



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 *14 Novembre 2014* par :

Soulivanh THAO

**Tendance et variabilité de la vapeur d'eau atmosphérique : un enjeu pour
l'étude du niveau moyen océanique.**

ISABELLE DADOU
CÉCILE MALLET
REMKO SCHARROO
STEPHEN ENGLISH
ESTELLE OBLIGIS
LAURENCE EYMARD

JURY
UPS
LATMOS
EUMETSAT
ECMWF
CLS
LOCEAN

Président du Jury
Rapporteur
Rapporteur
Examinateur
Co-Directeur de thèse
Directeur de thèse

École doctorale et spécialité :

SDU2E : Océan, Atmosphère et Surfaces Continentales

Unité de Recherche :

Collecte Localisation Satellites

Directeur(s) de Thèse :

Laurence EYMARD et Estelle OBLIGIS

Rapporteurs :

Remko SCHARROO et Cécile MALLET

REMERCIEMENTS

C'est avec une grande joie que j'écris enfin ces quelques lignes. Elles marquent la fin de ces trois années de travail qui m'ont étrangement paru à la fois longues et relativement courtes. Contrairement à ce que j'imaginai, la thèse fut autant un travail personnel qu'un travail d'équipe. Il m'aura fallu l'aide de nombreuses personnes pour arriver jusqu'à la bibliothèque de l'université Paul Sabatier de Toulouse et déposer ce manuscrit pour la postérité. Je profite donc de cette page, pour remercier ceux qui ont partagé mon périple.

Avant tout un grand merci à Laurence Eymard, Estelle Obligis et Bruno Picard, mes directeurs de thèse officiels et officieux. Merci à Laurence pour avoir à chaque point de thèse replacé mes travaux dans un contexte physique et de m'avoir fourni ce recul sur mes travaux. Merci à Estelle qui a su me guider depuis le début de mon stage à CLS tout en me laissant une grande sensation de liberté. Désolé pour toutes les fautes de grammaire et d'orthographe que je laisse traîner un peu partout, ici et là. J'espère qu'il y en aura peu sur cette page. Merci à Bruno pour m'avoir initié aux arcanes secrètes du support dos.

Le jury de thèse n'est évidemment pas à omettre. Je les remercie tous pour leur sympathie et leur enthousiasme qui m'ont permis de réduire mon niveau de stress ces dernier mois et particulièrement le jour J. Merci à Cécile Mallet et Remko Scharroo pour avoir accepté d'être rapporteurs malgré les courts délais pour lire le manuscrit. Vos retours et vos remarques pertinentes ont certainement permis d'améliorer ce manuscrit. Merci à Stephen English d'avoir accepté de faire partie du jury malgré toutes les embûches rencontrées entre Reading et Toulouse. Merci Isabelle d'avoir accepté de présider ce jury et pour tes conseils avisés.

Il me faut évidemment remercier les différents thésards que j'ai pu croiser : les anciens qui nous montrent que c'est faisable, les nouveaux plein d'entrain et d'optimisme, ceux qui écrivent des blogs et qui nous rendent jaloux de leur voyage en conférence, et ceux qui font de l'IA comme Julia. Je remercie particulièrement les thésards du fond du couloir. Tout d'abord, Camille qui a commencé l'aventure en même temps que moi, jour pour jour, et qui, tout du long, m'a servi d'étalon pour savoir où j'en étais dans ce brouillard qu'est la thèse. Je remercie également Aurélie qui me secoue un peu avant chaque présentation pour que je fasse retomber un peu la pression. J'ai une petite pensée également pour Adalbert, Damien, Olivier et Laura. Bon courage pour la suite !

N'oublions pas tous ceux que j'ai pu côtoyer et qui ont rendu ce court séjour à CLS ma foi fort agréable. Je salue notamment la petite et jeune équipe radiométrie de CLS constitué de Bruno, Marie-Laure, Mathilde et Mickaël. De même, un petit mot pour les stagiaires qui ont partagé le moment le plus important de la journée : la pause midi au CNES. Certains, comme Antoine, Louis et Matthias, ont eu le courage de rester. D'autres, comme, Amaury, Anna, Leonor et Simon, sont partis vers de nouveaux horizons. Grâce à vous, je ne me suis pas ennuyé pendant ces trois ans. Un merci plus générale à tous ceux qui m'incitent à faire des pauses café, qui mettent plein de gif animés dans leurs mails, que je croise dans le bus ou sur le canal, avec qui je parle classification et bien évidemment ceux qui amènent les chocolaines le matin.

Enfin, je remercie ma famille qui malgré la situation précaire des jeunes chercheurs en post-doc et les faibles perspectives monétaires m'a laissé libre de mes choix. Un grand merci pour leur patience : ça y'est j'ai enfin fini mes études (enfin j'espère...) après plus de 20 ans passés comme écolier ! Pour piquer le jeu de mot d'Annabelle, je dirai qu'il est enfin temps de tourner la page !

RESUME

La correction troposphérique humide est aujourd'hui l'un des premiers postes d'erreur pour l'estimation de la tendance à long terme du niveau moyen des mers. Cette correction est fournie par un radiomètre micro-ondes fonctionnant à des fréquences proches de la raie d'absorption atmosphérique de la vapeur d'eau, à 22,2 GHz. Les exigences, quant à la qualité des mesures radiométriques, sont donc particulièrement fortes.

De nos jours, les produits de correction troposphérique fournis par différents radiomètres sont relativement proches mais certaines différences sont toutefois présentes, notamment dans leur dynamique interannuelle. Des disparités peuvent être par exemple générées par des dérives instrumentales liées au simple vieillissement des composants électroniques. Comprendre ces différences et leurs origines peut nous permettre d'améliorer la correction troposphérique humide et par extension la mesure du niveau moyen des océans.

Cette thèse s'intéresse à la cohérence des produits de correction troposphérique utilisés dans le cadre des missions altimétriques Jason-1 et Envisat et à la compréhension de leurs points de divergence. La dynamique spatiale et temporelle des différences entre produits radiométriques est décrite statistiquement pour la période 2004-2010. Par cette comparaison, nous espérons pouvoir identifier de potentielles anomalies dans les produits. Cette étude s'effectue selon trois axes : 1) l'étude indirecte de la correction troposphérique humide à travers les produits de contenu intégré de vapeur d'eau atmosphérique ; 2) la comparaison des algorithmes de restitution de la correction troposphérique ; 3) le suivi et l'analyse des températures de brillance.

Bien que les produits radiométriques soient globalement cohérents, l'analyse a fait émerger certains comportements atypiques. Les résultats montrent une réponse différente des radiomètres à l'évènement La Niña de 2007-2008. Ces différences sont à la fois visibles dans les produits de vapeur d'eau et dans les températures de brillance à 23.8 GHz, ce qui suggère des disparités dans l'étalonnage des instruments. Un changement dans le comportement des mesures radiométriques de Jason-1 après 2008 évoque une potentielle dérive dans l'étalonnage des températures de brillance à 23,8 GHz. Pour le radiomètre de la mission Envisat, des biais régionaux apparaissent dans les régions côtières de façon cyclique, alternativement dans l'hémisphère nord et sud. Un problème dans la correction des lobes secondaires pourrait expliquer ce phénomène.

ABSTRACT

The wet tropospheric correction is presently one of the main sources of error for the estimation of the mean sea level rise by altimetry. This correction is provided by a dedicated instrument, a microwave radiometer operating at frequencies near the atmospheric absorption line of water vapor at 22.2 GHz. Thus, requirements on the quality of the radiometer measurements and their stability are stringent.

Nowadays, the wet tropospheric corrections provided by different radiometers are relatively close. Still, discrepancies remain, notably in the inter-annual dynamic of the correction. Discrepancies can be generated for instance by instrumental drifts simply due to the radiometer components aging. Understanding those discrepancies and their origins can help us improve the wet tropospheric correction and at the same time, the monitoring of the mean sea level.

The objective of this thesis is to analyze the consistency of the wet tropospheric correction used in the framework of Jason-1 and Envisat altimetry missions and to try to understand the reasons behind their discrepancies. The spatial and temporal dynamics of the product differences are statistically described during the 2004-2010 period. By doing so, we might identify potential anomalies in the products. The comparison is made in three steps: 1) the indirect analysis of the wet troposphere correction through the comparison of the radiometers integrated water vapor products; 2) the comparisons of the algorithms used for the retrieval of the wet tropospheric correction; 3) the monitoring and the analysis of the radiometers brightness temperatures.

Although, the radiometer products globally exhibit a good consistency, the analysis raised a few atypical behaviors. Results showed different answers from the radiometer to the La Niña event of 2007-2008. Those differences are visible in the wet tropospheric correction as well as in the brightness temperatures, suggesting discrepancies in the radiometer calibration. A change in the statistical distribution of Jason-1 measurements after 2008 suggests a potential drift in the radiometer calibration. For the radiometer of the Envisat mission, relative biases appear according to an annual cycle, alternatively in the Northern and Southern hemispheres, near continental coastlines. A problem in the side lobe antenna pattern correction could explain this phenomenon.

Table des matières

REMERCIEMENTS.....	V
RESUME.....	VII
ABSTRACT.....	VIII
CHAPITRE 1: CONTEXTE ET PROBLEMATIQUE	1
I. INTRODUCTION	1
II. LE NIVEAU DES OCÉANS	2
III. L'ALTIMÉTRIE SATELLITAIRE	5
A. PRINCIPE DE L'ALTIMÉTRIE SATELLITAIRE	5
B. CORRECTIONS ET BILAN D'ERREURS POUR LA MESURE DU NIVEAU MOYEN.....	6
C. HISTORIQUE DES MISSIONS ALTIMÉTRIQUES.....	8
1. <i>La mission Envisat</i>	11
2. <i>La mission Jason-1</i>	12
D. ECHANTILLONNAGE SPATIAL ET TEMPOREL	13
1. <i>Orbite des satellites</i>	15
2. <i>Géométrie de visée</i>	16
IV. OBJECTIFS	17
A. EVALUER LA COHERENCE DES PRODUITS RADIOMETRIQUES DE CORRECTION TROPOSPHERIQUE HUMIDE... 17	
B. PLAN DU DOCUMENT	19
CHAPITRE 2: LA CORRECTION TROPOSPHERIQUE HUMIDE : PRINCIPE D'ESTIMATION ET VALIDATION.....	21
I. DÉFINITION	21
II. LIMITES DES MODÈLES MÉTÉOROLOGIQUES	23
III. PRINCIPE D'ESTIMATION PAR RADIOMETRIE MICRO-ONDES.	24
A. LA TEMPÉRATURE DE BRILLANCE.....	24
B. LE MODÈLE DE TRANSFERT RADIATIF.....	25
C. METHODES D'INVERSION DE LA CORRECTION TROPOSPHERIQUE	29
IV. ETALONNAGE ET SUIVI DES RADIOMÈTRES	31
A. ETALONNAGE AU SOL.....	31
B. SUIVI EN VOL.....	32
1. <i>Etalonnage en deux points</i>	32
2. <i>Références auxiliaires froides et chaudes</i>	32
3. <i>Comparaison à d'autres radiomètres</i>	34

4.	<i>Comparaison à des températures de brillance simulées</i>	35
5.	<i>Comparaison des produits géophysiques</i>	35
C.	AJUSTEMENT DES TEMPÉRATURES DE BRILLANCE	36
V.	CONCLUSION	37

**CHAPITRE 3 : ETUDES DES PRODUITS DE CONTENU INTEGRE DE VAPEUR D'EAU
ATMOSPHERIQUE 39**

I.	RÉSUMÉ DE L'ARTICLE	40
II.	ARTICLE ACCEPTÉ DANS JTECH	42
A.	ABSTRACT	42
B.	INTRODUCTION	43
C.	WATER VAPOR, INSTRUMENTS AND DATASETS	45
1.	<i>Relationship between the integrated water vapor content and the wet tropospheric path delay</i>	45
2.	<i>Radiometer and mission characteristics</i>	47
3.	<i>Harmonization of the data</i>	48
D.	RELATIVE ERRORS	50
1.	<i>Spatial distribution of water vapor</i>	50
2.	<i>Water vapor trends</i>	53
3.	<i>Space-time dynamics of water vapor</i>	57
E.	ESTIMATION OF THE ABSOLUTE ERROR STANDARD DEVIATION: TRIPLE COLLOCATION ANALYSIS	62
F.	INTERPRETATION AND DISCUSSION	66
1.	<i>Interpretation of the results</i>	66
2.	<i>Expected impacts on the wet tropospheric path delay</i>	69
G.	CONCLUSION AND PERSPECTIVES	71

**CHAPITRE 4 : ETUDES DES ALGORITHMES DE RESTITUTION DE LA CORRECTION
TROPOSPHERIQUE HUMIDE..... 75**

I.	COMPARAISON DES ALGORITHMES JMR ET MWR POUR L'INVERSION DE LA CORRECTION TROPOSPHERIQUE HUMIDE..... 76
A.	RÉSUMÉ DE L'ARTICLE 76
B.	ARTICLE SOUMIS À JSTAR 77
1.	<i>Introduction</i> 78
2.	<i>Data and methodology</i> 81
3.	<i>Results on simulations</i> 84
4.	<i>Application to Jason-2 measurements</i> 96
5.	<i>Discussion and conclusion</i> 100
II.	UTILISATION DE VARIABLES AUXILIAIRES..... 105
A.	RESULTATS SUR LA BASE DE TEST (SIMULATIONS)..... 106
B.	APPLICATION AUX MESURES DE LA MISSION JASON-2. 110
III.	SYNTHÈSE ET CONCLUSION 116

CHAPITRE 5 : ANALYSES DES TEMPERATURES DE BRILLANCE.....	119
I. PRÉSENTATION DES RADIOMÈTRES AMSU.....	120
II. ANALYSES DES TEMPERATURES DE BRILLANCE A 24 GHZ	121
A. INTRODUCTION.....	121
B. DISTRIBUTION SPATIALE	123
C. SÉRIES TEMPORELLES ET TENDANCES.....	125
D. DYNAMIQUE SPATIO-TEMPORELLE.....	129
E. TRIPLE COLLOCATION	136
F. CONCLUSION	139
III. ETUDE DES TEMPERATURES DE BRILLANCE DANS LA GAMME DES 30 GHZ PAR FONCTION DE TRANSFERT	140
A. INTRODUCTION.....	140
B. CONSTRUCTION DES FONCTIONS DE TRANSFERT.....	141
1. <i>Fonctions de transfert intra</i>	141
2. <i>Fonctions de transfert inter</i>	146
C. APPLICATION POUR L'ETUDE DES TEMPERATURES DE BRILLANCE DANS LA GAMME DES 30 GHZ	150
1. <i>Etude des séries temporelles globales</i>	151
2. <i>Etude des séries temporelles par bande de latitude</i>	154
3. <i>Etude des tendances linéaires régionales</i>	157
4. <i>Etude de la stabilité des mesures par triple collocation</i>	160
D. CONCLUSIONS	164
IV. CONCLUSION DU CHAPITRE.....	165
CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES	169
I. SYNTHÈSE.....	169
II. PERSPECTIVES	172
BIBLIOGRAPHIE	175
TABLES DES ILLUSTRATIONS	181
TABLE DES TABLEAUX	189
ANNEXES	191
ANNEXE I : ARTICLE SOUMIS DANS OCEAN SCIENCE, LEGEAS ET AL (2014)	193
ANNEXE II : COHERENCE DES CAPTEURS AMSUA	209
A. SÉRIES TEMPORELLES	209
B. DISTRIBUTION SPATIALE	213
C. DYNAMIQUE SPATIO-TEMPORELLE.....	217
D. TRIPLE COLLOCATION	219
E. CONCLUSIONS	223

CHAPITRE 1: CONTEXTE ET PROBLEMATIQUE

L'objectif de ce chapitre est d'introduire le contexte de l'étude, celui du suivi du changement climatique par altimétrie satellitaire. Le principe des mesures de la hauteur de mer par altimétrie et un bref historique des missions spatiales qui y sont dédiées, seront présentés. Nous verrons que certaines incertitudes liées à la méthode de mesure limitent notre capacité à observer l'évolution du niveau de la mer sur le long terme. C'est l'incertitude sur une composante de la mesure de hauteur de mer par altimétrie, qu'on appelle la correction troposphérique humide, qui a motivé ce travail de thèse et fait l'objet de ce manuscrit. Nous décrivons la problématique soulevée par ces incertitudes avant d'énoncer les différentes pistes d'étude entreprises pour tenter d'y répondre.

