, nous avons réalisé des expériences avec restitution de LST pour les capteurs micro-ondes et dans lesquelles l'émissivité de surface est définie à partir des atlas d'émissivité du CNRM MW (Karbou et al. [2006]) calculés en 2007. Rappelons que dans le modèle AROME, l'assimilation des radiances micro-ondes se fait en utilisant la LST du modèle et en restituant l'émissivité de surface à partir de canaux fenêtres (50.3 GHz pour AMSU-A et 89 GHz pour MHS) afin d'obtenir une description réaliste de la surface. En effet, la gamme de variation de l'émissivité est plus étendue pour les instruments micro-ondes que pour les infrarouges (III.3) et l'émissivité a donc un impact prépondérant sur les radiances simulées.

IV.2.2 Les sondeurs micro-ondes

Les sondeurs micro-ondes observent la Terre dans les hautes fréquences et permettent de mesurer entre autres des profils d'humidité, de température et de contenu en eau nuageuse. Au contraire des capteurs infrarouges dont les observations peuvent être hautement contaminées par les nuages et ne sont donc exploitables qu'en conditions de ciel clair, les sondeurs micro-

ondes permettent de recueillir de l'information même en conditions de ciel nuageux. Toutefois, leurs observations peuvent être contaminées par les nuages précipitants. Au cours de cette étude, nous avons restitué la LST à partir des sondeurs AMSU-A et MHS en utilisant la méthode mono-canal avec émissivité connue, renseignée à partir des atlas d'émissivité MW CNRM [Karbou et al., 2005]. Les canaux fenêtres utilisés pour la restitution de la LST à partir des sondeurs AMSU-A et MHS sont les canaux 3 (50.3 GHz) et 1 (98 GHz) respectivement. Ces canaux sont utilisés dans la version opérationnelle d'AROME pour la restitution de l'émissivité de surface.

IV.2.3 Sélection de données

Au vu de leur forte sensibilité à l'humidité de la surface, les émissivités de surface utilisées pour la restitution de la température de surface dans les hautes fréquences présentent une plus large variabilité que celles dans la bande infrarouge (figure III.3). La figure IV.7 (a) montre les émissivités moyennes du mois de mars 2007 pour le canal 50.3 GHz du sondeur AMSU-A utilisé pour la restitution de la température de surface. Ce canal fenêtre est utilisé dans la version opérationnelle d'AROME pour la restitution de l'émissivité de surface. Nous remarquons l'effet de contamination par l'eau qui se manifeste par de faibles valeurs d'émissivité sur les pixels côtiers et près des lacs (Lac de Constance par exemple). En termes de LST restituées, de plus faibles valeurs de LST sont obtenues près des côtes (figure IV.7 (b)).

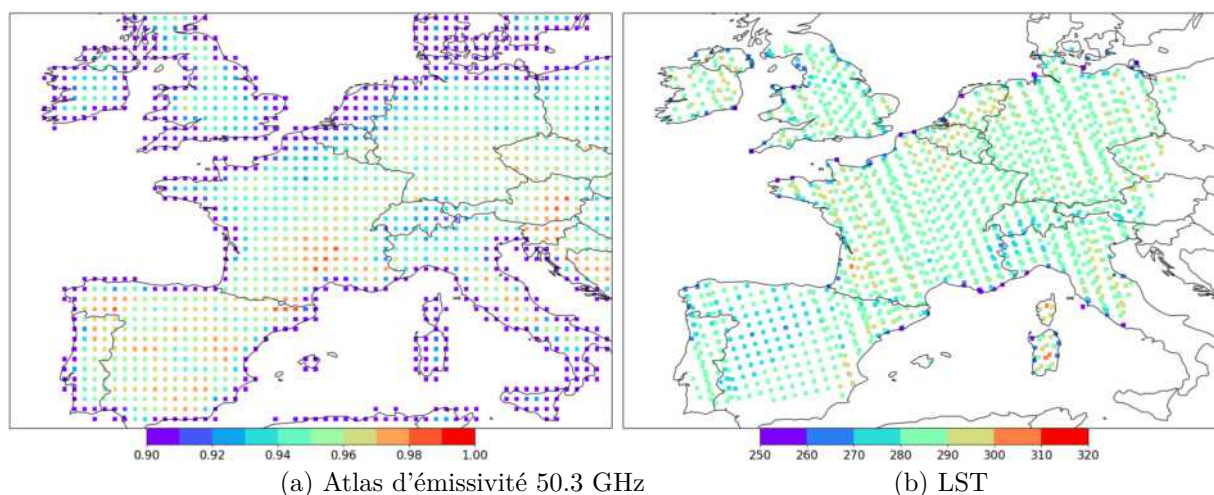


FIGURE IV.7 – Moyennes mensuelles d'émissivités de surface par boîtes de $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ issues de l'atlas CNRM-MW pour le sondeur micro-onde AMSU-A (canal 50.3 GHz) correspondant au mois de mars 2007 et aux angles zénithaux inférieurs à 40° (a) et LST restituées à partir du sondeur micro-onde AMSU-A (canal 50.3 GHz) pour les observations allant de 19 UTC à 22 UTC le 15 avril 2018 (b)

La variabilité d'émissivité de surface se manifeste par de forts écarts-types près des côtes et près des surfaces aquatiques, telles que les lacs Léman et de Constance en Suisse et sur le relief où l'on peut trouver des zones enneigées, dépassant 0.01 pour le canal 89 GHz de MHS

et 0.015 pour le canal 50.3 GHz de AMSU-A contre des écarts-types inférieurs respectivement à 0.005 et 0.01 dans les régions continentales.

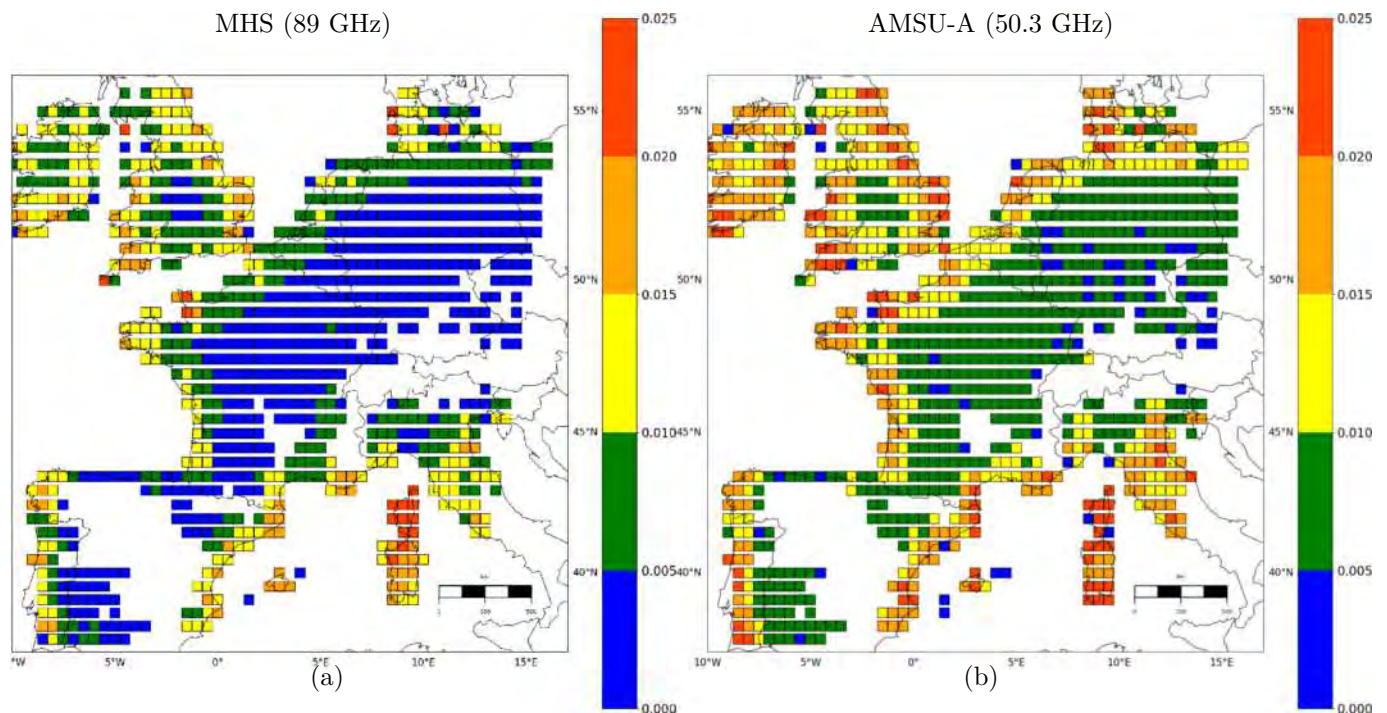


FIGURE IV.8 – Écarts-types d'émissivités de surface définies à partir de l'atlas MW CNRM pour MHS (a) et AMSU-A (b) moyennés sur une grille $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ pour la période Avril/Mai 2018. Les données absentes sur la péninsule Ibérique et les zones montagneuses sont dues au seuil d'orographie de 400 m.

La Figure IV.8 décrit l'écart-type d'émissivité de surface sur la période d'avril/mai 2018 par boîtes de $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ pour les canaux sensibles à la surface à 89 GHz et 50.3 GHz des sondeurs MHS et AMSU-A respectivement. Nous remarquons d'une part une plus forte variabilité temporelle des émissivités utilisées par AMSU-A que par MHS, ce qui peut être dû à sa plus grande taille de pixel qui agrège donc différentes natures de sol (46 km pour un pixel AMSU-A contre 16 km pour un pixel MHS). D'autre part, la forte variabilité de l'émissivité de surface sur les parties côtières et montagneuses du domaine nous ont amenés à les retirer de la comparaison. Ainsi, nous avons comparé les températures de surfaces restituées à partir des capteurs infrarouges et micro-ondes sur les régions continentales, et exclu les pixels à proximité des surfaces aquatiques de cette comparaison. En pratique, nous avons établi un filtre d'émissivité permettant de retirer les pixels dont l'émissivité de surface utilisée pour la restitution est inférieure à 0.93 comme décrit dans la figure IV.9. Cette valeur indique une contamination par l'eau et les pixels retirés avec ce seuil se situent dans des régions côtières ou au bord de lacs ou sur les reliefs enneigés (glaciers). Le choix de cette valeur a été fait sur la base d'une comparaison visuelle de différents seuils d'émissivité.

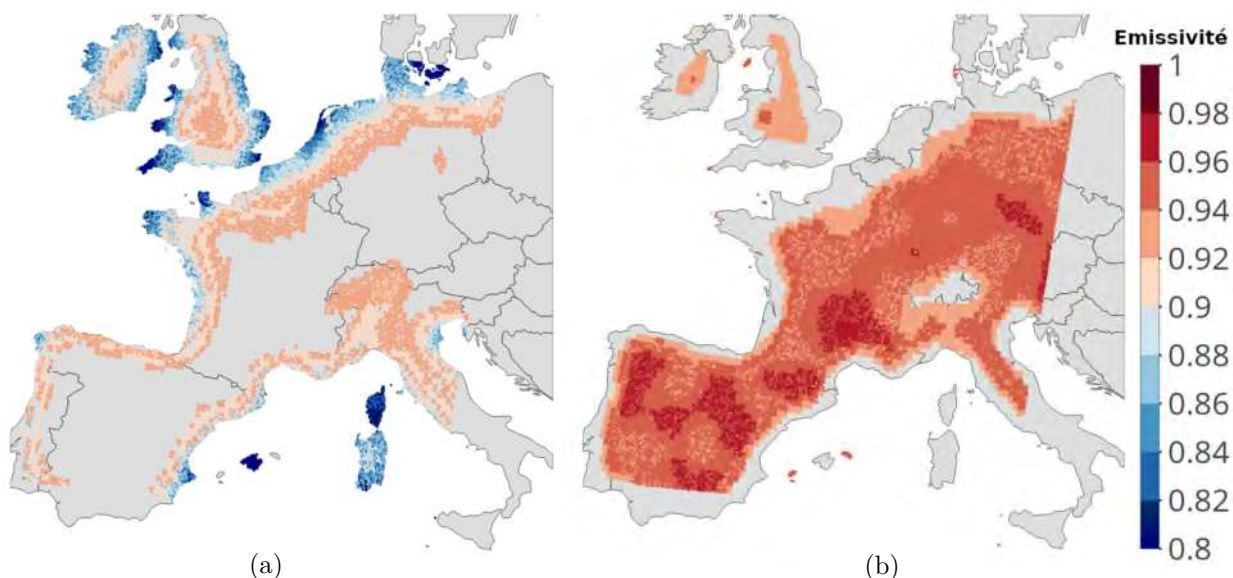


FIGURE IV.9 – Pixels AMSU-A retirés (a) et considérés (b) pour l’intercomparaison avec un seuil d’émissivité égal à 0.93 pour le mois d’octobre 2018

Lors de cette étude, les températures de surface restituées à partir des sondeurs micro-ondes AMSU-A et MHS ont été comparées à celles restituées à partir du capteur infrarouge SEVIRI. Une moyenne des LST SEVIRI dans un rayon de 4.5 km a été calculée pour les comparaisons aux LST MHS et AMSU-A, comme c’était le cas pour la comparaison contre les LST de IASI. Par ailleurs, un double contrôle de couverture nuageuse a été appliqué. Nous avons ainsi considéré les observations de SEVIRI en ciel clair, ainsi que les observations micro-ondes en conditions de ciel non pluvieux ce qui représente une vérification supplémentaire de la couverture nuageuse, étant donnée la différence de taille de pixel entre les deux instruments.

IV.2.4 Intercomparaison des LST restituées

IV.2.4.1 Le sondeur AMSU-A

Afin d’évaluer l’accord entre les LST restituées à partir de SEVIRI et celles de AMSU-A, nous avons d’abord calculé leurs corrélations, de jour et de nuit, sur différentes saisons. La figure IV.10 présente les corrélations entre les LST de SEVIRI et les LST de AMSU-A pour les quatre mêmes périodes d’études considérées dans la section précédente (janvier-février 2018, avril-mai 2018, juillet-août 2018 et octobre-novembre 2018).

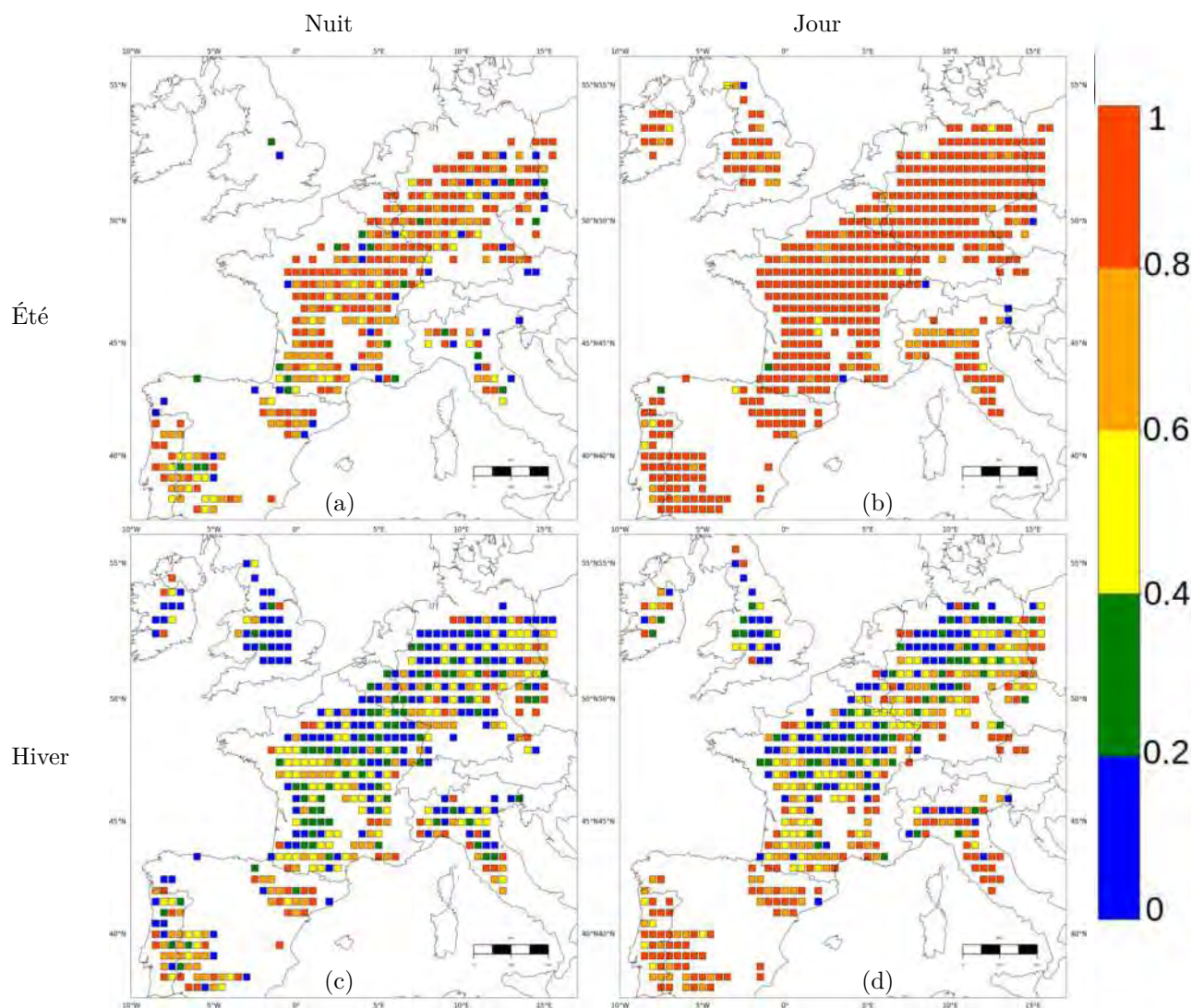


FIGURE IV.10 – Corrélations entre les LST de AMSU-A et SEVIRI (K) moyennées sur une grille $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ pour Juillet/Août 2018 de nuit (a) et de jour (b) ainsi que pour Janvier/Février 2018 de nuit (c) et de jour (d). Les données absentes sur la péninsule Ibérique et les zones montagneuses sont dues au seuil d'orographie de 400 m.

Contrairement à la comparaison avec IASI, nous remarquons que de plus fortes valeurs de corrélations sont obtenues de jour. De jour, les coefficients de corrélation sont supérieurs à 0.8 dans la majorité des cas. De nuit, ces coefficients connaissent une plus forte variabilité et restent au-dessus de 0.6 dans la majorité des cas. Cependant, pendant la saison d'hiver, caractérisée par des conditions météorologiques plus favorables à la présence de nuages et de précipitations, une plus forte variabilité est observée réduisant ainsi les coefficients de corrélation surtout au nord du domaine. Rappelons que pour limiter l'effet du relief, un seuil d'orographie de 400 m a été appliqué ce qui explique l'absence de données de comparaison sur certaines zones telles que le plateau Ibérique.

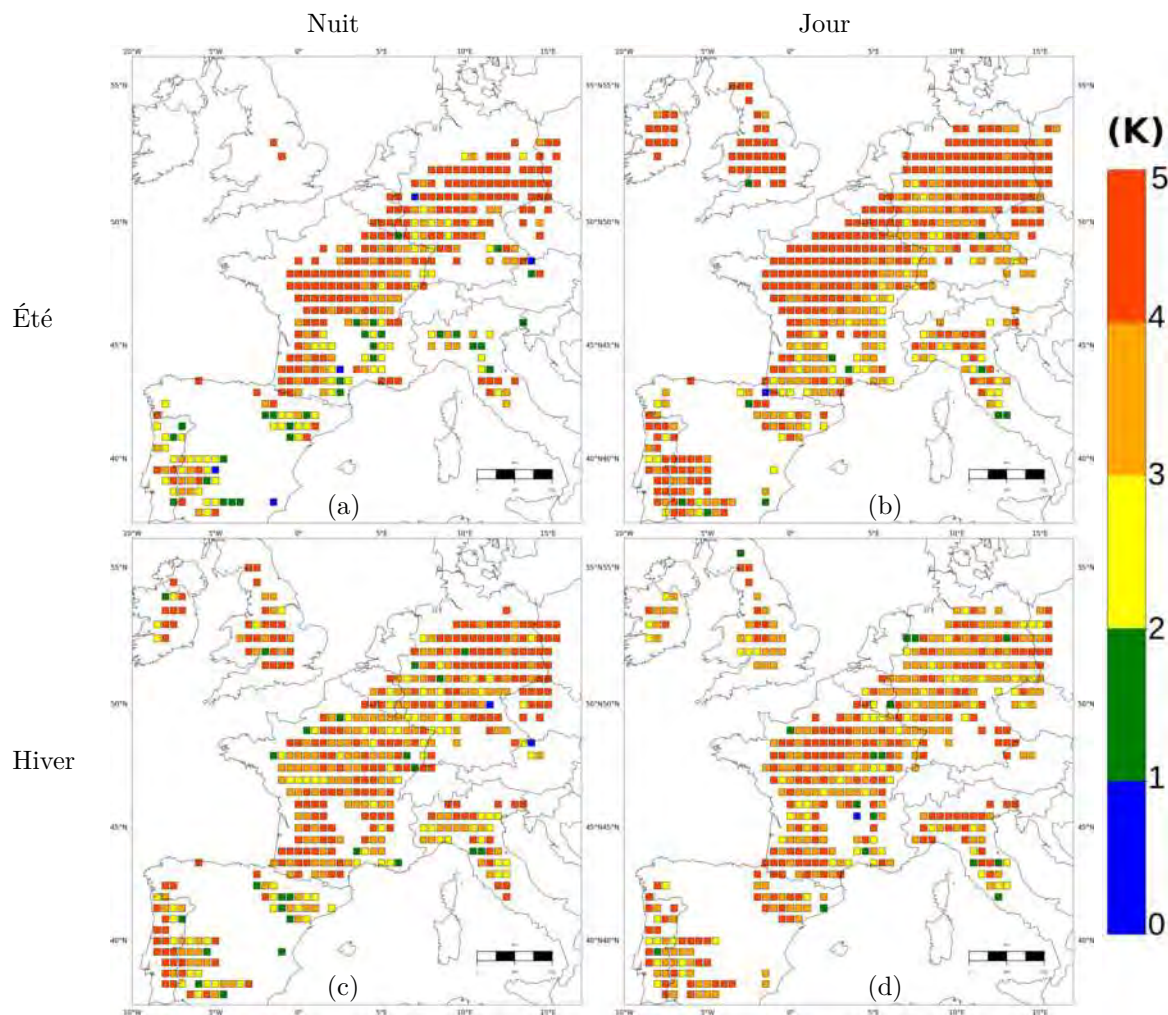


FIGURE IV.11 – Écart quadratique moyen des différences entre les LST de AMSU-A et SEVIRI (K) moyennées sur une grille $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ pour Juillet/Août 2018 de nuit (a) et de jour (b) ainsi que pour Janvier/Février 2018 de nuit (c) et de jour (d). Les données absentes sur la péninsule Ibérique et les zones montagneuses sont dues au seuil d'orographie de 400 m.

En termes de RMS de différences, la figure IV.11 montre des valeurs supérieures à 2 K dans la majorité des boîtes du sud du domaine, et des valeurs supérieures à 4 K dans la majorité de celles du nord du domaine. La comparaison entre jour et nuit montre de plus faibles valeurs de RMS de jour surtout en hiver. Toutefois, en été, de plus faibles valeurs de RMS, inférieures à 2 K, sont observées de nuit sur le sud du domaine. Ceci peut être dû à une meilleure représentation du sol, plus sec, par les atlas d'émissivité. La comparaison des différences quadratiques moyennes ne montre pas de comportement très différent entre les statistiques de nuit et de jour comme c'était le cas dans la comparaison entre les deux capteurs infrarouges. Toutefois, la comparaison des statistiques de différences en termes de biais et d'écart-types, présentée dans le tableau IV.1, montre des biais plus importants de nuit et des écart-types plus importants de jour, et ce pour les quatre périodes d'étude.

TABLE IV.1 – Statistiques de différences des LST AMSU-A comparées aux LST SEVIRI (K).

	Moyenne		Écart-type		RMSD	
	Nuit	Jour	Nuit	Jour	Nuit	Jour
Printemps (Avril/Mai 2018)	3.2	2.5	3.3	4.0	4.6	4.8
Été (Juillet/Août 2018)	2.9	1.6	3.1	4.2	4.2	4.5
Automne (Octobre/Novembre 2018)	3.0	0.1	3.8	4.0	4.8	4.0
Hiver (Janvier/Février 2018)	1.8	-0.6	3.7	4.0	4.1	4.0

Rappelons que AMSU-A, étant à bord de satellites à orbites polaires, n’observe pas la surface terrestre avec les mêmes angles de visée que SEVIRI, ce qui peut expliquer la plus grande variabilité des différences de jour. Par ailleurs, nous avons comparé les cycles diurnes moyens des LST de SEVIRI et de AMSU-A.

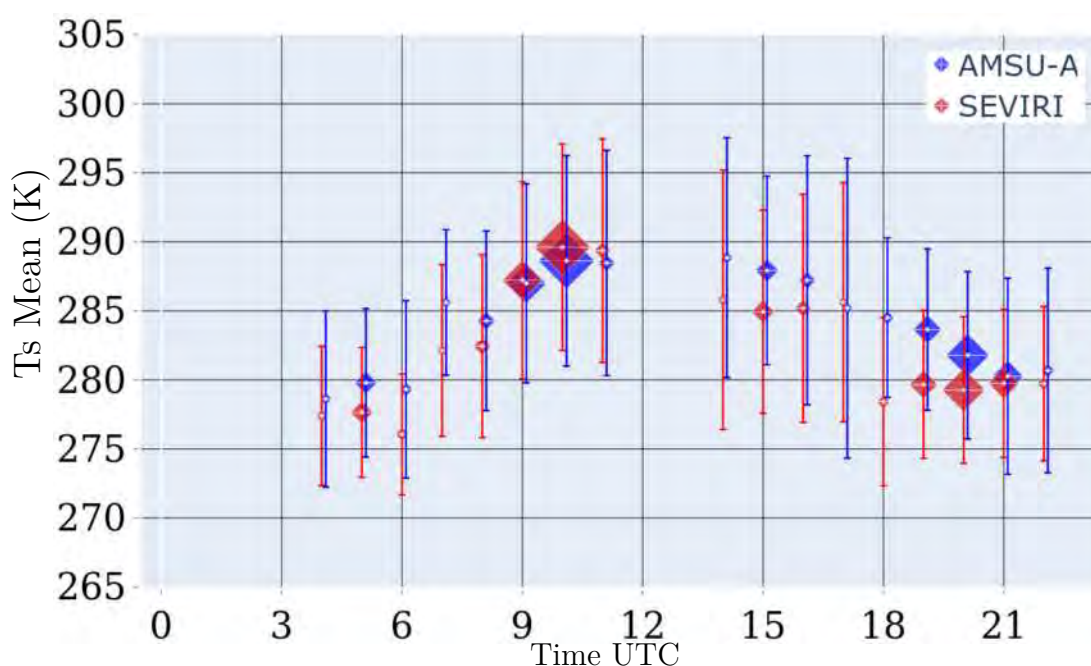


FIGURE IV.12 – Cycle diurne de la température de surface restituée moyenne pour AMSU-A (bleu) et SEVIRI (rouge) pour la période d’Octobre/Novembre 2018 en fonction du réseau d’analyse. La taille des marqueurs décrit le nombre d’observations disponibles, les segments décrivent les écarts-types associés des LST de AMSU-A et SEVIRI

La figure IV.12 montre les cycles diurnes des LST restituées à partir de SEVIRI et de AMSU-A pour la période d’Octobre/Novembre 2018. Nous remarquons que les LST restituées à partir d’AMSU-A sont plus faibles de 09 à 12 UTC que celles de SEVIRI, toutefois, la nuit, les LST de AMSU-A deviennent plus chaudes que celles de SEVIRI. Cette amplitude du cycle diurne de la LST de AMSU-A, plus faible que celle des LST SEVIRI pourrait être due à la plus grande taille de pixel AMSU-A ou également à une sensibilité différente de celle de SEVIRI. En effet, l’émissivité micro-onde étant sensible à l’humidité superficielle du sol, la variabilité de l’humidité du sol non prise en compte par l’atlas d’émissivité se reporte sur les valeurs de la LST restituée. De plus, les variations de l’eau du sol sont plus lentes que celles

de la température et sont donc moins sensibles au cycle diurne. Ce comportement est observé également pour la période d'hiver. Pour les périodes de printemps et d'été, les valeurs de LST de AMSU-A sont plus élevées que celles de SEVIRI dans la majorité des cas, de jour comme de nuit.

IV.2.4.2 Le sondeur MHS

Le second sondeur micro-onde considéré dans cette étude est le sondeur MHS. Nous avons ainsi comparé les LST de MHS restituées avec la méthode de restitution mono-canal avec émissivité connue, définie à partir de l'atlas d'émissivité du CNRM MW [Karbou et al., 2006].

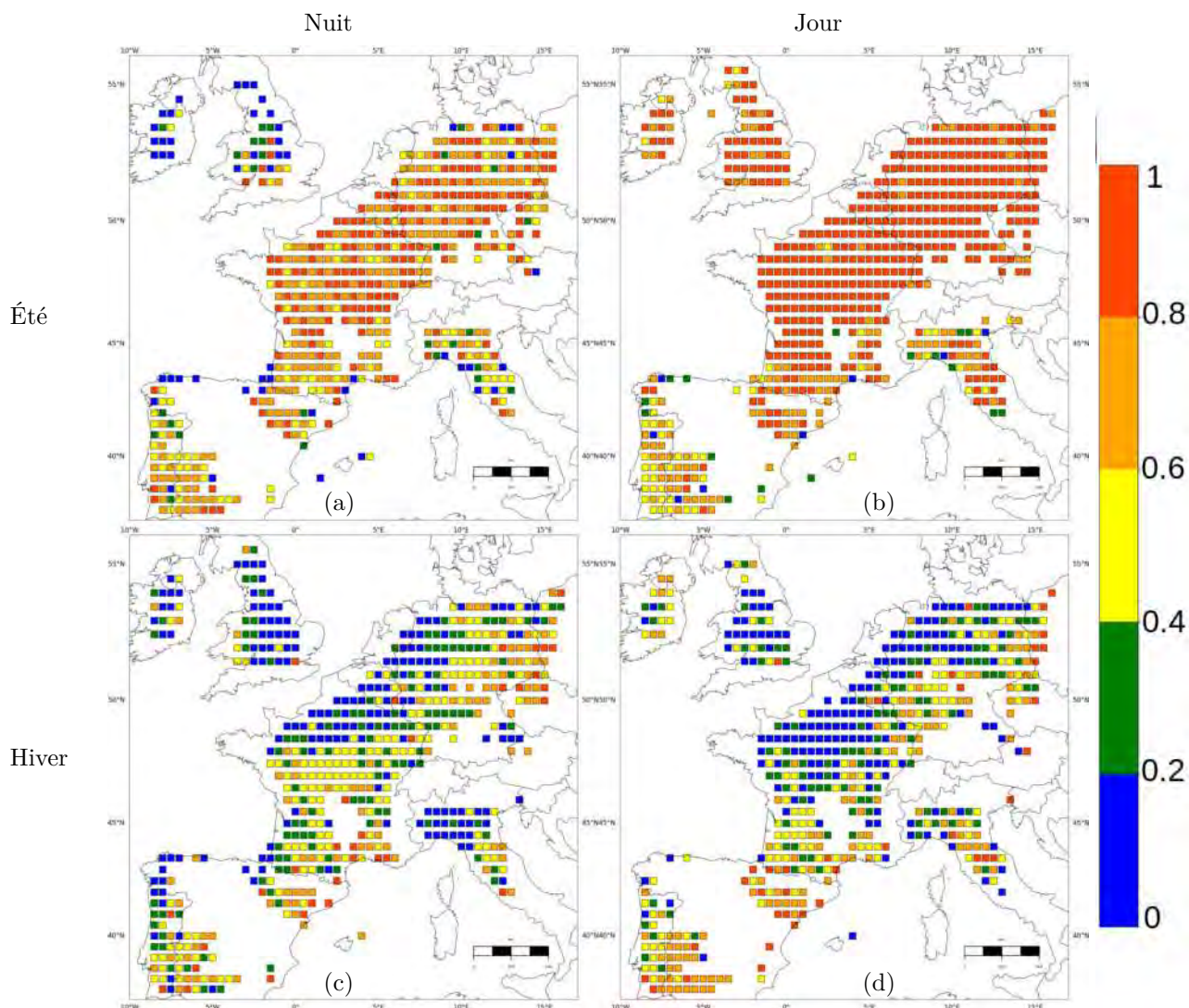


FIGURE IV.13 – Corrélations entre les LST de MHS et SEVIRI (K) moyennées sur une grille $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ pour Juillet/Août 2018 de nuit (a) et de jour (b) ainsi que pour Janvier/Février 2018 de nuit (c) et de jour (d). Les données absentes sur la péninsule Ibérique et les zones montagneuses sont dues au seuil d'orographie de 400 m.

Nous avons considéré pour la restitution le premier canal fenêtre de MHS (89 GHz) utilisé dans la version opérationnelle d'AROME pour la restitution de l'émissivité de surface. Comme

cela a été présenté dans les sections précédentes, la comparaison par rapport aux LST SEVIRI a été réalisée en conditions de ciel clair, selon le critère de détection nuageuse de SEVIRI et le critère de détection de pluie pour MHS. Rappelons que les comparaisons ont été moyennées par boîtes de 0.5° . La figure IV.13 montre de fortes corrélations positives entre les LST de MHS et de SEVIRI en été avec des coefficients supérieurs à 0.8, contre de faibles coefficients de corrélation durant la période d'hiver surtout au nord du domaine. Ceci peut être dû à la variation ponctuelle de l'humidité du sol suite à des précipitations par exemple qui impacte la représentativité de l'atlas d'émissivité utilisé. Nous remarquons aussi une faible corrélation en été et automne sur la région Ouest de la péninsule Ibérique. Cette région est caractérisée par des conditions plus sèches en ces périodes. Ces observations peuvent être expliquées par les différences d'émissivité, avec des RMSE de l'ordre de 0.02 à 0.04, qui impactent davantage la restitution de LST en conditions d'air sec d'une part, et pour lesquelles la différence entre les hautes fréquences et la bande infrarouge sont plus importantes en conditions de sol humide d'autre part. En termes de RMSE des différences, la figure IV.14 montre la comparaison de jour et de nuit des LST MHS par rapport à celles de SEVIRI et ne montre pas de nette différence diurne. Elles sont comprises entre 2 K et 4 K dans la majorité des cas et peuvent dépasser les 4 K surtout au nord du domaine. Pour la période d'été, nous remarquons de plus faibles RMSE de nuit que de jour, ainsi qu'un effet opposé en période d'hiver. Ceci peut être lié au nombres d'observations MHS sur le domaine AROME-France dans chaque échantillon et son impact sur les différences quadratiques moyennes .

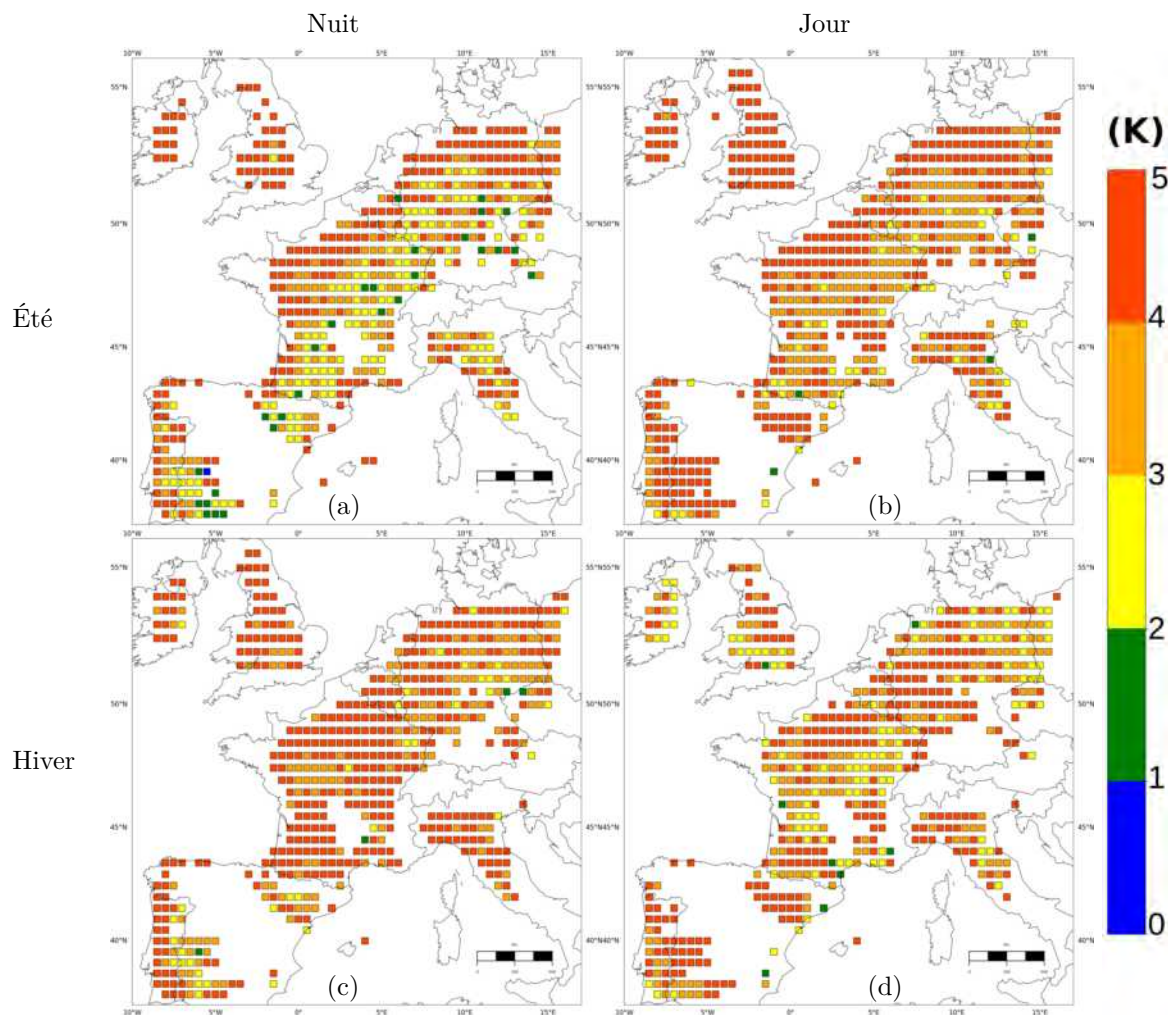


FIGURE IV.14 – RMSE des différences entre les LST de MHS et SEVIRI (K) moyennées sur une grille $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ pour : Juillet/Août 2018 de nuit (a) et de jour (b) ainsi que pour Janvier/Février 2018 de nuit (c) et de jour (d). Les données absentes sur la péninsule Ibérique et les zones montagneuses sont dues au seuil d'orographie de 400 m.

Le tableau IV.2 présente les statistiques de différences des LST de MHS et de SEVIRI en termes de biais et d'écart-type de jour et de nuit pour les quatre périodes d'étude.

TABLE IV.2 – Statistiques de différences des LST MHS comparées aux LST SEVIRI (K).

	Moyenne		Écart-type		RMSD	
	Nuit	Jour	Nuit	Jour	Nuit	Jour
Printemps (Avril/Mai 2018)	3.2	1.6	4.0	4.5	5.1	4.8
Été (Juillet/Août 2018)	1.6	-0.1	4.4	5.0	4.7	5.0
Automne (Octobre/Novembre 2018)	2.4	-1.5	4.3	4.4	5.0	4.6
Hiver (Janvier/Février 2018)	1.3	-1.8	4.5	4.1	4.7	4.5

À l'exception de la période d'hiver, nous remarquons des biais plus faibles de jour et des écarts-types plus importants de jour, ce qui a été également observé lors de la comparaison entre les LST de SEVIRI et d'AMSU-A.

En ce qui concerne le cycle diurne des LST illustré sur la figure IV.15, nous avons remarqué des LST de MHS plus chaudes de nuit et plus froides de jour que celles de SEVIRI, à l'exception

de la période de printemps, où les LST de MHS sont plus froides que les LST de SEVIRI tout au long de la journée.

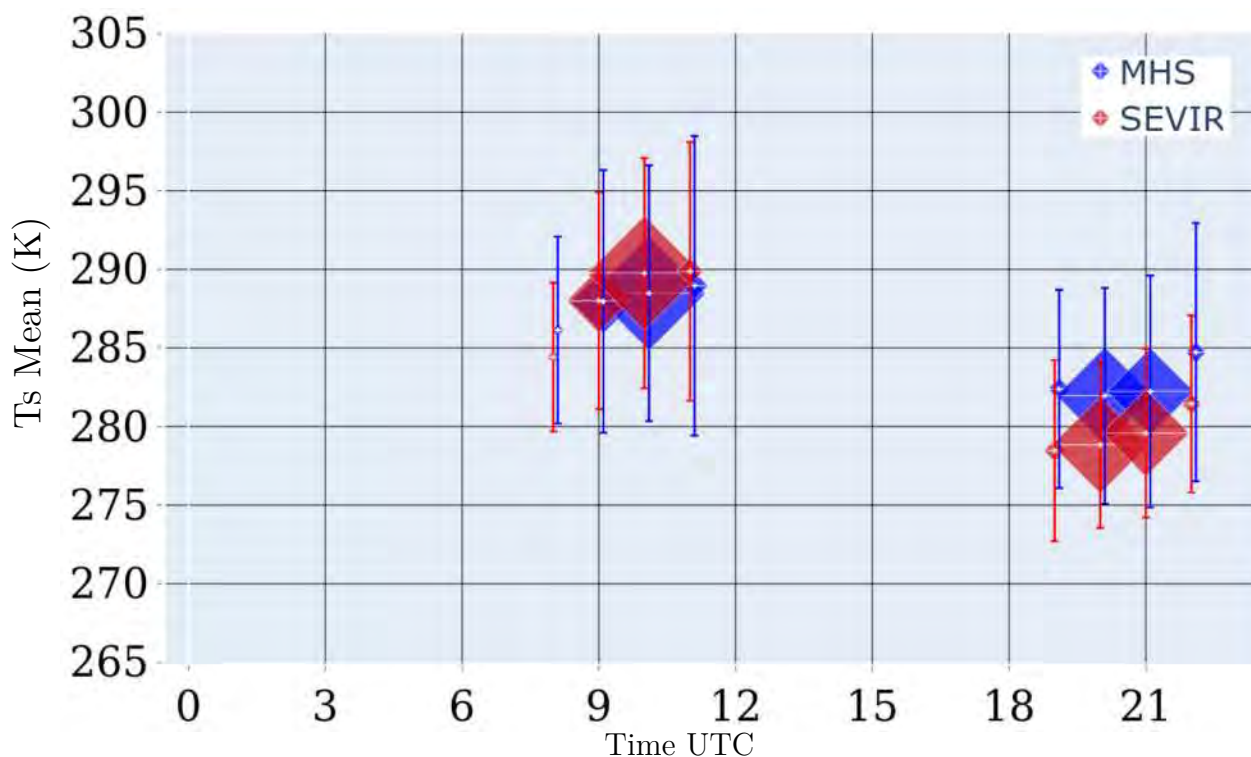


FIGURE IV.15 – Cycle diurne de la LST moyenne pour MHS (bleu) et SEVIRI (rouge) pour la période d'Octobre/Novembre 2018 en fonction du réseau d'analyse. La taille des marqueurs décrit le nombre d'observations disponibles, les segments indiquent les écarts-types associés des LST de MHS et SEVIRI

IV.2.4.3 Synthèse des résultats

Dans les sections précédentes, nous avons discuté l'accord entre les LST SEVIRI et les LST de AMSU-A et MHS. Nous résumons dans la figure IV.16 les statistiques de différence des LST de ces deux sondeurs par rapports à celles de SEVIRI sous forme d'un schéma de Taylor, qui prend en compte les corrélations des LST et les RMS de leurs différences.

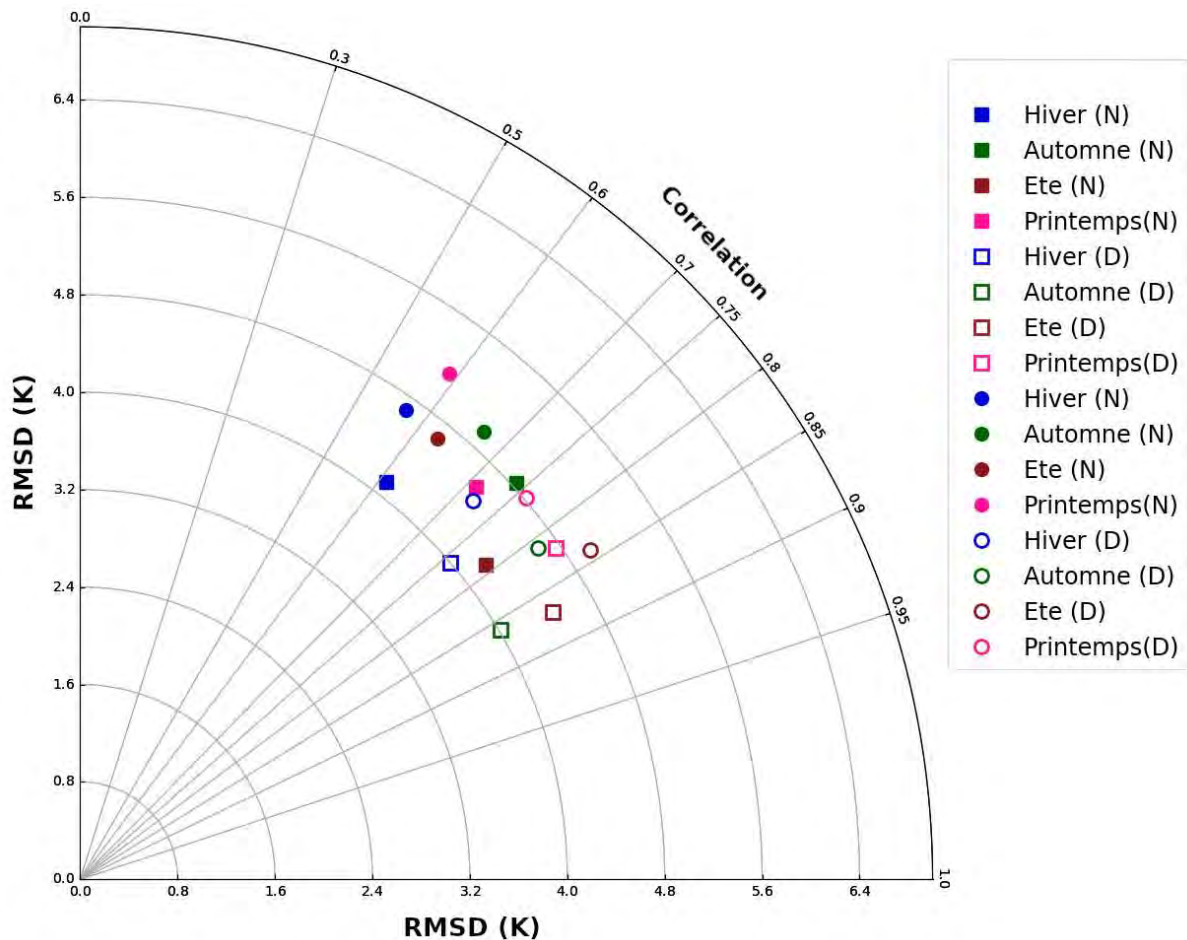


FIGURE IV.16 – Statistiques de difference entre SEVIRI et AMSU-A (Carrés) et entre SEVIRI et MHS (Cercles) pour les comparaisons de nuit (N) et de jour (D), pendant l’hiver (bleu), l’automne (vert), l’été (rouge) et le printemps (rose).

La figure IV.16 nous montre un meilleur accord entre les LST SEVIRI et AMSU-A qu’avec les LST MHS, que ce soit de jour ou de nuit. Nous observons également de meilleures corrélations de jour que de nuit dans tous les cas, avec des RMS assez proches dans la majorité des cas. Cette plus forte corrélation de jour peut être liée à une meilleure détection nuageuse pour les pixels SEVIRI qui bénéficient de l’utilisation des canaux visibles pour la détection nuageuse. Les canaux micro-ondes sont plus sensibles à l’humidité du sol dans les hautes fréquences, ce qui donne lieu à plus d’écart par rapport aux atlas d’émissivité suite à des précipitations par exemple. Cet écart serait d’autant plus important avec MHS (89 Ghz) qu’avec AMSU-A (50.3 Ghz). Ceci peut expliquer le meilleur accord observé entre SEVIRI et AMSU-A qu’entre SEVIRI et MHS. Par ailleurs, les LST restituées à partir d’instruments micro-ondes cumulent des sources d’erreurs non prises en compte dans l’émissivité venant des atlas et les comparaisons sont donc plus difficiles à interpréter que les comparaisons entre instruments infrarouges.

IV.2.4.4 Simulation des températures de brillance AMSU-A et MHS

Comme avec IASI, nous avons simulé les températures de brillance des deux sondeurs micro-ondes AMSU-A et MHS en utilisant différentes valeurs de LST dans RTTOV. Nous avons réalisé des simulations de plusieurs passages de ces deux sondeurs pour des dates à faibles couvertures nuageuses correspondant au 19 Juin 2017, le 10 Juillet 2017, le 15 Octobre 2017, le 31 Janvier 2018 et le 13 Février 2018. Nous avons utilisé pour chaque sondeur la LST restituée à partir du même sondeur, celle restituée à partir de SEVIRI ainsi que celle prévue par le modèle AROME. Nous avons ensuite comparé les températures de brillance simulées à celles observées par chaque sondeur. L'ensemble des profils verticaux utilisés lors de ces simulations correspond à un total de 7500 profils environ pour AMSU-A dont 3600 environ sont utilisés pour les simulations de nuit, et un total de 9500 profils environ pour MHS dont 4200 environ sont utilisés pour les simulations de nuit.

Nous remarquons que l'utilisation de la LST SEVIRI, comparée à l'utilisation de la LST prévue par le modèle, permet pour les simulations de jour, de réduire la moyenne des différences par rapport aux observations de 0.5 K à 1 K environ pour les canaux sensibles à la surface (23.8 GHz, 31.4 GHz, 50.3 GHz et 89 GHz) pour AMSU-A et les canaux 89 GHz et 150 GHz pour MHS (Figure IV.17). En termes de différences quadratiques moyennes, l'utilisation de la LST SEVIRI n'a pas permis de réaliser de meilleures simulations des températures de brillance AMSU-A et MHS par rapport à l'utilisation de la LST du modèle, mais ces deux simulations restent très proches avec un écart de RMSD de l'ordre de 0.2 K environ dans la plupart des cas.

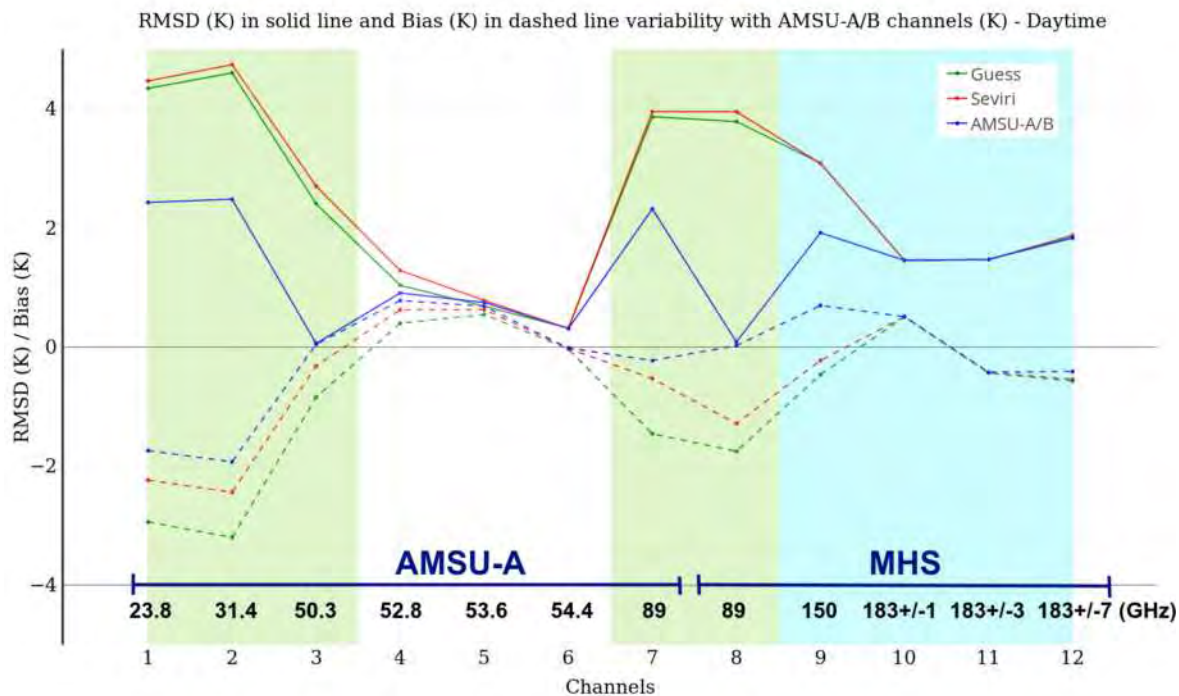


FIGURE IV.17 – RMSD (ligne continue) et moyenne (pointillé) des différences de simulations de jour avec RTTOV des températures de brillance de AMSU-A et MHS en utilisant les LST de ces sondeurs (bleu), de SEVIRI (rouge) et du modèle AROME (vert). Les plages colorées en vert décrivent les canaux sensibles à la surface, celle en blanc ceux sensibles à la température et celle en bleu les canaux sensibles à l'humidité comme décrit dans la section II.5.3.

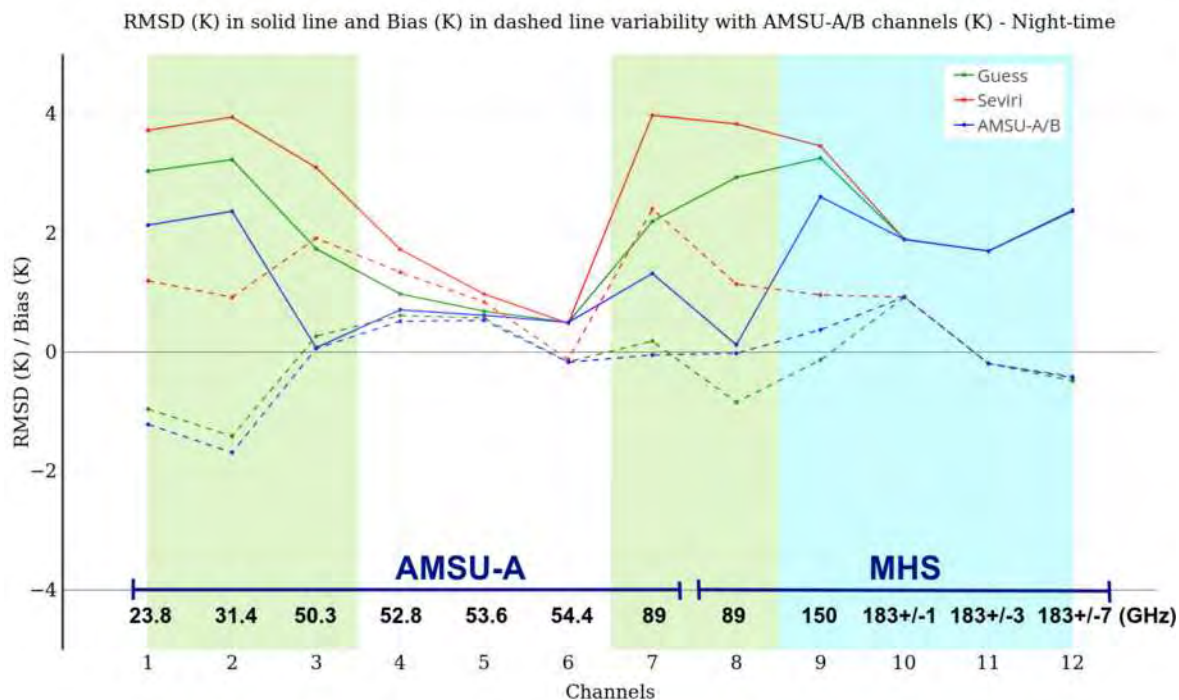


FIGURE IV.18 – RMSD (ligne continue) et moyenne (pointillé) des différences de simulations de nuit avec RTTOV des températures de brillance de AMSU-A et MHS en utilisant les LST de ces sondeurs (bleu), de SEVIRI (rouge) et du modèle AROME (vert). Les plages colorées en vert décrivent les canaux sensibles à la surface, celle en blanc ceux sensibles à la température et celle en bleu les canaux sensibles à l'humidité comme décrit dans la section II.5.3.

Toutefois, pour les simulations de nuit, l'utilisation de la LST SEVIRI augmente la moyenne des différences par rapport aux simulations avec la LST du modèle dans la plupart des cas (Figure IV.18). En termes de RMSD, la température prévue par le modèle donne de meilleures simulations. L'écart entre les statistiques des différences des simulations réalisées avec la LST SEVIRI et celles avec la LST du modèle est plus large de nuit que de jour. Cet écart, de l'ordre de 0.2 K environ de jour, peut dépasser 1 K de nuit, comme pour les simulations du canal 89 GHz de AMSU-A par exemple.

IV.2.5 Conclusions

Nous avons d'abord étudié l'accord entre les températures de surface restituées à partir des capteurs infrarouges IASI et SEVIRI et trouvé un bon accord entre ces LST dans l'ensemble. Nous nous sommes ensuite intéressés aux sondeurs micro-ondes. La comparaison des LST des sondeurs AMSU-A et MHS avec celles de SEVIRI a montré un accord global avec des différences plus importantes qu'avec les LST de IASI. Nous avons pu ainsi noter l'impact des différences d'émissivité de surface entre SEVIRI et les sondeurs micro-ondes dont les émissivités connaissent plus de variabilité. Cette variabilité a pu se répercuter sur les LST restituées par l'utilisation d'atlas d'émissivité dans la restitution. Étant donnée la plus grande sensibilité des sondeurs micro-ondes à l'humidité du sol et la contamination possible des pixels par la présence de l'eau, de plus grandes différences sont observées en hiver et près des côtes. D'autre part, l'erreur d'émissivité impacte davantage la restitution en conditions d'air sec que d'air humide [Freitas et al., 2010], ceci peut expliquer les plus grandes différences observées au sud du domaine AROME-France pendant l'été et surtout dans les régions Ouest de la péninsule Ibérique, qui est caractérisée par un climat océanique sur la côte, plus méditerranéen voire aride en allant vers l'est. Finalement, l'utilisation de la LST de SEVIRI n'a pas permis d'améliorer les écarts-types de différences des températures de brillance simulées par rapport à celles observées par AMSU-A et MHS, mais elle a permis de réduire les biais pour leurs canaux respectifs de restitution. Rappelons que l'utilisation de la LST SEVIRI dans la simulation des températures de brillance de IASI a permis d'améliorer la précision de ces simulations dans la majorité des cas.

Dans le chapitre suivant, nous allons étudier l'impact de l'assimilation des LST restituées à partir de SEVIRI dans l'analyse de surface du modèle AROME-France. L'impact de l'assimilation des LST SEVIRI sur l'assimilation des observations satellitaires, et en particulier celles des sondeurs micro-ondes, sera également étudié.

L'assimilation des LST restituées dans l'analyse de surface

V.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons cherché à quantifier l'accord entre les températures de surface restituées à partir de différents capteurs satellitaires infrarouges et micro-ondes. Ceci constitue une étape préparatoire vers l'utilisation des températures de surface satellitaires afin d'améliorer la définition de la température de surface dans les modèles de PNT. Différents travaux ont montré l'intérêt de l'assimilation des températures de surface restituées à partir des instruments satellitaires dans les modèles numériques. En 2001, [Radakovich et al., 2001] ont réalisé une étude d'assimilation trihoraire des LST produites par l'ISCCP (International Satellite Cloud Climatology Project) qui sont dérivées à partir de données d'instruments à bord de différents satellites tels que le satellite japonais GMS (Geostationary Meteorological Satellite), les satellites américains GOES et NOAA et le satellite européen Meteosat. La validation de ce travail par rapport aux données de réanalyse du NCEP (National Centers for Environmental Prediction) de paramètres tels que la température de surface et la température et l'humidité à 2 m a montré une réduction des biais et des écarts-types en plus d'une amélioration du cycle diurne de la température de surface. En 2007, [Bosilovitch et al., 2007] ont évalué l'apport de l'assimilation trihoraire à l'échelle globale au GMAO (Global Modeling and Assimilation Office) de la LST produite par l'ISCCP. La LST a été assimilée dans un système d'assimilation couplée appliquant une correction de biais par rapport au bilan radiatif en surface. Cette étude a montré un impact positif sur la prévision de différents paramètres tels que la température de l'air et le flux de chaleur

sensible. [Reichle et al., 2010] ont également assimilé les LST produites par l'ISCCP dans les deux modèles de surface CLSM (Catchment Land Surface Model) et Noah Land Surface Model utilisant un schéma d'assimilation d'ensemble EnKF. La comparaison par rapport à des données in-situ sur 48 sites d'observation et sur une période d'environ deux ans a montré un impact positif de l'assimilation de la LST sur la définition de la température de surface avec une réduction de la RMSE de 0.7 K. Toutefois, l'impact était neutre sur d'autres paramètres tels que les flux de chaleurs sensible et latente. Au MetOffice, [Candy et al., 2017] ont étudié l'apport de l'assimilation des LST du produit GlobTemperature [Ghent et al., 2018] restituées à partir des instruments SEVIRI et MODIS. Les LST ont été assimilées dans l'analyse de surface avec un schéma EKF (Filtre de Kalman Étendu) en plus d'autres paramètres tels que la température et l'humidité à 2 m et le contenu en eau du sol issu de l'instrument ASCAT. Une étude préparatoire par rapport à des observations locales a montré l'intérêt d'assimiler les LST uniquement de nuit vue la plus grande amplitude des biais des LST de jour. Un impact positif léger mais significatif de l'assimilation de la LST a été retrouvé sur les analyses de température du sol dans les couches 0.1 cm et 0.25 cm de profondeur et également sur les prévisions de la température de l'air en particulier en Afrique et en Europe. Au consortium COSMO (Consortium for Small-Scale Modeling) [Sgoff et al., 2020] ont évalué l'impact de l'assimilation de la LST dans le système d'assimilation couplée surface-atmosphère COSMO-KENDA [Schraff et al., 2016]. Cette étude a montré un impact positif de jour sur la température et l'humidité de l'air en basses couches. L'assimilation de la LST a également amélioré la modélisation du cycle diurne de la température du sol. En Chine, [Meng, 2012] a évalué l'assimilation de jour des LST de MODIS avec un algorithme variationnel bidimensionnel d'analyse de surface. Cette étude a été validée sur le site de Yucheng en Chine et a montré une réduction des biais de jour de la température de surface. Ces études et les résultats précédents nous poussent à étudier l'assimilation de la température de surface restituée à partir du capteur infrarouge SEVIRI dans le système d'analyse de surface du modèle AROME. Nous avons opté pour l'assimilation des LST SEVIRI, qui est à bord du satellite géostationnaire MSG, étant donnée la disponibilité à haute fréquence temporelle de ses observations ainsi que leur répartition relativement homogène sur le domaine AROME-France. Comme décrit dans la section II.4.3, la température de surface restituée, nécessaire pour la simulation des radiances satellitaires sensibles à la surface, n'est pas actuellement assimilée dans AROME pour analyser la température du sol. L'approche que nous avons suivie consiste alors à ajouter les températures de surface restituées à partir de SEVIRI en tant que paramètre assimilé dans l'analyse de surface AROME, en plus des observations

de température et d'humidité relative à 2 mètres. Les températures de surface restituées sont assimilées aux réseaux d'analyse de surface qui ont lieu toutes les trois heures, bien qu'elles soient disponibles à une fréquence plus élevée. Nous avons ensuite évalué l'impact de ce nouveau paramètre sur les différentes composantes du système de prévision : sur l'analyse de surface dans AROME, sur l'assimilation des radiances satellitaires et d'autres observations telles que la température et l'humidité à 2 m ainsi que sur les prévisions jusqu'à une échéance de 48 h du modèle AROME.

V.2 Technique et méthode employées pour l'assimilation

Comme décrit précédemment dans la section II.4.3, l'analyse de surface AROME est réalisée toutes les trois heures et se déroule en deux étapes, à savoir une Interpolation Optimale (IO) 2D de la T2m et la Hu2m, puis une IO 1D permettant d'analyser la température de surface ainsi que le contenu en eau dans les première et deuxième couches de sol. L'ébauche est constituée d'une prévision 1 h couplée surface-atmosphère. Les prévisions de surface sont cyclées sans analyse entre les réseaux d'analyse de surface (les analyses de surface ont lieu à 0, 3, 6, 9, 12, 15, 18, 21 UTC) et sont issues de prévisions couplées surface-atmosphère dans lesquelles l'atmosphère est analysée aux réseaux intermédiaires (1, 2, 4, 5, 7, 8, 10, 11, 13, 14, 16, 17, 19, 20, 22, 23 UTC). Nous avons opté pour l'utilisation de la même technique d'analyse de surface pour l'assimilation de la température de surface que pour les observations de T2m et RH2m. En ce qui concerne les données assimilées, nous avons produit des fichiers d'observations sous un format ASCII spécifique au module de pré-traitement des observations du modèle AROME (format obsoul). Ces fichiers d'observations sont produits à partir des sorties de la tâche "screening" de l'analyse d'altitude. Cette tâche de l'analyse correspond au calcul des innovations (observation - ébauche) et au filtrage des observations (écrémage spatial, liste noire, ...) avant la minimisation de la fonction de coût du 3D-Var de l'analyse d'altitude et c'est dans cette tâche que les LST des différents instruments infrarouges sont restituées. En l'état actuel, seule une observation SEVIRI sur cinq est considérée dans le modèle afin que l'hypothèse de non corrélation spatiale des erreurs d'observation de l'assimilation variationnelle reste valide. Nous avons conservé cet écrémage spatial car nous ne prenons pas en compte les corrélations d'erreurs d'observation dans l'analyse de surface.

Par ailleurs, l'agrégation d'orographies très différentes, présentant des pentes et des orientations variables, au sein du même pixel satellitaire peut réduire la représentativité de la LST restituée. Afin de limiter l'impact potentiel du relief sur notre expérience d'assimila-

tion, nous avons mis en place un seuil d'orographie dans la production des fichiers "obsouls". Ce seuil d'orographie concerne les LST uniquement et ne s'applique pas aux températures à 2 m. Ainsi, nous avons établi deux critères : il s'agit d'éliminer les observations prises à une altitude supérieure à 1000 m ainsi que les observations dont l'écart-type des différences d'orographie avec les observations avoisinantes est supérieur à 100 m (pour le calcul de cet écart-type, une distance de voisinage de 10 km a été considérée). En pratique, et afin d'éviter une variation dans l'élimination des points d'observation qui ne respectent pas les critères de sélection en fonction de la couverture nuageuse (ce qui impacte le voisinage des pixels et ainsi l'écart-type de l'orographie), nous avons mis en place un fichier de données dédié contenant les pixels SEVIRI ne respectant pas les deux critères de sélection, et établi sur la base de tous les pixels SEVIRI sans écrémage spatial. Cette méthode nous garantit l'application d'un masque cohérent entre les différentes analyses et constant dans le temps tout au long de la période d'étude et quelles que soient les conditions nuageuses.

V.3 Diagnostics

L'approche adoptée de l'interpolation optimale bidimensionnelle nécessite la connaissance d'un certain nombre de paramètres concernant les observations et l'ébauche. Les erreurs d'observation étant considérées non corrélées, on a besoin de l'écart-type d'erreur d'observation pour les nouvelles observations de LST. Concernant l'ébauche, l'interpolation optimale bidimensionnelle nécessite la connaissance de la matrice de covariance d'erreurs d'ébauche. Les paramètres ne sont pas corrélés entre eux donc nous avons besoin des écarts-types d'erreur d'ébauche et des longueurs de portée horizontale qui déterminent les corrélations spatiales de la température. En pratique, les écarts-types d'erreurs d'ébauche et d'observation déterminent les poids respectifs de l'ébauche et des observations dans l'analyse. Ainsi, nous avons appliqué la méthode de Desroziers [Desroziers, 2005] afin de diagnostiquer les statistiques d'erreurs d'observation et du modèle. La méthode de Desroziers se base sur les statistiques des écarts entre l'observation et l'ébauche d'une part, et entre l'analyse et l'observation d'autre part afin de déterminer leurs statistiques d'erreurs respectives que nous définissons plus loin. Par ailleurs, nous avons également étudié les corrélations horizontales de température de surface sur le domaine AROME. Afin de réaliser les différents diagnostics, nous avons mis en place une expérience d'assimilation de LST, couvrant les mois de juillet et d'août 2019 et non-cyclée avec des réglages a priori des paramètres. Cela signifie que dans cette expérience, les LST sont assimilées mais l'état de la surface analysée à l'aide des LST n'est pas utilisé

pour la prévision suivante ni lors du cycle d’assimilation suivant. Le choix d’une expérience non cyclée permet d’éviter de cumuler les erreurs qui seraient dues à un mauvais réglage a priori des paramètres d’assimilation des LST. En termes de réglage a priori de l’expérience d’assimilation non cyclée, nous avons utilisé une distance de portée de 30 km, un écart-type d’erreurs d’observation de 3 K et un écart-type d’erreur de modèle de 1.5 K. Le réglage de ces paramètres sera ajusté en fonction des résultats des diagnostics de Desroziers appliqués à l’expérience considérée. Le tableau V.1 résume les caractéristiques de l’expérience d’assimilation non cyclée de LST réalisée pour les diagnostics d’erreurs d’observation et d’ébauche.

TABLE V.1 – Les caractéristiques de l’expérience d’assimilation non cyclée de LST SEVIRI réalisée pour les diagnostics d’erreurs d’observation et d’ébauche

	Expérience
Noms	DIAG-ARO
Assimilation de T2m	Oui
Assimilation de LST	Oui (00, 03, 06, 09, 12, 15, 18 et 21 UTC)
Période considérée	du 04/07/2019 au 06/09/2019
Portée horizontale (T2m)	100 km
Écart-type d’erreur d’observation (T2m)	1.4 K
Écart-type d’erreur d’ébauche (T2m)	1.6 K
Portée horizontale (LST)	30 km
Écart-type d’erreur d’observation (LST)	3.0 K
Écart-type d’erreur d’ébauche (LST)	1.5 K

V.3.1 Diagnostic d’erreurs d’observation

Afin de diagnostiquer les erreurs d’observation, nous avons appliqué l’approche de Desroziers [Desroziers, 2005] qui est une approche de diagnostic a posteriori, basée sur les statistiques d’écarts de l’ébauche et de l’analyse par rapport aux observations. Si $\mathbf{R}$ est la matrice des covariances d’erreurs d’observation, $\mathbf{d}_o^g$ est le vecteur d’innovation (différence de l’ébauche par rapport aux observations) et $\mathbf{d}_o^a$ est le vecteur d’écart de l’analyse aux observations, le

test de diagnostic vérifie l'équation :

$$E[\mathbf{d}_o^a(\mathbf{d}_b^o)^T] = \mathbf{R} \quad (\text{V.1})$$

où E est l'espérance mathématique.

Nous avons ensuite calculé les écarts-types d'erreurs d'observation de la LST (K) pour les pixels SEVIRI retenus. La figure V.1 montre la variation spatiale des écarts-types d'erreurs d'observation.

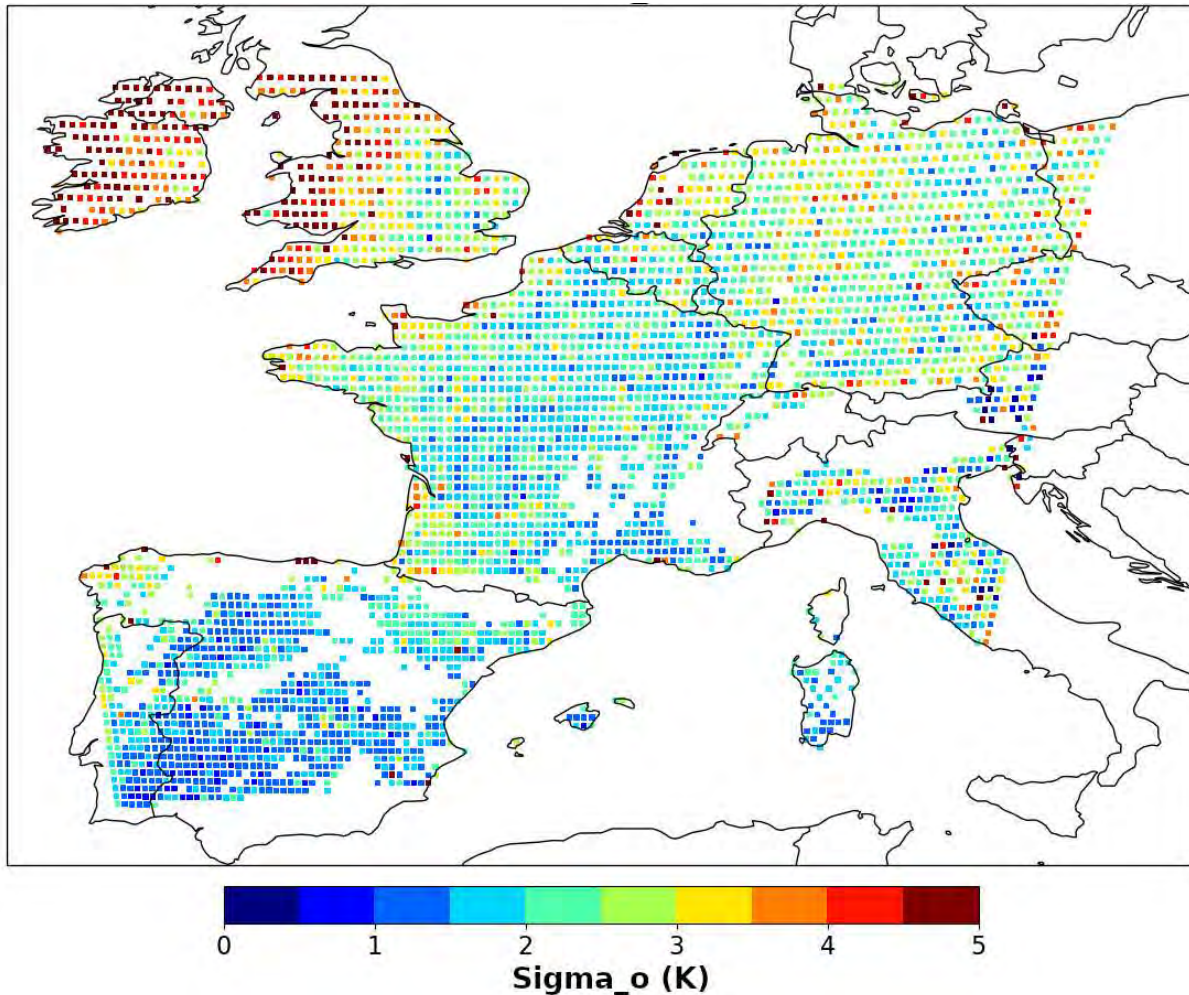


FIGURE V.1 – Écarts-types des erreurs d'observation de la LST (K) pour les mois de Juillet et Août 2019 (Écarts-types calculés sur les réseaux 00, 03 et 06 UTC) moyennés sur une grille $0.5^\circ \times 0.5^\circ$

Comme décrit sur la figure V.1, les écarts-types d'erreurs d'observation de la LST moyennés sur deux mois et sur trois réseaux (00, 03 et 06 UTC) sont inférieurs à 1.5 K dans la majorité des cas au niveau de la péninsule Ibérique, inférieurs à 2.5 K dans la plupart des cas sur la France et l'Italie, et peuvent dépasser les 3 K sur la Grande Bretagne ainsi que le Nord-Est du domaine AROME-France. Ces différences d'écarts-types d'erreurs d'observation entre le sud et le nord du domaine peuvent être dues par exemple à la différence de

taille de pixel SEVIRI qui est de l'ordre de 4 km au sud du domaine et de 6 km environ au nord du domaine. Ces différences peuvent être également expliquées par des différences en termes de nébulosité et d'émissivité de surface, le nord du domaine étant davantage impacté par des éventuelles contaminations nuageuses. Les observations qui ont été éliminées suite à l'application du filtre d'orographie sont localisées principalement au niveau des Alpes, des Pyrénées, de la Corse, du Massif Central ainsi qu'au niveau des chaînes de montagnes Ibériques (les Guadarrama et les Cantabriques). En termes de disponibilité d'observations claires pour chaque pixel SEVIRI tout au long de la période d'étude (figure V.2), nous avons remarqué la disponibilité d'un plus grand nombre d'observations sur la péninsule Ibérique avec plus de 100 observations par point de la grille dans la majorité des cas, plus de 60 observations par pixel sur la France alors que sur le nord du domaine nous n'avons pu utiliser que moins de 60 observations par pixel. Ceci peut être dû à la plus grande taille des pixels SEVIRI qui ont ainsi une plus forte probabilité d'être contaminés par des nuages (au nord du domaine AROME-France). Nous remarquons par ailleurs en comparant les figures V.1 et V.2 que les plus forts écarts-types d'erreur d'observation sont associés dans la plupart des cas à des points de la grille avec un nombre faible d'observations. D'autre part, nous remarquons de faibles nombres d'observations par pixel SEVIRI au niveau de la plaine de Pô au nord de l'Italie. Cette région, au pied des Alpes est connue pour la présence fréquente de brouillard et de nuages bas, ce qui peut expliquer le nombre faible de LST restituées dans cette région.