SOMMAIRE

I. INTRODUCTION.....	1
II. LE NIVEAU DES OCÉANS	2
III. L'ALTIMÉTRIE SATELLITAIRE	5
A. PRINCIPE DE L'ALTIMÉTRIE SATELLITAIRE.....	5
B. CORRECTIONS ET BILAN D'ERREURS POUR LA MESURE DU NIVEAU MOYEN	6
C. HISTORIQUE DES MISSIONS ALTIMÉTRIQUES	8
1. <i>La mission Envisat</i>	11
2. <i>La mission Jason-1</i>	12
D. ECHANTILLONNAGE SPATIAL ET TEMPOREL	13
1. <i>Orbite des satellites</i>	15
2. <i>Géométrie de visée</i>	16
IV. OBJECTIFS	17
A. EVALUER LA COHERENCE DES PRODUITS RADIOMETRIQUES DE CORRECTION TROPOSPHERIQUE HUMIDE	17
B. PLAN DU DOCUMENT	19

I. INTRODUCTION

Le réchauffement climatique est un sujet au cœur de l'actualité. En effet, l'élévation de la température terrestre, ne serait-ce que d'un degré, pourrait impliquer d'énormes conséquences à moyen et à long termes tant sur le plan humain qu'environnemental. La question du réchauffement climatique suscite donc de nombreux débats et controverses, d'une part sur l'amplitude du phénomène et d'autre part sur ses causes et conséquences exactes.

Le réchauffement climatique entraîne la fonte des glaces polaires et l'expansion thermique des océans. Il engendre ainsi une hausse du niveau moyen de la mer qui constitue de ce fait un indicateur important du réchauffement climatique.

Le suivi du niveau des océans est traditionnellement réalisé par l'étude de données marégraphiques. Il existe actuellement plus de 1700 marégraphes répartis dans le monde, et certains fonctionnent depuis plus d'un siècle. Bien qu'il soit possible d'estimer le niveau moyen à partir des marégraphes, leur utilisation présente certaines limites. Premièrement, les marégraphes mesurent les variations du niveau de la mer par rapport à un point de référence sur la croûte terrestre. Cette référence n'est pas fixe et peut se mouvoir verticalement à des taux comparables à celui du niveau de la mer. Deuxièmement, les marégraphes sont localisés sur les côtes, la couverture spatiale de ces appareils est donc limitée. Cela pose problème car en réalité le niveau de la mer n'est pas uniforme sur l'ensemble du globe. Des facteurs tels que les différences de pression, de température, de salinité et les courants marins peuvent en modifier le comportement. Par exemple, il existe une différence de 20 cm entre le niveau de l'océan atlantique et de l'océan pacifique situés de part et d'autre du canal de Panama.

L'avènement de l'ère spatiale a permis le développement de nombreux outils permettant d'étudier la terre. Les techniques d'altimétrie satellitaires se sont développées dans les années 1970. Elles permettent aujourd'hui, à partir d'un satellite, de mesurer la hauteur instantanée de la mer et de couvrir la quasi-totalité du globe terrestre. Ces techniques constituent donc un très bon complément aux mesures marégraphiques.

Ce chapitre expose les principes de mesure du niveau des océans par altimétrie satellitaire et les incertitudes qui y sont liées. L'influence de ces dernières sur l'étude du changement climatique a motivé ce travail de thèse. De plus amples détails quant aux objectifs de ce travail sont fournis en fin de chapitre. Mais, commençons tout d'abord par expliciter davantage ce qu'on entend par niveau des mers.

II. LE NIVEAU DES OCÉANS

L'objectif principal des missions altimétriques est d'étudier l'évolution du niveau de la mer. Le niveau de la mer peut être décomposé en deux parties : une composante statique et une composante dynamique. La composante statique représente la répartition des masses d'eau sur la terre en fonction des variations du champ de gravité terrestre. Le géoïde, qui est une équipotentielle du champ de gravité, représente la forme que prendrait la surface océanique sous les seules influences de la gravité et de la rotation de la terre. La deuxième composante est appelée topographie dynamique et résulte de la dynamique spatiale et temporelle des océans. Par exemple, la circulation des océans, les marées, ou encore les tourbillons participent à la topographie dynamique. Cette dernière est en partie liée aux échanges entre océans et atmosphère et aux différences de densité entre les couches océaniques.

En pratique, le géoïde n'est pas parfaitement connu et une décomposition empirique est utilisée. Ainsi le niveau de mer est séparé en une composante fixe, la surface moyenne océanique (MSS), et une composante dynamique, l'anomalie de hauteur de mer (SLA). La surface moyenne des océans est obtenue en moyennant sur un grand nombre d'années les

mesures du niveau des mers. La surface moyenne comprend ainsi le géoïde ainsi que les composantes stables de la topographie dynamique telle que la circulation permanente. A titre illustratif, une estimation de la surface moyenne océanique par un ensemble de missions altimétriques est présentée en Figure 1. Tout écart par rapport à cette surface moyenne est considéré comme une anomalie de hauteur de mer. Les anomalies de hauteurs de mers pour juillet 2008 sont représentées en Figure 2.

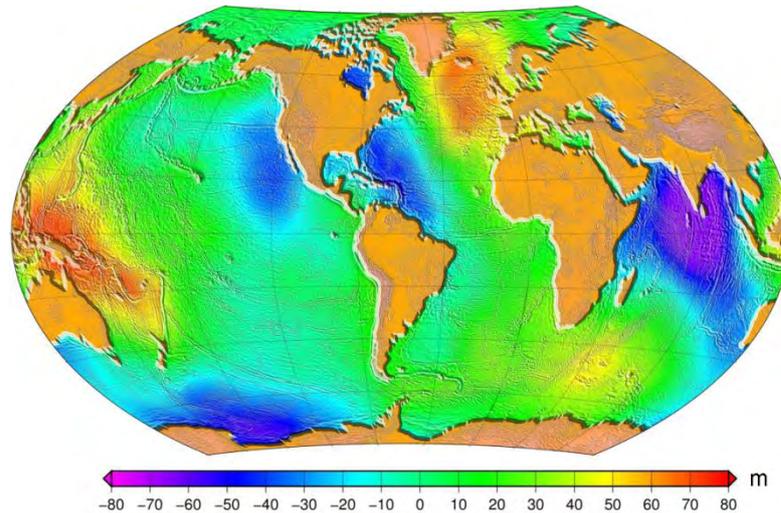


Figure 1 : Estimation de la surface moyenne océanique (MSS) réalisée sur une période de 16 ans grâce aux données Topex/Poseidon, Jason-1, ERS-1/2, Envisat et GFO (source : AVISO)

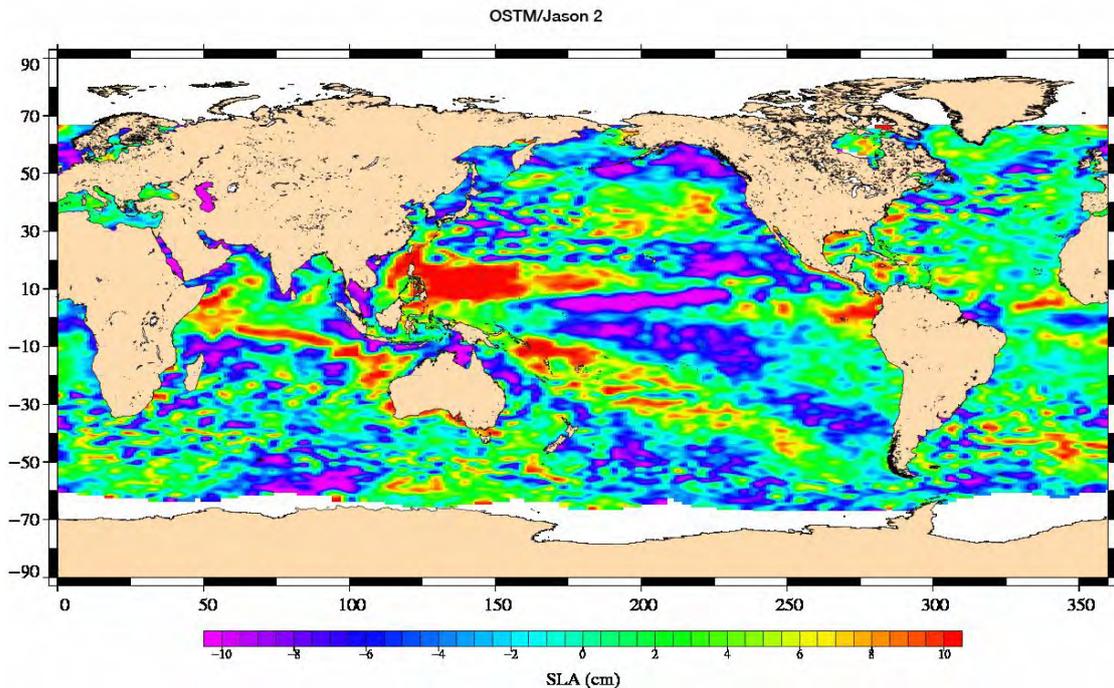


Figure 2 : Estimation des anomalies de hauteur de mer entre le 4 et le 14 juillet 2008 (SLA) réalisée grâce aux données Jason-2 (source : CNES).

Pour le niveau moyen de la surface océanique, c'est principalement l'évolution à long terme, sur plusieurs dizaines d'années, qui est surveillé dans le cadre des études du changement climatique. L'élévation du niveau moyen peut résulter de plusieurs facteurs. On distingue par exemple les effets de masse des effets de dilatation. Ainsi, la fonte des glaciers continentaux provoque une augmentation du niveau de mer par l'apport de nouvelles masses d'eau alors que le réchauffement des océans induit une augmentation de ce niveau par dilatation thermique.

Enfin, l'évolution du niveau moyen n'est pas uniforme sur l'ensemble des océans mais globalement, le niveau moyen a augmenté au cours de ce dernier siècle. De 1870 à 2004, le niveau moyen global a augmenté en moyenne de $1,7 \pm 0,3$ mm/an (John Church et White 2006). L'élévation du niveau des océans se serait accélérée ces dernières décennies. Grâce à l'altimétrie satellitaire, l'élévation du niveau moyen des océans a été estimée à $3,3 \pm 0,6$ mm/an entre 1993 et 2009 (Nicholls et Cazenave 2010). A titre illustratif, l'évolution temporelle du niveau moyen des mers mesuré par altimétrie satellitaire est présentée en Figure 3. L'évolution mesurée par altimétrie est relativement cohérente avec les mesures in-situ : la tendance estimée à partir des marégraphes est en effet de $2,8 \pm 0,8$ (Church et White, 2011)

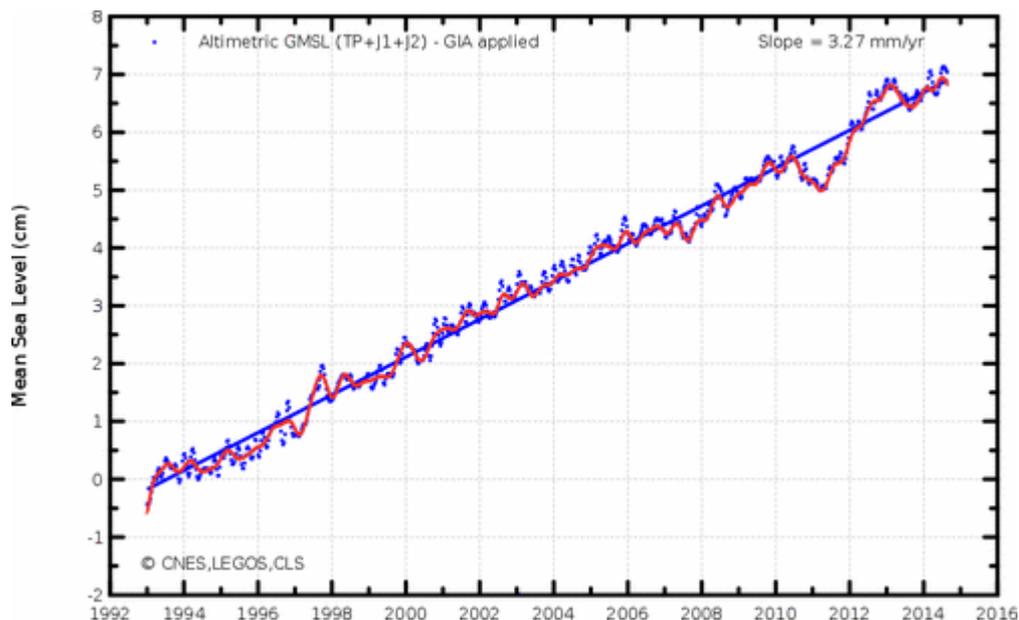


Figure 3 : Evolution du niveau moyen des mers depuis 1993 telle que mesurée par les missions altimétriques Topex/Poseidon, Jason-1 et Jason-2. Les séries ont été filtrées par moyenne glissante de deux mois pour la série en bleu et de six mois pour série en rouge. Le cycle annuel a également été retiré des séries. (Source : CLS/CNES/Legos).