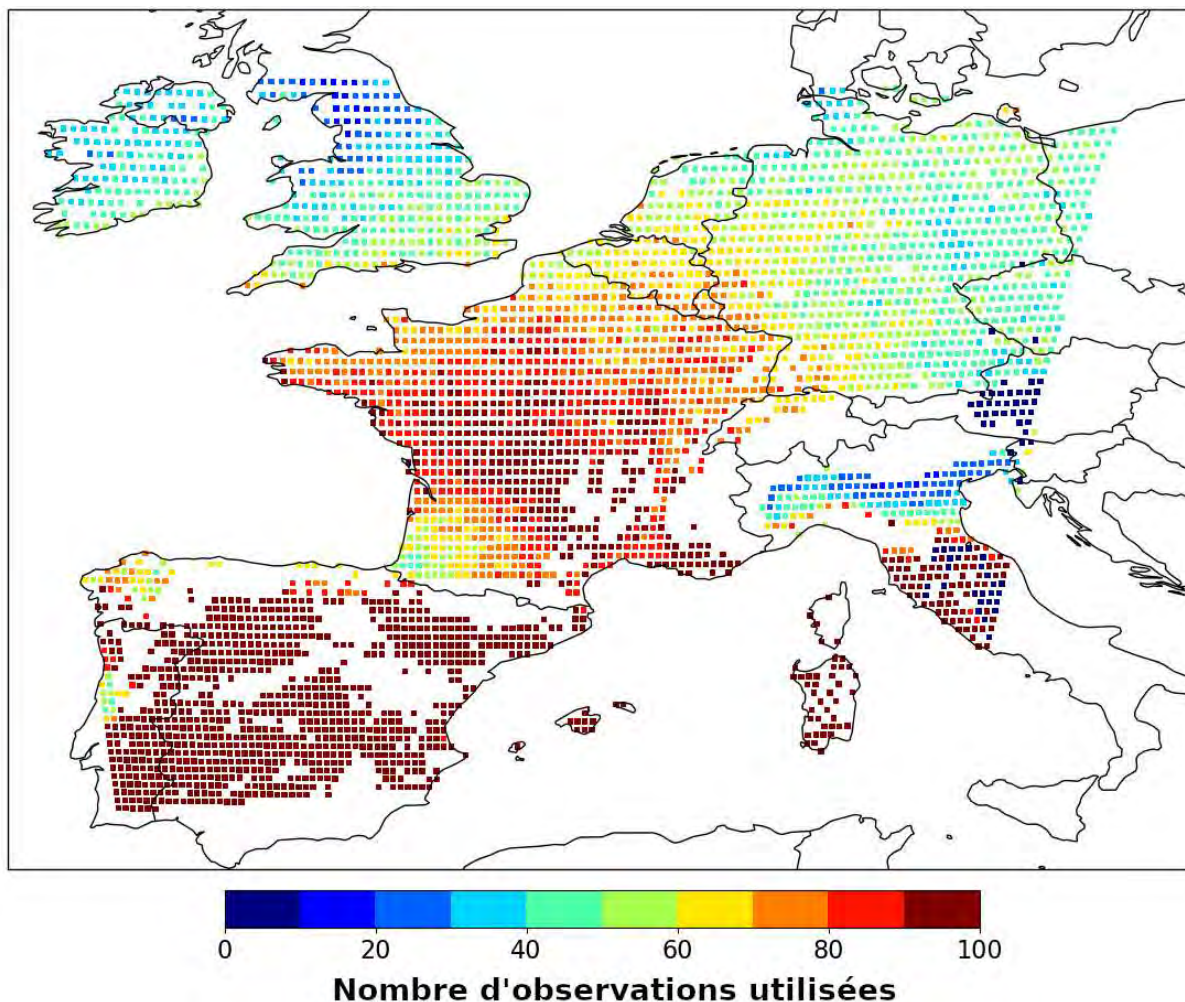


FIGURE V.2 – Nombre d’observations claires utilisées par pixel SEVIRI pour les mois de Juillet et Août 2019 (Cumul des réseaux 00, 03 et 06UTC)

Par ailleurs, les écarts-types d’erreurs d’observation sont plus importants de jour (figure V.3) que de nuit (figure V.1). Le diagnostic de ces erreurs d’observation de jour présente des écarts-types supérieurs à 3.5 K dans la majorité des cas, avec des amplitudes maximales en fin de journée (au réseau de 18 UTC). Nous remarquons également que la distribution des écarts-types d’erreurs d’observation est assez homogène de jour sur le domaine AROME-France, contrairement aux écarts-types d’erreurs d’observation la nuit qui ont des amplitudes différentes entre le sud et le nord du domaine dans la plupart des cas.

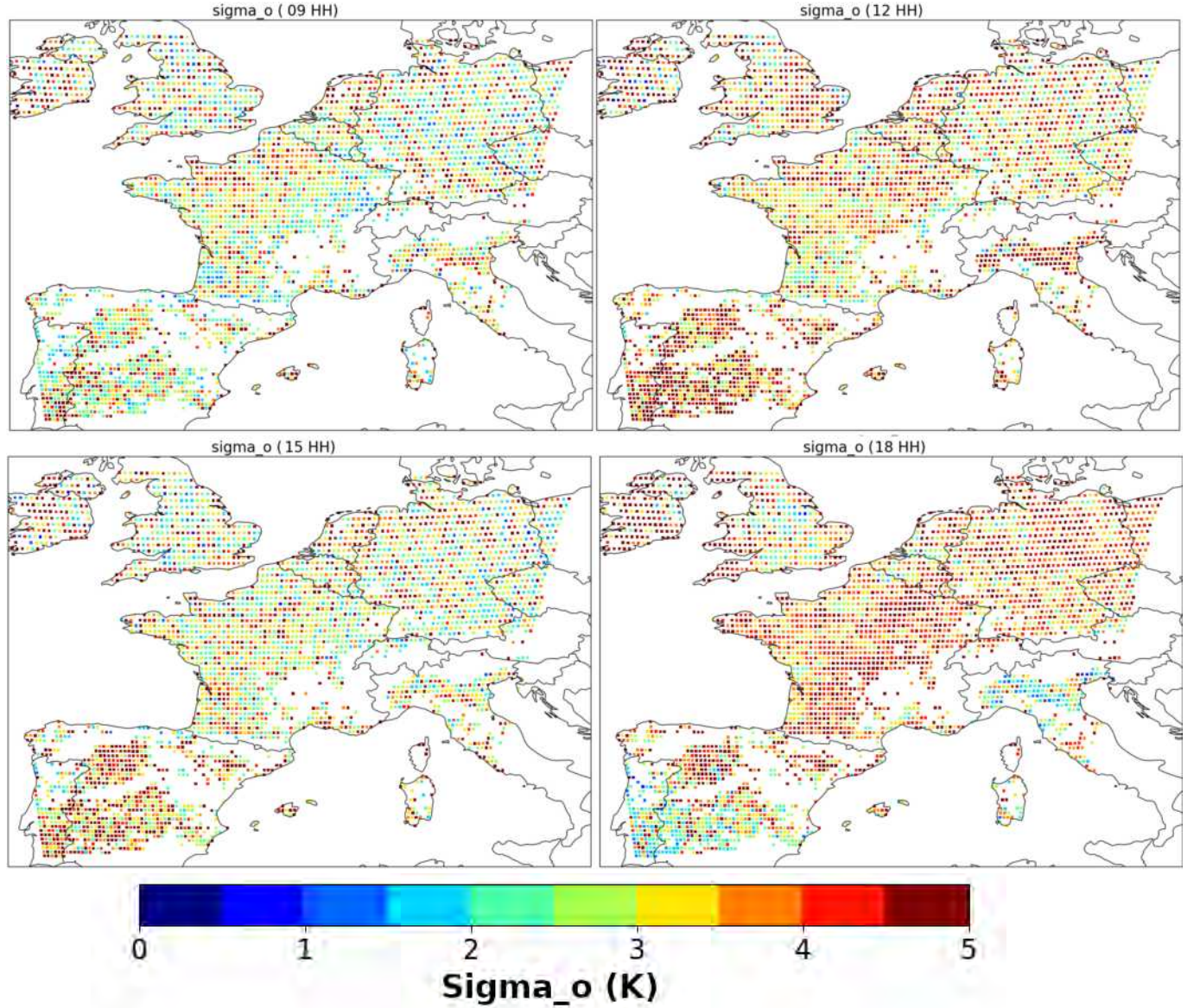


FIGURE V.3 – Écarts-types des erreurs d’observation de LST (K) pour les mois de Juillet et Août 2019 à 09 UTC (a), 12 UTC (b), 15 UTC (c) et 18 UTC (d) projetés sur une grille $0.5^\circ \times 0.5^\circ$

V.3.2 Diagnostic d’erreurs d’ébauche

Outre le diagnostic d’erreurs d’observation, il est nécessaire de déterminer les statistiques d’erreurs du modèle (ou d’ébauche). Pour ceci, Desroziers [Desroziers, 2005] définit le diagnostic d’erreur d’ébauche :

$$E[\mathbf{d}_b^a(\mathbf{d}_b^o)^T] = \mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T \quad (\text{V.2})$$

où $\mathbf{B}$ est la matrice de covariances d’erreurs d’ébauche, $\mathbf{H}$ est la version linéarisée de l’opérateur d’observation, $\mathbf{d}_b^a$ est le vecteur d’écart de l’ébauche à l’analyse, et $\mathbf{d}_b^o$ est le vecteur d’innovation. La figure V.4 présente les écarts-types d’erreurs d’ébauche moyennés

sur les mois de Juillet et Août 2019 pour les réseaux 00, 03, et 06 UTC. Comme pour les écarts-types d'erreurs d'observation, les écarts-types d'erreurs d'ébauche présentent des valeurs plus grandes pour les réseaux d'assimilation de jour et de début de nuit (non montré).

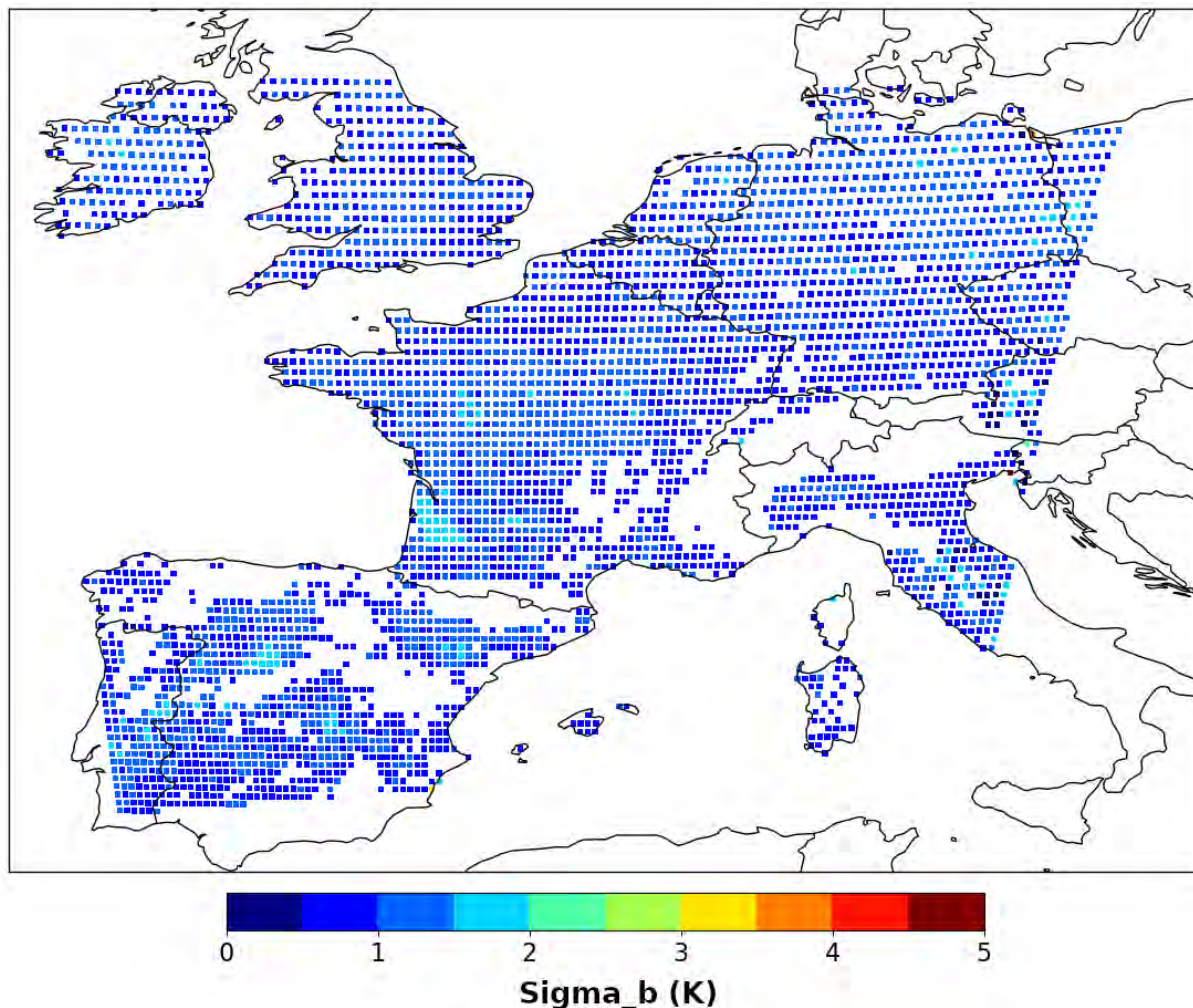


FIGURE V.4 – Ecart-types d'erreurs d'ébauche de LST (K) pour les mois de Juillet et Août 2019 (Moyenne des réseaux 00, 03 et 06 UTC)

La figure V.4 montre des écarts-types de l'ordre de 1 K sur la plupart des pixels et qui sont beaucoup plus homogènes spatialement que les écarts-types d'erreurs d'observation, ce qui peut être dû à un effet de lissage suite aux différentes approximations considérées dans le modèle. Les écarts-types d'erreurs d'ébauche dépassent 1.5 K dans certains cas tels que les Landes ou à proximité du relief tel que sur le plateau ibérique. Pour les Landes, de plus forts écarts-types d'erreur d'ébauche sont remarqués au niveau du parc des Landes de la Gascogne qui est couvert de végétation haute et dense (forêt de pins) et parcouru de plusieurs cours d'eau. Concernant l'impact du relief sur la valeur d'écarts-types d'erreur d'ébauche, une hypothèse est les effets sous-maille qui peuvent être mal représentés à cause de conditions d'éclairement différentes et d'un chauffage hétérogène dans la maille.

V.3.3 Corrélations horizontales

Il est important en assimilation de données de vérifier si les erreurs d'observations sont corrélées entre elles. Cette corrélation peut constituer une source d'erreur supplémentaire et dégrade la qualité de l'analyse. Nous avons ainsi étudié la corrélation horizontale des innovations assimilées sur la période de juillet-août 2019. La figure V.5 présente les corrélations horizontales entre LST assimilées sur une distance allant jusqu'à 500 km.

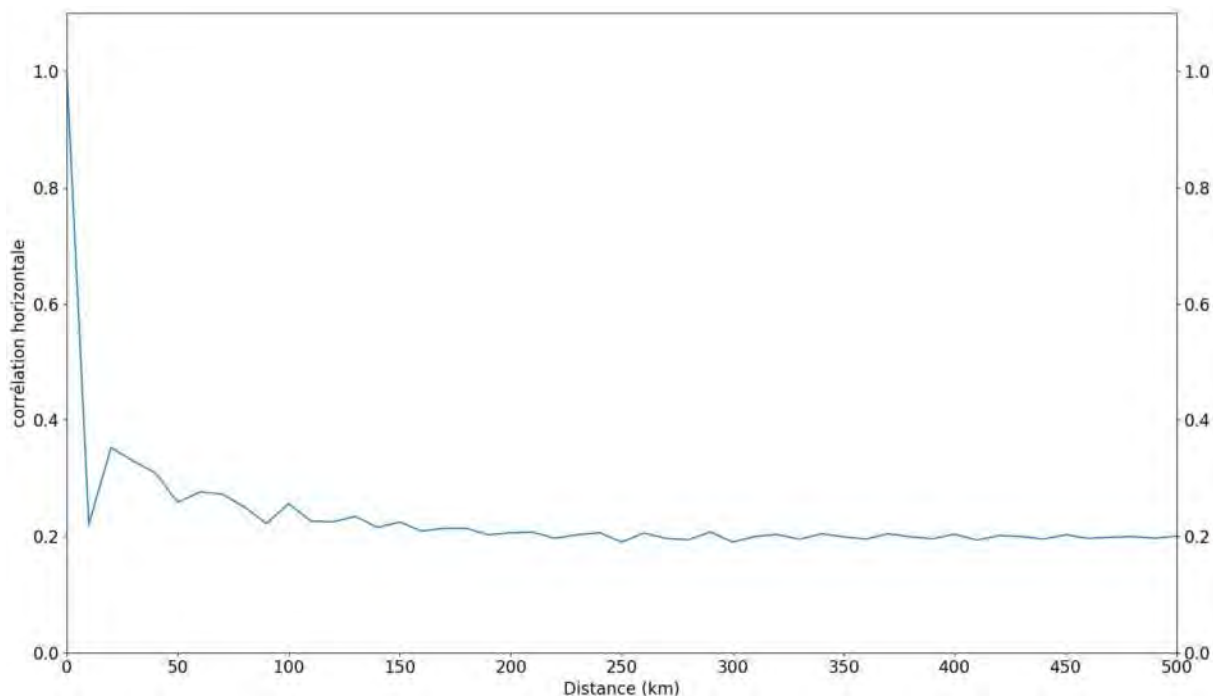


FIGURE V.5 – Corrélation horizontale des températures de surface assimilées sur la période de juillet-août 2019

La figure V.5 montre des corrélations horizontales qui décroissent avec la distance et qui atteignent leur minimum à environ 100 km. Ces valeurs de corrélation horizontale se stabilisent à une valeur minimale de 0.2 environ, même à 500 km de distance. Ceci peut être expliqué par différentes sources de corrélation entre les températures de surface restituées [Michel, 2018]. Ainsi, nous pouvons citer les émissivités utilisées lors de la restitution ou bien les paramètres du modèle de transfert radiatif. Des corrélations horizontales peuvent également résulter des algorithmes de détection nuageuse qui peuvent impacter d'une façon similaire différents pixels répartis sur de larges zones.

V.3.4 Conclusions

Le diagnostic des erreurs d'ébauche et d'observation est primordial pour la bonne définition des paramètres d'assimilation. Au cours de cette section, nous avons présenté la variation de la

corrélation horizontale en fonction de la distance ainsi que les statistiques d'erreurs d'ébauche et d'observation obtenues selon la méthode de diagnostic a posteriori de Desroziers. Les écarts-types d'erreurs d'ébauche et d'observation sont plus faibles de nuit que de jour. Toutefois, les écarts-types d'erreurs d'ébauche et d'observations diagnostiqués pour le réseau de 21 UTC présentent des valeurs assez élevées. Ceci peut être dû au rayonnement accumulé pendant le jour et réémis par la surface en début de nuit en été. Ces résultats, ainsi que ceux obtenus lors du chapitre IV montrant un meilleur accord entre les sondeurs infrarouges de nuit que de jour, nous ont encouragés à ne considérer l'assimilation de la LST SEVIRI que pour les réseaux de nuit à 00 UTC et 03 UTC. En termes de réglages, nous avons maintenu les réglages a priori de la longueur de portée de 30 km ainsi que de l'écart-type d'erreur d'observation de 3 K. Nous avons légèrement révisé à la hausse l'écart-type d'erreur de modèle, initialement choisi de 1.5 K, pour une valeur de 1.8 K afin de prendre en compte les zones de plus fortes valeurs. Rappelons que l'assimilation de la T2m pour la température de surface est conservée (la LST est ajoutée à 00, 03 et 06 UTC pour les expériences sur domaines réduits et à 00 et 03 UTC pour l'expérience cyclée) et les réglages n'ont pas été modifiés par rapport à la version opérationnelle du modèle AROME-France. Le tableau V.2 résume les caractéristiques de l'expérience réalisée sur domaines géographiques réduits ainsi que la référence considérée.

TABLE V.2 – Les caractéristiques de la référence et de l'expérience d'assimilation sur domaines géographiques réduits de LST SEVIRI

	Référence	Expérience
Noms	REF0-ARO	EXP0-ARO
Assimilation de T2m	Oui (tous les réseaux)	Oui (tous les réseaux)
Assimilation de LST	Non	Oui (00, 03 et 06 UTC)
Les périodes considérées	le 04/09/2019 de 00 à 06 UTC	le 04/09/2019 de 00 à 06 UTC
Portée horizontale (T2m)	100 km	100 km
Écart-type d'erreur d'observation (T2m)	1.4 K	1.4 K
Écart-type d'erreur d'ébauche (T2m)	1.6 K	1.6 K
Portée horizontale (LST)	-	30 km
Écart-type d'erreur d'observation (LST)	-	3.0 K
Écart-type d'erreur d'ébauche (LST)	-	1.8 K

L'impact de l'assimilation de la LST SEVIRI sur trois domaines géographiques réduits sera discuté dans les sections suivantes.

V.4 Études de cas d'assimilation de LST

Afin de mieux comprendre l'effet de l'assimilation de la LST localement, nous avons choisi de réaliser dans un premier temps des études de cas qui permettent de mettre en relief l'effet de l'assimilation de la LST sur un domaine géographique réduit, et d'évaluer l'impact des LST à l'échelle du pixel SEVIRI. Elles permettent également de mieux comprendre les interactions entre la LST et la T2m dans l'analyse de la température du sol. Comme première expérience, nous avons choisi d'étudier l'impact de la LST SEVIRI sur l'analyse de surface pour quelques réseaux de nuit pendant la période d'été. Nous avons ainsi considéré les réseaux de 00 UTC à 06 UTC du 04 juillet 2019. La figure V.6 décrit l'implémentation de l'assimilation de la LST SEVIRI dans le système d'analyse de surface du modèle AROME, précédemment

décrit dans la figure II.14. Dans un premier lieu, la LST restituée à partir de SEVIRI est spatialisée dans CANARI par une interpolation optimale bidimensionnelle, en plus de la température et l'humidité relative à 2 mètres, et permet d'analyser le champ de température de surface. Ensuite, nous avons modifié les équations II.7 et II.8 en utilisant les incréments de LST SEVIRI en plus des incréments de température à 2 mètres, afin d'analyser les champs de températures des première et seconde couche de sol ($\Delta T_{g1} = \frac{\Delta LST + \Delta T_{2m}}{2}$ et $\Delta T_{g2} = \frac{\Delta LST + \Delta T_{2m}}{2\pi}$). Rappelons que des poids égaux ont été attribués aux incréments de LST et de T2m dans l'analyse de la température dans le sol. Notons aussi que la LST SEVIRI n'est pas utilisée dans l'analyse du contenu en eau dans le sol. Cette dernière se fait, comme dans la version opérationnelle, uniquement avec les incréments de température et d'humidité relative à 2 mètres.

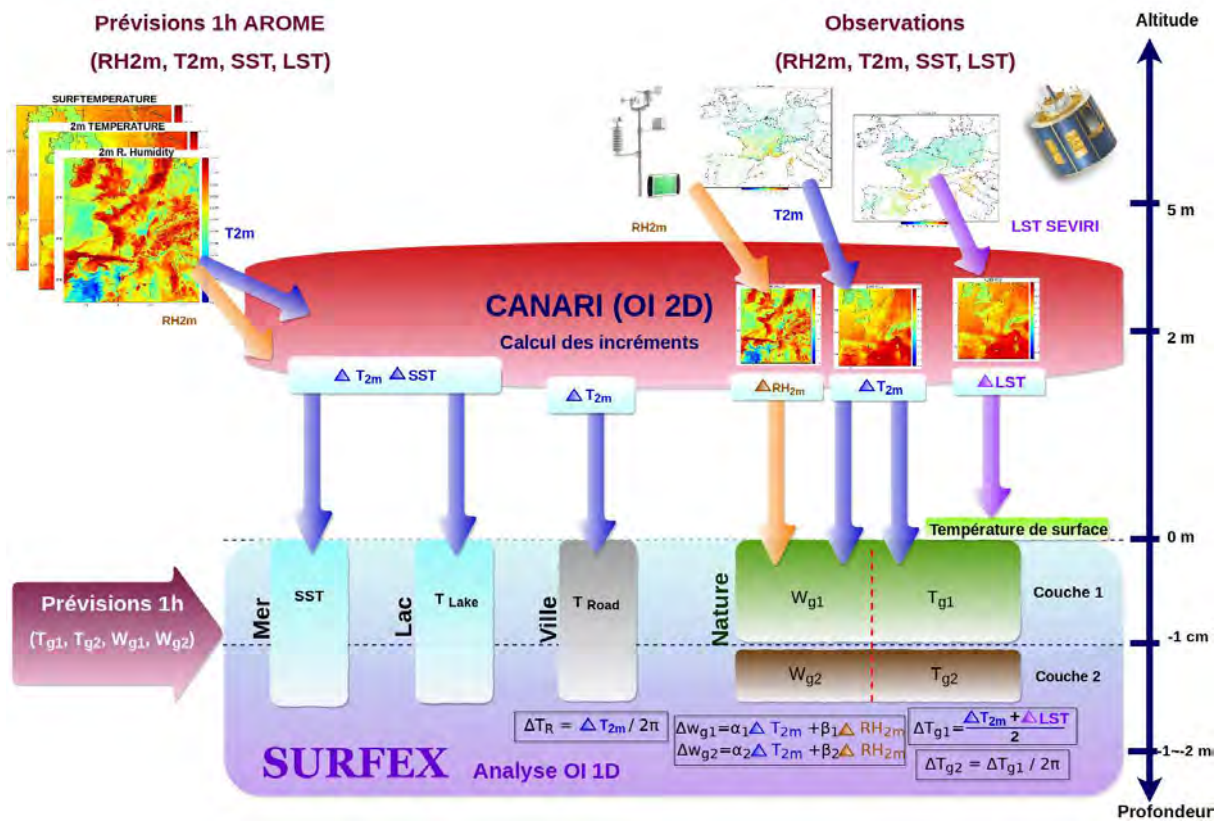


FIGURE V.6 – Schéma de l'assimilation de la LST SEVIRI dans le système d'analyse de surface du modèle AROME-France

Le choix des sous-domaines s'est basé principalement sur trois critères, à savoir la proximité du relief, le nombre d'observations de LST SEVIRI disponibles et le nombre d'observations de température à 2 m disponibles. Ainsi, trois sous-domaines ont été définis (figure V.7). Le premier sous-domaine se situe au niveau du bassin de la Loire et présente une proximité de l'océan mais n'est pas à proximité de relief. Un nombre important d'observations de

LST SEVIRI et de T2m sont disponibles globalement sur ce sous-domaine. Le deuxième sous-domaine sélectionné se situe au niveau du bassin de la Garonne, et se caractérise par la présence des Pyrénées au sud, sans inclure de surfaces aquatiques. Un grand nombre d'observations de LST SEVIRI et de T2m sont également disponibles globalement sur ce sous-domaine. Le troisième sous-domaine sélectionné se situe au niveau du plateau ibérique. Ce sous-domaine est entouré de relief et se caractérise, par rapport aux deux autres sous-domaines, par une faible densité d'observations de T2m.

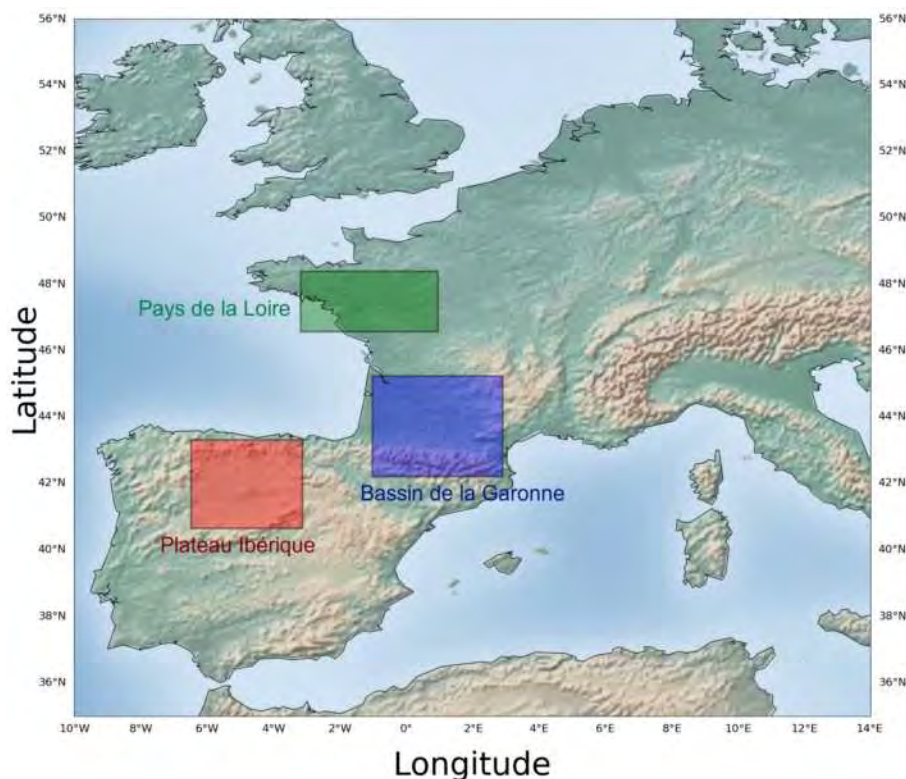


FIGURE V.7 – Localisation des trois sous-domaines considérés pour les études de cas

V.4.1 Cas du bassin de la Loire

Le premier cas d'étude porte sur le bassin de la Loire. Le domaine choisi est un domaine côtier, ouvrant sur l'océan Atlantique au sud-ouest. La figure V.8 montre le champ de température de surface, prévu par le modèle AROME, ainsi que les LST restituées à partir de SEVIRI en conditions de ciel clair (en carrés) et les températures à 2 m observées (en cercles). Nous remarquons une variation spatiale de la température de surface du modèle qui est plus faible au nord du domaine. Nous remarquons également un accord global entre la température de surface du modèle et les températures observées à 2 m et restituées à partir de SEVIRI. Toutefois, la figure V.8 montre quelques valeurs de LST SEVIRI (rectangles bleus) qui présentent des différences négatives de plus de 4 K avec la température de surface du

modèle et les T2m observées.

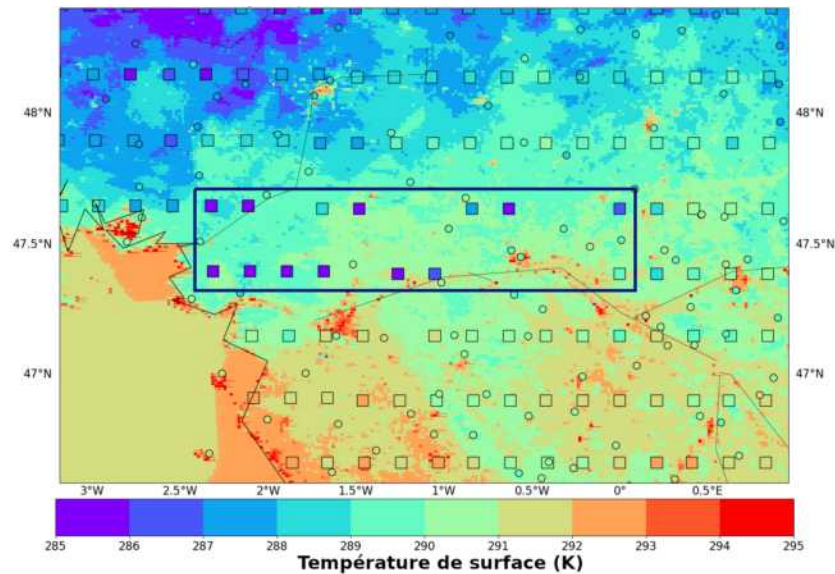


FIGURE V.8 – Température de surface (K) prévue par AROME (plages de couleurs), température de surface restituée à partir de SEVIRI (K, carrés) et observations de température à 2 mètres (K, cercles) le 04 juillet 2019 au réseau d'analyse de 06 UTC sur le domaine du bassin de la Loire

Afin de comprendre l'impact de l'assimilation de ces LST SEVIRI, beaucoup plus froides que les LST SEVIRI avoisinantes ainsi que la température du modèle, nous avons tracé sur la figure V.9 les différences de température de surface entre l'analyse et l'ébauche avec l'assimilation des LST SEVIRI mais sans les T2m. Nous remarquons ainsi dans la figure V.9 l'apparition d'un noyau très froid avec une amplitude de plus de 3 K, créé par l'assimilation des LST SEVIRI correspondant aux LST froides restituées visibles sur la figure V.8.

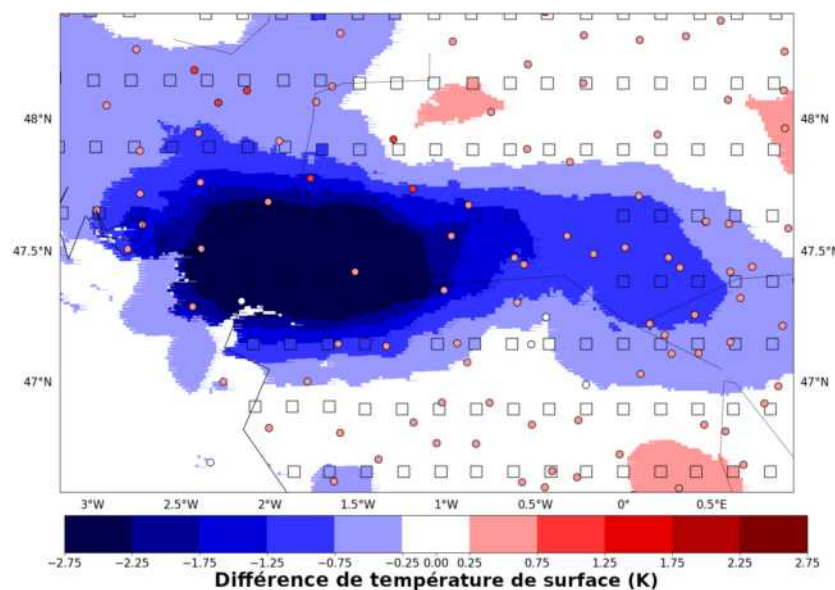


FIGURE V.9 – Différence de température de surface (K) entre l'analyse et l'ébauche AROME (plages de couleurs) et incréments d'analyse aux pixels SEVIRI (K, carrés) et aux points d'observation de T2m (K, cercles) le 04 juillet 2019 du réseau d'analyse de 06 UTC sur le domaine du bassin de la Loire

Nous avons alors tracé le champ de température de surface après assimilation des LST et des T2m, où nous pouvons vérifier l'effet des températures à 2m comme décrit sur la figure V.10 : nous remarquons ainsi que l'amplitude du noyau froid créé par l'assimilation des LST a été réduite par l'assimilation des T2m plus chaudes. Toutefois, le noyau froid persiste avec une amplitude réduite autour de 2 K.

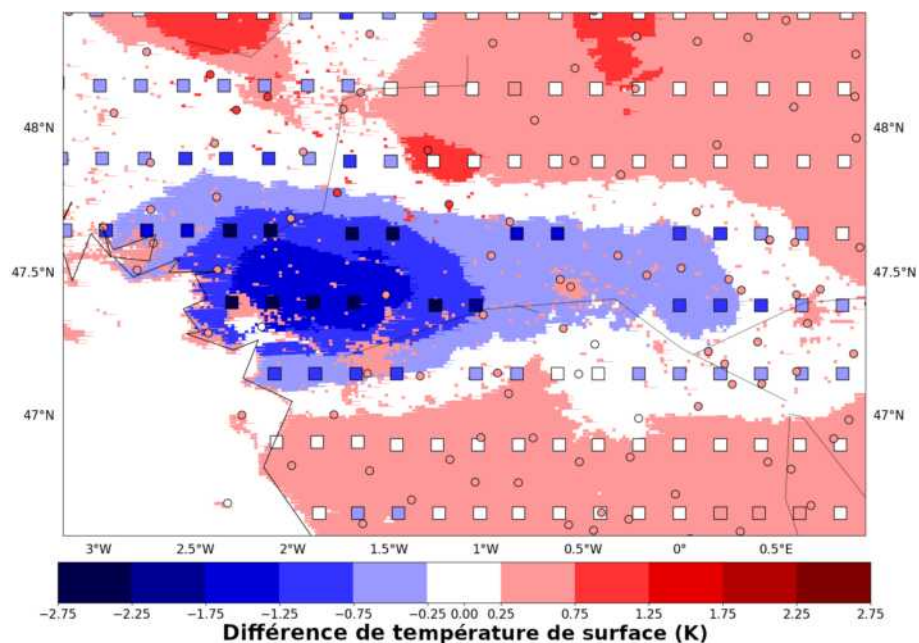


FIGURE V.10 – Incréments d'analyse du champ de température de la première couche du sol après l'analyse de surface avec les LST SEVIRI et les T2m (plages de couleurs) et incréments d'analyse aux points d'observation SEVIRI (carrés) et de T2m (cercles) le 04 juillet 2019 au réseau d'analyse de 06 UTC sur le domaine du bassin de la Loire

Comme les LST SEVIRI mises en évidence sur la figure V.8 montrent un fort gradient avec les observations adjacentes de T2m, avec des températures beaucoup plus froides, nous avons soupçonné la présence de nuages non détectés. Nous avons alors examiné la couverture nuageuse et les types de nuages détectés dans la classification nuageuse du CMS (Centre de Météorologie Spatiale) qui est utilisée opérationnellement pour la restitution des LST et l'assimilation des observations SEVIRI. Nous avons ensuite tracé, par type, les pixels couvrant le domaine d'étude comme représenté sur la figure V.11.

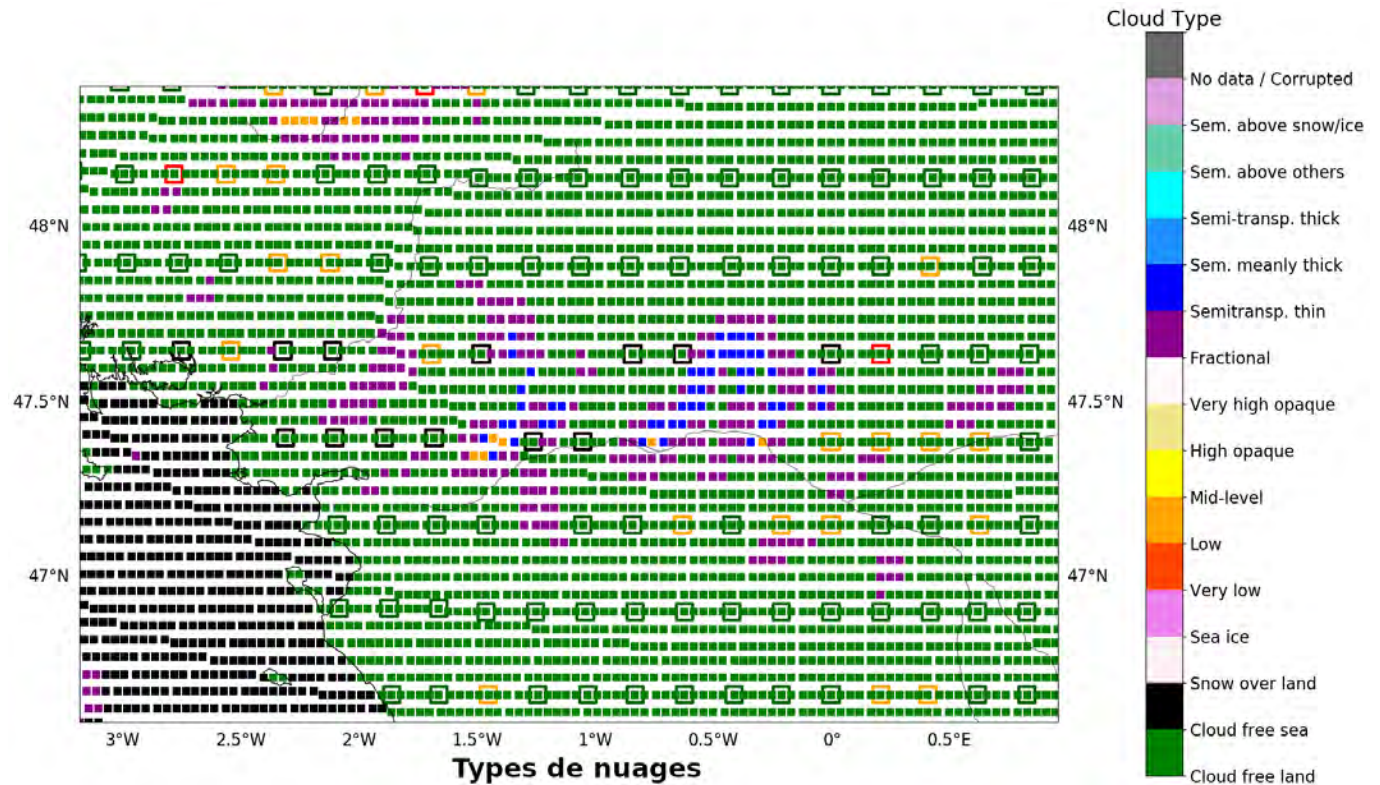


FIGURE V.11 – Classification en types de nuage des pixels SEVIRI (d’après la classification nuageuse fournie par le CMS) et amplitudes des innovations (différences entre les observations et l’ébauche, carrés vides) aux pixels SEVIRI : en vert pour les amplitudes inférieures à 1 K, en jaune pour celles comprises entre 1 K et 2 K, en rouge pour celles comprises entre 2 K et 3 K et en noir pour celles supérieures à 3 K le 04 juillet 2019 au réseau d’analyse de 06 UTC sur le domaine du bassin de la Loire

Nous remarquons que la situation météorologique est caractérisée surtout par du ciel clair mais on peut observer un passage de nuages fractionnés (en violet), de nuages semi-transparent fins (en bleu) et quelques nuages bas (en orangé). La figure V.11 montre également les écarts entre ébauche et observations aux points d’observation SEVIRI. Les écarts entre l’ébauche et les observations SEVIRI sont classés en différentes catégories en fonction de leur amplitude et les observations avec les plus forts écarts sont encadrées en noir (écarts supérieurs à 3 K) ou en rouge (écarts compris entre 2 K et 3 K). Les fortes différences entre observations et ébauche se trouvent à proximité des nuages fractionnés. Ces pixels peuvent ainsi être contaminés par les nuages fractionnés non détectés par l’algorithme de détection nuageuse, pouvant expliquer les forts gradients de LST observés entre les différents pixels SEVIRI. À la suite de cette étude, nous avons mis en place un filtre pour éliminer les observations de LST dont les innovations sont inférieures à -4.5 K, afin d’éviter les erreurs dues à une mauvaise détection nuageuse.

V.4.2 Cas du bassin de la Garonne

Le deuxième cas d'étude concerne un domaine allant des Pyrénées au sud au Massif Central et à la Gironde au nord-ouest. La ville de Toulouse (1.44° E, 43.59° N) est identifiée par une étoile noire sur la figure V.12. Ce domaine couvre une grande partie de la région Occitanie et est caractérisé par la présence de relief au sud (les Pyrénées) et à l'est (la Montagne Noire et les contreforts du Massif Central). Vu le filtre d'orographie appliqué dans cette étude et décrit au début de ce chapitre, nous avons choisi ce domaine pour évaluer l'impact de l'assimilation des LST SEVIRI à proximité du relief et son interaction avec l'assimilation de la T2m. La figure V.12 représente le champ de température de surface (plages de couleurs), prévu par AROME, superposé aux observations de température à 2 m (cercles) et aux LST SEVIRI (carrés) disponibles le 4 juillet 2019 à 06 UTC.

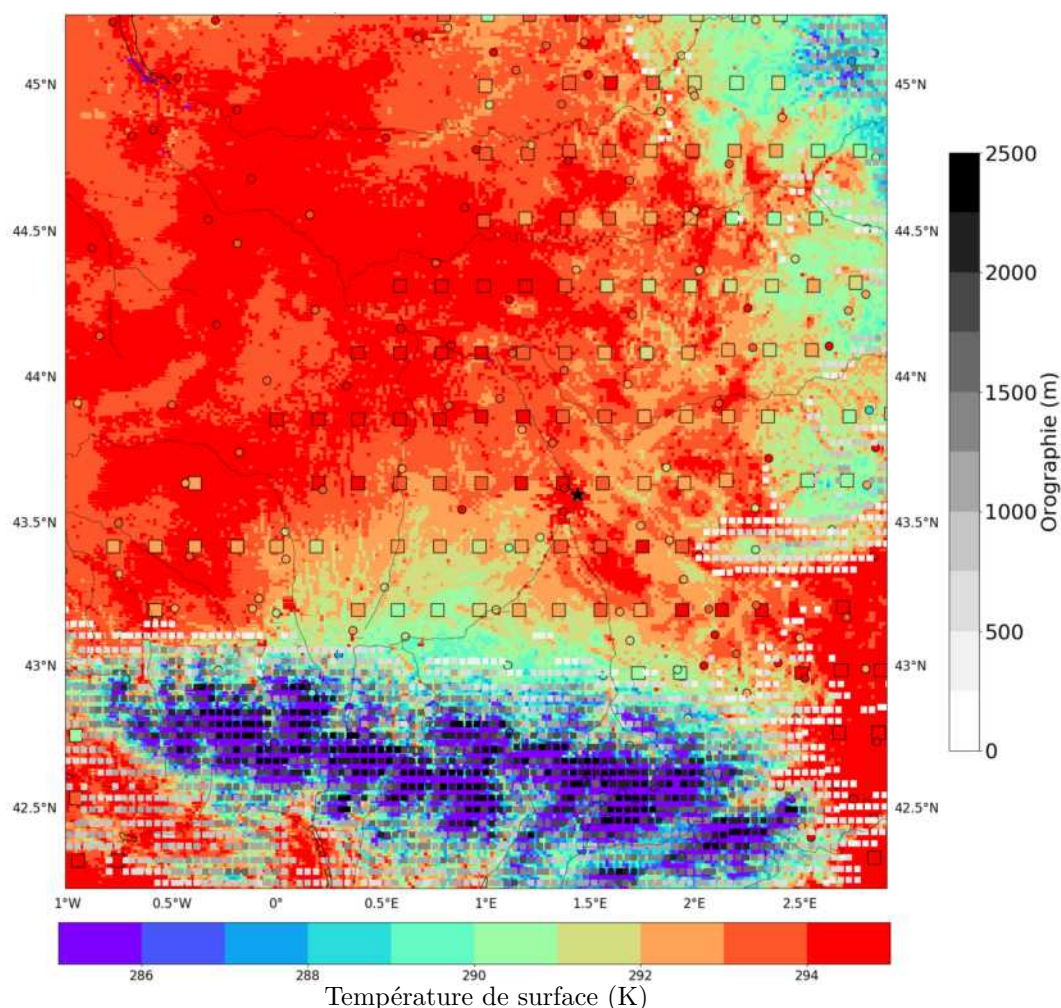


FIGURE V.12 – Température de surface (K) prévue par AROME (plages de couleurs), LST SEVIRI (K, carrés) et observations de T2m (K, cercles) le 04 juillet 2019 au réseau d'analyse de 06 UTC sur le domaine du bassin de la Garonne. L'étoile nous représente la ville de Toulouse

Nous observons des valeurs de température assez homogènes entre le modèle, les T2m et les LST SEVIRI. Nous remarquons des LST SEVIRI plus froides au pied du relief par rapport

à l'ébauche du modèle et des températures plus élevées sur le bassin de la Garonne, plus urbanisé. La figure V.13 nous montre l'impact de l'assimilation des LST SEVIRI uniquement pour l'analyse de la température du sol, au lieu de l'assimilation des T2m dans la référence et l'assimilation des T2m et LST dans l'expérience. On observe deux noyaux d'analyse plus froide à l'ouest du massif central et au nord ouest des Pyrénées, séparés par des incréments positifs allant de l'Aude et des Pyrénées Ariégeoises jusqu'à l'agglomération Toulousaine.

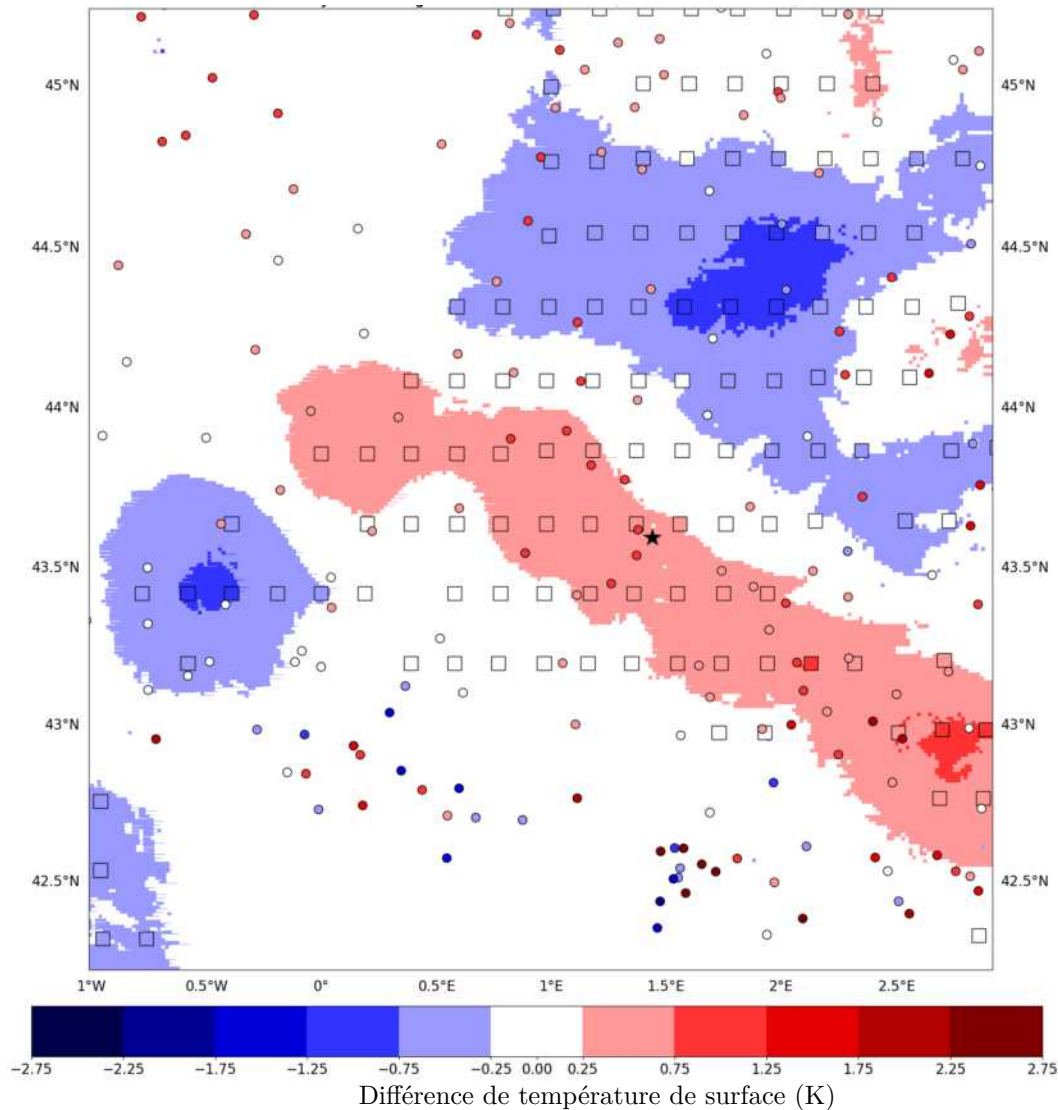


FIGURE V.13 – Différence de température de surface entre l'analyse ayant assimilé uniquement les LST SEVIRI et l'ébauche de AROME et incréments d'analyse aux pixels SEVIRI (carrés) et aux points d'observation de T2m (cercles) le 04 juillet 2019 au réseau d'analyse de surface de 06 UTC sur le domaine du bassin de la Garonne

La figure V.13 décrit les incréments d'analyse de température de surface avec uniquement l'assimilation des LST SEVIRI (sans assimilation des observations de T2m). L'assimilation des T2m et des LST pour l'analyse de la température de surface renforce la bande chaude au centre du domaine d'étude comme le montre la figure V.14 (incrément de température de surface de l'expérience EXP0-ARO ayant assimilé les T2m et les LST SEVIRI).

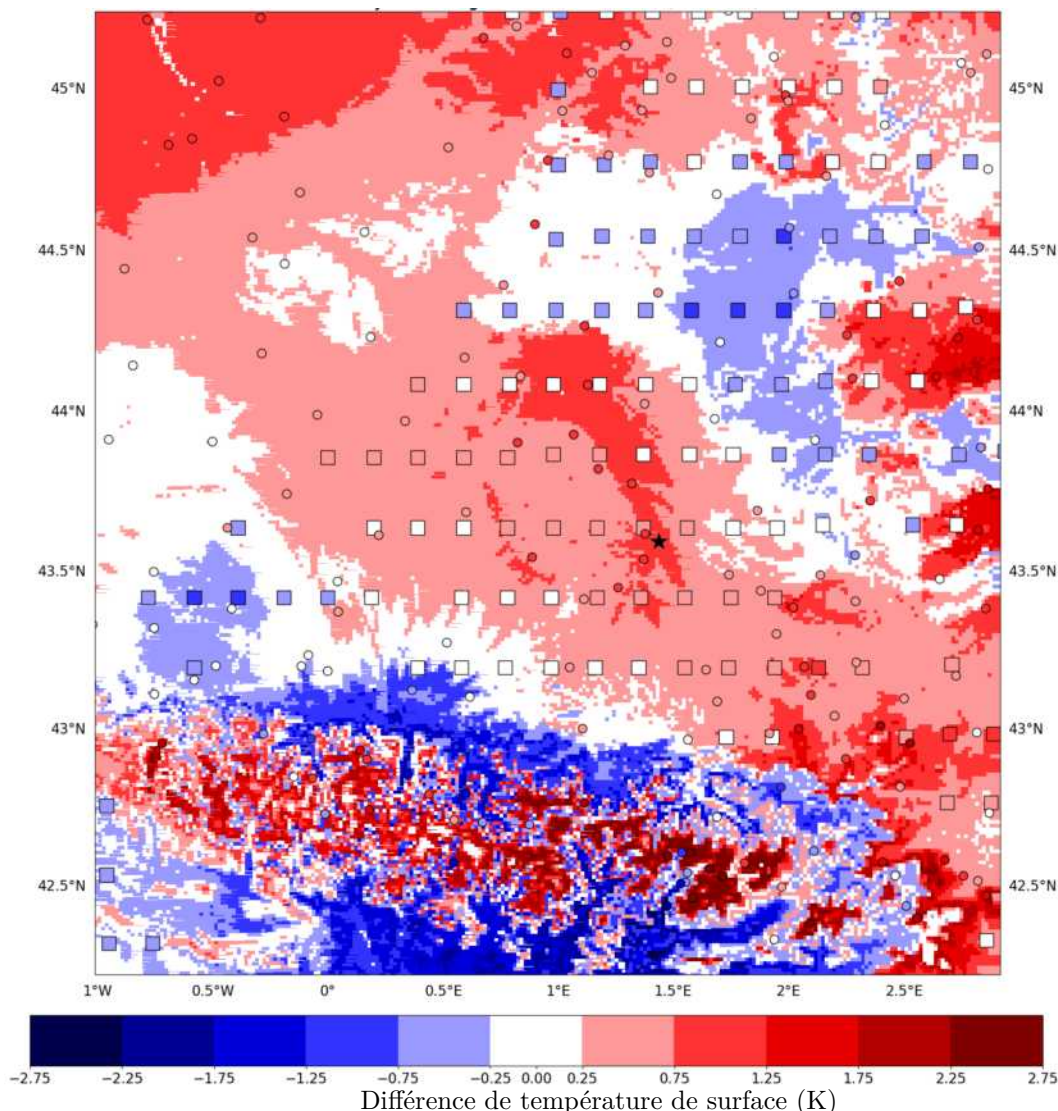


FIGURE V.14 – Incréments d’analyse de la température de première couche du sol après l’analyse de surface avec les LST SEVIRI et les T2m (plages de couleurs) et incréments d’analyse aux points d’observation SEVIRI et de T2m le 04 juillet 2019 au réseau d’analyse de 06 UTC sur le domaine du bassin de la Garonne

Les amplitudes d’incrémentes représentés sur la figure V.14 restent très comparables à ceux retrouvés avec l’assimilation de la LST seule car les observations de T2m et de LST sont en bon accord sur ce domaine réduit. La T2m a permis également d’ajouter des incréments négatifs au pied des Pyrénées, qui sont en phase avec les incréments dus à l’assimilation de la LST SEVIRI seule. Finalement, l’assimilation de la T2m a réduit le noyau d’incrémentes froids ajouté par l’assimilation de la LST SEVIRI au nord du domaine d’étude. Cette partie du domaine est caractérisée par une couverture végétale assez dense et des reliefs bas (< 1000 m).

V.4.3 Cas du plateau ibérique

Le dernier exemple que nous avons considéré concerne un domaine situé au niveau du plateau ibérique, à proximité de la ville de Valladolid (4.73° W, 41.63° N) identifiée par une

étoile noire sur la figure V.15. Ce domaine est caractérisé par une altitude de 700 m environ au dessus du niveau de la mer et est entouré par du relief plus élevé.

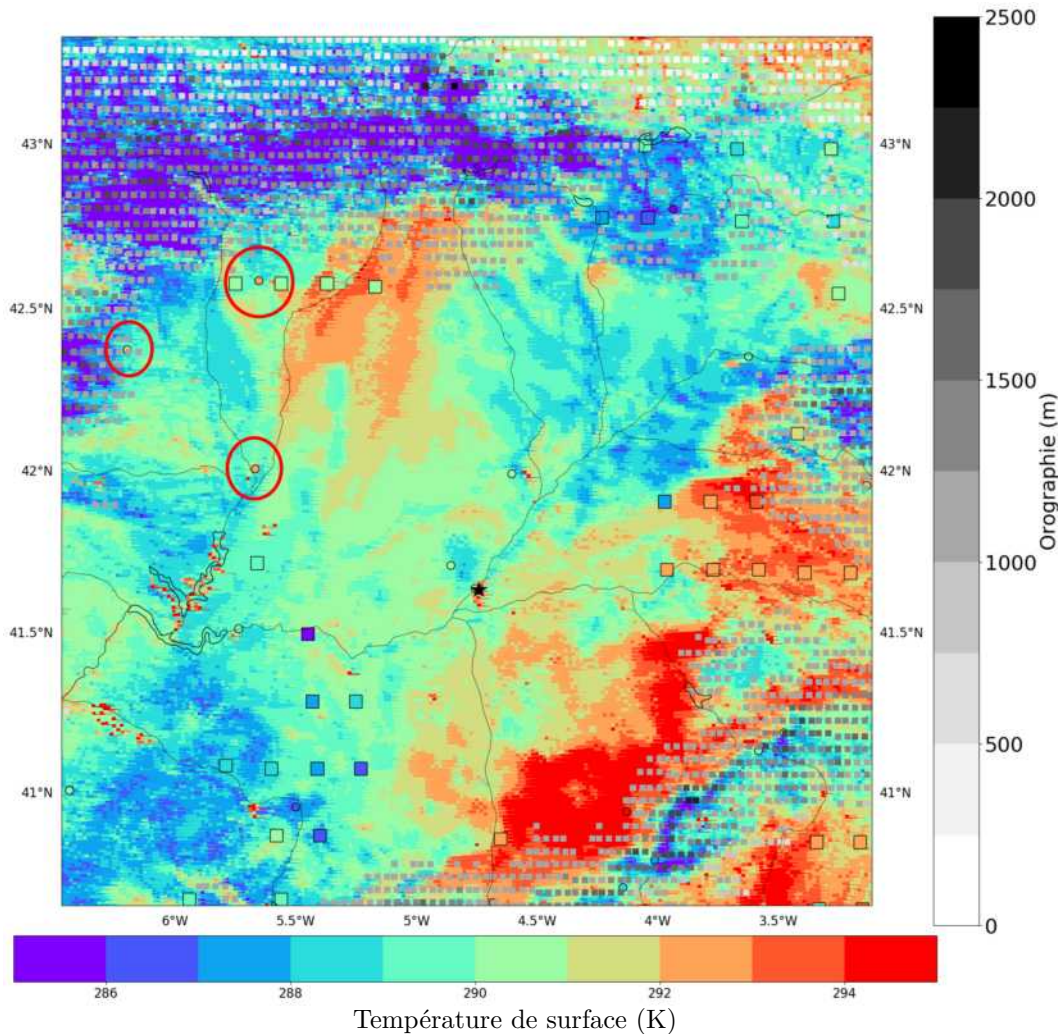


FIGURE V.15 – Température de surface (K) prévue par AROME (plages de couleurs), LST SEVIRI (K) (carrés) et observations de T2m (K) (cercles) le 04 juillet 2019 au réseau d'analyse de 06 UTC. Les cercles rouges mettent en évidence les observations de T2m présentant des écarts importants avec l'ébauche d'AROME sur le domaine du plateau ibérique. L'étoile montre la ville de Valladolid (4.73° W, 41.63° N)

Ce domaine présente une plus faible densité d'observations de T2m par rapport aux deux exemples cités précédemment (figure V.15). Malgré le nombre limité d'observations disponibles, un bon accord entre les LST SEVIRI, les températures de surfaces prévues par le modèle et les observations à 2 m est obtenu. Cependant, quelques observations de T2m (mises en évidence sur la figure V.15) présentent un écart de plus de 2 K par rapport à l'ébauche. La figure V.16 présente les incréments de température de surface avec l'assimilation des LST SEVIRI uniquement (sans assimilation des T2m). L'assimilation des LST SEVIRI produit des impacts localisés avec des incréments inférieurs à 1 K en valeur absolue dans la majorité des cas (figure V.16). Ces incréments se divisent principalement en deux noyaux froids situés à proximité de relief et dont l'amplitude peut dépasser le degré.

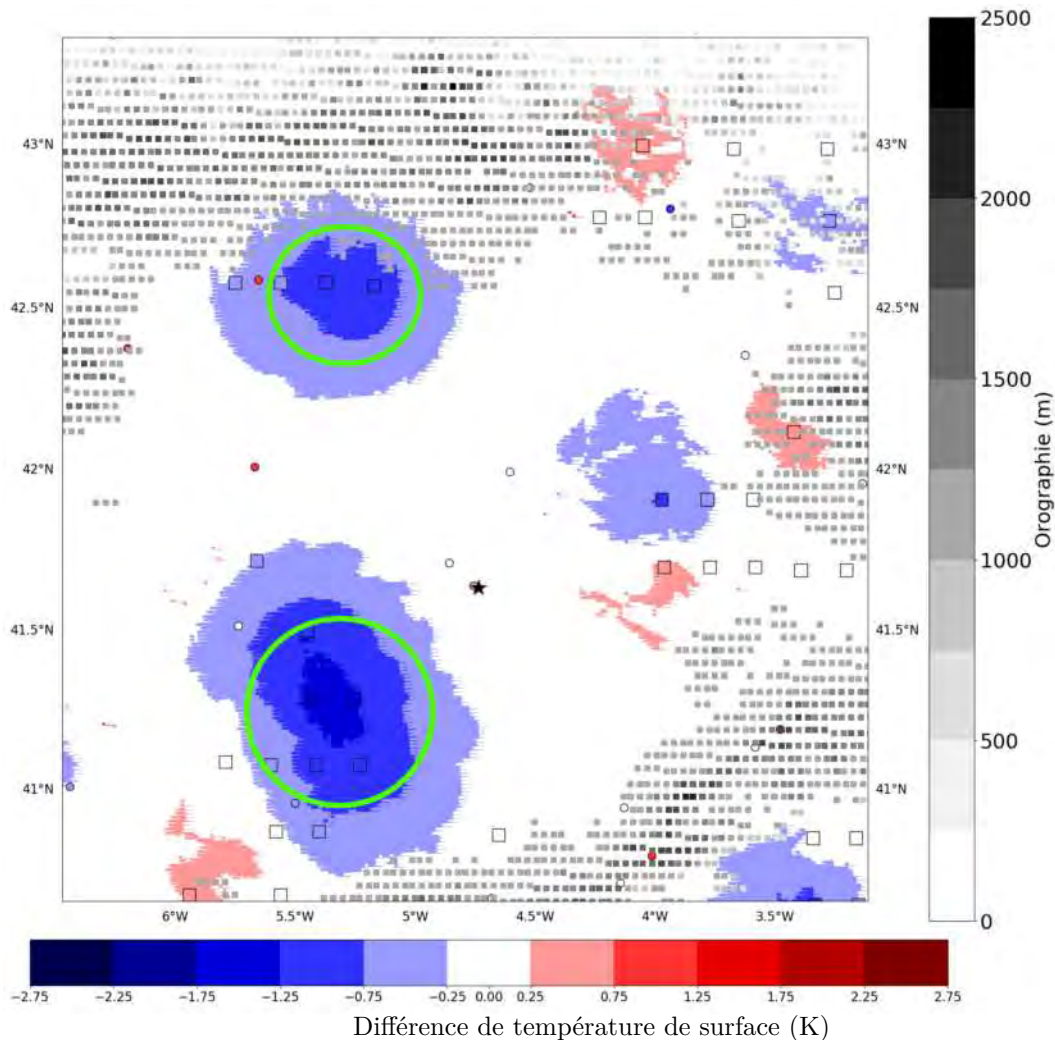


FIGURE V.16 – Différence de température de surface entre l'analyse et l'ébauche de température de surface AROME (plages de couleurs) et incréments d'analyse aux pixels SEVIRI (K, carrés) et aux points d'observation de T2m (K, cercles) le 04 juillet 2019 au réseau d'analyse de 06 UTC sur le domaine du plateau ibérique. Les cercles verts représentent deux noyaux froids dus à l'analyse de la LST

La figure V.17 montre les incréments de température de surface avec l'assimilation des T2m et des LST SEVIRI. L'assimilation des observations de T2m, a permis de modifier la structure de ces deux noyaux froids (cercles verts) comme décrit sur la figure V.17. En effet, pour le cas du premier noyau situé au nord du domaine, l'incrément dû à l'assimilation de l'observation disponible de T2m est de signe opposé. Cette observation, qui est plus chaude que l'ébauche et les LST SEVIRI les plus proches, permet d'annuler l'amplitude des incréments de LST par une grande portée et d'apporter un incrément positif à l'ouest. Ceci constitue une limite de la méthodologie d'assimilation de la LST utilisée dans ce travail de thèse. Une approche plus sophistiquée permettant de mieux tenir compte des incréments de sens opposés pour la LST et la T2m pourra être considérée.

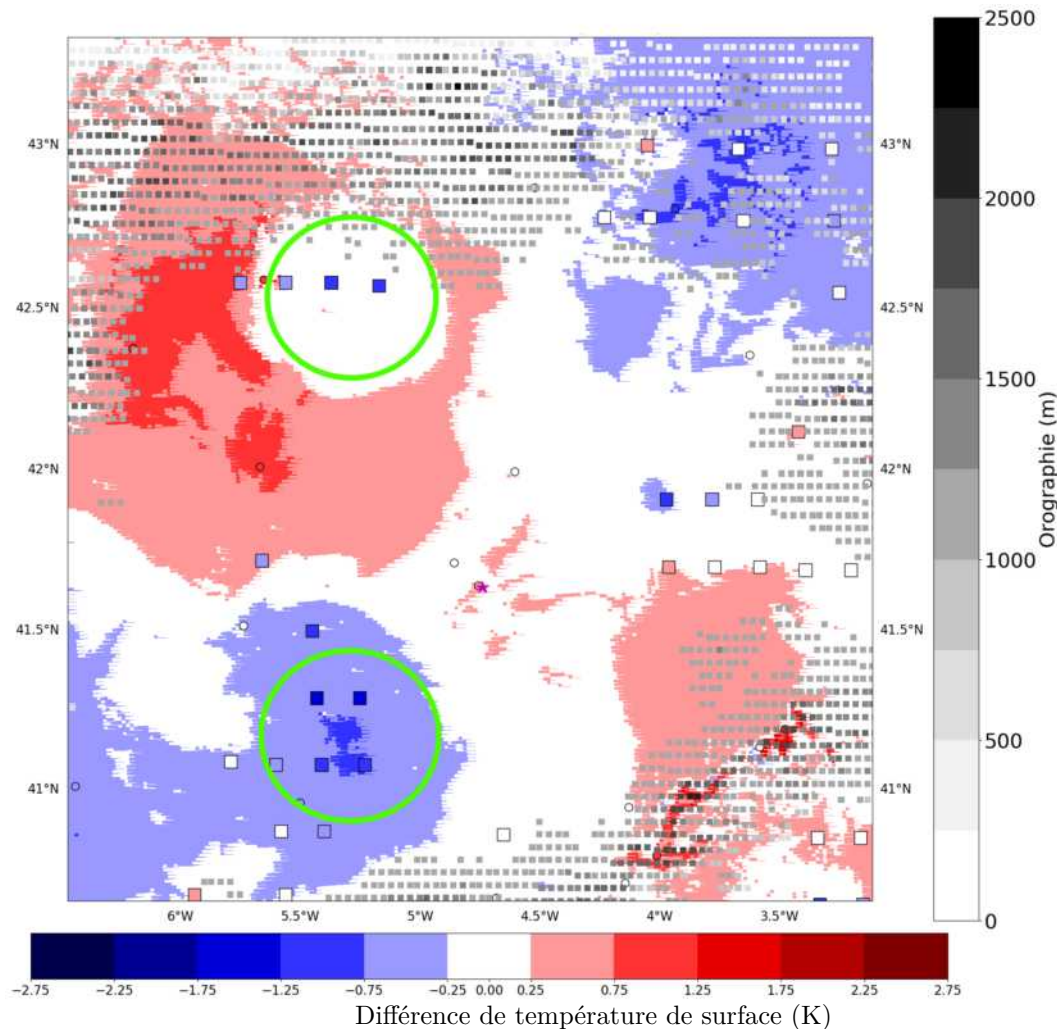


FIGURE V.17 – Incréments d’analyse du champ de température de la première couche du sol après l’analyse de surface avec les LST SEVIRI et les T2m (plages de couleurs) et incréments d’analyse aux points d’observation SEVIRI et de T2m le 04 juillet 2019 au réseau d’analyse de 06 UTC sur le domaine du plateau ibérique.

Pour le cas du second noyau froid situé au sud du domaine, l’assimilation de la T2m ayant donné des incréments négatifs aussi mais d’amplitude plus faible, permet de conserver la structure de ce noyau tout en réduisant son amplitude. Nous rappelons que lors de cette première étude d’assimilation, nous avons accordé un poids identique aux incréments de T2m et de la LST SEVIRI dans l’analyse de la température du sol.

Suite aux différentes études de cas présentées dans cette section et vu le meilleur accord pendant la nuit entre les capteurs infrarouges constaté dans le chapitre IV ainsi que les plus faibles écarts-types d’erreurs d’observation obtenus de nuit lors des diagnostics a posteriori, nous avons choisi de réaliser une expérience d’assimilation des LST SEVIRI de nuit dans l’analyse de surface du modèle AROME. Cette expérience permettra d’assimiler les LST SEVIRI pendant une période d’été et pour les réseaux de 00 et 03 UTC uniquement. Le tableau V.3 résume les caractéristiques de l’expérience réalisée ainsi que la référence considérée.

TABLE V.3 – Les caractéristiques de la référence et de l'expérience d'assimilation de LST SEVIRI

	Référence	Expérience
Noms	REF-ARO	EXP-ARO
Assimilation de T2m	Oui (tous les réseaux)	Oui (tous les réseaux)
Assimilation de LST	Non	Oui (00 et 03 UTC)
Les périodes considérées	du 05/07/2019 au 04/09/2019	du 05/07/2019 au 04/09/2019
Portée horizontale (T2m)	100 km	100 km
Écart-type d'erreur d'observation (T2m)	1.4 K	1.4 K
Écart-type d'erreur d'ébauche (T2m)	1.6 K	1.6 K
Portée horizontale (LST)	-	30 km
Écart-type d'erreur d'observation (LST)	-	3.0 K
Écart-type d'erreur d'ébauche (LST)	-	1.8 K

V.5 Impacts et validations de l'assimilation de la LST sur le domaine AROME-France

Après avoir illustré l'impact de l'assimilation de la LST sur trois domaines réduits et pour un réseau d'analyse unique, nous avons étudié l'impact de l'assimilation de la LST SEVIRI sur tout le domaine AROME-France avec une expérience couvrant plusieurs semaines. L'objectif de cette section est d'évaluer l'impact de l'assimilation de la LST sur différents aspects. En premier lieu, nous étudierons l'impact de l'assimilation de la LST sur l'assimilation dans AROME. En second lieu, nous étudierons l'impact de l'assimilation de la LST sur la prévision AROME. Nous considérons dans ce chapitre les expériences "REF-ARO" et "EXP-ARO" présentées dans le tableau V.3 de la section V.4 précédente. Dans l'expérience "REF-ARO", les observations de T2m sont assimilées pour l'analyse de la température du sol, alors que dans l'expérience "EXP-ARO", les observations de LST SEVIRI sont assimilées en plus des T2m pour l'analyse de la température du sol aux réseaux d'analyse de 00 et 03 UTC. Rappelons

que nous avons opté, pour une première expérience, pour l'assimilation de la LST SEVIRI aux réseaux 00 et 03 UTC uniquement. Le diagnostic des erreurs d'observation présenté à la section V.3.1 a montré que les plus faibles erreurs d'observation ont été obtenues aux réseaux 00 et 03 UTC.

V.5.1 Impact de l'assimilation de la LST sur l'assimilation de données dans AROME

Le système d'analyse de surface opérationnel du modèle AROME se base sur l'assimilation des observations de T2m et de Hu2m comme nous l'avons vu dans le chapitre II. Nous avons choisi alors de vérifier l'impact de l'assimilation de la LST SEVIRI sur les statistiques d'innovation de ces deux paramètres sur les différents réseaux dans l'analyse d'altitude. Concernant la T2m, la figure V.18 montre les statistiques d'innovation (observation - ébauche) en termes de moyenne de différences par rapport aux observations synoptiques de T2m des stations de surface pour les expériences EXP-ARO et REF-ARO.

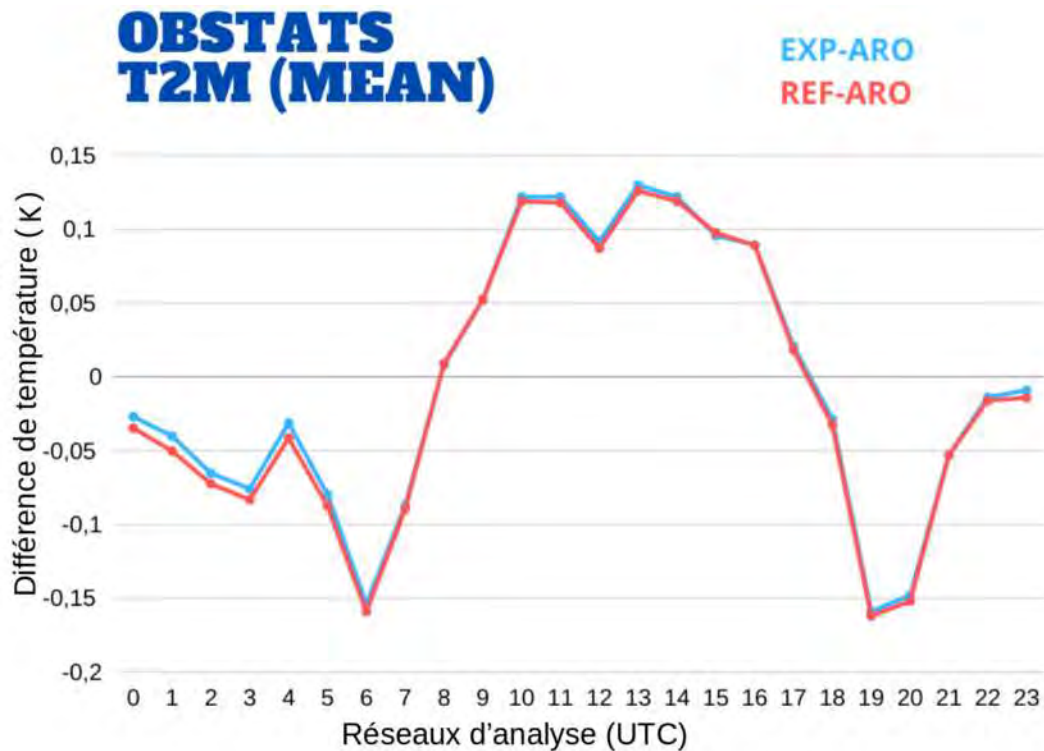


FIGURE V.18 – Moyennes des différences entre les observations assimilées de T2m (K) et l'ébauche en fonction du réseau d'assimilation sur la période allant du 05 juillet 2019 au 04 septembre 2019 pour les expériences EXP-ARO et REF-ARO

La figure V.18 montre une légère réduction des biais des innovations aux premiers réseaux d'analyse pour EXP-ARO par rapport à REF-ARO. Rappelons que durant l'étude en cours nous n'avons assimilé la LST SEVIRI que pour les réseaux de 00 UTC et 03 UTC. L'impact

positif de l'assimilation de la LST SEVIRI concerne aussi les réseaux de début et de fin de journée (18 UTC à 07 UTC). Pour les réseaux de 01 à 06 UTC, l'impact peut être attribué à l'assimilation des LST SEVIRI aux réseaux précédents à 00 et 03 UTC, mais pour les réseaux de 19 UTC à 00 UTC, l'impact est plus indirect et résulte d'une meilleure prévision grâce à l'analyse des LST à 00 et 03 UTC, soit 15 à 21 h auparavant. Une légère dégradation est notée pendant les réseaux de jour (10 UTC à 14 UTC).

Concernant l'humidité relative à 2 m, la figure V.19 montre un impact positif de l'assimilation de la LST SEVIRI sur les moyennes d'innovation de la Hu2m. Ceci se traduit par une légère réduction du biais, qui persiste jusqu'à 12 h, mais qui perd progressivement en intensité.

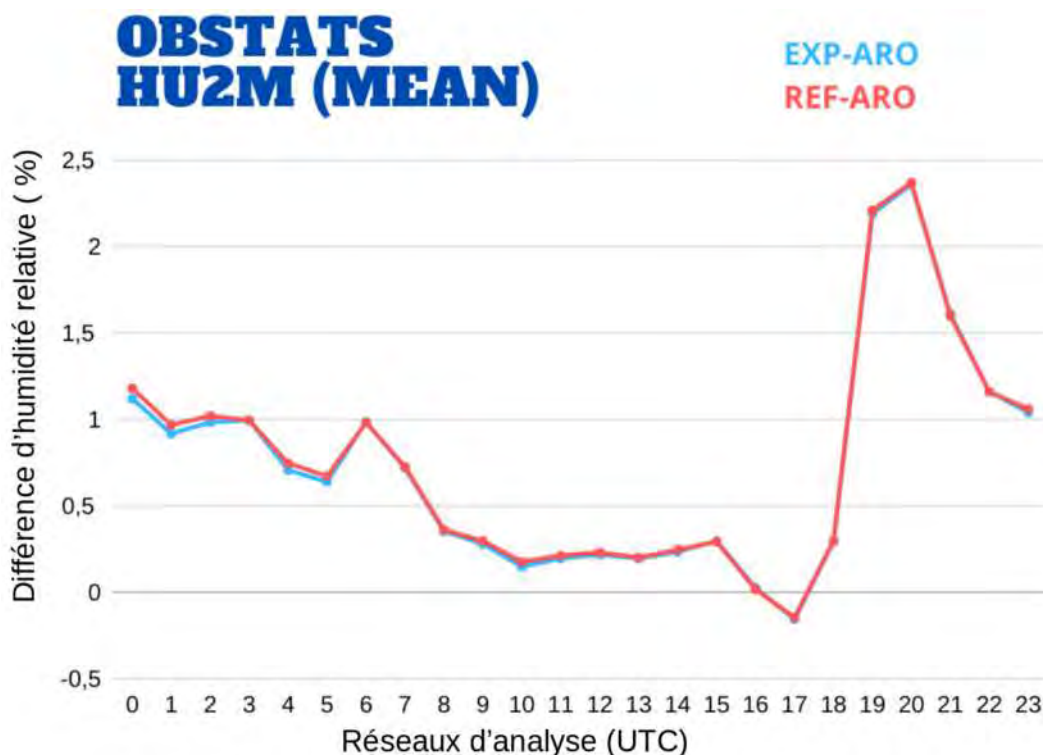


FIGURE V.19 – Moyennes des différences entre les observations assimilées de Hu2m (%) et l'ébauche en fonction du réseau d'assimilation sur la période allant du 05 juillet 2019 au 04 septembre 2019 pour les expériences EXP-ARO et REF-ARO

Contrairement à la T2m, le biais de la Hu2m n'augmente pas le jour avec l'assimilation de la LST SEVIRI. Toutefois, la réduction de biais reste faible. L'impact sur les réseaux de 00 h à 06 h est comparable à celui observé avec la T2m.

En termes d'impact agrégé sur 24 h, la moyenne des différents réseaux d'analyse montre une légère réduction du biais pour la T2m ainsi que la Hu2m comme décrit dans les tableaux V.4 et V.5 mais des RMSE et des écarts-types équivalents pour les deux expériences.