A. PRINCIPE DE L'ALTIMÉTRIE SATELLITAIRE

Le principe de fonctionnement de l'altimétrie satellitaire est relativement simple. L'objectif pour un altimètre est de mesurer la distance altimétrique R . Elle est définie comme la distance entre le satellite sur lequel l'altimètre est installé et la surface de la mer. Pour cela, l'altimètre émet une onde radar vers la surface. Une partie de l'onde y est réfléchi et renvoyée en direction du satellite. L'altimètre mesure le temps mis par l'onde pour faire l'aller-retour entre le satellite et la mer. En connaissant la vitesse de l'onde émise et son temps de trajet, t , pour effectuer l'aller-retour, il est possible d'en déduire la distance qui sépare le satellite de la mer. Dans l'hypothèse où l'onde électromagnétique effectue son trajet dans le vide, sa vitesse est c , la vitesse de la lumière, et nous aurions déduit R par la relation suivante :

$$R = \frac{ct}{2}$$

En réalité, déterminer R n'est pas aussi simple car il faut prendre en compte les interactions entre l'onde et son environnement. L'onde est par exemple ralentie lors de son passage dans l'atmosphère par des phénomènes de réfraction. La distance R est donc estimée de la façon suivante :

$$R = \hat{R} + \sum_j \Delta R_j$$

où $\hat{R} = ct/2$ est l'estimation de la distance entre le satellite et la surface de la mer sans tenir compte des interactions avec l'atmosphère et $\Delta R_j, j \in J$ sont les corrections à apporter pour tenir compte des perturbations J qui ralentissent l'onde radar. Sans ces corrections, la distance entre le satellite et la surface de la mer serait surestimée. Nous détaillerons par la suite les différentes corrections et leurs ordres de grandeurs. Par convention, les corrections sont ajoutées à la distance altimétrique \hat{R} , les corrections appliquées sont donc des nombres négatifs. Enfin, la hauteur de mer (ou niveau de la mer) que l'on dénotera par SSH (Sea Surface Height), est égale à :

$$SSH = H - R$$

avec H , la hauteur du satellite par rapport à un ellipsoïde de référence. L'ellipsoïde de référence est une référence arbitraire qui est la première approximation de la forme non sphérique de la Terre. Celle-ci prend la forme d'un ellipsoïde de révolution d'un rayon équatorial de 6378,1363 kilomètres et d'un coefficient d'aplatissement de 1/298,257. La Figure 4 permet de synthétiser le principe de l'altimétrie spatiale.

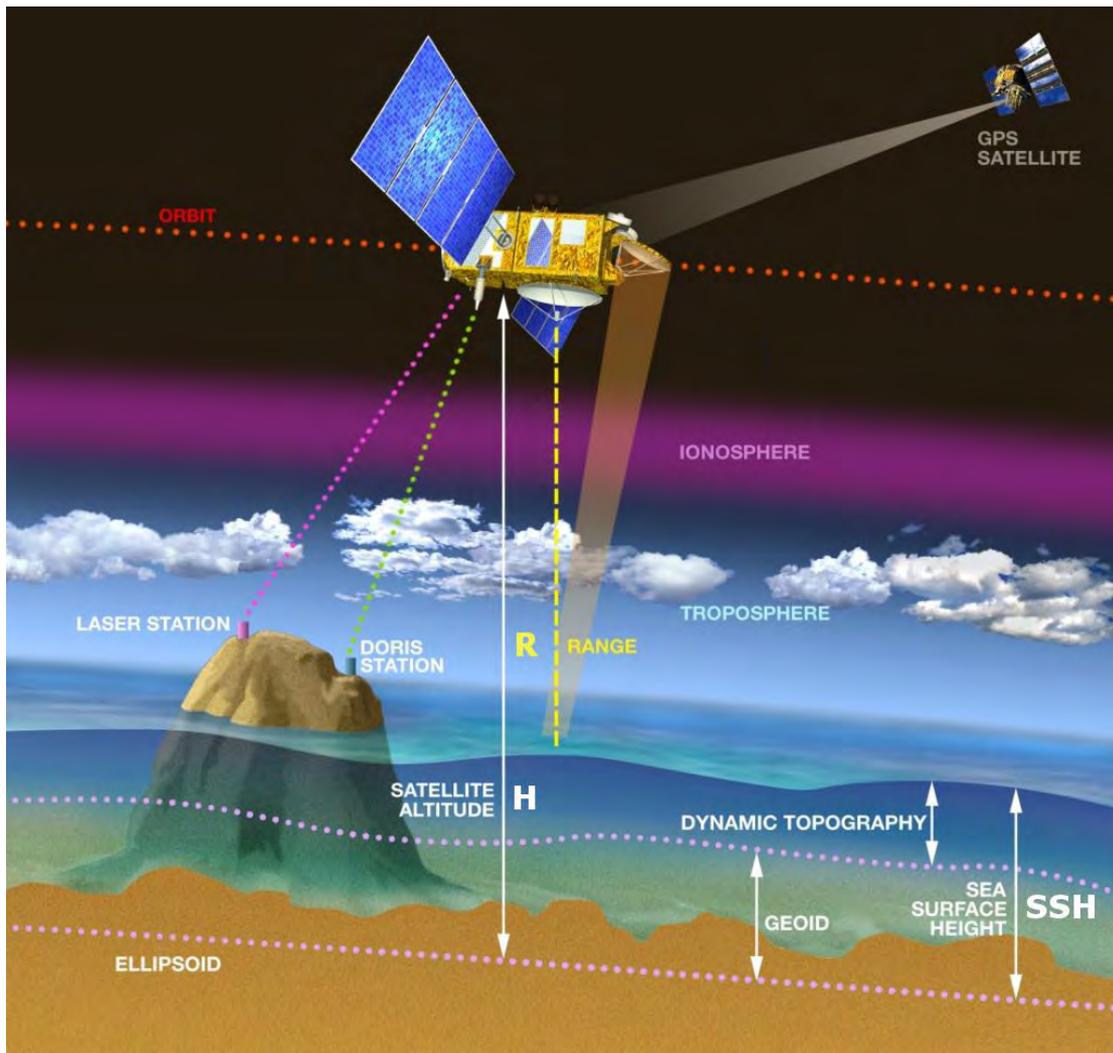


Figure 4 : Principe de l'altimétrie satellitaire (source : CNES)

Le calcul de SSH est donc en principe simple à condition de connaître avec précision l'orbite du satellite et les corrections ΔR_j . Or le calcul de tous ces facteurs est loin d'être trivial. Dans la suite, nous détaillerons de façon plus exhaustive ces facteurs et leur impact sur la précision de la mesure du niveau de mer.

B. CORRECTIONS ET BILAN D'ERREURS POUR LA MESURE DU NIVEAU MOYEN

Pour le calcul du niveau de la mer en un point donné, il est nécessaire d'appliquer un certain nombre de corrections pour tenir compte des perturbations subies par l'onde radar. Toute erreur sur ces ajustements induit inévitablement une erreur sur la hauteur de mer. On distingue les corrections instrumentales, de surface, de marées et enfin de propagation. L'ordre de grandeur pour chacune de ces corrections est fourni dans le

Tableau 1.

Tableau 1 : Ordre de grandeur des corrections de la distance altimétrique R. (source : Ollivier, 2006)

Corrections		Ordre de grandeur en valeur absolue
Instrumentales		Quelques cm
Atmosphériques	Troposphère humide	0 à 50 cm
	Troposphère Sèche	≈ 2,3 m
	Ionosphérique	0 à 50 cm
Des marées	Océaniques	1 m en plein océan, jusqu'à 15-20 m sur certaines côtes
	Solides	≈ 50 cm
	Polaires	≈ 2 cm
	Effets de charge	≈ 30 cm
De surfaces	Biais d'état de mer	≈ de 0 à 50 cm, selon la hauteur des vagues
	Baromètre inverse	≈ 15 cm, selon la pression atmosphérique

Les corrections instrumentales sont intrinsèques au radar. Elles permettent par exemple de corriger les dérives de datation des horloges internes, du temps de trajet du signal dans le circuit d'émission, ou encore de la distance entre le centre de gravité du satellite et le centre de l'antenne. L'ordre de grandeur de ces corrections est de quelques centimètres.

Les corrections de surface concernent le biais d'état de mer. Le biais d'état de mer résulte en grande partie de l'hétérogénéité de la surface, celle-ci n'étant pas plane à cause des vagues. L'onde radar est alors davantage réfléchi par la surface au creux des vagues que sur les crêtes, biaisant ainsi les estimations sur la hauteur. Le phénomène du baromètre inverse est également pris en compte pour corriger l'élévation de la surface océanique due aux variations de pressions atmosphériques et du vent. Le baromètre inverse peut s'interpréter comme l'effet du poids de la colonne d'air située au-dessus d'un point donné de la surface océanique. Lorsque la pression atmosphérique est forte (anticyclone), la surface océanique se creuse et à l'inverse, la surface océanique se bombe lorsque la pression atmosphérique est faible.

Les corrections de marées sont liées aux phénomènes de marées océaniques, solides, polaires et d'effets de charge. Les marées océaniques correspondent au déplacement des masses d'eau sous l'action gravitationnelle du soleil et de la lune. Les marées solides sont également liées à l'action gravitationnelle du soleil et de la lune. Celle-ci induit une élévation de la croûte terrestre, et provoque de ce fait un mouvement vertical des masses d'eau. Les

marées polaires correspondent au léger mouvement de l'axe de rotation de la terre par rapport à l'axe fixe de l'ellipsoïde de référence. On assiste donc à un déplacement vertical de la croûte terrestre par rapport à son ellipsoïde. Enfin, la marée d'effet de charge est provoquée par le déplacement des masses d'eau soumises à la marée océanique. Il en résulte également un déplacement vertical du plancher océanique.

Les corrections de propagation doivent prendre en compte le ralentissement de l'onde radar dû au phénomène de réfraction dans l'atmosphère terrestre. On distingue la correction ionosphérique, troposphérique sèche et humide. Les perturbations sont respectivement dues au contenu en électrons dans l'ionosphère, aux gaz secs et au contenu en vapeur d'eau dans la troposphère.

Pour donner une idée de la précision des mesures altimétriques, le bilan d'erreur pour la mesure de la pente globale du MSL est présenté dans le Tableau 2.

Tableau 2 : Incertitudes sur la pente du niveau moyen de la mer entre 1993 et 2008.

Sources d'erreurs dans le calcul du MSL	Erreur sur la pente globale du MSL
Calcul de l'orbite	$\pm 0,15$ mm/an
Troposphère humide	$\pm 0,30$ mm/an
Corrections issues des champs météo	$\pm 0,10$ mm/an
Paramètres altimétriques	$\pm 0,10$ mm/an
Biais de la SSH	$\pm 0,25$ mm/an
Erreur Totale	$\pm 0,6$ mm/an (intervalle confiance = 90%)

Ce bilan d'erreurs est issu d'une étude réalisée sur les missions altimétriques TOPEX/Poséidon et Jason-1 (Ablain et al. 2009). La plus grande incertitude pour la détermination de la pente du niveau moyen est la correction troposphérique humide. Cette dernière, fournie par un radiomètre micro-ondes pour les missions altimétriques, fait l'objet de ce manuscrit.

C. HISTORIQUE DES MISSIONS ALTIMÉTRIQUES

Dans ce paragraphe, nous réalisons un bref historique des missions altimétriques avant de présenter les missions sur lesquelles portera ce manuscrit.

Les premières missions altimétriques sont apparues dans les années 1970 profitant du développement de deux technologies : celle du de l'altimètre radar et celle d'une méthode de positionnement précis, le GPS¹. Cette dernière était un élément indispensable au succès des

¹ Global Positioning System

missions altimétriques car la détermination de la distance altimétrique R repose sur la connaissance précise de la position du satellite dans l'espace. C'est d'ailleurs cette composante qui est longtemps restée la première source d'incertitude dans les mesures altimétriques (Figure 5). Les premières missions n'étaient pas spécialement dédiées à l'étude de la topographie des océans mais constituaient des missions pluridisciplinaires permettant une étude générale de l'environnement terrestre.

Dans le début des années 1990, sont apparues deux familles de missions altimétriques. Depuis lors, ces familles ont permis d'assurer la continuité des mesures de hauteur de mer et d'étudier sur le long terme les changements climatiques et environnementaux.

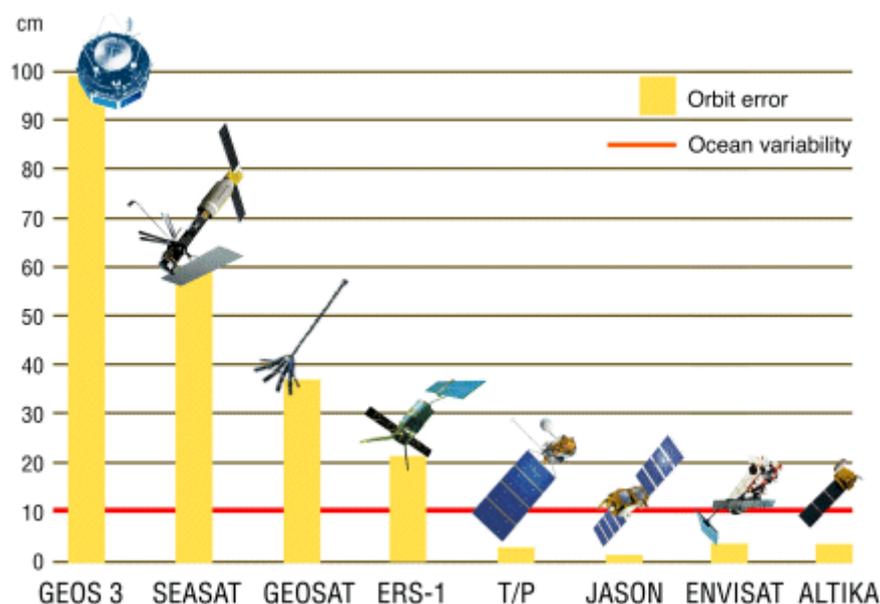


Figure 5 : Réduction de l'erreur d'orbite sur les mesures altimétriques de la hauteur de mer depuis la mission GEOS 3 lancée en 1975 (source : CNES).

La première famille est apparue avec le lancement d'ERS-1 en 1991 par l'ESA qui a été suivie par la mission ERS-2 en 1995 puis Envisat en 2002. Ces missions ne sont pas spécifiquement dédiées à l'altimétrie mais à l'étude générale de l'environnement. Elles sont ainsi équipées d'une dizaine d'instruments dont un altimètre et un radiomètre micro-ondes.