TABLE V.4 – Statistiques des observations utilisées dans l'assimilation de la température à 2 m

Nom	Biais	RMSE	écart-type	Nombre d'obs	Min	Max
REF-ARO	-0.01	1.43	1.43	1379225	-7.65	7.92
EXP-ARO	-0.01	1.44	1.44	1379220	-7.76	7.83

TABLE V.5 – Statistiques des observations utilisées dans l'assimilation de l'humidité à 2 m

Nom	Biais	RMSE	écart-type	Nombre d'obs	Min	Max
REF-ARO	0.74	7.69	7.65	1089204	-62.5	62.2
EXP-ARO	0.72	7.69	7.66	1089198	-62	61.7

L'assimilation de la LST restituée à partir de SEVIRI a réduit l'écart entre l'ébauche et les observations de certains paramètres de surface. Par ailleurs, la définition d'une température de surface plus réaliste peut également impacter l'assimilation d'altitude, vue l'importance de ce paramètre dans la simulation des températures de brillance des capteurs satellitaires par exemple. Dans ce paragraphe, nous évaluons l'impact de l'assimilation de la LST SEVIRI sur l'estimation de la température de brillance simulée de différents instruments dans le modèle AROME. Des simulations des températures de brillance proches de celles observées permettent leur assimilation dans l'analyse d'altitude. Vu que l'assimilation des luminances des capteurs infrarouges IASI et SEVIRI utilise une LST restituée, l'effet de notre expérience est par conséquent très indirect. Cependant, pour les sondeurs micro-ondes, la simulation des températures de brillance se base sur la restitution de l'émissivité de surface qui utilise la température de surface du modèle, ce qui permet d'évaluer l'impact de l'assimilation des LST SEVIRI dans le modèle. Pour ceci, nous avons choisi de comparer les températures de brillance simulées par le modèle à celles observées par les sondeurs micro-ondes AMSU-A et MHS. Les différences relatives entre les températures de brillance simulées par rapport à celles observées pour les canaux assimilés de AMSU-A et MHS ont été moyennées sur la période allant du 05/07/2019 au 04/09/2019 et présentées dans la figure V.20.

Pour le sondeur micro-onde AMSU-A, la figure V.20 (a) montre un effet neutre sur les canaux 5 à 8 (de 53.59+/-0.115 GHz à 55.5 GHz) qui sont des canaux sensibles à la température. Les canaux 5, 7 et 8 de AMSU-A sont assimilés dans AROME.

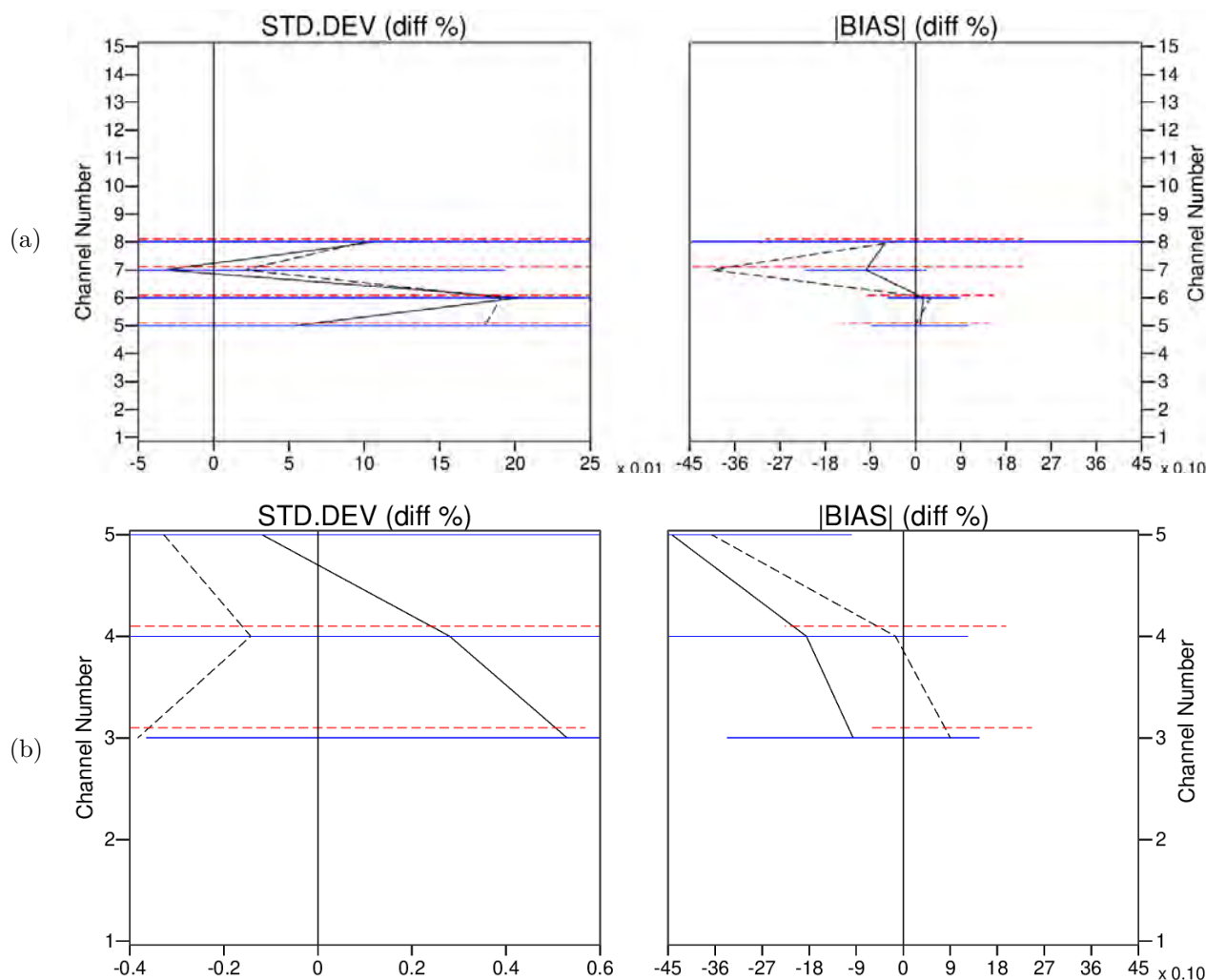


FIGURE V.20 – Différences relatives (%) d'écart-type (gauche) et de biais (droite) entre les températures de brillance observées par AMSU-A (a) et MHS (b) et les températures de brillance simulées par le modèle pour la période allant du 05 juillet au 04 septembre 2019. Les écarts entre les observations et l'ébauche sont tracés en traits pleins et les écarts entre les observations et l'analyse sont tracés en pointillés. Les valeurs négatives correspondent à une meilleure simulation des températures de brillance avec EXP-ARO par rapport à REF-ARO avec en horizontal les barres d'incertitude pour EXP-ARO (bleu) et REF-ARO (rouge)

Toutefois, la figure V.20(b) montre un impact plus significatif pour les canaux 3 à 5 (183 ± 1 GHz, 183 ± 3 GHz et 183 ± 7 GHz) du sondeur MHS sensibles à l'humidité avec un impact plus important sur le canal 5 (183 ± 7 GHz) où l'on peut noter une amélioration avec un impact significatif. Afin d'étudier cet impact, nous avons tracé les différences relatives en termes de RMSE entre les simulations du canal 5 de MHS et ses observations. Dans le modèle AROME, les canaux 3, 4 et 5 de MHS sont assimilés. La figure V.21 montre ces différences relatives sur la période allant du 05/07/2019 au 04/09/2019 en fonction des réseaux d'analyse.

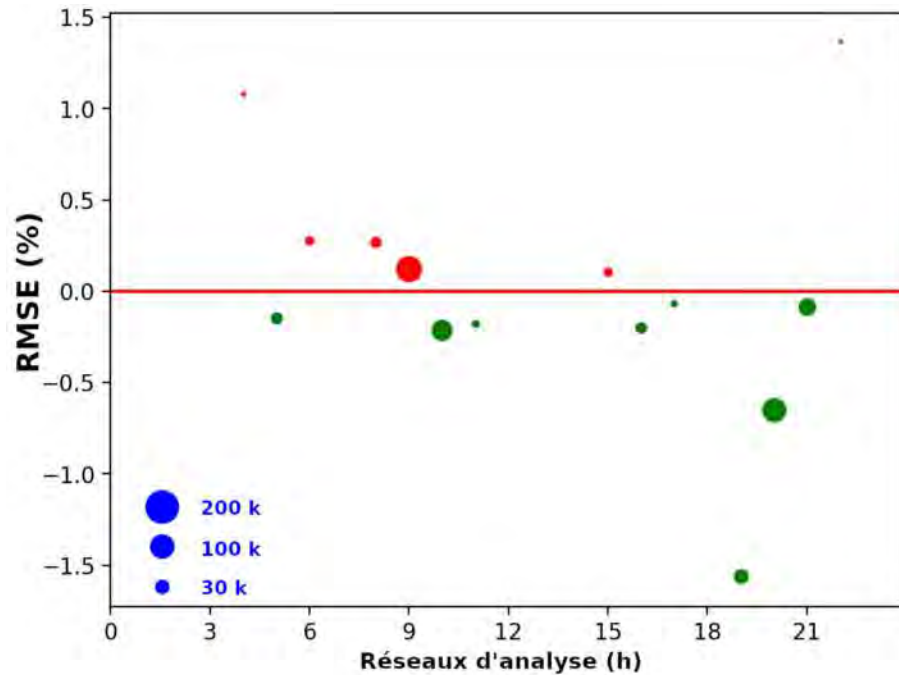


FIGURE V.21 – Différences relatives des RMSE de EXP-ARO et REF-ARO en fonction des réseaux d'analyse pour les différences entre les températures de brillance observées par le canal 5 de MHS et les températures de brillance simulées pour la période allant du 05 juillet au 04 septembre 2019. Les valeurs négatives (marqueurs verts) correspondent à une meilleure simulation des températures de brillance avec EXP-ARO, les valeurs positives (marqueurs rouges) correspondent à une augmentation de l'écart entre la simulation et l'observation. La taille des marqueurs indique le nombre d'observations disponibles pour chaque passage de l'instrument sur le domaine AROME-France.

La figure V.21 montre une réduction des RMSE entre les températures de brillance simulées par le modèle et celles observées par le canal 5 du sondeur micro-onde MHS sur la plupart des passages de l'instrument avec une variation de l'impact entre les réseaux. Cette réduction de RMSE provient principalement d'une réduction des écarts-types. Une assimilation de la LST SEVIRI sur plus de réseaux (autres que les réseaux 00 UTC et 03 UTC) serait intéressante afin d'évaluer l'impact sur la simulation des températures de brillance se MHS tout au long de la journée.

V.5.2 Impact de l'assimilation de la LST sur les prévisions dans AROME

Après avoir évalué l'impact de l'assimilation des LST SEVIRI dans l'analyse de surface sur l'assimilation d'autres observations, en particulier satellitaires, dans le modèle AROME, nous évaluons dans ce paragraphe son impact sur les prévisions du modèle jusqu'à une échéance de 48 h. L'objectif est de quantifier les différences entre les prévisions de EXP-ARO par rapport aux prévisions de REF-ARO.

Dans un premier temps, nous comparons les prévisions de température de surface. La figure V.22 montre la moyenne sur tout le domaine AROME-France des différences du champ de

température de surface de l'expérience et la référence pour les prévisions longues issues des réseaux de 00 UTC chaque jour et pour chaque échéance de prévision de 00 à 24 h.

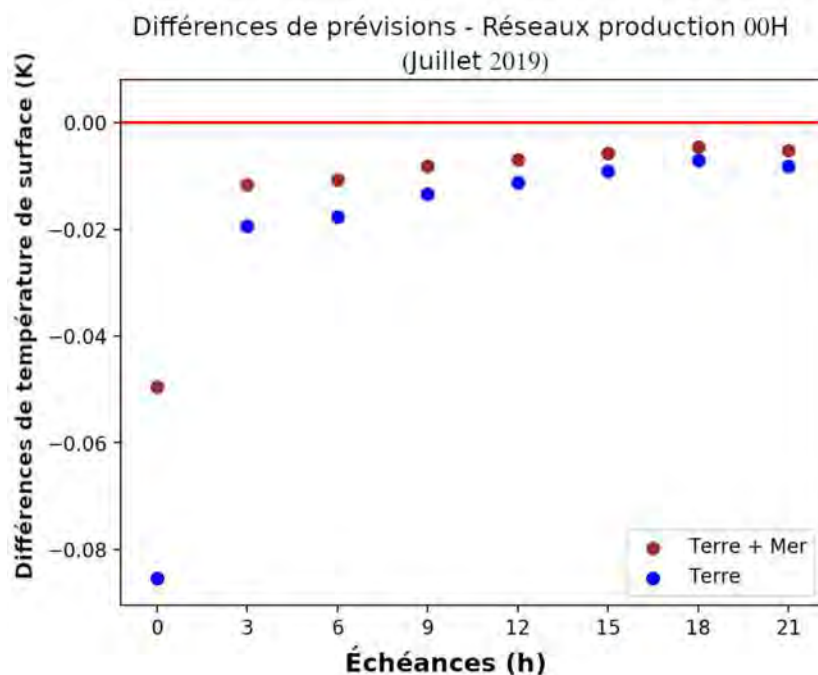


FIGURE V.22 – Différences moyennes des prévisions du champ de température de surface (K) sur continent (bleu) et sur tout le domaine (rouge) entre EXP-ARO et REF-ARO en fonction des échéances jusqu'à 24 h

La figure V.22 montre, comme attendu, un impact plus important sur terre que sur tout le domaine. Nous observons des moyennes de différences négatives entre les prévisions de température de surface de EXP-ARO et REF-ARO, ce qui montre que l'assimilation de la LST SEVIRI a tendance en moyenne à refroidir la surface par rapport à la référence. Toutefois, ce refroidissement est limité en amplitude (moins de 1 K), étant maximal à 00 h, et décroît ensuite. Un maximum de différence est noté aux échéances 00 h et 03 h, qui sont les deux réseaux d'assimilation de la LST. L'effet de l'assimilation de la LST se réduit tout au long de la journée et persiste jusqu'à 24 h d'échéance mais avec des valeurs faibles de l'ordre de 0.01 K.

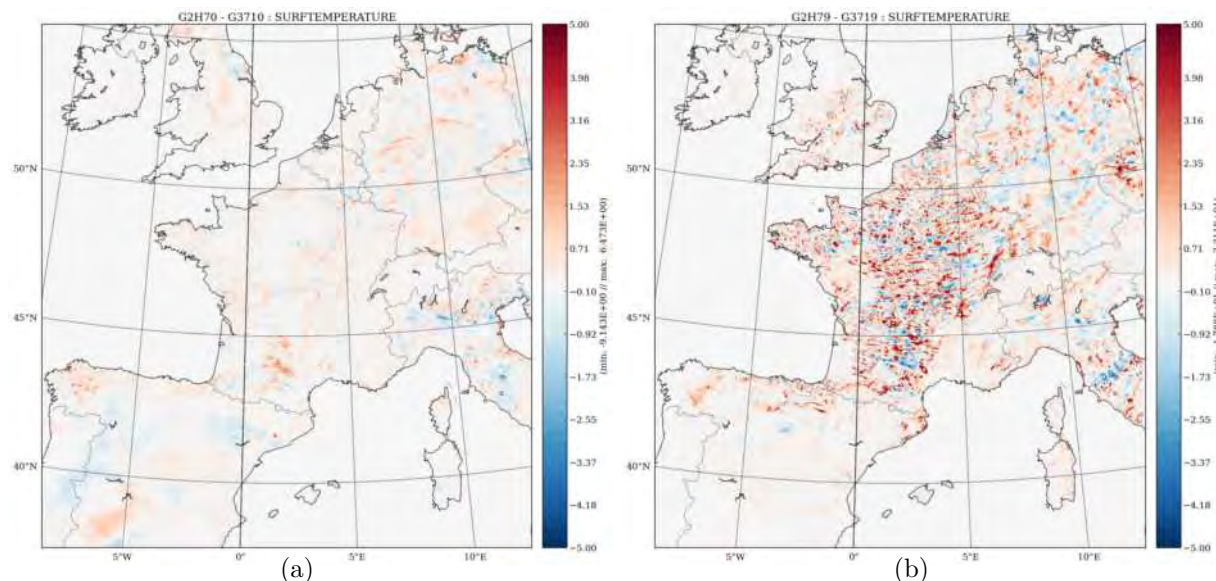


FIGURE V.23 – Différences de prévision de température de surface (K) entre EXP-ARO et REF-ARO pour le 15 août 2019, pour l'analyse de 00 h (a) et la prévision de 09 h d'échéance (b) du modèle AROME

La figure V.23 montre les différences pour le champ de température de surface entre EXP-ARO et REF-ARO pour l'analyse du 15 août 2019 à 00 H et également la prévision à l'échéance 09 h. Nous remarquons que les différences entre EXP-ARO et REF-ARO ont été creusées localement avec les échéances de prévisions, surtout au nord du domaine et sur une large partie de la France. Ces différences ont des amplitudes maximales de 2 K environ à 00 h et de 5 K environ à 09 h avec très peu de biais en moyenne. Le champ de différences à 09 h est bruité et ne présente pas de structures caractéristiques, alors qu'à 00 h nous distinguons des structures froides sur l'Espagne et des structures chaudes sur le sud-est de la France. Ces structures se perdent rapidement.

Le deuxième paramètre auquel nous nous sommes intéressés dans cette évaluation est la température à 2m. La figure V.24 montre les moyennes de différences de prévision de T2m pour les différents réseaux de prévision trihoraire entre EXP-ARO et REF-ARO. Ces différences sont issues des prévisions aux réseaux 00 UTC jusqu'à une échéance de 24 h sur la figure (l'échéance maximale est de 48 h mais l'effet de l'assimilation des LST SEVIRI s'estompe assez rapidement).

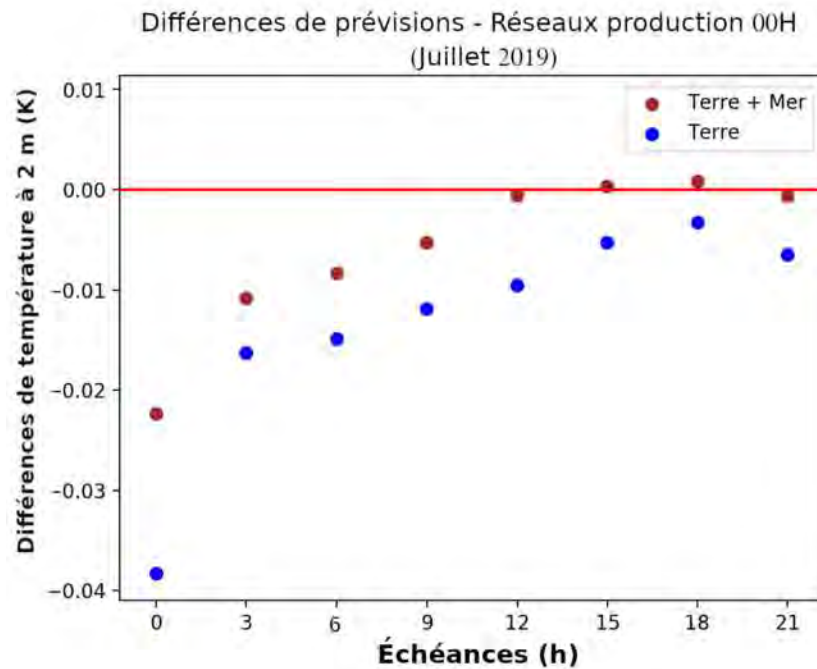


FIGURE V.24 – Différences moyennes des prévisions du champ de température à 2 m (K) sur continent (bleu) et sur tout le domaine (rouge) entre EXP-ARO et REF-ARO en fonction des échéances jusqu'à 24 h

Nous remarquons ainsi un effet de refroidissement pour la première moitié de la journée, avec un maximum d'amplitude à 00 UTC de 0.04 K environ sur Terre. En termes d'amplitude, les différences restent plus faibles que celles obtenues pour le champ de température de surface comme attendu étant donné que l'effet sur la T2m est dû à l'impact de la température de surface analysée.

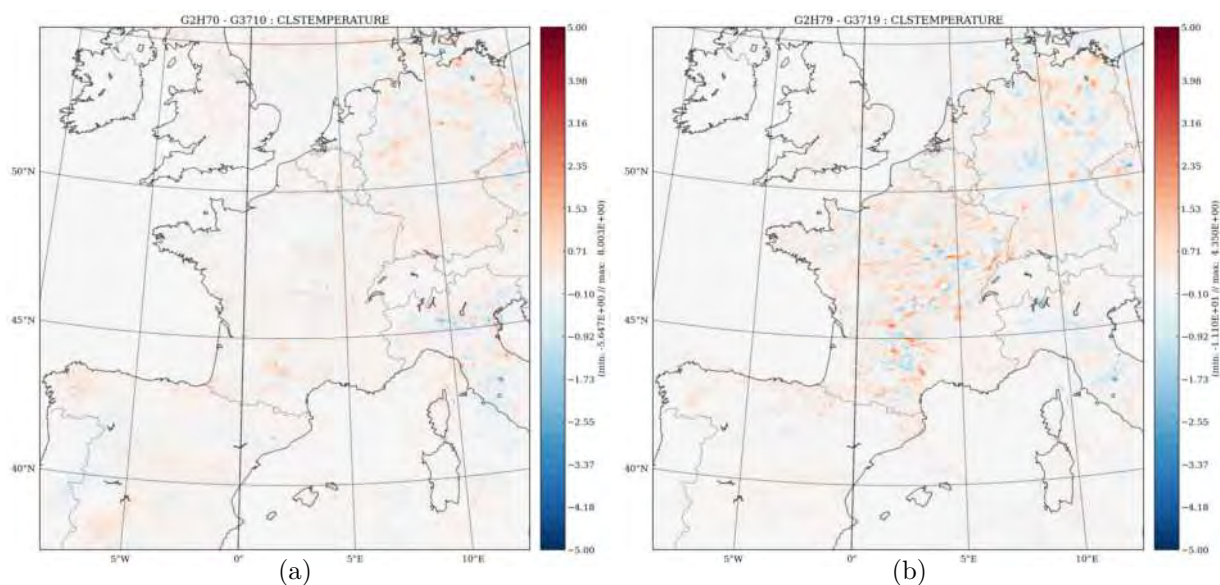


FIGURE V.25 – Différences de prévision de température à 2 m (K) entre EXP-ARO et REF-ARO pour le 15 août 2019, pour l'analyse de 00 h (a) et la prévision d'échéance 09 h (b) du modèle AROME

La figure V.25 montre l'écart entre les T2m de EXP-ARO et REF-ARO à l'analyse de

00 UTC et la prévision d'échéance 09 h du 15 août 2019. Nous remarquons comme attendu un plus léger impact de l'assimilation de la LST sur les T2m que sur la température de surface (figure V.24). De plus, les différences après une prévision de 09 h sont également plus faibles avec une amplitude maximale de 2.5 K environ.

En termes d'humidité relative à 2m, la figure V.26 montre les différences moyennes entre les prévisions de EXP-ARO et REF-ARO en fonction des échéances.

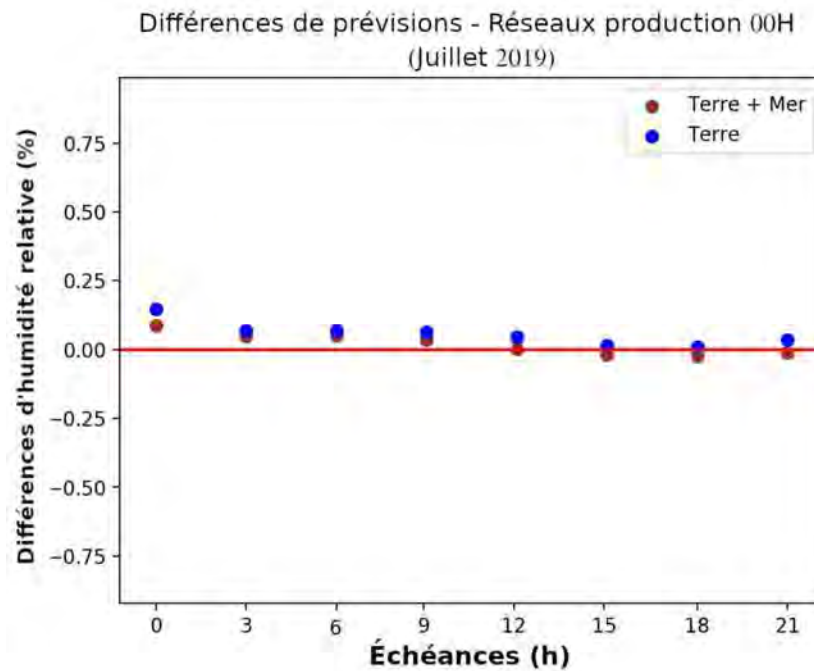


FIGURE V.26 – Différences moyennes des prévisions du champ d'humidité relative à 2 m sur continent (bleu) et sur tout le domaine (rouge) entre EXP-ARO et REF-ARO en fonction des échéances de prévision jusqu'à 24 h

La figure V.26 montre de légères différences pendant les premières échéances de prévision de la journée de l'ordre de 0.1 à 0.2 %. Ces différences se dissipent cependant plus nettement à partir de 12 h d'échéance contrairement aux différences observées pour les champs de température de surface et de température à 2m qui persistent faiblement tout au long de la journée.

Les figures de V.22 à V.26 ont montré les moyennes des différences en fonction des échéances de prévision. La figure V.27 montre la variabilité journalière des RMSE des différences de T2m prévues chaque jour à 00 h jusqu'à une échéance de 48 h entre EXP-ARO et REF-ARO sur le mois de juillet 2019 pour chaque prévision de 48 h. Cette figure nous montre une superposition pour chaque jour de prévisions valides pour la même journée mais qui ont deux échéances différentes de 24 h.

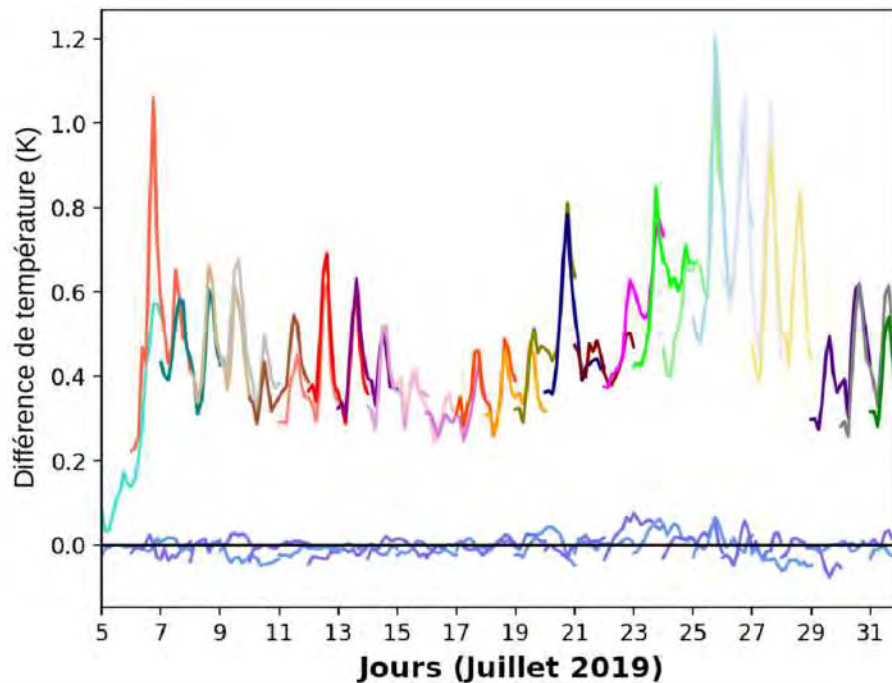


FIGURE V.27 – RMSE et biais des différences pour le champ de température à 2 m prévu de l'échéance 00 h à l'échéance 48 h chaque jour à 00 h entre EXP-ARO et REF-ARO pour le mois de Juillet 2019 en fonction des jours

Pour les deux premiers jours, nous remarquons de larges amplitudes de différences, ceci peut être dû à la mise en équilibre du système avec l'assimilation des LST. Par conséquent, ces différences sont fortes mais restent peu ou pas représentatives. Pour les jours suivants, nous observons des différences de l'ordre de 0.4 K avec un cycle diurne ayant des amplitudes minimales de 0.2 K environ. Le minimum sur le cycle diurne intervient entre 00 h et 06 h et les différences maximales, de 1 K, interviennent entre 12 h et 18 h. Ainsi, l'effet de l'analyse à 00 UTC et 03 UTC produit des plus fortes amplitudes en fin de journée au moment des maximums de température dans le cycle diurne. Pour le mois de juillet 2019, nous remarquons que les différences varient d'un jour à un autre. Ceci peut être dû entre autre à l'influence des conditions de surface qui varient dans le temps tel que l'impact des précipitations (figure V.28) sur l'émissivité de surface. Cette erreur se reporte sur la LST restituée. Nous remarquons que la première période est relativement sèche avec des différences diurnes assez faibles (0.2 K environ) d'une moyenne de 0.3 K environ, alors qu'en seconde période, plus humide, la moyenne des différences est de l'ordre de 0.4 K avec des amplitudes diurnes allant jusqu'à 0.6 K. À titre d'exemple, nous avons vérifié les conditions de précipitations, comparées au produit de fusion d'observations de lames d'eau de radars et de données de pluviomètres Antilope (ANalyse par spaTiaLisation hOraire des PrEcipitations) [Laurantin, 2013], pour trois dates différentes au cours de cette période présentant de grandes variabilités de différences

(Figure V.28). En effet, les précipitations modifient l'humidité du sol et ainsi l'émissivité de surface réelle, ce qui peut impacter la valeur de la LST restituée dans les échéances suivantes et ainsi les prévisions.

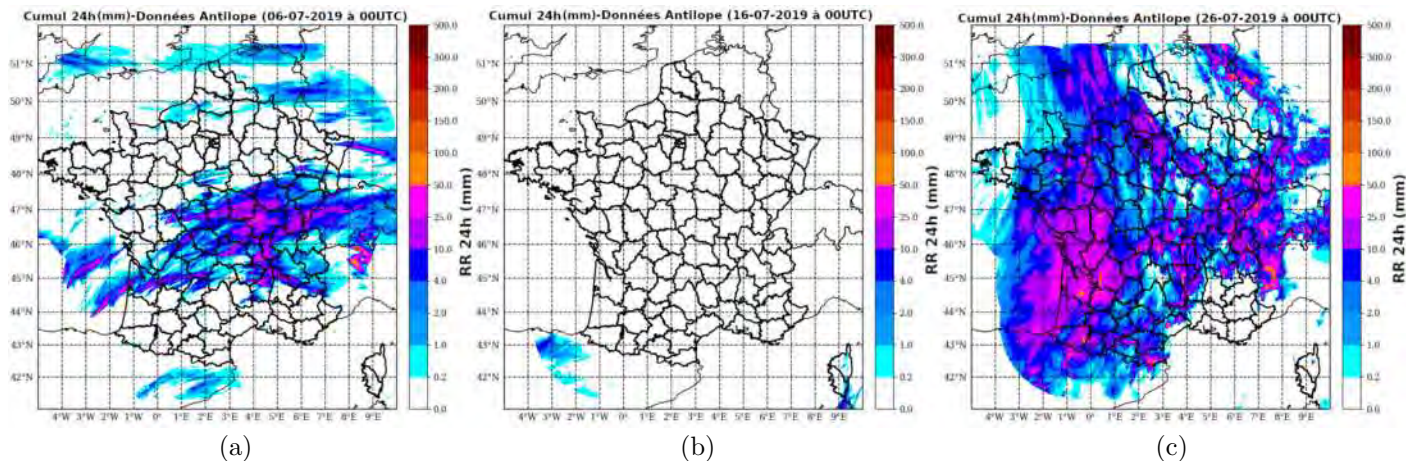


FIGURE V.28 – Cumuls (mm) en 24 h de pluies enregistrés à 00 UTC (données Antilope [Laurantin, 2013]) les jours du 06 (a), 16 (b) et 26 (c) Juillet 2019. Le 06 et le 26 correspondent à des jours avec une grande amplitude diurne de différences sur la figure V.27, alors que le 16 Juillet correspond à une faible amplitude.

V.5.2.1 Impact de l'assimilation de la LST restituée sur la prévision de la température de surface

Dans la section précédente, nous avons comparé l'expérience assimilant la LST en plus de la T2m par rapport à la référence qui n'assimile que la T2m. Nous avons comparé les différences sans néanmoins donner de conclusions sur l'amélioration ou la dégradation des prévisions du modèle AROME suite à l'assimilation de la LST SEVIRI. Dans cette section, nous allons présenter des éléments de contrôle objectif afin de pouvoir évaluer l'impact de l'assimilation de la LST SEVIRI sur la qualité des prévisions du modèle.

Ainsi, nous avons considéré les réanalyses ERA5-LAND [ERA5-Land, 2020][Pelosi et al., 2020] afin de contrôler les prévisions de température de surface du modèle AROME avec et sans l'assimilation de la LST SEVIRI. Les réanalyses ERA5-LAND ont été produites en recalculant la partie surface continentale des réanalyses ERA5 qui agrègent différentes observations conventionnelles telles que les données de stations synoptiques, de radiosondages et d'avions ainsi que des données satellitaires telles que les observations SEVIRI, IASI, MODIS, SSMIS, MHS, AMSU-A et AIRS. Le modèle utilisé dans ce calcul est le modèle de surface du CEPMMT H-TESEL (The Tiled ECMWF Scheme for Surface Exchanges over Land) forcé par les réanalyses ERA5. La réanalyse ERA5-LAND a été calculée afin d'améliorer la représentation des paramètres de surface par rapport aux réanalyses climatiques ERA5. Ce

sont des réanalyses horaires disponibles actuellement avec une résolution horizontale de $0.1^\circ \times 0.1^\circ$. Les figures V.29 et V.30 montrent les différences d'amplitudes d'écarts par rapport à ERA5-Land des prévisions de température de surface, produites par l'expérience d'assimilation de la LST SEVIRI et la référence pour les différents réseaux d'analyse de surface, moyennées sur une grille de 0.5° et couvrant la période allant du 05/07/2019 au 31/07/2019. Des différences négatives indiquant une amélioration des prévisions de température de surface dans EXP-ARO par rapport à REF-ARO, par rapport à la référence ERA5-LAND.

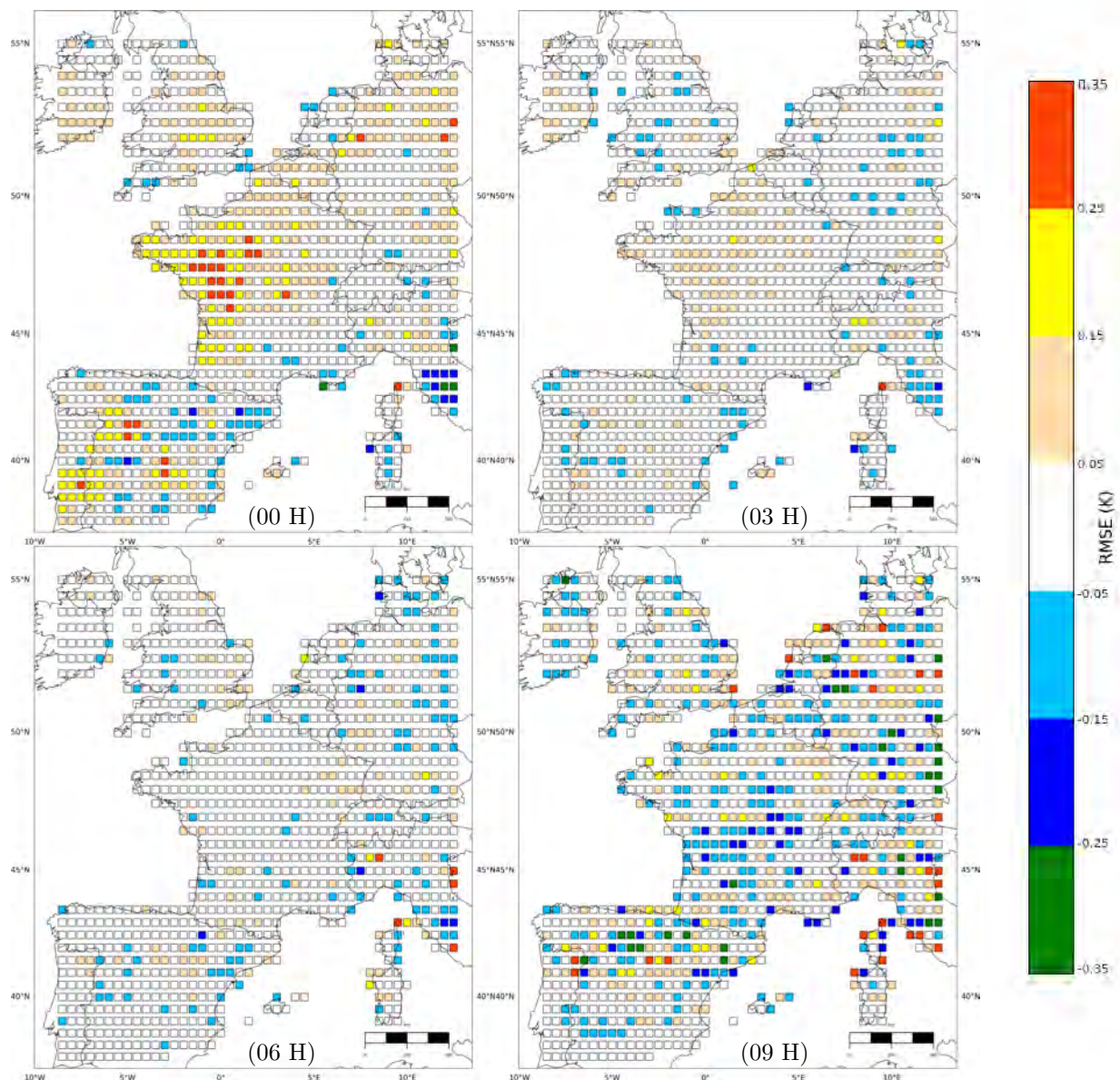


FIGURE V.29 – Différences de prévisions de température de surface (K) entre l'écart de REF-ARO et ERA5-Land et l'écart entre EXP-ARO et ERA5-LAND pour les échéances de 00 h, 03 h, 06 h et 09 h moyennées sur la période allant du 05 au 31 juillet 2019

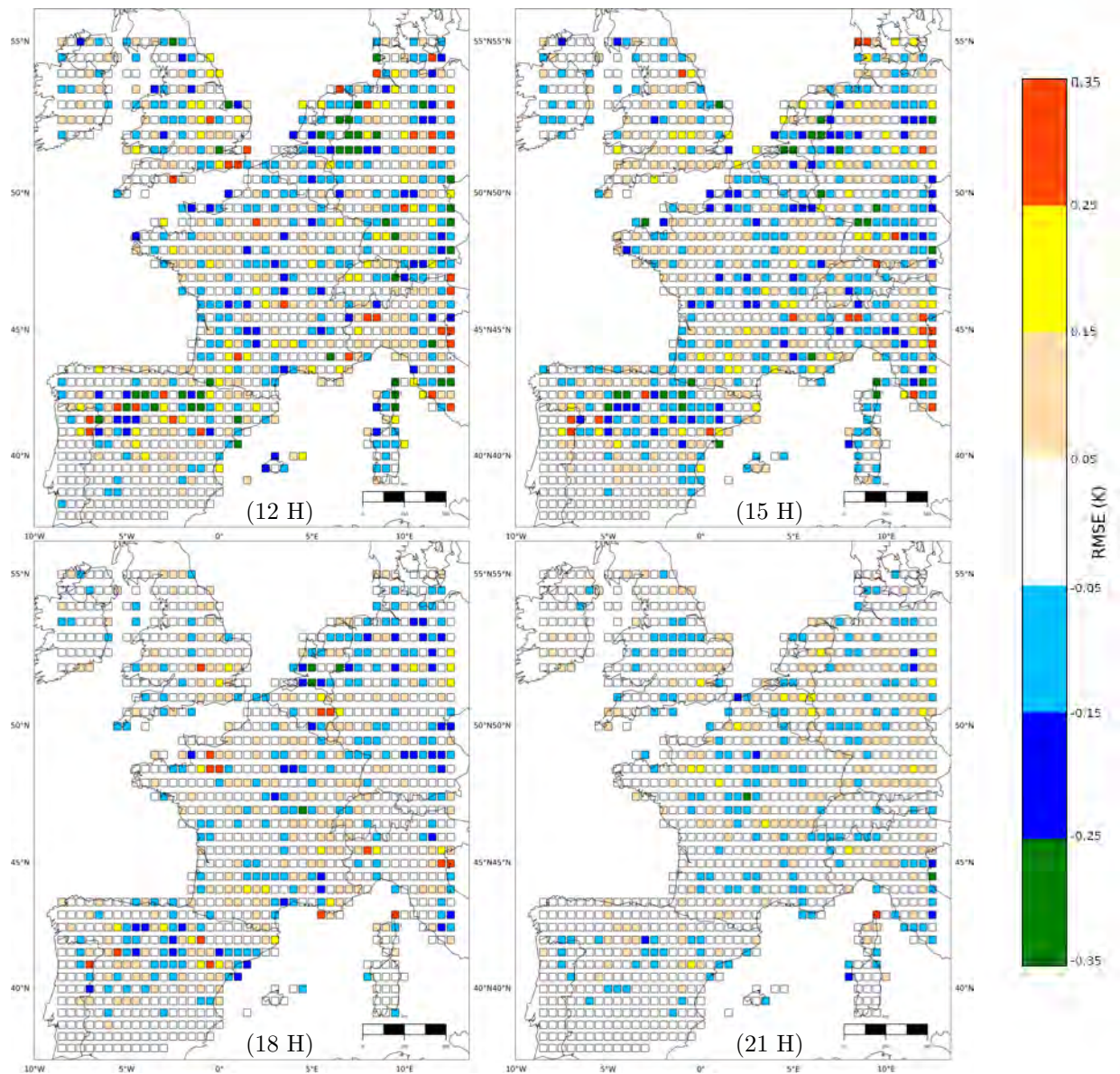


FIGURE V.30 – Différences de prévisions de température de surface (K) entre l'écart de REF-ARO et ERA5-LAND et l'écart entre EXP-ARO et ERA5-LAND pour les échéances de 12 h, 15 h, 18 h et 21 h moyennées sur la période allant du 05 au 31 juillet 2019

En termes de différences moyennées sur tout le domaine AROME-France, le tableau V.6 montre les statistiques de différences entre ERA5-LAND et EXP-ARO et entre ERA5-LAND et REF-ARO moyennées sur la période du 05 au 31 juillet 2019. Ces différences montrent une légère réduction du biais avec l'assimilation de la LST SEVIRI.

TABLE V.6 – Différences de prévisions de température de surface (K) moyennées sur le domaine AROME-France entre ERA5-LAND et EXP-ARO et entre ERA5-LAND et REF-ARO pour la période du 05 au 31 juillet 2019

Nom	Biais	écart-type	RMSE	Nombre de points
REF-ARO	-0.3	3.5	3.5	4598640
EXP-ARO	-0.2	3.5	3.5	4598640

Étant donnée la différence de résolution horizontale entre le modèle AROME (1.3 km) et les réanalyses ERA5-Land (15 km), nous avons comparé les données ERA5-Land par rapport à la moyenne des points de grille AROME se trouvant dans un rayon de 1 km autour de chaque point ERA5-LAND. Les figures V.29 et V.30 montrent un impact sur tout le domaine AROME-France surtout à 00 h puis de 09 h à 15 h d'échéance, impact qui s'estompe après. Les amplitudes de différences sont inférieures à 0.5 degrés dans la majorité des cas. Pour l'analyse, l'assimilation de la LST SEVIRI a augmenté légèrement la différence par rapport à ERA5-Land surtout à l'ouest de la France et de la péninsule ibérique où la différence a dépassé 0.25 K car EXP-ARO assimile des LST que ERA5-LAND n'assimile pas. Toutefois, pour les autres réseaux, une légère réduction des différences par rapport à ERA5-LAND a été remarquée surtout au nord de l'Allemagne et au nord de la péninsule ibérique avec des différences supérieures à 0.25 K, en particulier aux réseaux de jour de 09, 12, 15 et 18 h. Les différences sont réduites au-delà de ces échéances. Nous remarquons également que l'assimilation de la LST SEVIRI réduit les différences entre EXP-ARO et ERA5-LAND, comparée à REF-ARO, plus de jour que de nuit.

V.5.2.2 Impact de l'assimilation de la LST sur la prévision d'autres paramètres

Nous avons remarqué dans la section V.5.2 que l'assimilation de la LST SEVIRI peut avoir un impact sur la prévision d'autres paramètres que la température de surface dans le modèle AROME. Afin d'évaluer cet impact, nous avons comparé les prévisions de quelques paramètres par rapport aux observations synoptiques (SYNOP) et aux radiosondages.

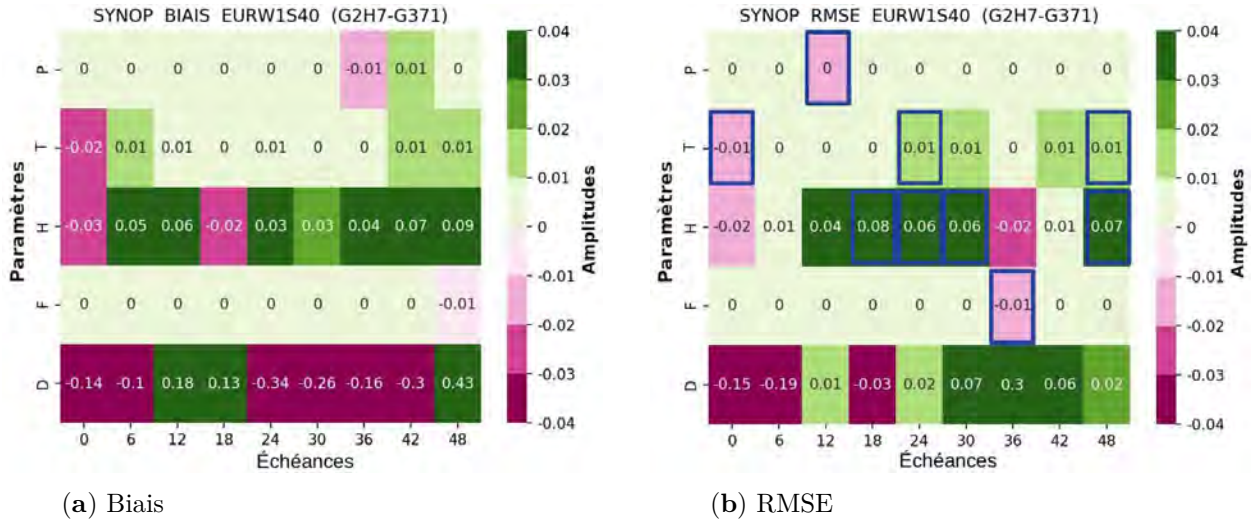


FIGURE V.31 – Différences de biais (a) et de RMSE (b) des prévisions entre EXP-ARO et REF-ARO jusqu'à 48 h d'échéance de la pression (Pa), de la température (K), de l'humidité relative (%) à 2 m, de la force du vent (m/s) et de la direction du vent ($^{\circ}$) comparées aux observations synoptiques des stations au sol et moyennées sur tout le domaine AROME-France, calculées sur la période du 05/07/2019 au 04/09/2019. Les valeurs numériques correspondent aux différences de biais et de RMSE de REF-ARO - EXP-ARO. Le test de significativité de Bootstrap appliqué aux RMSE est représenté par les rectangles bleus.

La figure V.31b montre les amplitudes de différences de RMSE entre EXP-ARO et REF-ARO. Pour la température, ces différences sont de l'ordre de 0.01 K. Pour l'humidité relative, les différences significatives sont de 0.06 % à 0.08 %. Pour la composante vent, le seul impact significatif est enregistré à l'échéance 36 h et est d'une amplitude de 0.01 ms^{-1} pour la force et de 0.3° en termes de direction. Dans les paragraphes suivants, nous détaillons ces résultats pour chaque paramètre.

Pression au niveau de la mer : La figure V.31 montre peu d'impact de l'assimilation de la LST SEVIRI sur la prévision de la pression au niveau de la mer. Selon le test de Bootstrap, une seule échéance a eu un impact de dégradation significatif à 90 % de confiance. Il s'agit de l'échéance de prévision à 12 h mais la différence est très faible.

Température : Pour la prévision de température à 2 m, la figure V.31 montre plus d'impact significatif que pour la pression au niveau de la mer. Cet impact se traduit d'abord par une dégradation significative à 95 % de confiance au réseau 0 UTC. Cette dégradation est attendue vu l'effet de l'assimilation de la LST, qui vient éloigner l'analyse des observations de températures à 2 m par rapport à REF-ARO qui n'assimile que la température à 2 m. En ce qui concerne les autres échéances, nous retrouvons une amélioration de la prévision de la température à 2 m significative à 95 % de confiance à l'échéance 24 H, ainsi qu'une amélioration significative à 90 % aux échéances de 30 H et 48 H. Ceci prouve que l'impact

de l'assimilation de la LST SEVIRI se propage aux paramètres à 2 mètres et persiste dans le temps.

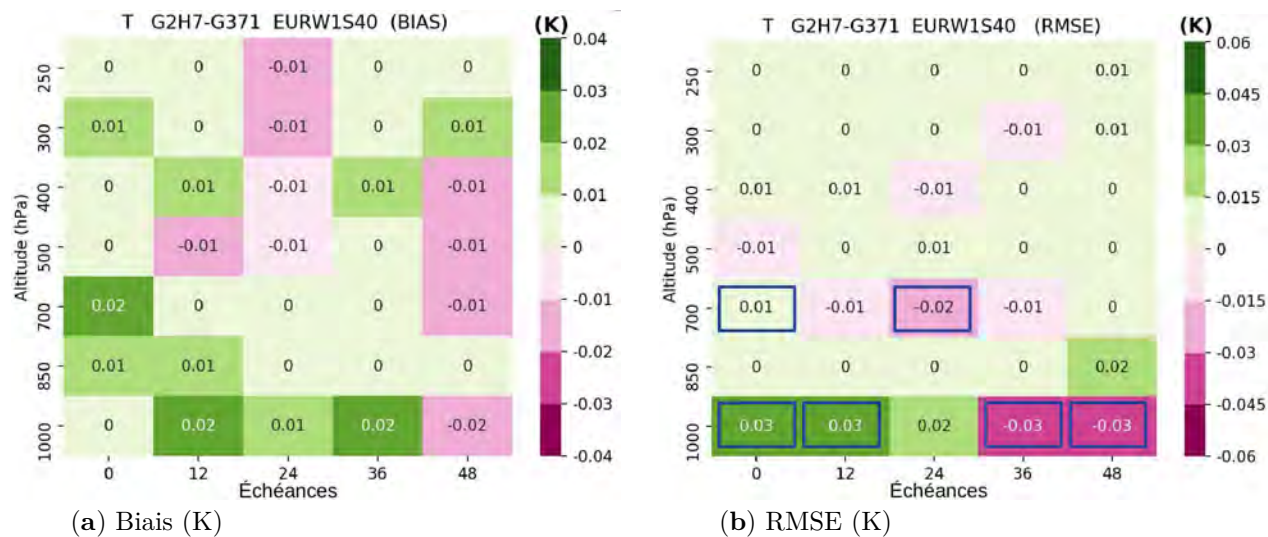


FIGURE V.32 – Différences de biais (a) et de RMSE (b) des prévisions entre EXP-ARO et REF-ARO jusqu'à 48 h d'échéance de la température (K) aux niveaux 1000 hPa, 850 hPa, 700 hPa, 500 hPa, 400 hPa, 300 hPa et 250 hPa, comparées aux observations de radiosondages et moyennées sur tout le domaine AROME-France calculées sur la période du 05/07/2019 au 04/09/2019. Les valeurs numériques correspondent aux différences de biais et de RMSE. Le test de significativité de Bootstrap appliqué aux RMSE est représenté par les rectangles bleus. Les graphiques représentent l'échéance en abscisse et l'altitude en ordonnées

La figure V.32 montre les biais et écart-types des températures prévues par rapport aux radiosondages en altitude. Un impact de l'assimilation de la LST SEVIRI sur la prévision de la température à 1000 hPa, 850 hPa et 700 hPa est observé en termes de biais et de RMSE et un impact quasi nul est constaté au-dessus. Cet impact est maximal à 1000 hPa où on remarque une amélioration jusqu'à l'échéance 24 h, mais il devient négatif pour les échéances 36 et 48 h à 1000 hPa.

Humidité : La figure V.31 montre un impact positif de l'assimilation de la LST SEVIRI sur les prévisions de l'humidité à 2 mètres dans le modèle AROME à partir de l'échéance 15 h avec un impact neutre jusqu'à l'échéance 12 h. Une amélioration significative est observée à partir de l'échéance 18 H. Nous remarquons une amélioration des prévisions de l'humidité à 2 m significative à 90 % de confiance aux échéances 18 H, 30 H et 48 H ainsi qu'une amélioration significative à 95 % de confiance à l'échéance 24 H. Rappelons qu'à cette même échéance nous avons remarqué aussi une amélioration significative à 95 % de confiance de la prévision de température à 2 m. Cela montre que l'assimilation de la LST de nuit permet d'obtenir un impact cohérent dans le temps, que l'on retrouve 24 h après à la fois en température et en humidité. Nous remarquons un impact positif en termes de biais à 1000 hPa. Une amélioration à 00 h des RMSD se trouve principalement entre 500 hPa et 850 hPa avec des amplitudes allant jusqu'à 0.4 %.

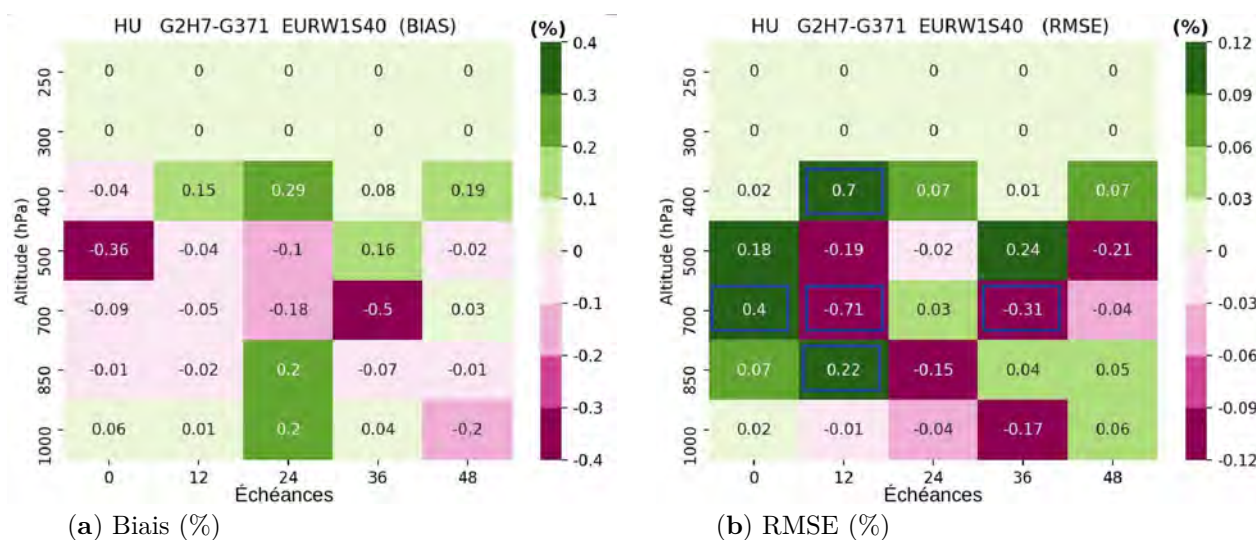


FIGURE V.33 – Différences de biais (a) et de RMSE (b) des prévisions entre REF-ARO et EXP-ARO de l'humidité relative (%) jusqu'à 48 h d'échéance calculées sur la période du 05/07/2019 au 04/09/2019 avec le test de significativité de Bootstrap (rectangles bleus) appliqué aux RMSE aux niveaux 1000 hPa, 850 hPa, 700 hPa, 500 hPa, 400 hPa, 300 hPa et 250 hPa, par rapport aux observations de radiosondages.

Force du vent : La figure V.31 montre un faible impact significatif de l'assimilation de la LST SEVIRI sur la prévision des paramètres de vent. Nous remarquons ainsi une seule occurrence d'impact significatif à l'échéance de prévision de 36 h. Cet impact se traduit par une amélioration de la prévision de la direction du vent (de 0.3°) contre une dégradation de la prévision de la force du vent (de 0.01 ms^{-1}). Concernant les prévisions de la force du vent en altitude (figure V.34), nous remarquons peu d'impact significatif avec un impact positif dans la tropopause dans les premières 24 h d'échéance. Une nette amélioration en termes de biais et de RMSE est remarquée à l'échéance 12 h jusqu'à 500 hPa, même si peu significative.

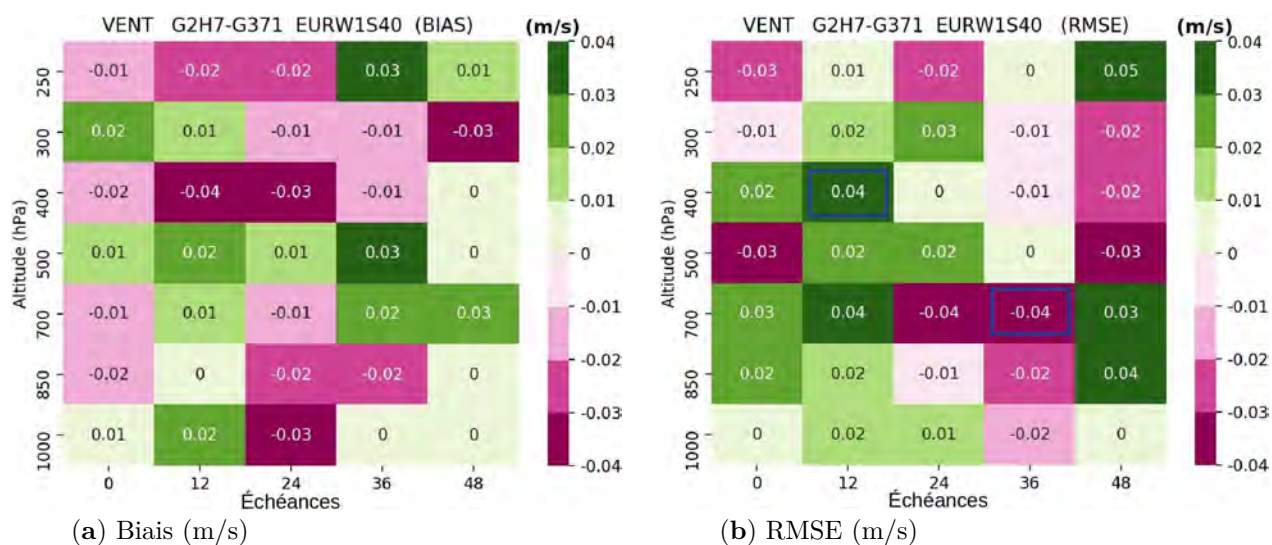


FIGURE V.34 – Différences de biais (a) et de RMSE (b) entre REF-ARO et EXP-ARO des prévisions de la force du vent (m/s) jusqu'à 48 h d'échéance calculées sur la période du 05/07/2019 au 04/09/2019 avec le test de significativité de Bootstrap (rectangle bleu) appliqué aux RMSE pour les niveaux 1000 hPa, 850 hPa, 700 hPa, 500 hPa, 400 hPa, 300 hPa et 250 hPa, comparées aux observations de radiosondages.

Précipitations : Dans ce paragraphe, nous présentons quelques scores de comparaison relatifs à la prévision des précipitations. Ce paramètre n'est pas impacté directement par l'assimilation de la LST mais vu qu'il s'agit d'un paramètre agrégeant différents éléments il subit un impact indirect de l'assimilation de la LST. De plus, un des objectifs du modèle AROME est de bien prévoir les phénomènes précipitants de fine échelle. Les précipitations prévues par AROME sont évaluées par rapport au produit Antilope. Parmi ces scores, nous commençons par le biais fréquentiel, qui représente le rapport entre le nombre total de prévisions d'un phénomène et le nombre total de ses observations. Le score parfait du biais fréquentiel est égal à 1.

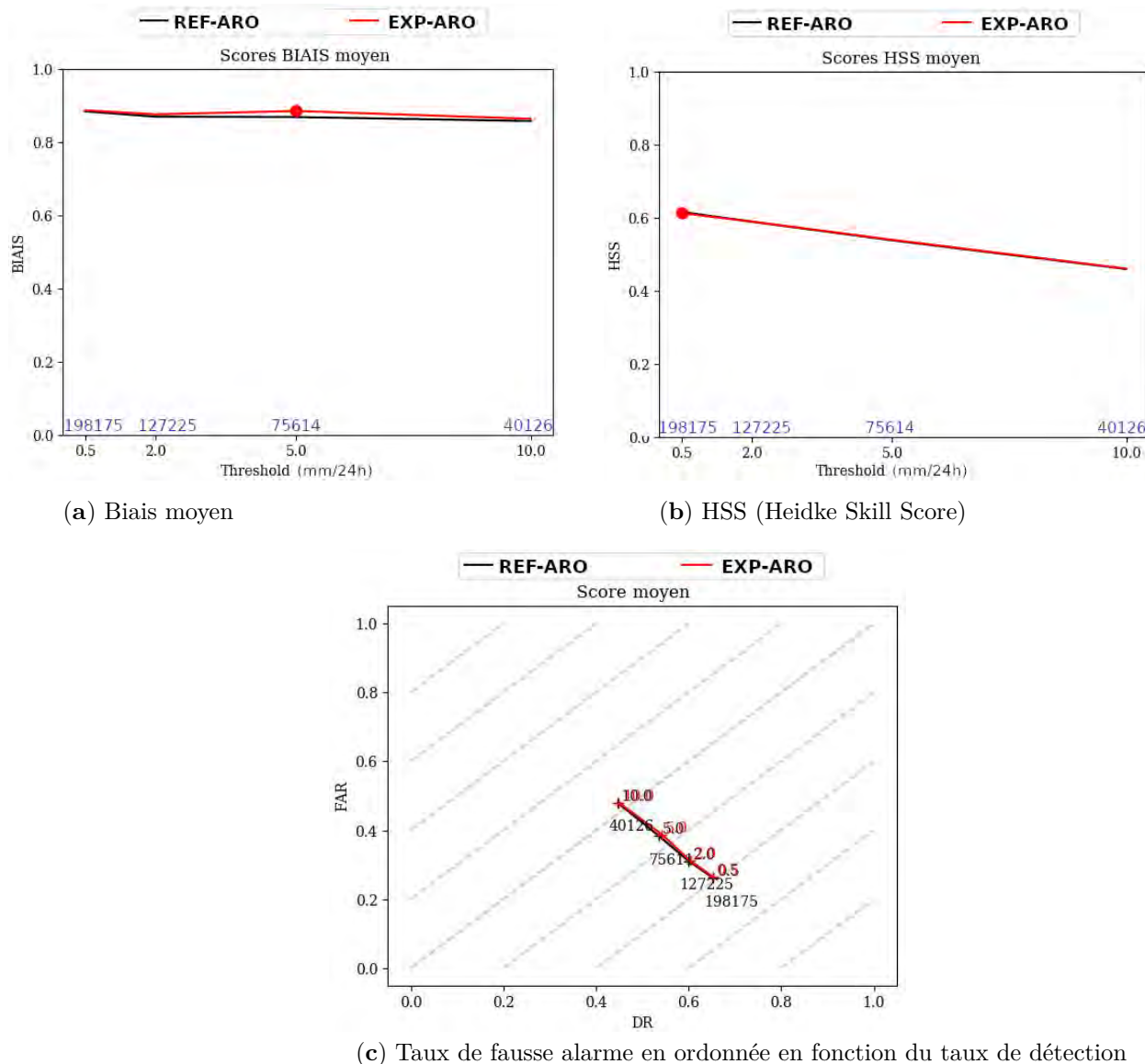


FIGURE V.35 – (a) Biais fréquentiel moyen, (b) score de HSS (Heidke Skill Score) moyen et (c) taux de détection (DR) et de fausse alarme (FAR) moyen entre EXP-ARO (rouge) et REF-ARO (noir) pour les prévisions de précipitations du 05 juillet au 04 septembre 2019 par rapport à Antilope en fonction de différents seuils de précipitations par 24 h (0.5, 2, 5 et 10 mm)

La figure V.35 montre un impact positif global sur le biais fréquentiel de l'assimilation de la LST SEVIRI avec une amélioration significative pour le seuil 5 mm. Le score du HSS (Heidke Skill Score) caractérise toutes les bonnes prévisions par rapport à une prévision de référence et admet un score parfait égal à 1. Nous remarquons un impact moyen neutre sur ce score avec l'assimilation de la LST. Ces scores sont moyennés sur la période d'étude et l'impact varie d'une situation à une autre. À titre d'exemple, nous présentons le cas du 26 juillet 2019 (figure V.36), caractérisé par des précipitations généralisée sur le domaine AROME-France avec une intensité maximale au sud-ouest de la France. Le produit Antilope, montre principalement un noyau de fortes intensités de précipitations sur la Nouvelle Aquitaine (cercle vert), un

deuxième noyau au nord-ouest de l'Italie (cercle jaune) et un troisième à l'est de la Belgique (cercle rouge). L'intensité des précipitations pour ces trois noyaux a été relativement sous-estimée dans REF-ARO. L'assimilation de la LST SEVIRI (EXP-ARO) a permis de renforcer l'intensité des précipitations pour ces noyaux par rapport à la référence. D'autre part, REF-ARO a surestimé l'intensité des précipitations sur la Manche (cercle bleu) par exemple, alors que EXP-ARO a réduit la quantité des précipitations prévues et s'est donc rapprochée de l'observation Antilope. L'assimilation de la LST a permis dans cet exemple d'améliorer les scores de prévisions de pluies en 6 h, FAR (False Alarm Ratio, score parfait = 0) et DR (Detection Ratio, score parfait = 1) pour les seuils 2 mm et 5 mm (figure V.36) alors que l'impact est neutre pour les seuils de 10 mm et 0.5 mm.

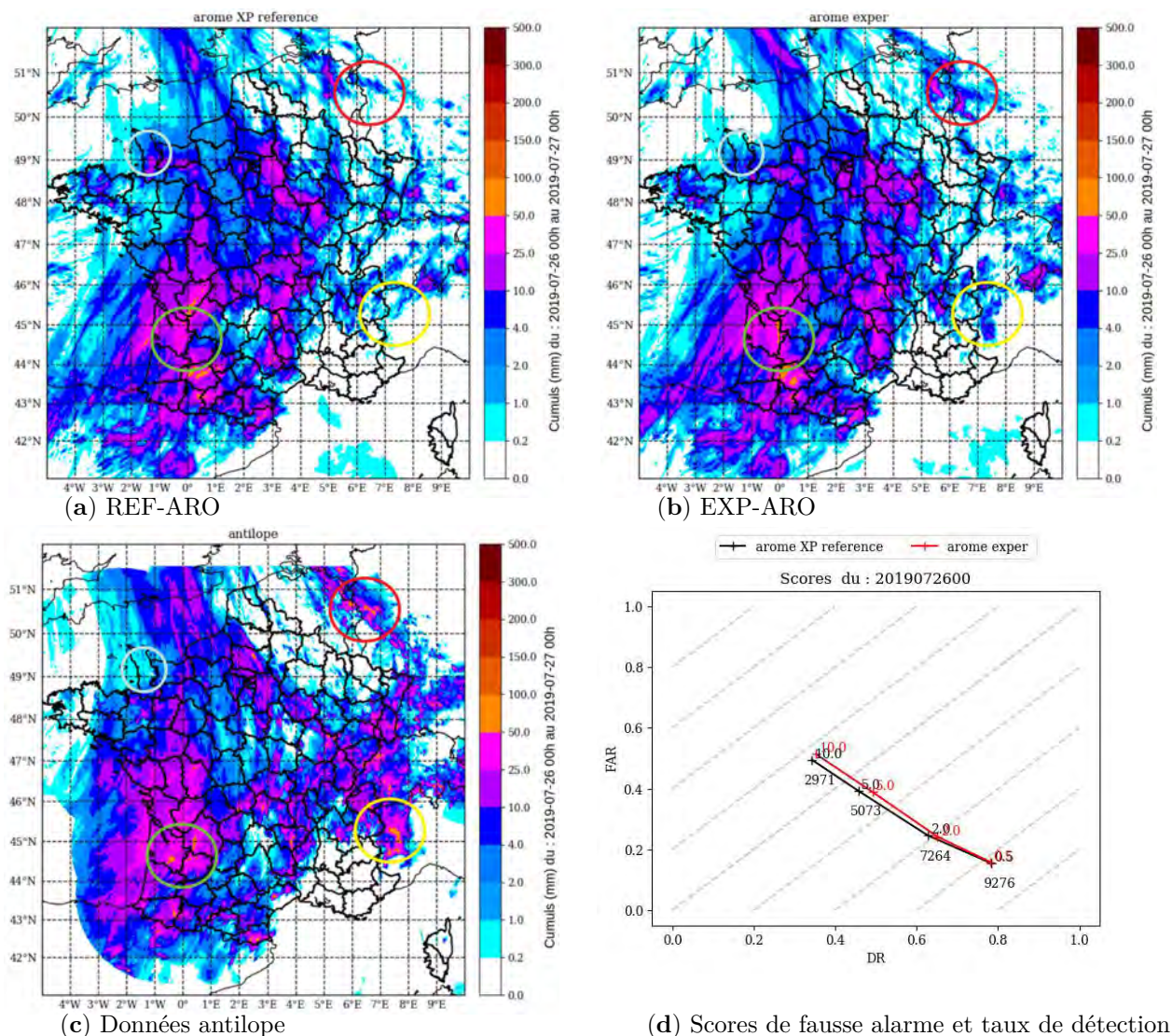


FIGURE V.36 – Cumul à 00 UTC de 24 H de précipitations (en mm) du 26 juillet 2019 prévu par REF-ARO (a), prévu par EXP-ARO (b), observé par rapport à Antilope (c) et scores de fausse alarme (FAR) et taux de détection (DR) (d) de REF-ARO (noir) et EXP-ARO (rouge)

Nous avons aussi évalué un score indicateur pour les prévisions AROME relatif à différents seuils de précipitations par 24 h [Amodei et al., 2015]. Il s'agit d'un score calculé sur la base des prévisions sur des fenêtres de six heures. Ce score se base sur la performance de prévision des précipitations. Dans la figure V.37, nous présentons les scores de performance des prévisions des cumuls de 6 h de précipitations sur toute la période d'étude pour différents seuils ainsi qu'un score global agrégeant tous les seuils de EXP-ARO et REF-ARO pour la période allant du 05 juillet au 04 septembre 2019.

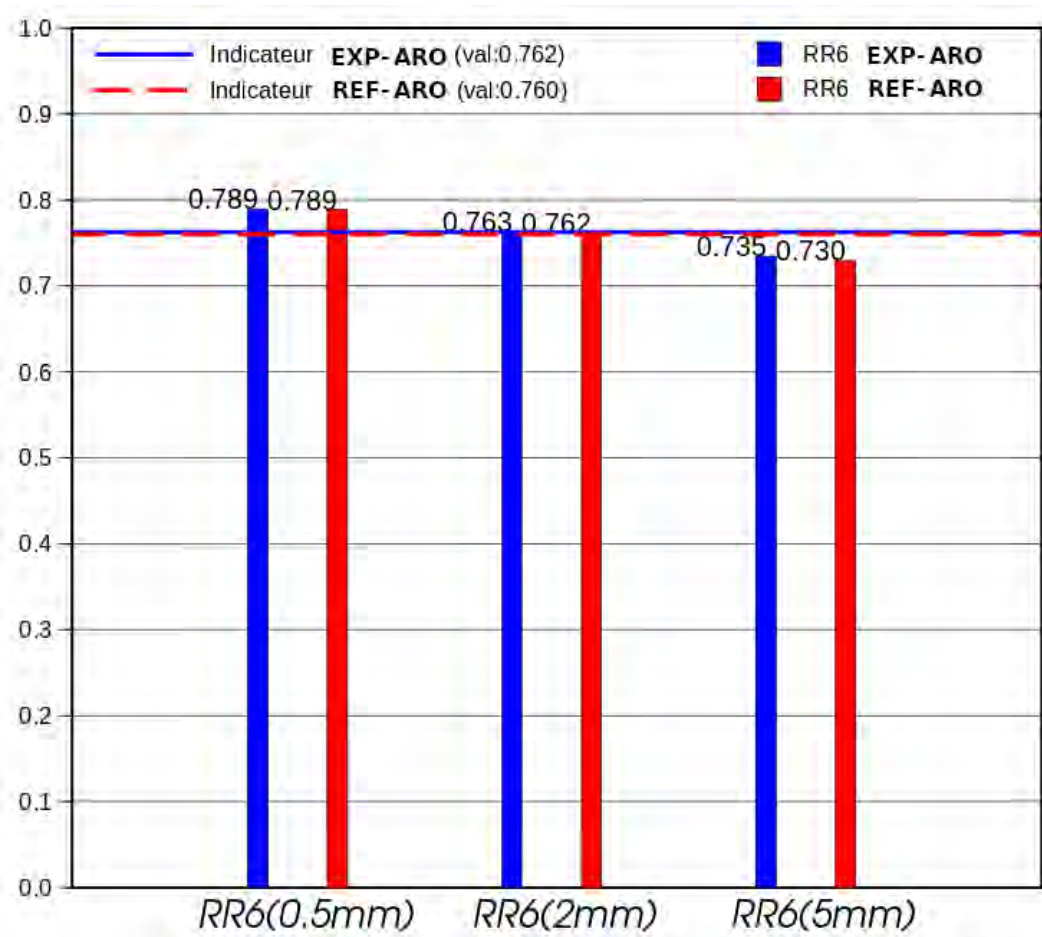


FIGURE V.37 – Scores de performance des prévisions des cumuls de six heures des précipitations pour les seuils 0.5 mm, 2 mm et 5 mm pour la période du 05 juillet 2019 au 04 septembre 2019

La figure V.37 montre une amélioration des scores de performance liés à la prévision des précipitations, surtout pour le seuil 5 mm, où le score croît de 0.730 à 0.735 sur la période du 05/07/2019 au 04/09/2019. L'impact positif sur les scores de prévision des précipitations concerne également avec un degré moindre le seuil 2 mm. En moyenne, le score global des prévisions de six heures, tous seuils confondus, s'améliore et atteint 0.762 au lieu de 0.760.

V.6 Conclusions

Dans cette étude, l’assimilation de la LST SEVIRI a pour objectif de définir une température de surface plus réaliste afin d’améliorer l’assimilation et la prévision dans le modèle AROME. Nous avons étudié les statistiques d’erreurs d’observation et de modèle qui nous ont guidés dans le paramétrage d’une expérience d’assimilation de LST. À la lumière des différents résultats obtenus lors de ces travaux préparatoires, nous avons opté, pour une première expérience d’assimilation des LST SEVIRI, pour leur assimilation sur continent, en conditions de ciel clair, en évitant les régions montagneuses et uniquement pour les réseaux d’analyse de 00 H et 03 H. Rappelons que les autres réseaux d’analyse ont montré de plus forts écarts-types d’erreurs d’observation et de modèle. Nous avons alors réalisé une première expérience sur un réseau d’analyse et sur des domaines géographiques réduits, afin d’étudier l’impact de l’assimilation de la LST SEVIRI à fine échelle. Différents cas d’études ont été présentés dans ce chapitre, montrant l’impact de l’assimilation de la LST SEVIRI sur différents sous-domaines du domaine AROME-France, présentant différentes caractéristiques, telles que la proximité de côte ou de relief. Nous avons pu par exemple identifier l’impact d’un passage de nuages fractionnés non détectés au niveau de la Loire qui a donné lieu à un noyau de forts incréments d’analyse très froids incohérent avec les observations de température à 2 mètres. Ces études de cas nous ont permis d’améliorer les paramètres d’assimilation pour une expérience plus longue dans la durée. Ainsi nous avons réalisé une expérience d’assimilation de LST sur une période de deux mois d’été allant du 05/07/2019 au 04/09/2019.

Comme première évaluation des résultats de cette expérience, nous avons étudié les statistiques d’innovation des paramètres de surface. Nous avons ainsi remarqué une réduction des biais des différences de l’ébauche par rapport aux observations pour la température à 2 m et l’humidité relative à 2 m entre l’expérience d’assimilation des LST SEVIRI (EXP-ARO) et la référence (REF-ARO). Nous avons remarqué également une réduction des écarts-types pour l’humidité à 2 m. Par ailleurs, l’impact de l’assimilation de la LST ne se limite pas à l’assimilation des paramètres de surface. La définition d’une température de surface plus réaliste permet d’améliorer l’assimilation des radiances satellitaires sensibles à la surface. En effet, la température de surface est un paramètre très important dans la simulation des températures de brillance des instruments satellitaires. La comparaison des températures de brillance simulées par le modèle pour les capteurs micro-ondes AMSU-A et MHS avec les observations de ces capteurs a montré une réduction des RMSE pour la plupart de leurs passages sur le domaine AROME-France dans l’expérience par rapport à la référence.

D'autre part, nous avons évalué l'impact de l'assimilation des LST SEVIRI sur la prévision de différents paramètres dans le modèle AROME. D'abord, nous avons évalué les différences entre les prévisions de l'expérience EXP-ARO et la référence REF-ARO. Nous avons remarqué des différences surtout aux réseaux d'analyse de LST, mais qui persistent dans le temps pour les champs de température de surface et de température à 2 m. Pour les prévisions d'humidité relative, les différences sont nulles au bout de quelques heures. Nous avons également remarqué une variabilité des différences entre les deux expériences. Ceci peut être dû aux conditions météorologiques pouvant impacter la LST restituée telles que les précipitations. Afin d'évaluer l'impact de l'assimilation de la LST SEVIRI sur la qualité de la prévision AROME, nous avons en un premier lieu évalué la température de surface prévue par le modèle par rapport aux données de réanalyse de ERA5-Land. Malgré une légère dégradation globale de l'échéance 00 h, une légère amélioration globale a été remarquée sur la plupart des autres échéances de prévision jusqu'à 18 à 24 h. En un deuxième lieu, nous avons comparé les prévisions de différents paramètres par rapport aux données synoptiques de surface et aux radiosondages. Ainsi, un effet globalement positif significatif a été remarqué pour la température à 2 m et l'humidité. Cet impact ne concerne pas que les niveaux proches de la surface mais également des niveaux en altitude, jusqu'à 850 hPa pour la température et plus faible mais jusqu'à 700 hPa pour l'humidité relative. Un effet moindre voire neutre a été remarqué pour les paramètres de pression de surface, de nébulosité et de vent. Finalement, le calcul du score de performance du modèle AROME a montré une amélioration pour les prévisions de cumul de précipitations sur 6 heures avec un plus fort impact pour le seuil 5 mm par 24 h. Ce seuil a connu également une amélioration significative du score de biais fréquentiel. Quant aux rafales de vent, une dégradation du score horaire a été remarquée. Ces impacts sont encourageants pour progresser davantage dans l'assimilation de la LST SEVIRI dans plus de réseaux d'analyse que ceux considérés dans ce travail (uniquement 00 et 03 UTC) et étudier l'impact de l'assimilation des LST SEVIRI de jour, et sur différentes périodes de l'année (autres que la saison d'été considérée dans ce travail). Ces résultats restent cohérents avec différents travaux précédents d'assimilation de températures de surface restituées qui ont souligné une amélioration de la prévision des variables atmosphériques proches du sol. Parmi ces travaux, dans un même contexte de prévision numérique du temps que ce travail de thèse, l'assimilation de nuit de la LST restituée sur continent dans l'analyse de surface au MetOffice a montré une réduction légère ($< 1\%$) mais significative de l'erreur quadratique moyenne pour la prévision de la température de l'air à 1.5 m sur l'Europe [Candy et al., 2017]. Cette amélioration a été plus nette sur l'Afrique avec une réduction de l'erreur

quadratique moyenne dépassant le 1 %. Cependant, nous n'avons pas évalué l'impact de l'assimilation de la LST sur d'autres flux de surface (flux de chaleur sensible, flux de chaleur latente, rayonnement, ...) ce qui pourra être intéressant de réaliser pour la suite de ce travail.