La deuxième famille est née avec le lancement en 1992 de la mission Topex/Poseidon (T/P), fruit de la collaboration entre la NASA² et le CNES³. C'est la première mission spécialement dédiée à l'étude par altimétrie de la topographie des océans. Elle a permis pour la première fois une analyse fine de la topographie des océans grâce à la précision de ses mesures d'orbite, fournies par le système DORIS⁴. De nombreux progrès

² National Aeronautics and Space Administration

³ Centre National d'Études Spatiales

⁴ Doppler Orbitography and Radiopositioning Integrated by Satellite

ont notamment été réalisés dans la modélisation des courants océaniques grâce à la mission Topex/Poseidon. Les mesures de la mission altimétrique constituaient en effet de précieux points de comparaison pour les modèles. Cette mission a été suivie par la suite par Jason-1 en 2001 et Jason-2 en 2008. La famille Jason s'agrandira de nouveau en 2015 avec le lancement de Jason-3.

Au sein de chaque famille, les nouvelles générations conservent les caractéristiques principales de leurs prédécesseurs notamment en termes d'orbite et d'instrumentation pour assurer une certaine homogénéité dans les mesures (Tableau 3). Chaque génération bénéficie tout de même d'évolutions technologiques et méthodologiques afin de réduire le budget d'erreur.

Aussi, la continuité des mesures environnementales Envisat sera assurée par une constellation de satellites nommée Sentinel. Le troisième satellite de la constellation, Sentinel-3, dont le lancement est prévu pour 2015, sera spécialement dédié à l'étude des océans. Pour la mesure de la topographie des océans, les caractéristiques de la mission seront similaires à celles d'Envisat. Des améliorations sont néanmoins prévues pour faciliter l'étude des régions côtières, des glaces de mer, des lacs et des rivières.

De nouveaux types d'altimètres sont également considérés aujourd'hui afin d'améliorer la précision, la résolution, et la couverture spatiale et temporelle des mesures. En 2012, la mission franco-indienne SARAL a été mise en orbite. Elle est équipée d'un altimètre AltiKa en bande Ka au lieu de la bande Ku utilisée jusqu'à présent. L'augmentation de la fréquence de l'altimètre permet notamment grâce à sa tâche au sol plus petite de se rapprocher des terres et d'étudier les étendues d'eaux continentales (grands fleuves, lacs, mers intérieures). Le bruit sur les mesures est également plus faible conduisant à une estimation plus précise de la hauteur de mer. Un inconvénient est la sensibilité plus forte de cette bande de fréquence à la pluie et aux nuages. La mission SWOT prévue pour 2020 proposera pour la première fois un altimètre SAR⁵ interférométrique en bande Ka à large fauchée. Il permettra ainsi une meilleure couverture spatiale et temporelle de la surface des océans, des régions côtières et des nappes d'eau continentales.

⁵ Synthetic Aperture Radar

Tableau 3 : Caractéristiques nominales des missions altimétriques et de leurs radiomètres (source : Desportes, 2008)

Mission	Vie dans l'espace	Fréquences altimètre (GHz)	Fréquences Radiomètre(GHz)	Cycle (jours)
Geosat	1985-1990	13,5	-	23
ERS-1	1991-1996	13,8	23,8 ; 36,5	35
Topex/Poseidon	1992-2006	Topex : 13,6 ; 5,3 Poseidon : 13,6	18 ; 21 ; 37	10
ERS-2	1995-2011	13,8	23,8 ; 36,5	35
GFO	1998-2008	13,5	22 ; 37	17
Jason-1	2001-2013	13,575 ; 5,3	18,7 ; 23,8 ; 34	10
Envisat	2002-2012	13,575 ; 3,2	23,8 ; 36,5	35
Jason-2	2008-	13,575 ; 5,3	18,7 ; 23,8 ; 34	10
SARAL	2012-	35,75	23,8 ; 37	35

1. LA MISSION ENVISAT

La mission Envisat a été lancée en mars 2002 et fait suite aux satellites ERS-1 et ERS-2. La mission avait pour but d'étudier les changements environnementaux et climatiques par l'observation de l'atmosphère et de la surface terrestre. Son objectif était de poursuivre les mesures environnementales initiées par ses prédécesseurs tout en améliorant leur précision. Pour remplir sa mission, le satellite comporte une dizaine d'instruments dont un altimètre RA-2 et un radiomètre micro-ondes MWR pour l'étude de la topographie des océans. Envisat constitue l'une des plus grandes plateformes pour l'étude de l'environnement terrestre par télédétection. Une illustration du satellite est présentée en Figure 6.

L'altimètre radar fonctionnait en bande Ku à 13,8 GHz et en bande S à 3,2 GHz. La combinaison des deux fréquences permettait de réduire l'effet de l'ionosphère. La correction troposphérique était estimée par le radiomètre dont les mesures s'effectuaient à 23,8 et 36,5 GHz. Le positionnement du satellite était assuré par le système DORIS.

Le satellite a été lancé sur la même orbite qu'ERS-1 et ERS-2 : l'orbite est héliosynchrone avec une période de répétitivité initiale de 35 jours. L'orbite a été modifiée en fin de vie de la mission en octobre 2010. Elle est devenue dérivante : l'inclinaison n'était plus contrôlée mais l'altitude du satellite était maintenue à 7142,0 km. La répétitivité est passée à 30 jours.

La mission était initialement prévue pour une durée de 5 ans mais a pu être prolongée à deux reprises jusqu'en avril 2012, date à laquelle le contact avec le satellite a été perdu.

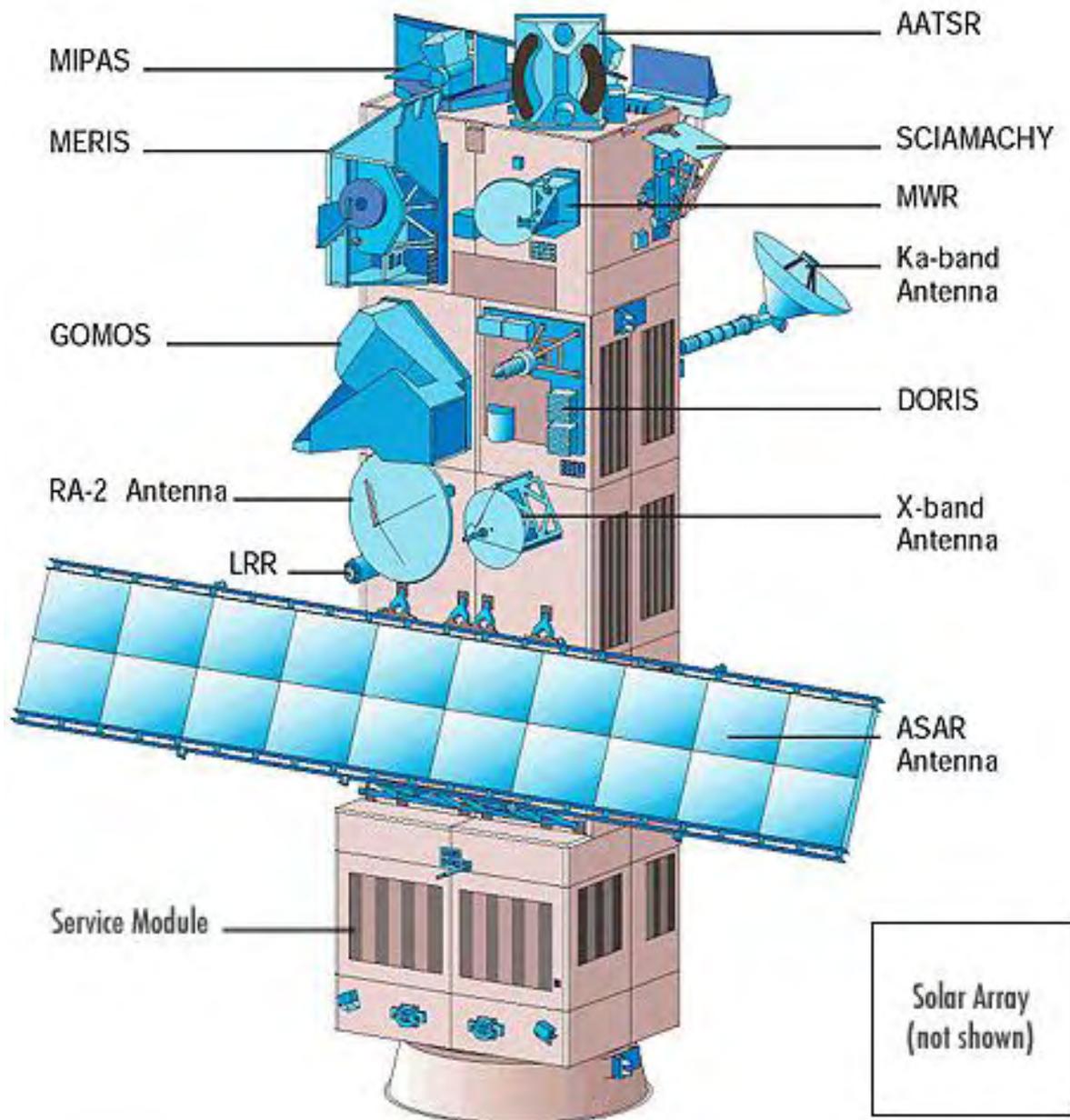


Figure 6 : Illustration du satellite Envisat (source : ESA).

2. LA MISSION JASON-1

La mission Jason-1 a été lancée en décembre 2001 et assurait la continuité des mesures de la mission Topex/Poseidon. Les principales caractéristiques de la mission Topex/Poseidon ont été reprises sur Jason-1. Les deux missions partageaient donc la même orbite et le même type d'instruments.

Cinq instruments sont présents sur Jason-1. Il y a un altimètre et un radiomètre micro-ondes pour la mesure altimétrique et trois instruments pour le positionnement du satellite : le système DORIS par effet doppler, le GPS et un système de positionnement laser,

LRA⁶. Une illustration du satellite Jason-1 est présentée en Figure 7. L'altimètre Poseidon-2 réalisait ses mesures en bande C et Ku à 5,3 et 13,575 GHz, réduisant ainsi l'effet de l'ionosphère sur les mesures de hauteur de mer. La correction troposphérique était fournie par le radiomètre JMR dont les mesures étaient réalisées à 18,7, 23,8 et 34 GHz.

Le satellite a été initialement lancé sur la même orbite que Topex/Poseidon, qui permettait de quadriller 90% de la surface océanique sur une période de 10 jours. Le contact avec Jason-1 fut définitivement perdu le 21 juin 2013. La mission était initialement prévue pour une durée de vie de 5 ans.

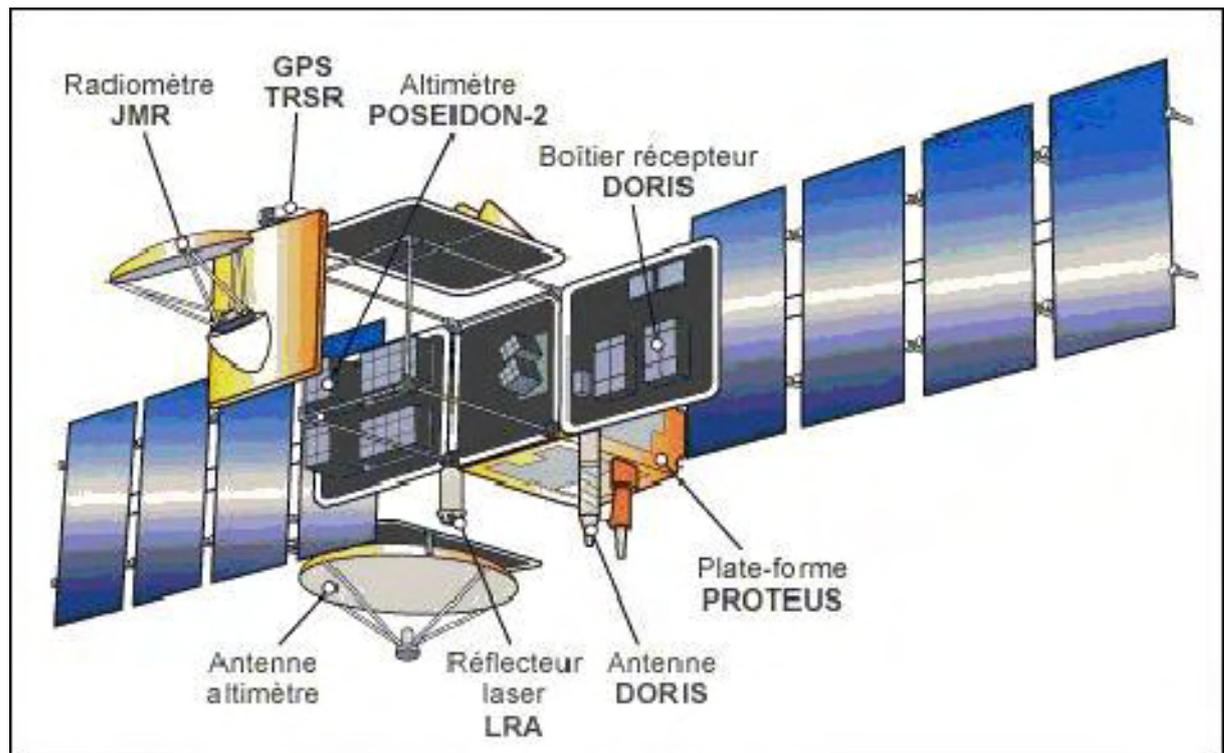


Figure 7 : Illustration du satellite Jason-1 (source : NASA/CNES)

D. ECHANTILLONNAGE SPATIAL ET TEMPOREL

Bien qu'indirectement lié à la mesure altimétrique, le choix de la couverture spatiale et temporelle est un élément essentiel lors de la conception de la mission. En effet, ce choix détermine l'échelle temporelle et spatiale des phénomènes géophysiques qu'il est possible d'observer. L'échelle temporelle et spatiale de quelques phénomènes océaniques est illustrée en Figure 8.

Ainsi, l'altimétrie spatiale ne permet pas d'observer des phénomènes tels que les bulles des embruns ou les ondes capillaires dont l'échelle spatiale est de l'ordre du centimètre. La résolution spatiale de l'instrument est en effet trop faible. Elle est de quelques kilomètres pour un altimètre. De plus, les mesures étant réalisées à une fréquence de 1Hz, l'écart entre deux mesures est d'environ 7 km sur la surface terrestre. L'altimétrie est aujourd'hui plus propice à l'observation de phénomènes allant de la méso-échelle avec l'étude des tourbillons

⁶ Laser Retroreflector Array

jusqu'aux grandes échelles avec l'étude des phénomènes El-Niño et la circulation des courants océaniques.