Conclusions et perspectives

VI.1 Conclusions

L'importance de la température de surface dans l'équilibre radiatif de la Terre a incité la communauté scientifique à mener différents travaux de recherche, afin de mieux la comprendre et la définir. Si sa modélisation sur océan est relativement aisée, c'est plutôt sur continents que la plus grande difficulté réside. Cette difficulté naît de la forte variabilité spatiale et temporelle de la température de surface, qui résulte entre autres de la variabilité du couvert végétal, de la nature et de l'humidité du sol, de l'émissivité de surface ainsi que des conditions d'éclairement et du rayonnement solaire. Ce travail de thèse vise à améliorer la définition de la température de surface sur continents dans le modèle de PNT AROME en assimilant les températures de surface restituées à partir des observations satellitaires. Ces LST, restituées à l'aide de canaux situés dans des fenêtres atmosphériques sensibles à la surface à chaque réseau d'analyse atmosphérique du modèle de PNT, sont utilisées dans le système d'analyse d'altitude actuel afin de simuler les luminances satellitaires et de rendre possible leur assimilation. En effet, des erreurs importantes dans la description de la surface dans l'ébauche du modèle, en particulier dans la température de surface, conduisent à des simulations des luminances satellitaires trop éloignées de l'observation, et donc à un rejet d'un grand nombre d'observations satellitaires par le système d'analyse. Ces LST n'étaient pas encore utilisées dans l'analyse de surface au début de cette thèse. Les LST possèdent un grand potentiel d'information mais des difficultés demeurent dans leur bonne restitution, comme la sensibilité aux nuages et au contenu en eau de l'atmosphère ou les différentes conditions d'observation entre les instruments (fréquence utilisée, taille de pixel, émissivité de surface, angle de visée, ...). Afin de mieux utiliser ces LST et d'exploiter la synergie entre les différents capteurs, il est nécessaire de documenter leurs différences et leurs concordances. Pour

répondre à ce premier questionnement, nous avons commencé dans les trois premiers chapitres par introduire la problématique et présenter les outils de travail. Ensuite, nous avons mené dans le chapitre IV une étude préalable afin de qualifier l'accord éventuel entre des LST restituées à partir de différents capteurs satellitaires. Dans ce chapitre, nous avons considéré les LST restituées à partir du sondeur infrarouge SEVIRI comme base de comparaison, en raison de leur bonne couverture spatiale et temporelle du domaine AROME-France, SEVIRI étant à bord d'un satellite géostationnaire à une résolution spatiale allant de 4 km à 6 km sur le domaine AROME-France.

Nous avons d'abord évalué l'accord entre les LST SEVIRI et des observations de température de surface collectées toutes les heures dans deux stations locales, situées sur le domaine AROME-France, Toulouse Météopole-Flux et Evora (Portugal). Cette étude a montré que les LST observées dans ces stations étaient plus proches des LST SEVIRI que des températures de surface du modèle. Nous avons également remarqué un meilleur accord des LST de nuit que de jour et un meilleur accord pour les maxima entre la LST observée localement et la LST restituée par satellite qu'avec la température de surface prévue par le modèle. Pendant la période de juillet et août 2018, les LST SEVIRI présentent un biais plus faible par rapport aux mesures locales que les LST prévues par le modèle. Cette différence de biais atteint 1.5 K pour la station de Toulouse et 0.2 K pour Evora. L'écart-type des différences pour les LST restituées est augmenté par rapport à celles du modèle pour la station de Toulouse de 0.8 K, contre une réduction de l'écart-type des différences pour la LST de SEVIRI de 1 K à Evora. Une comparaison de différents pixels SEVIRI adjacents à la station de Toulouse a montré un meilleur accord avec les pixels observant un terrain ayant un type de sol proche de celui de la station. Cette comparaison nous a aussi montré l'importance d'une représentation correcte de la nature du sol et de l'émissivité considérée par rapport au terrain observé.

Une étude d'intercomparaison des LST restituées à partir de SEVIRI et celles restituées à partir du capteur infrarouge hyperspectral IASI a été réalisée sur huit mois, répartis en quatre périodes de deux mois à chaque saison. Les LST restituées à partir de ces deux sondeurs sont en bon accord surtout de nuit (différences moyennes légèrement plus faibles (0.2 K à 0.3 K) de nuit et des écarts-types de différences (environ 0.9 K) jusqu'à deux fois plus faibles que ceux de jour). Les écarts-types de différences les plus faibles ont été obtenus pendant la période d'été de nuit. Nous avons également remarqué de plus faibles EQM de différences sur le sud du domaine AROME-France. Ceci peut être dû à différentes raisons, telles que la variation de la taille du pixel SEVIRI, allant de 5 km au sud du domaine jusqu'à 8 km au nord, à la disponibilité de plus d'observations claires au sud du domaine ou aux différences dans les

émissivités de surface utilisées pour la restitution. En effet, les émissivités de surface définies dans les atlas mensuels sont plus proches de la réalité de notre période d'étude dans le sud du domaine, qui a un sol plus sec, induisant moins d'erreurs dans la valeur de l'émissivité de surface qui se reportent ensuite dans le calcul de restitution de la LST. Nous avons ainsi remarqué une concordance géographique entre les différences d'émissivité et les différences de LST restituée. Rappelons à ce propos que les émissivités de surface utilisées pour ces deux capteurs sont définies à partir de deux atlas d'émissivité de surface différents. Une autre source de différences réside dans les différences d'angles de vues utilisés par les deux capteurs, liées à la position de scan ainsi qu'aux différences entre le passage de jour et le passage de nuit de IASI. Outre cette comparaison statistique, nous avons réalisé des simulations des températures de brillance des instruments satellitaires étudiés à l'aide du modèle de transfert radiatif RTTOV utilisé dans le modèle AROME. L'objectif de ces simulations est d'évaluer l'impact de l'utilisation d'une LST restituée à partir d'un premier capteur satellitaire sur la simulation des températures de brillance du second sondeur. Nous avons également considéré la LST prévue par le modèle dans cette étude. Ces simulations ont montré, pour les canaux sensibles à la surface d'un premier capteur, que l'utilisation de la LST du second capteur réduit les RMSE par rapport aux températures de brillance observées, comparées aux simulations utilisant les LST du modèle. Ces simulations ont présenté également un aspect saisonnier avec plus d'amélioration l'été pendant lequel la LST SEVIRI a donné des RMSE inférieures de 1 K environ par rapport à celles obtenues avec la LST prévue par AROME. Nous avons ensuite étudié l'accord entre les LST SEVIRI et celles restituées à partir de deux capteurs micro-ondes, AMSU-A et MHS, à bord de satellites à orbite polaire. En plus de l'impact des différences en angles de visée liées aux positions de scan des instruments AMSU-A et MHS par rapport à ceux de SEVIRI, nous avons remarqué un plus fort impact des différences d'émissivité de surface dans ce cas. Les émissivités de surface dans le spectre micro-onde présentent de plus fortes amplitudes de variation que dans le spectre infrarouge. Nous avons ainsi pu vérifier l'impact de la variabilité des émissivités micro-ondes sur l'accord entre les LST SEVIRI et les LST restituées à partir des capteurs micro-ondes. Nous avons également obtenu de meilleurs accords entre les LST infrarouges et micro-ondes de jour. Toutefois, les différences jour/nuit sont moins prononcées que pour la comparaison SEVIRI/IASI. Pendant l'hiver, les différences entre les LST restituées sont plus grandes. Une hypothèse est que l'humidité est plus variable en raison des précipitations hivernales et de fortes valeurs d'humidité dans le sol impactent directement la valeur de l'émissivité de surface, ce qui rend l'atlas d'émissivité moins représentatif de la période. Ces erreurs dans l'émissivité se reportent

directement sur les erreurs de la LST restituée.

Dans le chapitre V, suite aux résultats obtenus dans le chapitre IV, nous avons configuré une première expérience d'assimilation des LST SEVIRI dans AROME. Nous avons alors mis en place une expérience d'assimilation des LST SEVIRI pour les réseaux d'analyse de nuit (00 et 03 UTC) pendant la saison d'été 2019. Une expérience d'assimilation non cyclée des LST SEVIRI, dans laquelle les champs analysés avec la LST ne sont pas utilisés dans la prévision et le cycle d'assimilation suivants, a permis de diagnostiquer selon la méthode de Desroziers des statistiques d'erreurs d'ébauche et d'observation de température de surface. Ces diagnostics permettent de régler les paramètres de l'assimilation tels que la longueur de corrélation et les écarts-types d'erreurs d'ébauche et d'observation de LST déterminant les poids respectifs attribués à la LST restituée et à l'ébauche pour l'analyse de la température de surface. Nous avons ainsi montré une variation diurne des écarts-types d'erreurs d'ébauche et d'observation de LST entre les réseaux d'assimilation, avec de plus faibles valeurs obtenues pour les réseaux d'analyse de 00, 03 et 06 UTC, et de plus fortes valeurs pour les autres réseaux, surtout en fin de journée (15, 18 et 21 UTC). À partir de ces diagnostics, nous avons mis en place une expérience d'assimilation cyclée qui assimile, en plus des observations de T2m, les LST SEVIRI dans l'analyse de la température du sol aux réseaux d'analyse de 00 UTC et de 03 UTC. Nous l'avons comparée à une expérience de référence sur la même période, équivalente au modèle opérationnel n'assimilant que les observations de T2m des stations de surface pour l'analyse de la température du sol.

Nous avons commencé par évaluer l'écart des prévisions de plusieurs paramètres de l'expérience d'assimilation de LST par rapport aux prévisions de référence. Nous avons remarqué l'impact de l'assimilation des LST sur les premières échéances de la prévision. Cet impact persiste jusqu'à 24 h d'échéance pour certaines variables comme la température de surface ou la température à 2 m. Toutefois, pour l'humidité à 2 m, cet écart est faible et s'atténue rapidement au bout de 6 h. Ensuite, nous avons étudié l'impact de l'assimilation des LST SEVIRI dans l'analyse de surface sur l'assimilation de données dans la partie atmosphérique du modèle AROME. Nous avons ainsi remarqué une réduction des biais entre observations et simulations pour les observations de température et d'humidité à 2 m. Nous avons également noté, dans la majorité des cas, de plus faibles EQM de différences (observation - simulation) pour les températures de brillance simulées par l'expérience que pour celles simulées par la référence pour les capteurs micro-ondes AMSU-A et MHS. Ces réductions d'EQM sont faibles pour la majorité des canaux mais significatifs pour le canal 5 de MHS. Ces résultats montrent un potentiel d'amélioration grâce à une température de surface du modèle plus

réaliste. Rappelons que l’assimilation des luminances de ces instruments micro-ondes utilise la température de surface prévue par le modèle et une émissivité de surface restituée à partir d’un canal fenêtre de ces instruments, et est par conséquent directement impactée par une modification de la température de surface dans les analyses de surface précédant l’assimilation de ces instruments.

En ce qui concerne l’impact de l’assimilation des LST SEVIRI sur les prévisions, nous avons comparé les températures de surface prévues par l’expérience et par la référence par rapport aux données indépendantes de la réanalyse ERA5-Land. Cette comparaison a montré une légère dégradation à l’échéance 00 h par rapport à la référence, suivie de légères améliorations dans les échéances suivantes. La dégradation à 00 h est due à l’assimilation de la LST qui est un paramètre non assimilé dans ERA5-LAND. Les améliorations sont surtout visibles entre 12 h et 18 h et montrent un cycle diurne avec des maximums d’amélioration dans la seconde partie de la journée. Dans la majorité des cas, l’impact moyen est de l’ordre de 0.25 K à 0.5 K pour la température de surface. Concernant les autres variables, la comparaison aux données des stations de surface synoptiques des prévisions de température à 2 m a montré un éloignement significatif au réseau d’analyse de 00 H, suivi d’améliorations significatives aux échéances de 24 h, 30 h et 48 h. La dégradation remarquée au réseau d’analyse de 00 H est attendue et est due à l’impact de l’assimilation des LST qui viennent éloigner l’analyse de la température de surface des observations de température à 2 m. La comparaison aux données de radiosondages a montré un léger impact de l’assimilation des LST sur les champs d’altitude prévus sur les basses couches atmosphériques jusqu’à 700 hPa. Ce faible impact (0.01 à 0.03 K pour la température) représente dans la majorité des cas une amélioration par rapport à la référence. Rappelons que les données radiosondages sont peu nombreuses sur le domaine AROME-France et peu fréquentes (deux lancés par jour à 00 et 12 UTC), ce qui limite la validité des résultats obtenus. La comparaison aux observations de surface synoptiques des prévisions d’humidité à 2 m a montré également une amélioration significative des prévisions à 18 h, 24 h, 30 h et 48 h. D’autres variables comme la pression au niveau de la mer, la nébulosité ou le vent ne sont pas impactées ou très faiblement par cette modification dans l’assimilation de surface. Finalement, l’évaluation de l’impact de l’assimilation des LST SEVIRI sur la prévision des précipitations a montré une amélioration sur différents seuils, en particulier sur celui de 5 mm/24 h. Le biais fréquentiel est significativement amélioré pour le seuil de 5 mm/24 h et est légèrement amélioré pour les autres seuils de 0.5 mm, 2 mm et 10 mm/24h. Ces résultats sont donc encourageants et ouvrent différentes perspectives d’amélioration.

VI.2 Perspectives

Ce travail de thèse, que ce soit dans sa partie préliminaire ou expérimentale, constitue le premier travail d'assimilation des LST restituées sur continents dans le modèle AROME et ouvre différentes perspectives d'amélioration que nous discutons dans cette section.

Améliorer la restitution de la LST : Une première piste d'amélioration de ce travail concerne la restitution de la LST elle-même. Sachant que la restitution peut être dégradée par les erreurs d'émissivité de surface, nous avons remarqué à travers ce travail, l'impact qu'ont les différences d'atlas d'émissivité de surface sur l'accord entre les LST restituées de différents capteurs. Une première perspective d'amélioration de ce travail consiste en l'utilisation d'une base commune d'émissivités de surface pour les différents instruments infrarouges comme SEVIRI et IASI, tout en tenant compte des différences de résolutions spectrales entre les deux capteurs. Cette alternative sera encore plus pertinente avec l'arrivée de l'instrument infrarouge hyperspectral IRS, à bord du satellite géostationnaire Météosat Troisième Génération, qui disposera d'une plus haute résolution spectrale que SEVIRI. Une seconde perspective d'amélioration consiste à appliquer des méthodes de restitution simultanée de l'émissivité et de la température de surface. Ces méthodes permettent de mieux prendre en compte la variabilité spatio-temporelle de l'émissivité, et de mieux représenter l'effet d'événements météorologiques tels que les précipitations sur l'émissivité de surface, en particulier pour les micro-ondes. En effet, les observations micro-ondes ont une profondeur de pénétration dans le sol plus importante que celle des infrarouges et sont plus sensibles à l'humidité. Leur émissivité de surface, dépendante de la constante diélectrique du sol qui est liée à son contenu en eau, connaît une plus large variabilité par rapport aux émissivités infrarouges. Concernant la détection nuageuse, nous avons présenté à travers une étude de cas l'impact que peuvent avoir des nuages non détectés sur les LST restituées et par conséquent sur leur assimilation. Il sera intéressant d'expérimenter des techniques de détection nuageuse supplémentaires, comme par exemple des méthodes basées sur l'intelligence artificielle.

Améliorer l'assimilation de la LST : Les paramétrages d'expérience d'assimilation choisis ont été considérés à la lumière de différents résultats de diagnostics et ne sont en aucun cas définitifs. Dans un premier temps, on pourrait envisager des écarts-types d'erreurs d'ébauche et d'observation variables par mois ou par saison, ou des erreurs spécifiques pour chaque LST restituée comme mentionné ci-dessus. À titre d'exemple, nous avons opté pour l'assimilation

des LST SEVIRI aux deux réseaux d'analyse de surface (00 et 03 UTC) ayant donné les écarts-types d'erreur d'observation les plus faibles selon le diagnostic de Desroziers. Ce choix est similaire à ce qui a été réalisé par [Candy et al., 2017] qui a assimilé les LST uniquement de nuit dans le modèle de surface du UKMO. Ce travail peut être étendu à d'autres réseaux d'analyse afin d'étudier l'impact de la LST SEVIRI de jour avec des réglages variables des paramètres d'assimilation comme l'attribution d'écarts-types d'erreur d'observation plus élevés aux réseaux d'analyse de jour. Rappelons que la LST SEVIRI, comparée à l'observation locale, a par exemple mieux représenté les maxima de température pendant la période d'été pour les stations de Toulouse et d'Evora que la LST prévue par le modèle AROME. Par ailleurs, nous avons choisi d'attribuer des poids égaux à la LST restituée et à la T2m lors de l'analyse de la température dans le sol. Toutefois, les améliorations de prévision remarquées pour différents paramètres tels que la température ou les précipitations, nous encouragent à attribuer des erreurs plus faibles à la LST SEVIRI, afin d'augmenter son poids dans l'assimilation.

Outre les aspects de réglage des paramètres de l'assimilation, le système d'assimilation pourrait être revu. Une perspective d'amélioration serait de considérer une analyse de surface horaire, comme c'est le cas avec l'assimilation d'altitude. Une première étape pourra être une analyse horaire de la température du sol uniquement de nuit et l'évaluation de son impact sur la température et le contenu en eau du sol, avant d'étendre l'analyse horaire à la période de jour. Il peut être également intéressant d'investiguer l'opportunité d'une plus forte densité d'observations (au lieu de l'écrémage spatial actuel d'une observation par 20 km environ) et d'une longueur de portée plus faible (30 km au cours de ce travail) en tenant compte des corrélations horizontales des erreurs d'observation pour pouvoir assimiler les LST à plus haute densité spatiale. La considération de fonctions de structure anisotropes dans l'assimilation bidimensionnelle permettra d'étudier l'opportunité de l'assimilation des LST sur le relief. En effet, les fonctions de structure utilisées actuellement dans l'interpolation optimale bidimensionnelle tiennent compte de la présence de relief et permettent d'améliorer l'assimilation des paramètres de surface dans les vallées et sur les reliefs par rapport à des fonctions de structure isotropes, mais elles ne permettent pas d'assimiler efficacement ces paramètres sur les reliefs élevés. L'assimilation sur le relief nécessite une description fine des corrélations spatiales en fonction du relief mais aussi du type de temps et du comportement du flux météorologique au contact des reliefs. Ces corrélations à fine échelle et variables dans le temps permettront d'assimiler des observations à plus haute résolution. Pour cela, il pourra être intéressant d'étudier l'apport d'une méthode d'assimilation différente de l'interpolation op-

timale, comme par exemple les méthodes basées sur le filtre de Kalman (SKF, EKF, SEKF) ou l'utilisation d'ensembles. Une perspective d'amélioration consiste à utiliser les méthodes ensemblistes (2D-EnVar ou EnKF) afin de calculer les diagnostics d'écart-types d'erreur d'observation, étant donnée l'importance de ces diagnostics dans le choix des paramètres d'assimilation. Ces méthodes ensemblistes sont possibles à moindre coût grâce à la disponibilité opérationnelle des ensembles d'assimilation utilisés pour les modèles de PNT (AROME et le modèle global ARPEGE). Cela permet d'obtenir des covariances d'erreurs d'ébauche dynamiques (variables spatialement et temporellement) grâce à l'utilisation d'un ensemble de prévisions à courte échéance issues d'assimilations dans lesquelles les observations ont été perturbées. Cette technique permet également de diagnostiquer des covariances croisées entre variables.

Étendre la méthodologie à d'autres variables : L'amélioration remarquée pour le champ d'humidité à 2 m, nous encourage à considérer l'assimilation de la LST dans l'analyse du contenu en eau dans le sol et à considérer des corrélations croisées entre les paramètres du sol. Rappelons que la LST a été utilisée dans ce travail uniquement pour l'analyse de la température dans le sol. En outre, il sera intéressant d'étudier l'apport de l'assimilation du contenu en eau télédétekté, issu d'instruments micro-ondes actifs comme ASCAT ou extrait d'observations micro-ondes passives dans des gammes de fréquence adaptées (bande L notamment), conjointement avec la LST. À plus long terme l'assimilation de l'indice du couvert végétal (LAI) pourra constituer une autre perspective d'amélioration.

Évaluer l'apport de l'assimilation de la LST à l'échelle globale : Par ailleurs, il sera intéressant d'étendre ce travail à des domaines géographiques moins bien couverts en observations de température à 2 m que le domaine AROME-France. Une application de la méthodologie proposée dans ce travail de thèse au modèle global ARPEGE permettra d'évaluer l'impact de l'assimilation des LST restituées sur d'autres domaines géographiques que le domaine AROME-France. Dans un contexte global, on pourra envisager l'assimilation des LST restituées à partir d'autres instruments infrarouges à bord de différents satellites (géostationnaires et défilants). On pourra alors évaluer l'impact de l'assimilation de la LST restituée sur l'assimilation des capteurs infrarouges en désactivant la restitution de la LST pour leur assimilation. Par ailleurs, il sera intéressant d'étudier l'apport des LST restituées sur la glace

de mer afin de compléter les données de bouées et de l'analyse de surface de la mer OSTIA utilisées dans l'analyse de la température de surface de mer. Toutefois, quelques contraintes se poseront pour la validation de ces LST, étant donné le manque d'observations locales des températures de surface sur la banquise. Même si le domaine AROME n'est pas couvert par de la glace de mer, ces évolutions pourront être utiles, dans le cadre de la coopération internationale ALADIN-HIRLAM, pour des partenaires qui utilisent le modèle AROME sur des domaines en Scandinavie. Dans ce travail, nous n'avons pas considéré l'erreur de restitution de la LST. Une perspective d'amélioration consistera à considérer l'erreur de restitution ou le contrôle de qualité de la restitution. Ceci permettra de raffiner le contrôle qualité dans l'analyse de surface en n'assimilant que les LST dont l'erreur de restitution est inférieure à un seuil de tolérance ou en prenant en compte cette erreur dans l'analyse de surface.

Ces différentes perspectives d'amélioration constituent des étapes supplémentaires vers l'implémentation d'une assimilation couplée surface-atmosphère, pour laquelle les observations satellitaires sensibles au système Terre-Atmosphère sont particulièrement bien adaptées. Cette assimilation couplée permettra l'initialisation des composantes de surface et d'atmosphère de manière conjointe et cohérente dans le modèle AROME.

Liste des abréviations, des sigles et des symboles

3DVar Variationnelle tridimensionnelle

4DVar Variationnelle 4 dimensions

ALADIN Aire Limitée Adaptation dynamique Développement InterNational

AMSU-A Advanced Microwave Sounding Unit-A

AROME Applications de la Recherche à l'Opérationnel à Mésos-Echelle

ARPEGE Action de Recherche Petite Echelle Grande Echelle

AVHRR Advanced Very High Resolution Radiometer

BLUE Best Linear Unbiased Estimator

CANARI Code d'Analyse Nécessaire à Arpege pour ses Rejets et son Initialisation

CEPMET Centre Européen pour les Prévisions Météorologiques à Moyen Terme

CMS Centre de Météorologie Spatiale

CNRM Centre National de Recherches Météorologiques

EKF Extended Kalman Filter

EnVar Ensemble Variational

GNSS Global Navigation Satellite System

HIRS High Resolution Infrared Radiation Sounder

IASI Infrared Atmospheric Sounding Interferometer

IFS Integrated Forecasting System

IR InfraRouge

IRS Infrared Sounder

KIT Karlsruhe Institute of Technology

LSA-SAF Satellite Application Facility on Land Surface Analysis / Centre d'applications satellitaires pour l'analyse des terres émergées

LST Land Surface Temperature / Température de surface de continents

MHS Microwave Humidity Sounder

MSG Météosat Seconde Génération

MTG Meteosat Third Generation

MW Micro-onde

NOAA National Oceanic and Atmospheric Administration

NWP Numerical Weather Prediction

ODB Observational DataBase

OI Interpolation Optimale

PNT Prévision Numérique du Temps

RH2m Humidité Relative à 2 mètres

RMSD L'écart quadratique moyen

RMSE L'erreur quadratique moyenne

RTTOV Radiative Transfer for TOVS

SEKF Error Subspace Kalman Filters

SEVIRI Spinning Enhanced Visible and Infrared Imager

SKF Simplified Kalman Filter

SURFEX SURFace EXternalisée

T2m Température à 2 mètres

Tg1 Température de la première couche de sol

Tg2 Température de la deuxième couche de sol

TOVS TIROS Operational Vertical Sounder

UTC Universal Time Coordinated

Wg1 Contenu en eau de la première couche de sol

Wg2 Contenu en eau de la deuxième couche de sol

Table des figures

II.1	Principales composantes de la prévision numérique du temps	13
II.2	Prévision de la température de surface ($^{\circ}$ C) du 02 juillet 2020 à 00 UTC du modèle AROME	14
II.3	Exemple du contrôle (AROME déterministe) et d'un ensemble de prévisions à 10 membres du modèle AROME-Ensemble de cumul 24h des précipitations (mm) du 1 ^{er} novembre 2008 (https://www.umr-cnrm.fr/spip.php?rubrique151)	16
II.4	Résolution de la grille étirée (en km) du modèle ARPEGE pour la troncature T1798 C2.2 (source : CNRM)	17
II.5	Illustration du domaine AROME-France (champ prévu de température de surface ($^{\circ}$ C) du 1 ^{er} septembre 2019 à 1 h d'échéance (base de production à 00 UTC))	19
II.6	Schéma du modèle de surface externalisée SURFEX et ses quatre types de tuile - Échanges de flux de surface avec le premier niveau vertical du modèle atmosphérique	21
II.7	Le principe de canyon du schéma TEB	22
II.8	Le principe de l'assimilation de données 3D-Var (https://www.cerea-lab.fr/outils/methodesdereche)	
II.9	La sélection d'observation pour l'Interpolation Optimale (CERFACS)	26
II.10	La minimisation de la fonction coût dans le système d'assimilation de données 3D-Var (Bouttier, F. Support de cours d'assimilation de données - 2004) . .	27
II.11	Le système d'assimilation de données 4D-Var sur une fenêtre d'assimilation de 12 h (CEPMET)	28
II.12	Les observations assimilées dans ARPEGE au mois de Septembre 2020 . . .	30
II.13	Les observations assimilées dans AROME au mois de Septembre 2020	31
II.14	Le système d'assimilation de surface dans le modèle AROME basé sur l'interpolation optimale	32

II.15 Les satellites météorologiques opérationnels (2017). (Météo-France/CMS) . . .	34
II.16 Le champ de visée et trace au sol de IASI (www.eumetsat.int)	36
II.17 Premier spectre IASI envoyé depuis Metop-C et reçu par le CNES le 12 décembre 2018 après activation progressive des capteurs à bord de Metop-C (Eumetsat)	38
II.18 Fonctions de poids des canaux infrarouges du radiomètre imageur SEVIRI .	40
II.19 Variation de la taille du pixel SEVIRI en fonction de la position géographique ([Eissa et al., 2015] d'après EUMETSAT)	41
II.20 Les fonctions de poids des canaux du sondeur AMSU-A (ESA)	43
II.21 Champ de visée du sondeur AMSU-A (ESA)	44
II.22 Les fréquences et les canaux du sondeur MHS (ESA)	45
III.1 Le bilan énergétique de la Terre moyenné sur la période allant de mars 2000 à mars 2004 en Wm^{-2} (http://education.meteofrance.fr/dossiers-thematiques/l-evolution-du-climat/le-soleil-moteur-de-latmosphere-)	47
III.2 Les valeurs d'émissivité de surface de l'atlas global UW/CIMSS Baseline Fit de l'Université du Wisconsin (émissivités du canal $10.8 \mu m$ pour le mois de juillet 2013)	50
III.3 Les valeurs d'atlas d'émissivité de surface utilisé pour la restitution de LST à partir de SEVIRI (émissivités du canal $10.8 \mu m$ pour le mois de juillet 2017)	52
III.4 Atlas CNRM-MW - Emissivités de surface calculées pour le canal 89 GHz de AMSU-A, cas des angles zénithaux inférieurs à 40° , pour le mois d'octobre 2006	53
III.5 Erreur de LST attribuée à l'erreur d'émissivité de surface en fonction du contenu en eau dans l'atmosphère pour différents intervalles de vapeur d'eau atmosphérique ($W1 = 0.0-2.5$ cm, $W2 = 2.0-3.5$ cm, $W3 = 3.0-4.5$ cm, $W4 = 4.0-5.5$ cm, $W5 = 5.0-7.0$ cm et $W6 = 0.0-7.0$ cm) pour les algorithmes de [Meng et al., 2019] (a), [Wan and Dozier, 1996] (b) et [Sobrino et al., 1996] (c)	58
IV.1 Matrices 2×2 (en carrés bleus) des pixels IASI (en orange) et leurs positions de scan allant de 1 à 120. La flèche en violet indique le sens de déplacement des satellites Metop (D'après Peter Schluessel).	95

IV.2	Variation saisonnière des statistiques de différences de LST IASI - LST SEVIRI (moyenne et écart-type) en fonction de la position de scan IASI de jour (en lignes continues) et de nuit (en pointillés) pour les mois de janvier/février 2018 (bleu), avril/mai 2018 (orange), juillet/août 2018 (rouge) et octobre/novembre 2018 (vert).	96
IV.3	RMS des différences entre les émissivités de IASI et SEVIRI, moyennées sur une grille $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ pour : Avril/Mai 2018 (a) ; Juillet/Août 2018 (b) ; Octobre/Novembre 2018 (c) ; Janvier/Février 2018 (d). Les données absentes sur la péninsule Ibérique et les zones montagneuses sont dues au seuil d'orographie de 400 m.	98
IV.4	Différences moyennes de LST (en K) (a) et d'émissivités (b) entre IASI et SEVIRI ($LST_{IASI} - LST_{SEVIRI}$ et $\varepsilon_{IASI} - \varepsilon_{SEVIRI}$), moyennées sur une grille $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ pour la période Avril/Mai 2018. Les données absentes sur la péninsule Ibérique et les zones montagneuses sont dues au seuil d'orographie de 400 m.	99
IV.5	RMSE des différences entre les simulations de nuit des températures de brillance IASI par rapport aux observations IASI en utilisant les LST IASI (bleu), SEVIRI (rouge) et du modèle (vert) pour (a) les dates d'été (les 7, 14, 21 et 28 des mois de juillet et août 2018) ; (b) de printemps (les 7, 14, 21 et 28 des mois d'avril et mai 2018) ; (c) d'hiver (les 7, 14, 21 et 28 des mois de janvier et février 2018) et (d) d'automne (les 7, 14, 21 et 28 des mois d'octobre et novembre 2018) en fonction des groupes de sensibilité du spectre IASI (surface en vert, température en orange, ozone en cyan, vapeur d'eau en bleu et solaire en jaune).	100
IV.6	RMSE des différences entre les simulations de jour des températures de brillance IASI par rapport aux observations IASI en utilisant les LST IASI (bleu), SEVIRI (rouge) et du modèle (vert) pour pour (a) les dates d'été (les 7, 14, 21 et 28 des mois de juillet et août 2018) ; (b) de printemps (les 7, 14, 21 et 28 des mois d'avril et mai 2018) ; (c) d'hiver (les 7, 14, 21 et 28 des mois de janvier et février 2018) et (d) d'automne (les 7, 14, 21 et 28 des mois d'octobre et novembre 2018) en fonction des groupes de sensibilité du spectre IASI (surface en vert, température en orange, ozone en cyan, vapeur d'eau en violet et solaire en bleu et solaire en jaune).	102

IV.7 Moyennes mensuelles d'émissivités de surface par boîtes de $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ issues de l'atlas CNRM-MW pour le sondeur micro-onde AMSU-A (canal 50.3 GHz) correspondant au mois de mars 2007 et aux angles zénithaux inférieurs à 40° (a) et LST restituées à partir du sondeur micro-onde AMSU-A (canal 50.3 GHz) pour les observations allant de 19 UTC à 22 UTC le 15 avril 2018 (b)	105
IV.8 Écarts-types d'émissivités de surface définies à partir de l'atlas MW CNRM pour MHS (a) et AMSU-A (b) moyennés sur une grille $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ pour la période Avril/Mai 2018. Les données absentes sur la péninsule Ibérique et les zones montagneuses sont dues au seuil d'orographie de 400 m.	106
IV.9 Pixels AMSU-A retirés (a) et considérés (b) pour l'intercomparaison avec un seuil d'émissivité égal à 0.93 pour le mois d'octobre 2018	107
IV.10 Corrélations entre les LST de AMSU-A et SEVIRI (K) moyennées sur une grille $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ pour Juillet/Août 2018 de nuit (a) et de jour (b) ainsi que pour Janvier/Février 2018 de nuit (c) et de jour (d). Les données absentes sur la péninsule Ibérique et les zones montagneuses sont dues au seuil d'orographie de 400 m.	108
IV.11 Écart quadratique moyen des différences entre les LST de AMSU-A et SEVIRI (K) moyennées sur une grille $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ pour Juillet/Août 2018 de nuit (a) et de jour (b) ainsi que pour Janvier/Février 2018 de nuit (c) et de jour (d). Les données absentes sur la péninsule Ibérique et les zones montagneuses sont dues au seuil d'orographie de 400 m.	109
IV.12 Cycle diurne de la température de surface restituée moyenne pour AMSU-A (bleu) et SEVIRI (rouge) pour la période d'Octobre/Novembre 2018 en fonction du réseau d'analyse. La taille des marqueurs décrit le nombre d'observations disponibles, les segments décrivent les écarts-types associés des LST de AMSU-A et SEVIRI	110
IV.13 Corrélations entre les LST de MHS et SEVIRI (K) moyennées sur une grille $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ pour Juillet/Août 2018 de nuit (a) et de jour (b) ainsi que pour Janvier/Février 2018 de nuit (c) et de jour (d). Les données absentes sur la péninsule Ibérique et les zones montagneuses sont dues au seuil d'orographie de 400 m.	111

IV.14	RMSE des différences entre les LST de MHS et SEVIRI (K) moyennées sur une grille $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ pour : Juillet/Août 2018 de nuit (a) et de jour (b) ainsi que pour Janvier/Février 2018 de nuit (c) et de jour (d). Les données absentes sur la péninsule Ibérique et les zones montagneuses sont dues au seuil d'orographie de 400 m.	113
IV.15	Cycle diurne de la LST moyenne pour MHS (bleu) et SEVIRI (rouge) pour la période d'Octobre/Novembre 2018 en fonction du réseau d'analyse. La taille des marqueurs décrit le nombre d'observations disponibles, les segments indiquent les écarts-types associés des LST de MHS et SEVIRI	114
IV.16	Statistiques de difference entre SEVIRI et AMSU-A (Carrés) et entre SEVIRI et MHS (Cercles) pour les comparaisons de nuit (N) et de jour (D), pendant l'hiver (bleu), l'automne (vert), l'été (rouge) et le printemps (rose).	115
IV.17	RMSD (ligne continue) et moyenne (pointillé) des différences de simulations de jour avec RTTOV des températures de brillance de AMSU-A et MHS en utilisant les LST de ces sondeurs (bleu), de SEVIRI (rouge) et du modèle AROME (vert). Les plages colorées en vert décrivent les canaux sensibles à la surface, celle en blanc ceux sensibles à la température et celle en bleu les canaux sensibles à l'humidité comme décrit dans la section II.5.3.	117
IV.18	RMSD (ligne continue) et moyenne (pointillé) des différences de simulations de nuit avec RTTOV des températures de brillance de AMSU-A et MHS en utilisant les LST de ces sondeurs (bleu), de SEVIRI (rouge) et du modèle AROME (vert). Les plages colorées en vert décrivent les canaux sensibles à la surface, celle en blanc ceux sensibles à la température et celle en bleu les canaux sensibles à l'humidité comme décrit dans la section II.5.3.	117
V.1	Écarts-types des erreurs d'observation de la LST (K) pour les mois de Juillet et Août 2019 (Écarts-types calculés sur les réseaux 00, 03 et 06 UTC) moyennés sur une grille $0.5^\circ \times 0.5^\circ$	124
V.2	Nombre d'observations claires utilisées par pixel SEVIRI pour les mois de Juillet et Août 2019 (Cumul des réseaux 00, 03 et 06UTC)	126
V.3	Écarts-types des erreurs d'observation de LST (K) pour les mois de Juillet et Août 2019 à 09 UTC (a), 12 UTC (b), 15 UTC (c) et 18 UTC (d) projetés sur une grille $0.5^\circ \times 0.5^\circ$	127

V.4	Ecart-types d'erreurs d'ébauche de LST (K) pour les mois de Juillet et Août 2019 (Moyenne des réseaux 00, 03 et 06 UTC)	128
V.5	Corrélation horizontale des températures de surface assimilées sur la période de juillet-août 2019	129
V.6	Schéma de l'assimilation de la LST SEVIRI dans le système d'analyse de surface du modèle AROME-France	132
V.7	Localisation des trois sous-domaines considérés pour les études de cas	133
V.8	Température de surface (K) prévue par AROME (plages de couleurs), température de surface restituée à partir de SEVIRI (K, carrés) et observations de température à 2 mètres (K, cercles) le 04 juillet 2019 au réseau d'analyse de 06 UTC sur le domaine du bassin de la Loire	134
V.9	Différence de température de surface (K) entre l'analyse et l'ébauche AROME (plages de couleurs) et incréments d'analyse aux pixels SEVIRI (K, carrés) et aux points d'observation de T2m (K, cercles) le 04 juillet 2019 du réseau d'analyse de 06 UTC sur le domaine du bassin de la Loire	134
V.10	Incréments d'analyse du champ de température de la première couche du sol après l'analyse de surface avec les LST SEVIRI et les T2m (plages de couleurs) et incréments d'analyse aux points d'observation SEVIRI (carrés) et de T2m (cercles) le 04 juillet 2019 au réseau d'analyse de 06 UTC sur le domaine du bassin de la Loire	135
V.11	Classification en types de nuage des pixels SEVIRI (d'après la classification nuageuse fournie par le CMS) et amplitudes des innovations (différences entre les observations et l'ébauche, carrés vides) aux pixels SEVIRI : en vert pour les amplitudes inférieures à 1 K, en jaune pour celles comprises entre 1 K et 2 K, en rouge pour celles comprises entre 2 K et 3 K et en noir pour celles supérieures à 3 K le 04 juillet 2019 au réseau d'analyse de 06 UTC sur le domaine du bassin de la Loire	136
V.12	Température de surface (K) prévue par AROME (plages de couleurs), LST SEVIRI (K, carrés) et observations de T2m (K, cercles) le 04 juillet 2019 au réseau d'analyse de 06 UTC sur le domaine du bassin de la Garonne. L'étoile nous représente la ville de Toulouse	137

- V.13 Différence de température de surface entre l'analyse ayant assimilé uniquement les LST SEVIRI et l'ébauche de AROME et incréments d'analyse aux pixels SEVIRI (carrés) et aux points d'observation de T2m (cercles) le 04 juillet 2019 au réseau d'analyse de surface de 06 UTC sur le domaine du bassin de la Garonne 138
- V.14 Incréments d'analyse de la température de première couche du sol après l'analyse de surface avec les LST SEVIRI et les T2m (plages de couleurs) et incréments d'analyse aux points d'observation SEVIRI et de T2m le 04 juillet 2019 au réseau d'analyse de 06 UTC sur le domaine du bassin de la Garonne . . . 139
- V.15 Température de surface (K) prévue par AROME (plages de couleurs), LST SEVIRI (K) (carrés) et observations de T2m (K) (cercles) le 04 juillet 2019 au réseau d'analyse de 06 UTC. Les cercles rouges mettent en évidence les observations de T2m présentant des écarts importants avec l'ébauche d'AROME sur le domaine du plateau ibérique. L'étoile montre la ville de Valladolid (4.73° W, 41.63° N) 140
- V.16 Différence de température de surface entre l'analyse et l'ébauche de température de surface AROME (plages de couleurs) et incréments d'analyse aux pixels SEVIRI (K, carrés) et aux points d'observation de T2m (K, cercles) le 04 juillet 2019 au réseau d'analyse de 06 UTC sur le domaine du plateau ibérique. Les cercles verts représentent deux noyaux froids dus à l'analyse de la LST 141
- V.17 Incréments d'analyse du champ de température de la première couche du sol après l'analyse de surface avec les LST SEVIRI et les T2m (plages de couleurs) et incréments d'analyse aux points d'observation SEVIRI et de T2m le 04 juillet 2019 au réseau d'analyse de 06 UTC sur le domaine du plateau ibérique. 142
- V.18 Moyennes des différences entre les observations assimilées de T2m (K) et l'ébauche en fonction du réseau d'assimilation sur la période allant du 05 juillet 2019 au 04 septembre 2019 pour les expériences EXP-ARO et REF-ARO 144
- V.19 Moyennes des différences entre les observations assimilées de Hu2m (%) et l'ébauche en fonction du réseau d'assimilation sur la période allant du 05 juillet 2019 au 04 septembre 2019 pour les expériences EXP-ARO et REF-ARO 145

V.20	Différences relatives (%) d'écart-type (gauche) et de biais (droite) entre les températures de brillance observées par AMSU-A (a) et MHS (b) et les températures de brillance simulées par le modèle pour la période allant du 05 juillet au 04 septembre 2019. Les écarts entre les observations et l'ébauche sont tracés en traits pleins et les écarts entre les observations et l'analyse sont tracés en pointillés. Les valeurs négatives correspondent à une meilleure simulation des températures de brillance avec EXP-ARO par rapport à REF-ARO avec en horizontal les barres d'incertitude pour EXP-ARO (bleu) et REF-ARO (rouge)	147
V.21	Différences relatives des RMSE de EXP-ARO et REF-ARO en fonction des réseaux d'analyse pour les différences entre les températures de brillance observées par le canal 5 de MHS et les températures de brillance simulées pour la période allant du 05 juillet au 04 septembre 2019. Les valeurs négatives (marqueurs verts) correspondent à une meilleure simulation des températures de brillance avec EXP-ARO, les valeurs positives (marqueurs rouges) correspondent à une augmentation de l'écart entre la simulation et l'observation. La taille des marqueurs indique le nombre d'observations disponibles pour chaque passage de l'instrument sur le domaine AROME-France.	148
V.22	Différences moyennes des prévisions du champ de température de surface (K) sur continent (bleu) et sur tout le domaine (rouge) entre EXP-ARO et REF-ARO en fonction des échéances jusqu'à 24 h	149
V.23	Différences de prévision de température de surface (K) entre EXP-ARO et REF-ARO pour le 15 août 2019, pour l'analyse de 00 h (a) et la prévision de 09 h d'échéance (b) du modèle AROME	150
V.24	Différences moyennes des prévisions du champ de température à 2 m (K) sur continent (bleu) et sur tout le domaine (rouge) entre EXP-ARO et REF-ARO en fonction des échéances jusqu'à 24 h	151
V.25	Différences de prévision de température à 2 m (K) entre EXP-ARO et REF-ARO pour le 15 août 2019, pour l'analyse de 00 h (a) et la prévision d'échéance 09 h (b) du modèle AROME	151
V.26	Différences moyennes des prévisions du champ d'humidité relative à 2 m sur continent (bleu) et sur tout le domaine (rouge) entre EXP-ARO et REF-ARO en fonction des échéances de prévision jusqu'à 24 h	152

V.27 RMSE et biais des différences pour le champ de température à 2 m prévu de l'échéance 00 h à l'échéance 48 h chaque jour à 00 h entre EXP-ARO et REF-ARO pour le mois de Juillet 2019 en fonction des jours	153
V.28 Cumuls (mm) en 24 h de pluies enregistrés à 00 UTC (données Antilope [Laurantin, 2013]) les jours du 06 (a), 16 (b) et 26 (c) Juillet 2019. Le 06 et le 26 correspondent à des jours avec une grande amplitude diurne de différences sur la figure V.27, alors que le 16 Juillet correspond à une faible amplitude. . . .	154
V.29 Différences de prévisions de température de surface (K) entre l'écart de REF-ARO et ERA5-Land et l'écart entre EXP-ARO et ERA5-LAND pour les échéances de 00 h, 03 h, 06 h et 09 h moyennées sur la période allant du 05 au 31 juillet 2019	155
V.30 Différences de prévisions de température de surface (K) entre l'écart de REF-ARO et ERA5-LAND et l'écart entre EXP-ARO et ERA5-LAND pour les échéances de 12 h, 15 h, 18 h et 21 h moyennées sur la période allant du 05 au 31 juillet 2019	156
V.31 Différences de biais (a) et de RMSE (b) des prévisions entre EXP-ARO et REF-ARO jusqu'à 48 h d'échéance de la pression (Pa), de la température (K), de l'humidité relative (%) à 2 m, de la force du vent (m/s) et de la direction du vent (°) comparées aux observations synoptiques des stations au sol et moyennées sur tout le domaine AROME-France, calculées sur la période du 05/07/2019 au 04/09/2019. Les valeurs numériques correspondent aux différences de biais et de RMSE de REF-ARO - EXP-ARO. Le test de significativité de Bootstrap appliqué aux RMSE est représenté par les rectangles bleus. . .	158
V.32 Différences de biais (a) et de RMSE (b) des prévisions entre EXP-ARO et REF-ARO jusqu'à 48 h d'échéance de la température (K) aux niveaux 1000 hPa, 850 hPa, 700 hPa, 500 hPa, 400 hPa, 300 hPa et 250 hPa, comparées aux observations de radiosondages et moyennées sur tout le domaine AROME-France calculées sur la période du 05/07/2019 au 04/09/2019. Les valeurs numériques correspondent aux différences de biais et de RMSE. Le test de significativité de Bootstrap appliqué aux RMSE est représenté par les rectangles bleus. Les graphiques représentent l'échéance en abscisse et l'altitude en ordonnées . . .	159

V.33 Différences de biais (a) et de RMSE (b) des prévisions entre REF-ARO et EXP-ARO de l'humidité relative (%) jusqu'à 48 h d'échéance calculées sur la période du 05/07/2019 au 04/09/2019 avec le test de significativité de Bootstrap (rectangles bleus) appliqué aux RMSE aux niveaux 1000 hPa, 850 hPa, 700 hPa, 500 hPa, 400 hPa, 300 hPa et 250 hPa, par rapport aux observations de radiosondages.	160
V.34 Différences de biais (a) et de RMSE (b) entre REF-ARO et EXP-ARO des prévisions de la force du vent (m/s) jusqu'à 48 h d'échéance calculées sur la période du 05/07/2019 au 04/09/2019 avec le test de significativité de Bootstrap (rectangle bleu) appliqué aux RMSE pour pour les niveaux 1000 hPa, 850 hPa, 700 hPa, 500 hPa, 400 hPa, 300 hPa et 250 hPa, comparées aux observations de radiosondages.	161
V.35 (a) Biais fréquentiel moyen, (b) score de HSS (Heidke Skill Score) moyen et (c) taux de détection (DR) et de fausse alarme (FAR) moyen entre EXP-ARO (rouge) et REF-ARO (noir) pour les prévisions de précipitations du 05 juillet au 04 septembre 2019 par rapport à Antilope en fonction de différents seuils de précipitations par 24 h (0.5, 2, 5 et 10 mm)	162
V.36 Cumul à 00 UTC de 24 H de précipitations (en mm) du 26 juillet 2019 prévu par REF-ARO (a), prévu par EXP-ARO (b), observé par rapport à Antilope (c) et scores de fausse alarme (FAR) et taux de détection (DR) (d) de REF-ARO (noir) et EXP-ARO (rouge)	163
V.37 Scores de performance des prévisions des cumuls de six heures des précipitations pour les seuils 0.5 mm, 2 mm et 5 mm pour la période du 05 juillet 2019 au 04 septembre 2019	164

Liste des tableaux

II.1	Les caractéristiques du modèle ARPEGE	18
II.2	Les caractéristiques du modèle AROME	20
II.3	Les canaux de l'instrument AVHRR et leurs bandes spectrales [NOAA, 2014]	35
II.4	Les principales régions spectrales de IASI et leurs utilisations [Blumstein et al., 2004]	37
II.5	La précision des mesures IASI (EUMETSAT)	38
II.6	Les canaux spectraux du sondeur radiomètre SEVIRI (D'après J. Schmid) .	39
II.7	Caractéristiques des canaux du sondeur AMSU-A	42
II.8	Caractéristiques des canaux du sondeur MHS	44
III.1	Comparatif des méthodes de restitution de LST avec émissivité connue (d'après [Li et al., 2013])	55
III.2	Comparatif des méthodes de restitution simultanée de LST et d'émissivité (d'après [Li et al., 2013])	59
IV.1	Statistiques de différences des LST AMSU-A comparées aux LST SEVIRI (K).	110
IV.2	Statistiques de différences des LST MHS comparées aux LST SEVIRI (K). .	113
V.1	Les caractéristiques de l'expérience d'assimilation non cyclée de LST SEVIRI réalisée pour les diagnostics d'erreurs d'observation et d'ébauche	123
V.2	Les caractéristiques de la référence et de l'expérience d'assimilation sur domaines géographiques réduits de LST SEVIRI	131
V.3	Les caractéristiques de la référence et de l'expérience d'assimilation de LST SEVIRI	143
V.4	Statistiques des observations utilisées dans l'assimilation de la température à 2 m	146

V.5	Statistiques des observations utilisées dans l'assimilation de l'humidité à 2 m	146
V.6	Différences de prévisions de température de surface (K) moyennées sur le domaine AROME-France entre ERA5-LAND et EXP-ARO et entre ERA5- LAND et REF-ARO pour la période du 05 au 31 juillet 2019	157

Bibliographie

Abdelkader, L. and Ammar, M. [2015], ‘Derivation of split-window algorithm to retrieve land surface temperature from MSG-1 thermal infrared data’, *European Journal of Remote Sensing* **48**(1), 719–742.

Aires, F., Chédin, A., Scott, N. A. and Rossow, W. B. [2002], ‘A Regularized Neural Net Approach for Retrieval of Atmospheric and Surface Temperatures with the IASI Instrument’, *Journal of Applied Meteorology* **41**(2), 144–159.

URL: [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(2002\)041<0144:ARNNAF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(2002)041<0144:ARNNAF>2.0.CO;2)

Albergel, C., Dutra, E., Bonan, B., Zheng, Y., Munier, S., Balsamo, G., De Rosnay, P., Munoz-Sabater, J. and Calvet, J.-C. [2019], ‘Monitoring and Forecasting the Impact of the 2018 Summer Heatwave on Vegetation’, *Remote Sensing* **11**(5), 520.

URL: <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-02355046>

Aminou, D. [2002], ‘MSG’s SEVIRI Instrument’, *esa bulletin* (111), 15–17.

Amodei, M., Sanchez, I. and Stein, J. [2015], ‘Verification of the french operational high-resolution model arome with the regional brier probability score’, *Meteorological Applications* **22**(4), 731–745.

URL: <https://rmets.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/met.1510>

Auger, L., Dupont, O., Hagelin, S., Brousseau, P. and Brovelli, P. [2015], ‘Arome-nwc : a new nowcasting tool based on an operational mesoscale forecasting system’, *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **141**(690), 1603–1611.

URL: <https://rmets.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/qj.2463>

Auligné, T., McNally, A. P. and Dee, D. P. [2007], ‘Adaptive bias correction for satellite data in a numerical weather prediction system’, *Quarterly Journal of the Royal Meteorological*

Society **133**(624), 631–642.

URL: <https://rmets.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/qj.56>

Best, M., Beljaars, A., Polcher, J. and Viterbo, P. [2004], ‘A proposed structure for coupling tiled surfaces with the planetary boundary layer’, *Journal of Hydrometeorology* **5**, 1271–1278.

Blumstein, D., Chalon, G., Carlier, T., Buil, C., Hebert, P., Maciaszek, T., Ponce, G., Phulpin, T., Tournier, B., Simeoni, D., Astruc, P., Clauss, A., Kayal, G. and Jegou, R. [2004], IASI instrument : technical overview and measured performances, *in* M. Strojnik, ed., ‘Infrared Spaceborne Remote Sensing XII’, Vol. 5543, International Society for Optics and Photonics, SPIE, pp. 196 – 207.

URL: <https://doi.org/10.1117/12.560907>

Borbas, E.-E., Knuteson, R.-O., Seemann, S.-W., Weisz, E. and Moy, L. and Huang, H.-L. [2007], A high spectral resolution global land surface infrared emissivity database, *in* ‘Joint 2007 EUMETSAT Meteorological Satellite Conference and the 15th Satellite Meteorology and Oceanography Conference of the American Meteorological Society’.

Borbas, E. and Ruston, B. [2010], *The RTTOV UWiremis IR land surface emissivity module*, NWP SAF.

Bosilovitch, M. G., RADAKOVICH, J. D., da SILVA, A., TODLING, R. and VERTER, F. [2007], ‘Skin temperature analysis and bias correction in a coupled land-atmosphere data assimilation system’, *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II* **85A**, 205–228.

Boukachaba, N., Guidard, V. and Fourrie, N. [2015], Land surface temperature retrieval from iasi for assimilation over the arome-france domain, EUMETSAT.

Bouttier, F., Mahfouf, J.-F. and Noilhan, J. [1993], ‘Sequential Assimilation of Soil Moisture from Atmospheric Low-Level Parameters. Part II : Implementation in a Mesoscale Model’, *Journal of Applied Meteorology* **32**(8), 1352–1364.

URL: [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(1993\)032<1352:SAOSMF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1993)032<1352:SAOSMF>2.0.CO;2)

Brousseau, P., Seity, Y., Ricard, D. and Leger, J. [2016], ‘Improvement of the forecast of convective activity from the AROME-France system’, *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **142**, 2231–2243.

Bubnová, R., Hello, G., Bénard, P. and Geleyn, J.-F. [1995], ‘Integration of the Fully Elastic

- Equations Cast in the Hydrostatic Pressure Terrain-Following Coordinate in the Framework of the ARPEGE/Aladin NWP System', *Monthly Weather Review* **123**, 515–535.
- Candy, B., Saunders, R. W., Ghent, D. and Bulgin, C. E. [2017], 'The impact of satellite-derived land surface temperatures on numerical weather prediction analyses and forecasts', *Journal of Geophysical Research : Atmospheres* **122**(18), 9783–9802.
URL: <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/2016JD026417>
- Capelle, V., Chédin, A., Péquignot, E., Schlüssel, P., Newman, S. and Scott, N. A. [2012], 'Infrared continental surface emissivity spectra and skin temperature retrieved from IASI observations over the tropics', *Journal of Applied Meteorology and Climatology* **51**(6), 1164–1179.
URL: <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01113578>
- Cayla, F.-R. [2001], 'L'interféromètre iasi : Un nouveau sondeur satellitaire à haute résolution', *La Météorologie* **32**, 23–39.
- Collard, A. D. [2007], 'Selection of iasi channels for use in numerical weather prediction', *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **133**(629), 1977–1991.
URL: <https://rmets.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/qj.178>
- COMET [2019], Comet annual report, Technical report, Centre for the Observation and Modelling of Earthquakes, Volcanoes and Tectonics.
- Coopmann, O., Guidard, V., Fourrié, N. and Plu, M. [2018], 'Assimilation of iasi ozone-sensitive channels in preparation for an enhanced coupling between numerical weather prediction and chemistry transport models', *Journal of Geophysical Research : Atmospheres* **123**(21), 12,452–12,473.
URL: <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2017JD027901>
- Courtier, P., Freydier, C., Geleyn, J.-F., Rabier, F. and Rochas, M. [1991], The arpege project at meteo france, in 'Seminar on Numerical Methods in Atmospheric Models, 9-13 September 1991', Vol. II, ECMWF, ECMWF, Shinfield Park, Reading, pp. 193–232.
URL: <https://www.ecmwf.int/node/8798>
- Crevoisier, C., Nobileau, D., Armante, R., Crépeau, L., Machida, T., Sawa, Y., Matsueda, H., Schuck, T., Thonat, T., Pernin, J., Scott, N. A. and Chédin, A. [2013], 'The 2007–2011 evolution of tropical methane in the mid-troposphere as seen from space by metop-a/iasi', *Atmospheric Chemistry and Physics* **13**(8), 4279–4289.
URL: <https://acp.copernicus.org/articles/13/4279/2013/>

- de Rosnay, P., Drusch, M., Vasiljevic, D., Balsamo, G., Albergel, C. and Isaksen, L. [2013], ‘A simplified extended kalman filter for the global operational soil moisture analysis at ecmwf’, *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **139**(674), 1199–1213.
URL: <https://rmets.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/qj.2023>
- Derrien, M. [2014], Product user manual for cloud products, Technical report, NWC SAF / Météo-France.
- Dezrozières, G. [2005], ‘Diagnosis of observation, background and analysis-error statistics in observation space’, *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **131**, 3385–3396.
- Ducrocq, V., Boudevillain, B., Bouvier, Christophe, Braud, Isabelle, Fourrie, Nadia, Lebeaupin-Brossier, Cindy, Javelle, Pierre, Nuissier, Olivier, Payrastre, Olivier, Roux, Hélène, Ruin, Isabelle and Vincendon, Béatrice [2019], ‘Le programme hymexnaissances et prévision des pluies intenses et crues rapides en région méditerranéenne’, *LHB* (3).
URL: <https://doi.org/10.1051/lhb/2019048>
- Eissa, Y., Korany, M., Aoun, Y., Boraïy, M., Abdel Wahab, M., Alfaro, S., Blanc, P., El-Metwally, M., Ghedira, H., Hungershoefer, K. and Wald, L. [2015], ‘Validation of the surface downwelling solar irradiance estimates of the helioclim-3 database in egypt’, *Remote Sensing* **7**(7), 9269–9291.
- ERA5-Land [2020], ‘Era5-land : Data documentation’.
URL: <https://confluence.ecmwf.int/display/CKB/ERA5-Land%3A+data+documentation>
(accessed on 17 september 2020)
- ESA [2001], About mhs, Technical report, The European Space Agency.
- Eumetsat [2010], Atovs level 1b product guide, Technical report.
- Eyre, J. [n.d.], A fast radiative transfer model for satellite soundingsystems, ecmwf, technical memorandum, Technical report.
- Faure, G., Chambon, P. and Brousseau, P. [2020], ‘Operational implementation of the arome model in the tropics : Multiscale validation of rainfall forecasts’, *Weather and Forecasting* **35**(2), 691 – 710.
URL: <https://journals.ametsoc.org/view/journals/wefo/35/2/waf-d-19-0204.1.xml>
- Fourrié, N., Bresson, E., Nuret, M., Jany, C., Brousseau, P., Doerenbecher, A., Kreitz, M., Nuissier, O., Sevault, E., Bénichou, H., Amodei, M. and Pouponneau, F. [2015], ‘Arome-wmed, a real-time mesoscale model designed for the hymex special observation periods’,

Geoscientific Model Development **8**(7), 1919–1941.

URL: <https://gmd.copernicus.org/articles/8/1919/2015/>

Freitas, S. C., Trigo, I. F., Bioucas-Dias, J. M. and Gottsche, F. [2010], ‘Quantifying the uncertainty of land surface temperature retrievals from seviri/meteosat’, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **48**(1), 523–534.

Ghent, D., Dodd, E., Trigo, I., Pires, A., Sardou, O., Bruniquel, J., Gottsche, F., Martin, M., Prigent, C. and Remedios, J. [2018], Product user guide, Technical Report WP3–DEL-11, University of Leicester.

URL: <http://www.globtemperature.info/index.php/public-documentation/deliverables-1/108-globtemperature-product-user-guide/file>

Giard, D. and Bazile, E. [2000], ‘Implementation of a new assimilation scheme for soil and surface variables in a global nwp model’, *Monthly Weather Review - MON WEATHER REV* **128**, 997–1015.

Gillespie, A., Rokugawa, S., Hook, S. J., Matsunaga, T. and Kahle, A. B. [1999a], ‘Temperature/emissivity separation algorithm theoretical basis document version 2.4’.

Gillespie, A., Rokugawa, S., Hook, S., Matsunaga, T. and Kahle, A. [1999b], Temperature / emissivity separation algorithm theoretical basis document , version 2 . 4.

Gillespie, A., Rokugawa, S., Matsunaga, T., Cothorn, J. S., Hook, S. and Kahle, A. B. [1998], ‘A temperature and emissivity separation algorithm for advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer (aster) images’, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **36**(4), 1113–1126.

Griend, A. A. V. D. and Owe, M. [1993], ‘On the relationship between thermal emissivity and the normalized difference vegetation index for natural surfaces’, *International Journal of Remote Sensing* **14**(6), 1119–1131.

URL: <https://doi.org/10.1080/01431169308904400>

Guedj, S., Karbou, F. and Rabier, F. [2011], ‘Land Surface Temperature Estimation To Improve The Assimilation Of SEVIRI Radiances Over Land’, *Journal of Geophysical Research* **D14107**(116).

Guidard, V., Fourrie, N., Brousseau, P. and Rabier, F. [2011], ‘Impact of IASI assimilation at global and convective scales and challenges for the assimilation of cloudy scenes’, *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **123**, 1975–1987.

- Ide, K., Courtier, P., Ghil, M. and Lorenc, A. [1997], ‘Unified Notation for Data Assimilation : Operational, Sequential and Variational’, *Journal of the Meteorological Society of Japan* .
- Inness, A., Blechschmidt, A.-M., Bouarar, I. and other authors [2014], ‘Data assimilation of satellite retrieved ozone, carbon monoxide and nitrogen dioxide with ecmwf’s composition-ifs’, (745).
URL: <https://www.ecmwf.int/node/7595>
- Jiménez-Munoz, J. and Sobrino, J. [2003], ‘A generalized single-channel method for retrieving land surface temperature from remote sensing data’, *Journal of Geophysical Research* **108**(4688).
- Jiménez-Muñoz, J., Sobrino, J., Guanter, L., Moreno, J., Plaza, A. and Martínez, P. [2005], Fractional vegetation cover estimation from proba/chris data :methods, analysis of angular effects and application to the land surface emissivity, *in* ‘3rd ESA CHRIS/Proba Workshop’.
- Kabsch, E., Olesen, F. S. and Prata, F. [2008], ‘Initial results of the land surface temperature (1st) validation with the evora, portugal ground-truth station measurements’, *International Journal of Remote Sensing* **29**(17-18), 5329–5345.
URL: <https://doi.org/10.1080/01431160802036326>
- Karbou, F., Gérard, E. and Rabier, F. [2006], ‘Microwave land emissivity and skin temperature for AMSU-A and AMSU-B assimilation over land’, *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* (132), 2333–2355.
- Karbou, F., Prigent, C., Eymard, L. and Pardo, J. [2005], ‘Microwave land emissivity calculations using amsu-a and amsu-b measurements’, *IEEE Trans on Geoscience and Remote sensing* **43**(5), 948–959.
- Lafore, J. P., Stein, J., N.Asencio, Bougeault, P., Ducrocq, V., Duron, J. and Fische, C. [1997], ‘The Meso-NH Atmospheric Simulation System. Part I : Adiabatic Formulation and Control Simulations’, *Annales Geophysicae* **16**, 90–109.
- Laurantin, O. [2013], ANTILOPE : hourly rainfall analysis over France merging radar and rain gauge data, *in* ‘11th International Precipitation Conference, Ede-Wageningen, The Netherlands’.
- Le Moigne, P., Colin, J. and Decharme, B. [2016], ‘Impact of lake surface temperatures simulated by the flake scheme in the cnrm-cm5 climate model’, *Tellus A : Dynamic Meteorology and Oceanography* **68**(1).

- Li, Z.-L. and Becker, F. [1993], ‘Feasibility of land surface temperature and emissivity determination from avhrr data’, *Remote Sensing of Environment* **43**(1), 67 – 85.
URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0034425793900656>
- Li, Z.-L., Tang, B.-H., Wu, H., Ren, H., Yan, G., Wan, Z., Trigo, I. F. and Sobrino, J. A. [2013], ‘Satellite-derived land surface temperature : Current status and perspectives’, *Remote Sensing of Environment* **131**, 14 – 37.
URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425712004749>
- Lorenc, L. C. [1986], ‘Analysis methods for numerical weather prediction’, *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **122**, 1177–1194.
- Mahfouf, J.-F. [1991], ‘Analysis of Soil Moisture from Near-Surface Parameters : A Feasibility Study’, *Journal of Applied Meteorology* **30**(11), 1534–1547.
URL: [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(1991\)030<1534:AOSMFN>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1991)030<1534:AOSMFN>2.0.CO;2)
- Mahfouf, J.-F., Caumont, O., Montmerle, T., Wattrelot, E. and Ducrocq, V. [2013], ‘Assimilation des données radar dans le modèle arome’, *La Météorologie* (83), 42–49.
- Masson, V. [2000], ‘A physically-based scheme for the urban energybalance in atmospheric models’, *Boundary-Layer Meteorology* **94**, 357–397.
- Masson, V., Le Moigne, P., Martin, E., Faroux, S., Alias, A., Alkama, R., Belamari, S., Barbu, A., Boone, A., Bouysse, F., Brousseau, P., Brun, E., Calvet, J.-C., Carrer, D., Decharme, B., Delire, C., Donier, S., Essaouini, K., Gibelin, A.-L., Giordani, H., Habets, F., Jidane, M., Kerdraon, G., Kourzeneva, E., Lafaysse, M., Lafont, S., Lebeaupin Brossier, C., Lemonsu, A., Mahfouf, J.-F., Marguinaud, P., Mokhtari, M., Morin, S., Pigeon, G., Salgado, R., Seity, Y., Taillefer, F., Tanguy, G., Tulet, P., Vincendon, B., Vionnet, V. and Voldoire, A. [2013], ‘The surfexv7.2 land and ocean surface platform for coupled or offline simulation of earth surface variables and fluxes’, *Geoscientific Model Development* **6**(4), 929–960.
URL: <https://gmd.copernicus.org/articles/6/929/2013/>
- Maurel, W. [2019], ‘Meteorological, soil data and surface turbulent fluxes - meteopole station [data set]. aeris’.
URL: <https://doi.org/10.25326/44>
- McNally, A. [2015], The impact of satellite data on nwp, in ‘Seminar on Use of Satellite Observations in Numerical Weather Prediction, 8-12 September 2014’, Shinfield Park, Reading.
URL: <https://www.ecmwf.int/node/11061>

McNally, A. P. and Watts, P. D. [2003], ‘A cloud detection algorithm for high-spectral-resolution infrared sounders’, *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **129**(595), 3411–3423.

URL: <https://rmets.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1256/qj.02.208>

Meng, C. [2012], Variational data assimilation of land surface model with modis data, in W. Deng, ed., ‘Future Control and Automation’, Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, pp. 63–68.

Meng, X., Cheng, J., Zhao, S., Liu, S. and Yao, Y. [2019], ‘Estimating land surface temperature from landsat-8 data using the noaa jps enterprise algorithm’, *Remote Sensing* **11**(2).

URL: <https://www.mdpi.com/2072-4292/11/2/155>

Meyer, L., Heurich, M., Beudert, B., Premier, J. and Pflugmacher, D. [2019], ‘Comparison of landsat-8 and sentinel-2 data for estimation of leaf area index in temperate forests’, *Remote Sensing* **11**(1160).

Michel, Y. [2018], ‘Revisiting fisher’s approach to the handling of horizontal spatial correlations of observation errors in a variational framework’, *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **144**(716), 2011–2025.

URL: <https://rmets.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/qj.3249>

Mlawer, E. J., Taubman, S. J., Brown, P. D., Iacono, M. J. and Clough, S. A. [1997], ‘Radiative transfer for inhomogeneous atmospheres : Rrtm, a validated correlated-k model for the longwave’, *Journal of Geophysical Research : Atmospheres* **102**(D14), 16663–16682.

URL: <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/97JD00237>

NOAA [2014], Noaa klm users guide, Technical report, NOAA.

Pavelin, E. G. and Candy, B. [2014], ‘Assimilation of surface-sensitive infrared radiances over land : Estimation of land surface temperature and emissivity’, *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **140**(681), 1198–1208.

URL: <https://rmets.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/qj.2218>

Pelosi, A., Terribile, F., D’Urso, G. and Chirico, G. B. [2020], ‘Comparison of era5-land and uerra mescan-surfex reanalysis data with spatially interpolated weather observations for the regional assessment of reference evapotranspiration’, *Water* **12**(6).

URL: <https://www.mdpi.com/2073-4441/12/6/1669>

- Radakovich, J., Houser, P., Da Silva, A. and Bosilovich, M. [2001], ‘Results from global land-surface data assimilation methods’, *AGU Spring Meeting Abstracts* -1.
- Realmuto, V. [1990], Separating the effects of temperature and emissivity : Emissivity spectrum normalization.
- Reichle, R. H., Kumar, S. V., Mahanama, S. P. P., Koster, R. D. and Liu, Q. [2010], ‘Assimilation of Satellite-Derived Skin Temperature Observations into Land Surface Models’, *Journal of Hydrometeorology* **11**(5), 1103–1122.
URL: <https://doi.org/10.1175/2010JHM1262.1>
- Richardson, L. F. [1922], *Weather prediction by numerical process*, Cambridge University Press.
URL: <https://archive.org/details/weatherpredictio00richrich>
- Sassi, M. Z., Fourrié, N., Guidard, V. and Birman, C. [2019], ‘Use of infrared satellite observations for the surface temperature retrieval over land in a nwp context’, *Remote Sensing* **11**(20), 2371.
URL: <http://dx.doi.org/10.3390/rs11202371>
- Saunders, R., Hocking, J., Turner, E., Rayer, P., Rundle, D., Brunel, P., Vidot, J., Roquet, P., Matricardi, M., Geer, A. and Bormann, N. and Lupu, C. [2018], ‘An update on the RTTOV fast radiative transfer model (currently at version 12)’, *Geoscientific Model Development* **11**, 2717–2737.
- Schraff, C., Reich, H., Rhodin, A., Schomburg, A., Stephan, K., Periañez, A. and Potthast, R. [2016], ‘Kilometre-scale ensemble data assimilation for the cosmo model (kenda)’, *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **142**(696), 1453–1472.
URL: <https://rmets.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/qj.2748>
- Seemann, S., Borbas, E., Knuteson, R., Stephenson, G. and Huang, H.-L. [2007], ‘Development of a Global Infrared Land Surface Emissivity Database for Application to Clear Sky Sounding Retrievals from Multispectral Satellite Radiance Measurements’, *Journal of Applied Meteorology and Climatology* **47**(1), 108–123.
- Seity, Y., Brousseau, P. and Malardel, S., Hello, G. and Bénard, P., Bouttier, F., Lac, C. and Masson, V. [2011], ‘The AROME-France Convective-Scale Operational Model’, *Monthly Weather Review* **139**, 976–991.

Sgoff, C., Schomburg, A., Schmidli, J. and Potthast, R. [2020], ‘Assimilating synthetic land surface temperature in a coupled land–atmosphere model’, *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **n/a**(n/a).

URL: <https://rmets.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/qj.3883>

SMHI [2014], Algorithm theoretical basis document for the cloud mask of the nwc/pps, Technical report, NWC SAF / wedish Meteorological and Hydrological Institute.

Sobrino, J. A., LI, Z.-L., STOLL, M. P. and BECKER, F. [1996], ‘Multi-channel and multi-angle algorithms for estimating sea and land surface temperature with atsr data’, *International Journal of Remote Sensing* **17**(11), 2089–2114.

URL: <https://doi.org/10.1080/01431169608948760>

Sobrino, J. and Romaguera, M. [2004], ‘Land surface temperature retrieval from MSG1-SEVIRI data’, *Remote Sensing of Environment* (92), 247–254.

Trigo, I., Boussetta, S., Viterbo, P. and Balsamo, G. [2015], ‘Comparison of model land skin temperature with remotely sensed estimates and assessment of surface-atmosphere coupling’, (774).

URL: <https://www.ecmwf.int/node/15318>

Trigo, I. Freitas, S., Barroso, C., Monteiro, I. and Viterbo, P. [2010], Land surface temperature, emissivity and long-wave downwlling fluxes from msg observations :current status and way forward, *in* ‘4th LSA SAF Workshop’.

Trigo, I., Madeira, C., Peres, L. and DaCamara, C. [2006], Producing realistic emissivity maps for the improvement of land surface temperature accuracy, *in* ‘EUMETSAT Meteorological Satellite Conference’.

Valor, E. and Caselles, V. [1996], ‘Mapping land surface emissivity from ndvi : Application to european, african, and south american areas’, *Remote Sensing of Environment* **57**(3), 167 – 184.

URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0034425796000399>

Vincensini, A. [2013], Contribution de IASI à l’estimation des paramètres des surfaces continentales pour la prévision numérique du temps, PhD thesis, Institut National Polytechnique de Toulouse.

Wan, Z. and Dozier, J. [1996], ‘A generalized split-window algorithm for retrieving land-

surface temperature from space', *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **34**(4), 892–905.

Wang, M., Guojin, H., Zhaoming, Z., Guizhou, W., Zhihua, W., Ranyu, Y., Shiai, C., Zhi-jie, W. and Xiaojie, C. [2019], 'A radiance-based split-window algorithm for land surface temperature retrieval : Theory and application to MODIS data', *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* (76), 204–217.

AUTEUR : Mohamed Zied SASSI
DIRECTRICE DE THÈSE : Nadia FOURRIÉ
CO-DIRECTEURS DE THÈSE : Camille BIRMAN et Vincent GUIDARD

TITRE : Apport de la synergie des observations satellitaires pour la définition de la température de surface en prévision numérique

RÉSUMÉ : La modélisation des échanges radiatifs surface-atmosphère est cruciale en prévision numérique du temps. La température de surface est un paramètre clé dans cette modélisation. Sur mer, la température de surface varie sur des grandes échelles spatiales (environ 100 km) et plus lentement que sur continents, au-dessus desquels sa variabilité est beaucoup plus importante spatialement et plus rapide, ce qui rend son observation ainsi que sa prévision plus difficiles. L'évolution des techniques d'observation météorologique, notamment les satellites météorologiques, a permis de mieux observer la température de surface sur continents (LST). Toutefois, la LST n'est pas directement observée par les instruments satellitaires mais elle est restituée à partir de mesures de rayonnement au sommet de l'atmosphère. Or la LST est importante pour exploiter pleinement les luminances satellitaires dans les modèles de prévision numérique du temps. À Météo-France, l'approche adoptée pour certains instruments infrarouges consiste à utiliser, pour chaque instrument séparément, un canal fenêtre pour restituer la LST en ciel clair qui est ensuite utilisé pour l'assimilation des autres canaux de ce même instrument. Cependant, ces LST ne sont pas assimilées dans le système d'analyse de surface du modèle AROME.

Ce travail de thèse consiste à étudier l'accord entre les LST restituées à partir de différents capteurs puis à évaluer l'impact de leur assimilation dans le modèle AROME [Seity et al., 2011]. Des comparaisons entre les LST restituées à partir du capteur infrarouge SEVIRI (Spinning Enhanced Visible and Infrared Imager) [Aminou, 2002] et des observations locales aux stations de Toulouse Météopole-Flux [Maurel, 2019] et d'Evora [Kabsch et al., 2008] montrent un bon accord global du cycle diurne, en particulier pendant les mois d'été. En ce qui concerne les comparaisons entre les LST restituées à partir des capteurs infrarouges SEVIRI et IASI, les différences moyennes sont de l'ordre du degré, avec des écarts-types plus faibles de nuit que de jour. Concernant les capteurs micro-ondes, les comparaisons entre les LST restituées à partir de SEVIRI et les LST de AMSU-A et MHS montrent un moins bon accord qu'entre les capteurs infrarouges, avec des écarts-types de l'ordre de 4K. En effet, les canaux fenêtre des instruments micro-ondes sont sensibles aux premiers centimètres du sol, contrairement aux capteurs infrarouges qui sont sensibles uniquement à la couche superficielle. Par la suite, des simulations de températures de brillance de plusieurs instruments utilisant des températures de surface différentes ont permis d'évaluer la pertinence des LST restituées à partir d'un capteur pour l'assimilation de canaux d'autres instruments. Ainsi, pour les capteurs infrarouges, l'utilisation d'une LST restituée à partir de SEVIRI a donné une meilleure simulation des températures de brillance de IASI par rapport à l'utilisation de la température de surface prévue par le modèle AROME. Une meilleure simulation des températures de brillance SEVIRI a été également obtenue avec la LST IASI qu'avec la température de surface prévue par AROME.

À la suite de cette étude préparatoire, nous avons mis en place une première expérience d'assimilation des LST restituées à partir de l'instrument SEVIRI dans le modèle de PNT AROME. L'assimilation des LST SEVIRI permet d'améliorer légèrement l'assimilation dans le modèle atmosphérique des radiances satellitaires de différents capteurs sur la plupart des réseaux d'analyse. Un impact positif a été également remarqué sur l'assimilation de la température et l'humidité à 2 m avec une légère réduction des biais. En ce qui concerne les prévisions, une amélioration significative a été notée de nuit pour les paramètres de température et d'humidité à 2 m. La comparaison par rapport aux données de radiosondages a montré un léger impact en altitude sur les prévisions de température et d'humidité. Ces résultats sont encourageants pour étendre l'assimilation des LST satellitaires à d'autres capteurs, à davantage de réseaux d'analyse et à différentes périodes de l'année.

MOTS-CLÉS: Télédétection; infrarouge; observations satellitaires; diagnostics d'erreur, restitution de température de surface ; continents; assimilation de données; analyse de surface; prévision numérique du temps

TITLE : Contribution of the satellite observations synergy in the definition of surface temperature in numerical weather prediction

ABSTRACT : Modeling surface-atmosphere radiative exchanges is crucial in numerical weather prediction. The surface temperature is a key parameter in this modelization. Above sea, the surface temperature varies on large space and time scales, unlike the continents above which its variability is much larger. This makes its observation and prediction more difficult. Developments in meteorological observation techniques, in particular meteorological satellites, allow to better observe the surface temperature on continents (LST). However, the LST is not directly observed by satellite instruments but it is retrieved from radiation measurements at the top of the atmosphere. However, a good LST accuracy is important for the assimilation of satellite luminances in numerical weather prediction models. At Météo-France, the adopted approach consists in using a window channel to retrieve the LST in clear sky conditions, which is then used to assimilate the other satellite channels of the infrared instruments in the model. However, these LSTs are not assimilated in the surface analysis system of the AROME model [Seity et al., 2011]. This PhD work consists in studying the agreement between the LSTs retrieved from different sensors and then in evaluating the impact of their assimilation in the AROME model. Comparisons between the LSTs retrieved from SEVIRI [Aminou, 2002] and local observations from infrared sensor at the Toulouse Météopole-Flux [Maurel, 2019] and Evora [Kabsch et al., 2008] stations show a good overall agreement of the diurnal cycle description, especially during the summer months. Regarding the comparisons between the LSTs retrieved from the infrared sensors SEVIRI and IASI, the average differences are around one degree, with smaller standard deviations of differences at night-time than during daytime. Regarding microwave sensors, comparisons between LSTs retrieved from SEVIRI and LSTs from AMSU-A and MHS show less agreement than between infrared sensors, with standard deviations of the order of 4K. In fact, the window channels of microwave instruments are sensitive to the first few centimeters of the ground, unlike infrared sensors which are sensitive only to the surface skin layer. Subsequently, brightness temperature simulations of several sensors using different surface temperatures are used to assess the suitability of the LSTs retrieved from one sensor for the assimilation of channels from other instruments. For the infrared sensors, the use of an ST retrieved from SEVIRI gave a better simulation of the brightness temperatures of IASI compared to the use of the surface temperature from AROME model forecasts, and a better simulation of SEVIRI brightness temperatures was also obtained with the IASI LST than with the surface temperature from AROME forecasts. Following this preparatory study, we set up an assimilation experiment of the LSTs retrieved from SEVIRI instrument in the AROME NWP model. The assimilation of SEVIRI LSTs slightly improve the assimilation of the satellite radiances of different sensors in the atmospheric model on most analysis networks. A positive impact was also noticed on the assimilation of temperature and humidity at 2 m observations with a slight reduction in analysis bias. A significant improvement of the forecast was found at night for the temperature and humidity parameters at 2 m especially at 24, 30 and 48 h forecast ranges. Comparison with radiosonde data showed a slight positive impact up to 850 hPa on temperature and humidity forecasts. These results are encouraging to extend the assimilation of satellite LSTs to other sensors, to the other analysis times along daytime and to different periods of the year.

KEYWORDS: remote sensing; infrared; satellite observations; error diagnostics, Land Surface Temperature retrieval; data assimilation; surface analysis; Numerical Weather Prediction ;

DISCIPLINE : Assimilation de données satellitaires
UNITÉ DE RECHERCHE : Centre National de Recherches Météorologiques - Groupe de Modélisation et d'Assimilation pour la Prévision
Météo-France et CNRS – 42 Avenue Gaspard Coriolis, 31057 Toulouse CEDEX 1, France