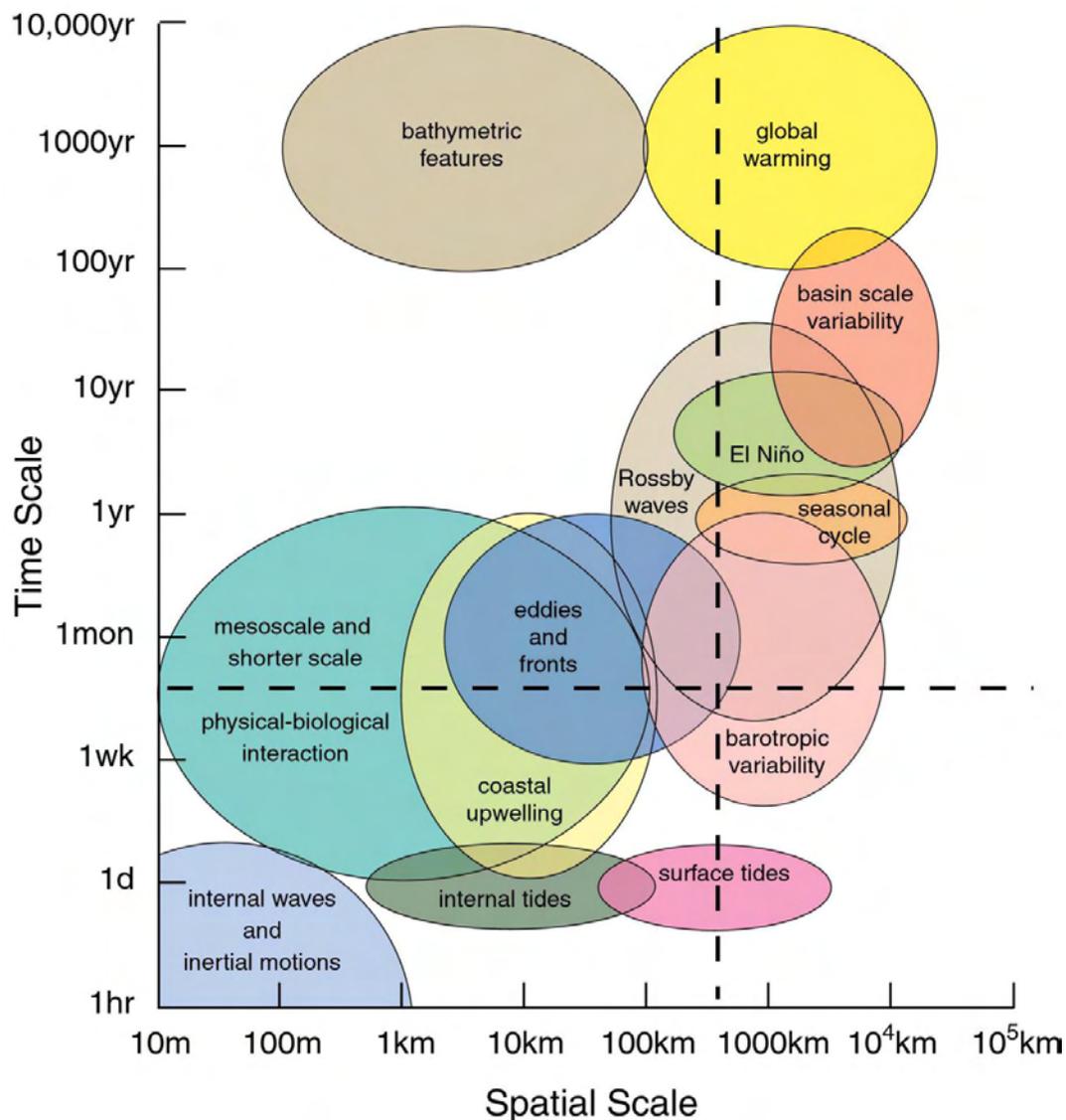


Figure 8 : Echelles temporelles et spatiales de quelques phénomènes océanographiques. Les pointillés indiquent les échelles spatiales et temporelles minimales des phénomènes observables par un altimètre à visée nadir sur une orbite similaire à celle des missions Topex/Poseidon et Jason. L'échelle temporelle des phénomènes observables est limitée par la fréquence de revisite des lieux par l'altimètre. L'échelle spatiale est quant à elle principalement limitée par la distance entre les traces de passage du satellite, qui est d'environ 300 km à l'équateur pour les missions Topex/Poseidon et Jason-1 (source : Chelton, 2001).

Nous verrons par la suite que la couverture spatiale et temporelle des instruments joue un rôle prépondérant pour l'étalonnage des instruments et la validation des données. En effet, ces deux activités sont souvent réalisées par comparaison à d'autres instruments. Les comparaisons sont en majorité réalisées sur des mesures colocalisées (i.e. réalisées dans un intervalle temporel et spatial proche) afin de minimiser le bruit d'échantillonnage. Les

conditions atmosphériques sont en effet très variables. La présence et la fréquence d'apparition des mesures colocalisées dépendent de la couverture spatiale et temporelle des instruments. Pour réaliser des comparaisons représentatives et significatives, on souhaite avoir des colocalisations régulières et uniformément réparties sur le globe.

L'échantillonnage spatial et temporel dépend à la fois de l'orbite de la mission et du mode de visée de l'instrument

1. ORBITE DES SATELLITES

L'orbite des satellites détermine les traces de passage du satellite sur le globe terrestre. Les orbites des missions altimétriques sont généralement répétitives. Le satellite repasse sur les mêmes traces au bout d'une certaine période qu'on appelle un cycle. Le suivi temporel d'une région est donc facilité, le satellite y repassant régulièrement. Un cycle est décomposé en orbite. Une orbite correspond à une révolution du satellite autour de la terre. Chaque orbite est composée d'une phase ascendante pendant laquelle le satellite se dirige du pôle Sud vers le pôle Nord et une phase descendante durant laquelle le satellite descend du pôle Nord vers le pôle Sud.

L'inclinaison de l'orbite par rapport au plan défini par l'équateur définit la plage de latitudes traversée par le satellite. Ainsi par exemple, l'inclinaison des Jason-1 et 2 est de 66 degrés. Elle permet à Jason-1 de couvrir le globe terrestre entre -66 et 66 degrés de latitude, ce qui correspond à la majorité de la surface océanique (90%). Jason-1 tourne autour de la terre dans le même sens de rotation que cette dernière. Dans ce cas, l'orbite est dite prograde. Pour Envisat, l'orbite a une inclinaison de 98.5 degrés. Ce chiffre indique que l'orbite est rétrograde (le satellite tourne dans le sens inverse de la rotation de la terre) et permet de couvrir des latitudes comprises entre -82.5 et 82.5 degrés de latitude. Ainsi, Envisat se rapproche plus des pôles que Jason-1.

Un autre paramètre permettant de régler la couverture spatiale et temporelle d'un satellite est l'altitude du satellite. L'altitude de Jason-1 est de 1336 km. En conséquence, la répétitivité de l'orbite du satellite est d'environ 10 jours (0.9156 jours précisément, soit 10 jours moins deux heures). Jason-1 passe ainsi au-dessus du même point (avec une précision de 1km) tous les 10 jours environ. L'heure locale de passage du satellite se décale de deux heures tous les cycles. L'altitude d'Envisat a été fixée aux alentours de 800 km pour rendre l'orbite héliosynchrone : le satellite passe au-dessus de chaque point à la même heure solaire locale. Ainsi, Envisat traverse toujours l'équateur à 10h à l'heure locale. Cette orbite permet d'éviter les effets du cycle diurne lorsque deux mesures au même lieu sont comparées. Il n'est par contre pas possible d'étudier des phénomènes tels que les marées. Jason-1 possède les avantages et les désavantages inverses.

Une dernière différence entre les deux orbites est la distance inter-trace. La distance entre les traces étant plus petite sur Envisat, le maillage de la surface terrestre est réalisé de façon plus fine par rapport à Jason-1 (Figure 9). En contrepartie, le cycle d'Envisat est plus long que celui de Jason-1. Il faut donc plus de temps à la mission pour repasser au-dessus des mêmes points. Ainsi, le choix de l'orbite est un compromis entre la couverture spatiale de la

terre et la fréquence de revisite des lieux. Le choix de l'orbite s'effectue donc en fonction des évènements que l'on souhaite observer.

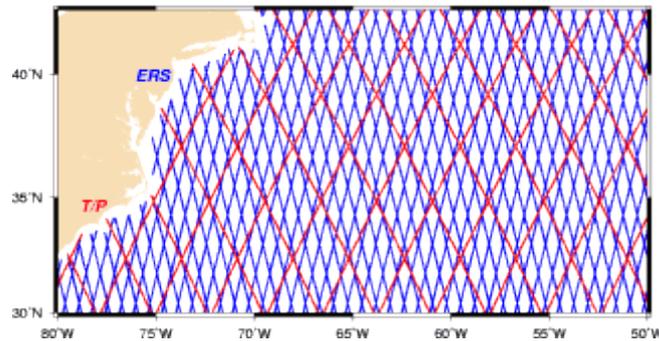


Figure 9 : Traces au sol des missions ERS et Topex/Poseidon superposées. Les traces au sol d'Envisat et de Jason-1 sont respectivement les mêmes que les traces d'ERS ou de Topex/Poseidon (source : Aviso)

2. GÉOMÉTRIE DE VISÉE

Les missions actuelles d'altimétrie sont seulement équipées d'altimètre à visée nadir (dans la direction normale à la surface de la terre). La future mission SWOT sera la première mission altimétrique à large fauchée.

N'ayant pas d'exemple concret pour les altimètres, nous allons illustrer l'influence de la géométrie de visée grâce aux radiomètres. On comparera les radiomètres micro-ondes installés sur les missions altimétriques avec ceux dédiés à l'imagerie ou aux prévisions météorologiques. Sur les missions altimétriques, les radiomètres sont comme les altimètres à visée nadir. Les mesures des radiomètres suivent donc les traces du satellite. En comparaison, les radiomètres des missions météorologiques possèdent un mécanisme de balayage permettant au satellite de scanner la surface terrestre et ainsi de couvrir une région plus large. Par exemple, les radiomètres SSM/I⁷ présents sur les satellites DMSP⁸, déployés à 833 km d'altitude, sont équipés d'un système de balayage conique. Les antennes des radiomètres pivotent sur un angle de 102 degrés, permettant de réaliser des mesures sur une fauchée large d'environ 1400 km. Grâce à ce mécanisme, ces radiomètres couvrent l'ensemble des océans en un peu plus de deux jours. La Figure 10 montre le système de visée utilisé sur le radiomètre MWR d'Envisat et sur les radiomètres SSM/I. La Figure 11 illustre la couverture spatiale du radiomètre MWR d'un côté et du radiomètre SSM/I de l'autre. D'autres mécanismes de balayages existent. Les radiomètres AMSU⁹ ont un système de balayage de type transversal. Le futur radiomètre COWVR¹⁰, dont le lancement est prévu pour 2015, aura une fauchée circulaire.

⁷ Special Sensor Microwave/Imager

⁸ Defense Meteorological Satellite Program

⁹ Advanced Microwave Sounding Unit

¹⁰ Compact Ocean Wind Vector Radiometer

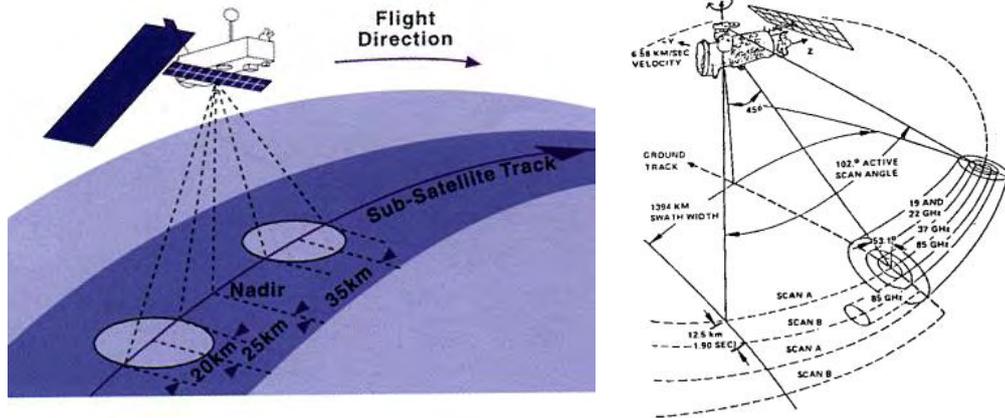


Figure 10 : Géométrie de visée du radiomètre Envisat/MWR, à gauche, comparée à la géométrie de visée des radiomètres DMSP/SSMI, à droite (sources : ESA, Hollinger et al. 1987)

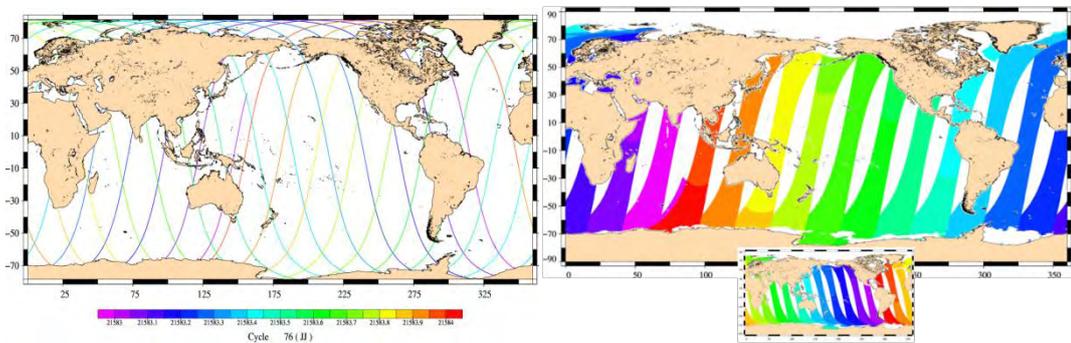


Figure 11 : Traces des mesures du radiomètre MWR (à gauche) et du radiomètre SSMI F15 (à droite). Les traces sont séparées entre traces ascendantes et descendantes pour SSMI F15

IV. OBJECTIFS

A. EVALUER LA COHERENCE DES PRODUITS RADIOMETRIQUES DE CORRECTION TROPOSPHERIQUE HUMIDE

Comme nous l'avons vu précédemment, la correction troposphérique humide est aujourd'hui l'une des premières sources d'erreurs sur la mesure de hauteur de mer par altimétrie. Toute erreur relative à la correction troposphérique humide induit une erreur équivalente sur la hauteur de mer. Chacune de ces erreurs est susceptible d'affecter l'estimation des tendances du niveau moyen des mers.

Un radiomètre micro-ondes, présent sur la plupart des missions altimétriques, fournit cette correction pour chaque mesure de l'altimètre. Il est normal que les composants du radiomètre se dégradent progressivement pendant la durée de la mission, les conditions dans l'espace pouvant être particulièrement difficiles (orages magnétiques, éruptions solaires). La durée de vie des missions étant souvent prolongée, il est d'autant plus probable que la qualité des mesures soit à un moment ou un autre affectée par la dégradation des instruments. Les mesures peuvent devenir biaisées et le biais peut croître au cours du temps : c'est la dérive instrumentale. Détecter, identifier, quantifier et corriger ces dérives reste encore aujourd'hui une tâche difficile. Ces dérives instrumentales sont souvent masquées par la variabilité

naturelle de la correction troposphérique humide. En effet, les variations naturelles de la correction troposphérique sont du même ordre de grandeur que les variations induites par les dérives instrumentales.

Les corrections troposphériques aujourd'hui fournies par différents radiomètres sont globalement cohérentes mais des différences à l'échelle régionale et interannuelle subsistent. Ces différences, bien que relativement faibles, peuvent avoir un impact significatif sur l'estimation de la tendance du niveau moyen des mers. La question qui se pose alors est celle de la validité des données : quelle confiance peut-on avoir dans les estimations et quel produit est le plus fidèle à la vérité ?

Les incertitudes sur la véracité des mesures rendent également plus difficile l'étude du climat. En effet, elle nécessite un suivi sur le long terme des conditions météorologiques. La durée de vie actuelle des missions satellitaires, d'une dizaine d'années maximum, est aujourd'hui loin d'être suffisante. Une solution partielle à ce problème est d'assurer la continuité des mesures en lançant régulièrement de nouvelles missions. Or, les mesures de deux missions ne sont pas forcément homogènes et il est vraisemblable qu'elles montrent certaines disparités. La question est alors de savoir comment combiner de façon optimale ces données en dépit de leurs différences. Pour cela, il faudrait connaître leurs qualités et leurs défauts. Il faut de plus pouvoir dissocier les anomalies des différences naturelles et intrinsèques entre missions. Des différences liées à l'échantillonnage des mesures seraient normales alors que les dérives instrumentales seraient considérées comme des anomalies. On en revient alors au problème de la validation des données. Or, en l'absence de référence absolue, cela reste une tâche pour le moins difficile.

Comprendre les disparités entre radiomètres constituerait un premier pas vers la réduction de l'incertitude sur la correction troposphérique humide. Il faut pouvoir déterminer l'origine de ces différences pour pouvoir les corriger si nécessaire. Les différences observées peuvent résulter de disparités dans les composants, de dérives instrumentales, ou du traitement des mesures radiométriques. Nous verrons par la suite que le traitement des données radiométriques est loin d'être trivial et que ce traitement doit être adapté pour chacune des missions en fonction de ses caractéristiques propres.

L'objectif de cette thèse est de contribuer à la compréhension de ces différences. Pour cela, la cohérence des corrections troposphériques des missions Envisat et Jason-1 est étudiée par comparaison avec les radiomètres AMSR-E¹¹ et les radiomètres AMSU utilisés principalement pour les prévisions météorologiques. Les réanalyses météorologiques, ERA-Interim, seront également utilisées comme point de comparaison. La dynamique temporelle et spatiale des différences entre ces produits sera analysée sur la période 2004-2010, en partant des produits de correction troposphérique et en remontant jusqu'aux températures de brillance. Ce diagnostic permettra de soulever des hypothèses expliquant ces différences.

¹¹ Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS

B. PLAN DU DOCUMENT

Le chapitre suivant présentera les principes de la mesure de la correction troposphérique humide par radiométrie micro-ondes ainsi que les méthodes développées pour l'étalonnage et le suivi des radiomètres.

Le troisième chapitre sera consacré à l'étude des produits de vapeur d'eau atmosphérique issus des radiomètres micro-ondes. La vapeur d'eau et la correction troposphérique humide étant fortement corrélées, cette comparaison permettra d'analyser indirectement la cohérence des produits de correction troposphérique. Les dynamiques des différences seront analysées aussi bien à l'échelle globale que régionale.

Le quatrième chapitre sera dédié à la comparaison des algorithmes d'estimation de la correction troposphérique humide. L'objectif est de déterminer si les différences observées sur les produits de vapeur d'eau atmosphérique peuvent être générées par les algorithmes d'inversion employés. Les performances des algorithmes utilisés sur Envisat et Jason-1 seront analysées tout d'abord sur des simulations puis sur des données réelles.

Le cinquième chapitre exposera les résultats d'analyse des températures de brillance, grandeurs initialement mesurées par les radiomètres, dont on déduit la correction troposphérique humide. Le but est de déterminer si les différences observées dans les produits finaux de vapeur d'eau sont déjà présentes dans les températures de brillance. Si tel est le cas, la question est de savoir si ces différences proviennent de dérives instrumentales ou résultent du traitement de la donnée radiométrique.

Enfin, les résultats et les conclusions obtenus à l'issue de ces cinq chapitres seront résumés et permettront d'introduire de nouvelles perspectives d'étude.

CHAPITRE 2: LA CORRECTION TROPOSPHERIQUE HUMIDE : PRINCIPE D'ESTIMATION ET VALIDATION

Dans cette partie, nous définissons les différentes notions autour de la correction troposphérique humide dont on se servira par la suite. Tout d'abord, nous explicitons davantage ce qu'est la correction troposphérique humide et son lien avec la vapeur d'eau atmosphérique. On explique pourquoi elle est mesurée, sur la plupart des missions altimétriques, à partir d'un radiomètre micro-ondes. Le principe d'estimation de la correction troposphérique humide par radiométrie micro-ondes est ensuite exposé. Enfin, une grande partie est dédiée à l'étalonnage et au suivi des radiomètres. Cette étape est fondamentale pour garantir la qualité et la cohérence des mesures radiométriques

SOMMAIRE

I.	DÉFINITION	21
II.	LIMITES DES MODÈLES MÉTÉOROLOGIQUES	23
III.	PRINCIPE D'ESTIMATION PAR RADIOMETRIE MICRO-ONDES.	24
A.	LA TEMPÉRATURE DE BRILLANCE.....	24
B.	LE MODÈLE DE TRANSFERT RADIATIF.....	25
C.	METHODES D'INVERSION DE LA CORRECTION TROPOSPHERIQUE	29
IV.	ETALONNAGE ET SUIVI DES RADIOMÈTRES	31
A.	ETALONNAGE AU SOL.....	31
B.	SUIVI EN VOL.....	32
1.	<i>Etalonnage en deux points.....</i>	<i>32</i>
2.	<i>Références auxiliaires froides et chaudes.....</i>	<i>32</i>
3.	<i>Comparaison à d'autres radiomètres.....</i>	<i>34</i>
4.	<i>Comparaison à des températures de brillance simulées.....</i>	<i>35</i>
5.	<i>Comparaison des produits géophysiques.....</i>	<i>35</i>
C.	AJUSTEMENT DES TEMPÉRATURES DE BRILLANCE	36
V.	CONCLUSION.....	37

I. DÉFINITION

La correction troposphérique correspond à l'allongement du trajet de l'onde radar sur la section parcourue de longueur R due à la présence d'humidité dans la troposphère. La

correction troposphérique humide correspond principalement à la contribution de la vapeur d'eau à la réfractivité de l'atmosphère mais aussi à celle de l'eau liquide nuageuse.

L'allongement lié à la vapeur d'eau varie entre 0 et 50 cm et s'exprime de la manière suivante :

$$\begin{aligned} dh_{vap} &= 10^{-6} \int_0^R N_{vap}(z) dz \\ &= K \int_0^R \frac{\rho_{vap}(z)}{T(z)} dz \end{aligned}$$

où $N_{vap}(z)$ est le co-indice de réfraction de la vapeur d'eau à l'altitude z (m) et peut être exprimée en fonction de $\rho_{vap}(z)$ et $T(z)$, la densité de la vapeur d'eau (g/m^3) et la température (K) à l'altitude z respectivement. K est une constante égale à $1720,6 \text{ } ^\circ\text{K cm}^3 \text{ g}^{-1}$.

La contribution des nuages s'écrit quant à elle :

$$\begin{aligned} dh_{liq} &= 10^{-6} \int_0^R N_{liq}(z) dz \\ &= 1,6 L_z \end{aligned}$$

où $N_{liq}(z)$ est co-indice de réfraction de l'eau liquide nuageuse et L_z dénote le contenu intégré en eau liquide. De manière générale, pour des conditions non pluvieuses, la contribution de l'eau liquide est secondaire par rapport à la contribution de la vapeur d'eau. En effet, dans ces conditions, dh_{liq} est en général inférieur à 1,5 mm et n'excède que rarement 1% de dh_{vap} . Ainsi dans la suite, nous désignerons simplement par dh , la composante de vapeur d'eau de la correction troposphérique humide (Keihm et al. 1995).

La relation entre la correction troposphérique et le contenu en vapeur d'eau intégrée sur la colonne est particulièrement forte, si bien qu'en première approximation, on peut considérer ces deux grandeurs comme étant proportionnelles (Fu et Cazenave 2000) :

$$dh = 6,4 \times wv$$

où dh est la correction troposphérique humide (en cm) et wv , le contenu intégré de la vapeur (en g cm^{-2}).

II. LIMITES DES MODÈLES MÉTÉOROLOGIQUES

Il est possible de déduire la correction troposphérique à partir des sorties des modèles météorologiques. En effet, ces derniers fournissent les profils atmosphériques de température et d'humidité. La correction troposphérique s'obtient alors en intégrant sur chaque couche atmosphérique du modèle le contenu en vapeur d'eau pondéré par la température.

Plusieurs facteurs limitent l'utilisation des modèles dans le cadre des missions altimétriques.

Le premier et le plus important est celui de la résolution spatiale et temporelle des modèles. Pour chaque mesure altimétrique, il est nécessaire de connaître la correction troposphérique associée. Or, la correction troposphérique humide est liée à la présence de vapeur d'eau, quantité extrêmement variable dans l'espace et dans le temps. Actuellement, les modèles météorologiques, présentant des limitations en termes de résolution spatiale et temporelle, ne permettent pas d'accéder à des estimations suffisamment précises de cette correction. En effet, l'altimètre fournit une mesure tous les 7 km environ en quasi temps réel alors qu'à titre d'exemple, le centre européen de prévision météorologique ECMWF¹² fournit des prévisions toutes les 6 heures sur des grilles gaussiennes dont la résolution est de 16 km. Le modèle réalise ses prévisions sur 137 couches à la verticale. La plus haute d'entre elles est située à 0.01 hPa. Notons également que les modèles ont une certaine propension à lisser les champs météorologiques en sortie : d'une part, à cause de l'échantillonnage (maillage) qui limite l'observation des phénomènes aux petites échelles ; d'autre part, parce que la représentation spectrale des champs est approximée par troncature.

Par ailleurs, il subsiste une certaine incertitude sur la capacité des modèles à reproduire la variabilité de la vapeur d'eau, notamment dans les tropiques où l'activité convective est importante. Il existe notamment encore certaines différences entre les radiomètres et les modèles météorologiques. Stum (1994) a par exemple montré que par rapport au radiomètre TMR de la mission Topex/Poseidon, le modèle ECMWF avait tendance à surestimer la correction troposphérique humide pour des atmosphères très humides. De plus, il a montré que les phénomènes à des échelles inférieures à 800 km étaient mieux retranscrits par le radiomètre que par le modèle. Au chapitre 4 et dans l'article de Legeais et al. (2014) présenté en annexe, nous observons également certaines différences entre les corrections troposphériques humides issues du modèle et des radiomètres. Notamment, les performances des radiomètres en termes de la cohérence de la correction troposphérique aux petites échelles temporelles sont meilleures qu'avec le modèle ECMWF.

Enfin, les modèles météorologiques opérationnels ne sont pas conçus pour les études climatiques et n'y sont pas adaptés. En effet, les modèles subissent des évolutions occasionnelles permettant l'amélioration des prévisions météorologiques (e.g. assimilation de nouvelles sources de données ou amélioration des schémas d'assimilation). Les sorties des

¹² European Center for Medium-Range Weather Forecast

modèles météorologiques ne sont donc pas forcément homogènes d'une période à une autre. Cette hétérogénéité dans les traitements conduit à des sauts dans la correction troposphérique qui gênent l'étude à long terme du niveau moyen des mers.

C'est pourquoi, pour la plupart des missions altimétriques, la correction troposphérique humide est fournie par un instrument dédié sur le satellite d'observation, le radiomètre micro-ondes. Dans la suite, nous détaillons le principe de fonctionnement du radiomètre et nous verrons que l'étalonnage d'un tel instrument est tout sauf trivial.

III. PRINCIPE D'ESTIMATION PAR RADIOMETRIE MICRO-ONDES.

A. LA TEMPÉRATURE DE BRILLANCE

Le radiomètre contrairement à l'altimètre est un instrument dit passif. En effet, les mesures du radiomètre ne se basent pas sur l'émission d'une onde radar et l'analyse de l'onde retour. Le radiomètre mesure principalement le rayonnement naturel émis par la surface océanique et l'atmosphère. Plus précisément, le radiomètre mesure le flux d'énergie transporté par ce rayonnement. En effet, chaque corps dont la température est différente du zéro absolu émet un rayonnement électromagnétique.

La luminance permet de caractériser l'intensité du flux radiatif émis ou réfléchi par unité de surface, par unité d'angle solide et par unité de longueur d'onde. Elle s'exprime en $W \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1} \cdot \mu m^{-1}$ (watt par mètre carré par stéradian et par micron).

L'énergie émise par un corps quelconque peut s'exprimer en fonction de l'énergie émise par un corps noir. Un corps noir est un objet théorique qui absorbe toute l'énergie électromagnétique qu'il reçoit, sans en réfléchir ni en transmettre. La loi de Planck permet de déterminer la luminance d'un corps noir pour une température et une longueur d'onde données selon la relation suivante :

$$L(\lambda, T) = \frac{2hc^2}{\lambda^5} \times \frac{1}{e^{\frac{hc}{\lambda kT}} - 1}$$

avec :

λ , la longueur d'onde (en m)

T , la température absolue (en K)

k , la constante de Boltzmann

h , la constante de Plank

c , la vitesse de la lumière (m/s)

Dans le cadre des radiomètres micro-ondes, il est possible d'utiliser l'approximation de Rayleigh-Jeans. En utilisant les mêmes notations, nous avons :

$$L(\lambda, T) = \frac{2ckT}{\lambda^4}$$

Le flux d'énergie émis par un corps peut également s'exprimer en termes de température de brillance. La température de brillance d'un corps est la température d'un corps noir qui émettrait le même rayonnement que le corps considéré. La température de brillance dans une direction (θ, Φ) et une fréquence donnée s'écrit alors:

$$T_B(\theta, \Phi) = \varepsilon(\theta, \Phi) \times T$$

où $\varepsilon(\theta, \Phi)$ est l'émissivité du corps considéré. L'émissivité est une mesure de la capacité d'un corps à absorber et à réémettre l'énergie rayonnée. En particulier, le corps noir réémet toute l'énergie absorbée, on dit qu'il est « parfaitement émissif ». L'émissivité d'un corps peut se définir par :

$$\varepsilon(\theta, \Phi) = \frac{L_{corps_réel}}{L_{corps_noir}}$$

L'émissivité du corps noir est donc de 1 et sa température de brillance est donc égale à sa température physique.

Le radiomètre ne mesure donc pas directement la correction troposphérique. Il est en particulier chargé de mesurer la température de brillance liée aux ondes électromagnétiques émises ou réfléchies par la surface des océans et modifiées lors de leur traversée de l'atmosphère. C'est par le biais des modèles de transfert radiatif que nous pouvons faire le lien entre températures de brillance et correction troposphérique.

B. LE MODÈLE DE TRANSFERT RADIATIF

Les ondes électromagnétiques émises par la surface des océans interagissent avec les particules de l'atmosphère et sont soumises aux phénomènes de réfraction, d'émission ou d'absorption. Ainsi, le flux d'énergie émis par la surface des océans est altéré lors de son trajet dans l'atmosphère jusqu'à l'antenne du radiomètre. De plus, l'antenne du radiomètre ne capte pas seulement les émissions de la surface océanique. Le radiomètre reçoit également des rayonnements de l'atmosphère et des rayonnements d'origine extraterrestre qui vont se réfléchir à la surface de l'océan avant d'atteindre le radiomètre. Parmi les rayonnements extraterrestres, on note les contributions du fond cosmologique, de la galaxie, du Soleil et de la Lune. La Figure 12 illustre les interactions entre le radiomètre et les ondes électromagnétiques qu'il capte.

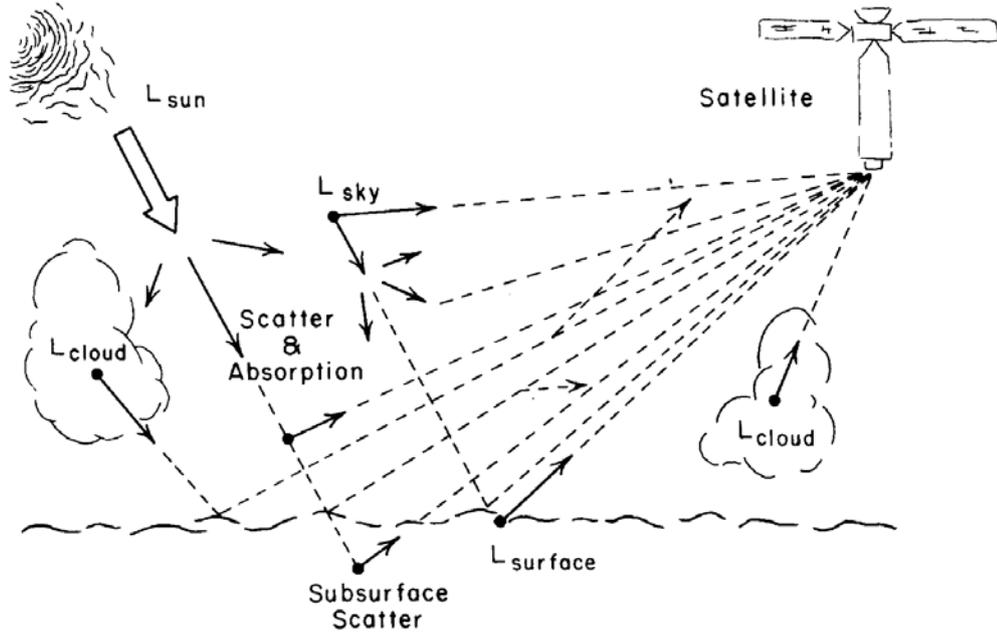


Figure 12 : Principales sources du rayonnement électromagnétique capté par le radiomètre.

Les modèles de transfert radiatif modélisent les relations entre les températures de brillance mesurées par le radiomètre micro-ondes et les paramètres physiques qui caractérisent l'état de la surface et de l'atmosphère. Ces paramètres influent donc sur les propriétés d'absorption, d'émission et de réfraction de l'atmosphère et de la surface océanique. On note parmi ces paramètres le vent en surface, la température de l'océan, la salinité, la présence d'écume, la vapeur d'eau, les nuages ou encore les précipitations.

Par exemple, en milieu non diffusant (en absence de pluie), la température de brillance à la fréquence i observée au nadir par le radiomètre peut s'écrire de la manière suivante (Ulaby et al. 1981) :

$$T_B(i) = T_U(i) + T_E(i) \times e^{-\tau_i} + T_R(i) \times e^{-\tau_i}$$

avec $\tau(i)$ l'opacité de l'atmosphère pour la fréquence i entre la surface terrestre et l'altitude du satellite H :

$$\tau_i = \int_0^H \alpha_i(z) dz$$

Où $\alpha(z)$ représente l'absorption de l'atmosphère à l'altitude z exprimée en nepers/km. Le coefficient d'absorption de l'atmosphère dépend bien entendu du profil atmosphérique considéré. Dans la gamme des micro-ondes, ce sont les profils atmosphériques de température, de pression, et la concentration de vapeur d'eau et d'eau liquide nuageuse qui influent majoritairement sur les propriétés d'absorption de l'atmosphère.

T_U représente la somme des contributions des rayonnements ascendants de l'atmosphère provenant d'altitudes z comprises entre la surface et H , l'altitude du radiomètre. Pour chaque altitude, la contribution des rayonnements doit être pondérée pour prendre en compte l'atténuation atmosphérique du signal entre l'altitude z et l'altitude du satellite H .

$$T_U(i) = \int_0^H T(z)\alpha_i(z)e^{-\int_z^H \alpha_i(z')dz'} dz$$

Où $T(z)$ correspond à la température de l'atmosphère à l'altitude z exprimée en Kelvin

T_E correspond à l'énergie émise par la surface. Elle peut simplement être décrite comme le produit de deux composantes : l'émissivité de la surface ϵ_i et T_s .

$$T_E(i) = \epsilon_i \times T_s$$

L'émissivité de la surface est une composante complexe. La présence d'écume et la rugosité de la mer influent notamment sur l'émissivité de la surface océanique.

T_R comprend la contribution des rayonnements descendants de l'atmosphère et du fond cosmique qui sont réfléchis au contact de la surface océanique.

$$T_R(i) = \left[\int_0^H T(z)\alpha_i(z)e^{-\int_0^z \alpha_i(z')dz'} dz + T_C(i) \times \tau_i \right] \times [1 - \epsilon_i]$$

Où $[1 - \epsilon_i]$ correspond au coefficient de réflectivité de la surface océanique pour la fréquence i . L'intégrale correspond à la somme des contributions des rayonnements atmosphériques descendants atténués par l'atmosphère et atteignant la surface. T_C correspond aux flux du fond cosmique. Dans cette modélisation, l'atténuation atmosphérique est considérée nulle au-dessus du satellite.

De manière plus générale, les modèles de transfert radiatif permettent d'exprimer la relation entre ces paramètres et la température de brillance mesurée à une fréquence i comme une fonction (Njoku, 1993) :

$$T_B(i) = f_i(p, b)$$

Où p est le vecteur des n paramètres géophysiques que l'on cherche à retrouver et b est le vecteur des autres paramètres géophysiques influant sur les propriétés d'absorption et de diffusion de la surface océanique ou de l'atmosphère.

Ainsi, si l'on connaît l'état de b , pour retrouver n paramètres inconnus, il faut au minimum n mesures de températures de brillance à des fréquences différentes, ou pour certains problèmes, n mesures de températures de brillance à des incidences ou polarisations différentes. Il est alors possible de retrouver les paramètres inconnus en inversant le système d'équations. Notons qu'il est également possible de retrouver la correction troposphérique

humide car celle-ci dépend des paramètres de surface, ainsi que des profils d'humidité, de température et de pression. En pratique, le problème inverse est dit « mal posé ». Tout d'abord, parce qu'en pratique le vecteur b est inconnu et que le nombre d'observations est de ce fait bien inférieur au nombre de paramètres rentrant en jeu. Deuxièmement, car les températures de brillance mesurées sont bruitées. Enfin, parce que plusieurs profils atmosphériques peuvent donner les mêmes températures de brillance. Ainsi, on cherche généralement les valeurs des paramètres désirés tel que l'écart entre la fonction de transfert et les températures de brillance mesurées soit minimum selon le critère des moindres carrés.

Rappelons que l'équation ci-dessus dépend de la fréquence i . En effet, les composantes de l'atmosphère (principalement azote, oxygène, argon, dioxyde de carbone et vapeur d'eau) interagissent avec les ondes électromagnétiques de façon différente selon la fréquence. Il est donc important de choisir les fréquences qui nous permettent de retrouver facilement les paramètres désirés. La Figure 13 représente la transmission atmosphérique dans la gamme des hyperfréquences. Certaines fréquences sont plus sensibles à certaines molécules. Par exemple, on observe des raies d'absorption à 22,235 et 183,31 GHz pour la vapeur d'eau. On distingue également des fenêtres autour de 35, 90 et 135 GHz pour lesquelles l'atmosphère est presque transparente.

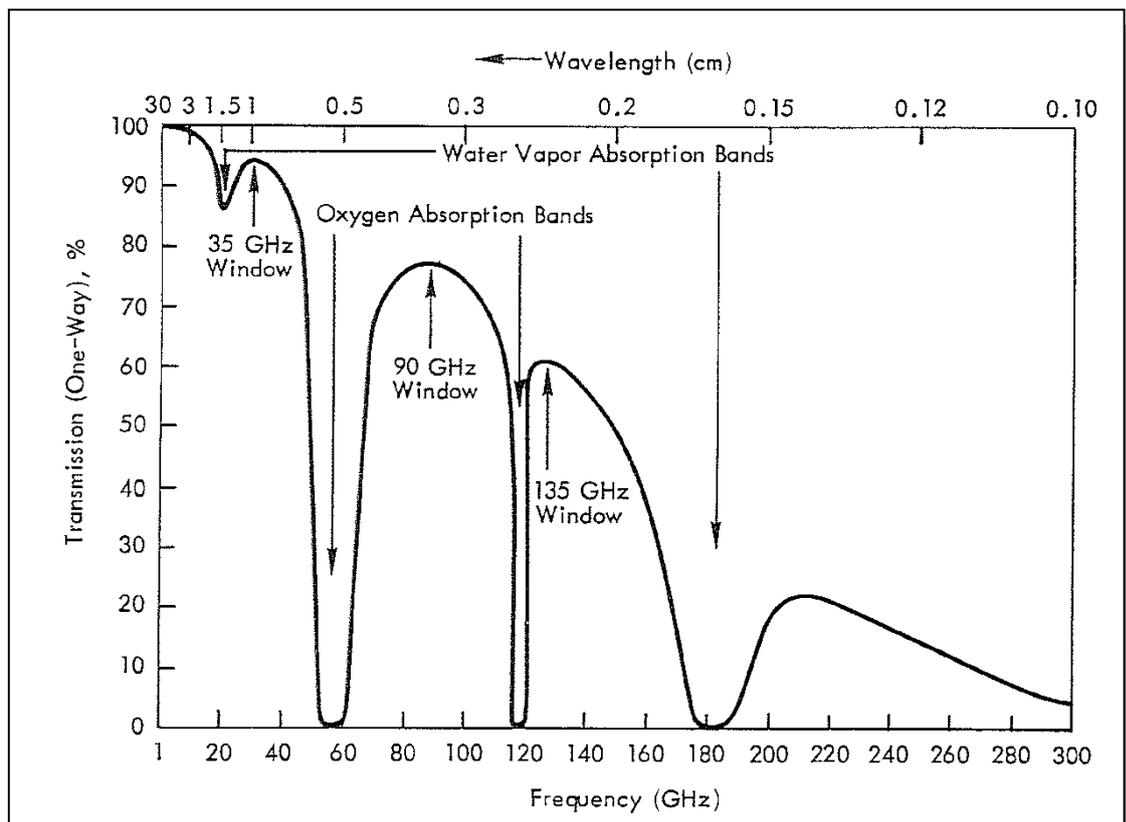


Figure 13 : Transmission atmosphérique en fonction de la fréquence

Les radiomètres actuellement embarqués sur les missions altimétriques possèdent en général trois bandes de fréquence. La première se situe autour de 18 GHz, cette fréquence est sensible à la rugosité de la surface, liée au vent en première approximation. La deuxième est d'environ 22 GHz et apporte une information sur le contenu intégré en vapeur d'eau. La

dernière, dans une fenêtre autour de 35 GHz, nous informe sur le contenu en eau liquide nuageuse, tout en étant plus sensible à la surface que la bande des 22 GHz. En combinant judicieusement l'information portée par ces trois canaux, il est possible d'extraire une information sur le contenu intégré de vapeur d'eau.

C. METHODES D'INVERSION DE LA CORRECTION TROPOSPHERIQUE

Nous avons vu dans la partie précédente que le modèle de transfert radiatif permettait d'exprimer les températures de brillance en fonction de paramètres géophysiques. En inversant les équations du modèle, il est alors en théorie possible d'estimer les paramètres désirés. Il existe de nombreuses méthodes de restitution de la correction troposphérique humide. On distingue trois grandes familles d'algorithmes d'inversion : les algorithmes physiques, les statistiques et les semi-statistiques.

Les algorithmes physiques sont basés sur l'inversion numérique du modèle de transfert radiatif. Ce sont des méthodes itératives qui cherchent la combinaison des paramètres géophysiques qui minimise l'écart entre les températures de brillance observées et les températures de brillance simulées par le modèle de transfert radiatif. Ces procédures itératives nécessitent l'initialisation du vecteur de paramètres géophysiques par une valeur a priori. Elles utilisent des méthodes numériques d'optimisation telles que les méthodes de Newton ou de Quasi-Newton.

Les méthodes statistiques visent à établir une relation empirique entre la grandeur à estimer et les températures de brillance. Des méthodes de régressions statistiques sont employées pour mettre en relation les températures de brillance mesurées à la grandeur à estimer. Pour ce faire, on crée une base d'apprentissage sur laquelle sera appliquée la méthode de régression. Par exemple, la base peut être constituée de mesures de correction troposphérique humide obtenues par radiosondage et colocalisées avec les températures de brillance mesurées par un radiomètre. Notons que les fonctions inverses construites ainsi sont spécifiques à l'instrument et ne peuvent donc être appliquées à un autre radiomètre. L'avantage des méthodes statistiques est qu'une connaissance précise de la physique du transfert radiatif n'est pas nécessaire. La méthode donne souvent de meilleurs résultats que les méthodes purement physiques. Ces dernières sont limitées d'une part, par la complexité de la fonction à inverser, et de l'autre, par notre connaissance restreinte du transfert radiatif, en particulier pour des atmosphères diffusantes (présence de pluie et de nuages convectifs). De ce fait, les modèles de transfert radiatif sont souvent simplifiés pour faciliter l'inversion (Sohn et Smith 2003). Enfin, les solutions du problème d'optimisation se montrent sensibles à l'initialisation des paramètres géophysiques.

En revanche, pour les méthodes statistiques la cohérence physique des résultats est uniquement contrainte et ce de façon indirecte par la base d'apprentissage. De ce fait, la qualité des mesures utilisées dans la phase d'apprentissage et leur représentativité a un impact important sur les performances de la méthode. Enfin, les méthodes d'inversion statistiques ont tendance à lisser les relations. Par construction, les méthodes statistiques cherchent à reproduire le comportement moyen, celui qui convient à une majorité de données. Les performances du modèle d'inversion seront donc moindres pour les régions ayant des profils atmosphériques atypiques. Dans ce cas, il peut être utile de passer à des modèles régionaux

pour lesquels la base d'apprentissage utilisée sera davantage représentative de la dynamique présente dans ces régions.

Les méthodes semi-statistiques permettent de tirer avantage des deux précédentes familles. Une base d'apprentissage est construite à partir d'un échantillon représentatif de l'ensemble des situations océaniques et atmosphériques possibles. Les températures de brillance sont ensuite simulées à l'aide d'un modèle de transfert radiatif. La relation entre températures de brillance et correction troposphérique est alors obtenue par régression statistique. Par rapport, aux méthodes purement statistiques, la fonction inverse estimée est davantage contrainte physiquement par le modèle de transfert radiatif qui sert à simuler les températures de brillance. Ces modèles d'inversion conservent cependant les désavantages des méthodes statistiques : la qualité du modèle dépend fortement des données utilisées à l'apprentissage et les relations entre paramètres géophysiques et températures de brillance tendent à être lissées.

Depuis les années 1990, les algorithmes de restitution de la correction troposphérique mis en œuvre pour les missions altimétriques sont généralement semi-statistiques. Ils sont pour la plupart basés sur une régression paramétrique log-linéaire de la forme:

$$dh = B_0 + \sum_{i \in I} B_i \ln(280 - T_{B_i})$$

où dh est la correction troposphérique humide en cm, les T_{B_i} sont les températures de brillance mesurées aux fréquences i du radiomètre.

A titre d'exemple, les fréquences utilisées sur Topex/Poseidon sont $i \in \{18,21,37\}GHz$. Les B_i sont les coefficients à déterminer par la régression. Pour la mission NASA/CNES Topex/Poseidon et celles qui ont suivi, l'algorithme comporte en fait deux étapes de régression successives. De plus amples détails sur cet algorithme sont donnés dans le chapitre 4. Le lecteur peut aussi se référer à Keihm et al. (1995) pour plus de détails.

Pour les missions altimétriques de l'ESA, bien que seulement deux températures de brillance, à 23,8 GHz et 36,5 GHz, soient utilisées pour l'inversion, un principe similaire a été appliqué jusqu'à la mission Envisat. Pour cette dernière, le principe d'inversion est resté le même, cependant, l'inversion par régression log-linéaire a laissé place aux réseaux de neurones. L'algorithme neuronal, dans le cadre de cette mission, a montré de meilleurs résultats, en terme d'erreur quadratique moyenne, que la régression paramétrique (Obligis et al. 2006). Les réseaux de neurones présentent l'avantage de pouvoir être utilisés même lorsqu'on ne dispose d'aucune information a priori sur la forme de la fonctionnelle. Ils permettent également de prendre en compte les relations non-linéaires. La base de données d'apprentissage a été construite à partir d'analyses ECMWF. La même stratégie a été mise en œuvre pour la mission SARAL/AltiKa.

De plus amples détails sur les algorithmes utilisés sur les missions Jason-1 et Envisat sont donnés dans le chapitre 4.

IV. ETALONNAGE ET SUIVI DES RADIOMÈTRES

En réalité, les radiomètres micro-ondes ne mesurent directement ni la correction troposphérique humide, ni les températures de brillance. En effet, l'énergie mesurée par l'antenne se traduit dans le circuit électrique de l'instrument par une tension électrique, ou par un compte lorsque le signal est numérique. L'étape d'étalonnage a pour objectif de convertir les comptes d'antenne ou la tension électrique en températures de brillance.

L'étalonnage des radiomètres est généralement réalisé en trois phases :

- une phase préparatoire qui a lieu au sol dont l'objectif est de caractériser les propriétés de l'instrument.
- un suivi régulier en vol qui permet de déterminer régulièrement le gain du système à partir de comptes d'étalonnage. Cette phase permet d'ajuster l'étalonnage de l'instrument aux conditions réelles rencontrées dans l'espace. Elle permet notamment d'adapter l'étalonnage en cas de dérive instrumentale.
- Une phase d'ajustement réalisée après le lancement de la mission. L'objectif est de rendre compatible la distribution statistique des températures de brillance mesurées avec la méthode d'inversion de la correction troposphérique humide.

A. ETALONNAGE AU SOL

L'objectif de l'étalonnage au sol est de caractériser au mieux la réponse du système dans les conditions proches des conditions opérationnelles dans l'espace. Cette phase est réalisée en laboratoire, par exemple dans des chambres à vide thermique. Ce travail est réalisé en deux étapes : 1) transformer la tension électrique en température d'antenne ; 2) transformer la température d'antenne en température de brillance.

La première étape consiste à déterminer la température d'antenne à partir de la tension mesurée par le récepteur. La relation entre les deux grandeurs est établie empiriquement à l'aide d'une série de mesures dans une chambre à vide thermique. La relation entre la tension du système et la température d'antenne est supposée linéaire : on la définit par un coefficient de gain et un biais.

La deuxième étape va permettre de transformer la température d'antenne en température de brillance. La température d'antenne résulte de la somme des radiations provenant de toutes directions. L'antenne est cependant orientée : elle est ainsi plus sensible aux radiations provenant de sa direction de visée : c'est le lobe principal. La contribution des radiations dans les autres directions correspond à des lobes secondaires, dus notamment aux effets de bord de l'antenne. Or, seules les radiations provenant de la direction de visée du satellite sont pertinentes pour estimer la correction troposphérique. Pour estimer, la température de brillance uniquement dans la direction de visée, il faut donc retirer de la température d'antenne, la contribution des lobes secondaires. Ce sont ces contributions qui sont estimées à cette étape.

B. SUIVI EN VOL

Les paramètres d'étalonnage établis au sol ont besoin d'être ajustés après le lancement de la mission pour corriger les erreurs présentes dans les paramètres instrumentaux caractérisés au sol. En effet, les conditions de test au sol ne sont pas tout à fait représentatives des conditions en vol.

1. ETALONNAGE EN DEUX POINTS

Les radiomètres intègrent pour la plupart un système d'étalonnage. Il est basé sur l'observation de deux références. Ces deux mesures permettent d'estimer le gain et le biais du système qui sont obtenus par interpolation linéaire.

Un système d'étalonnage classique est composé d'une référence chaude et d'une référence froide. La référence chaude est une cible interne au radiomètre à température ambiante mesurée très précisément par une thermistance. Le fond cosmologique est choisi comme référence froide : la température des rayonnements perçus reste relativement stable à environ 2,7 K. Ces 2 températures extrêmes et les comptes correspondant sont alors utilisés pour estimer régulièrement (plusieurs fois le long de l'orbite) le gain du radiomètre. C'est ensuite cette valeur de gain qui permet de transformer les comptes mesurés par le radiomètre en température d'antenne. C'est le système utilisé sur les missions Envisat, ERS-1/2 et Topex/Poseidon. Pour les missions Jason, la référence froide est remplacée par une diode de bruit interne au radiomètre émettant une température connue.

La qualité des mesures des températures de brillance est très dépendante de la qualité des composants électroniques et de leur stabilité au cours du temps. La dégradation d'un des composants nécessite donc de réajuster l'étalonnage du radiomètre. De même, garantir la stabilité du système d'étalonnage est également primordial, sous peine de modifier à tort l'étalonnage de l'instrument.

Ainsi d'autres procédés ont été développés pour permettre une fois l'instrument en vol de contrôler et de surveiller l'étalonnage des radiomètres. La difficulté pour évaluer l'étalonnage d'un instrument est de trouver une référence, idéalement absolue et sans biais.

2. REFERENCES AUXILIAIRES FROIDES ET CHAUDES.

Pour compléter et pallier à certains défauts du système d'étalonnage intégré à la mission, Ruf (2000) propose d'utiliser des références chaudes et froides auxiliaires présentes au sol. Les références se doivent d'être toutes deux stables dans le temps et très peu sensibles aux changements climatiques.

a) Référence froide

La première référence froide proposée par Ruf (2000) est construite à partir des températures de brillance les plus froides mesurées par le radiomètre. Il a en effet remarqué que ces températures de brillance sont facilement modélisables et apparaissent fréquemment. En étudiant la distribution statistique des températures de brillance les plus froides, une estimation du minimum théoriquement observable des températures de brillance est réalisée. C'est cette statistique qui est utilisée comme référence et considérée comme très peu

influencée par les changements climatiques. En effet, ce minimum dépend principalement de la température de la surface de la mer (Sea Surface Temperature ou SST) et du contenu de vapeur d'eau (water vapor ou wv) dans l'atmosphère. Brown et al. (2009) montrent que le minimum de température théoriquement observable peut néanmoins être déterminé pour une grande variété de conditions de température de surface et de contenu en vapeur d'eau atmosphérique. Il faudrait ainsi un changement significatif dans les conditions climatiques pour que l'estimation de ce minimum soit biaisée. Cette référence est toutefois sensible à la variabilité annuelle qu'il convient de corriger. Elle dépend en effet du contenu intégré en vapeur d'eau atmosphérique et de la température de surface qui suivent un cycle saisonnier. Notons également que la position géographique de ce point de minimum froid peut varier au cours du temps.

Des travaux sont encore en cours de développement pour améliorer et faciliter l'application de cette méthode. En particulier, les conditions de faibles températures de brillance étant faciles à simuler, il est possible d'estimer l'incertitude sur la borne minimum obtenue sur les mesures radiométriques en la comparant à la borne minimum obtenue grâce à un modèle de transfert radiatif combiné à des analyses météorologiques. L'ajout d'un modèle de transfert radiatif permet également d'étalonner des instruments dont la géométrie de visée ou les fréquences de mesures ne sont pas tout à fait identiques (Kroodsma et al. 2012).

Des références froides supplémentaires ont également été considérées comme par exemple le plateau antarctique ou le plateau du Groenland (Eymard et al. 2005). L'Antarctique a l'avantage d'avoir une atmosphère sèche, avec une faible variabilité temporelle. Il faut toutefois prendre en compte l'influence du cycle solaire annuel. Pour le Groenland, il faut tenir compte de la fonte des glaces qui engendre de fortes variations dans les températures de brillance. La température de brillance minimale de l'océan froid reste cependant la cible froide et la référence auxiliaire (vicarious calibration en anglais) privilégiée pour l'étalonnage du radiomètre.

b) Référence chaude

Certaines zones de la forêt amazonienne ont été sélectionnées pour servir de point de référence chaude de par leur propriété d'émissivité (Figure 14). Les températures de brillance observées sur ces lieux sont très peu influencées par la polarisation de l'instrument, par l'angle d'incidence ou par la fréquence des mesures. En ce sens, la forêt tropicale amazonienne a un comportement très proche d'un corps noir. Elle constitue donc une zone privilégiée pour transférer l'étalonnage d'un instrument à un autre. Cependant, l'effet diurne est significatif. Il est donc nécessaire de corriger cet effet soit par un modèle, soit en étudiant la réponse du radiomètre sur des mesures colocalisées avec d'autres instruments. (Brown, 2005). Notons que les zones sélectionnées ne contiennent pas de cours d'eau dont l'effet sur le signal mesuré n'est pas indépendant des caractéristiques des radiomètres.

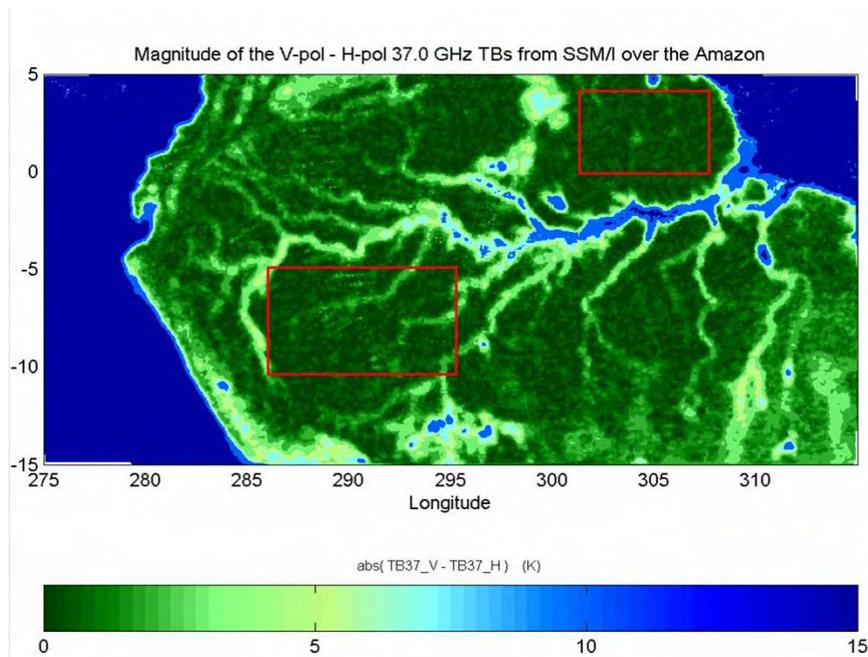


Figure 14 : Régions de l'Amazonie utilisées comme référence auxiliaire chaude pour l'étalonnage des radiomètres micro-ondes. Elles présentent des caractéristiques proches du corps noir avec une influence faible de la polarisation, de l'angle d'incidence et de la fréquence (source: Brown et Ruf, 2005).

D'autres zones géographiques ont également été considérées telles que le désert du Sahara. Cette région présente l'avantage d'avoir une surface très homogène, très sèche et la fréquence des pluies est faible. Elle ne possède cependant pas les propriétés d'un corps noir : les températures de brillance qui y sont mesurées dépendent de la fréquence, de l'angle d'incidence et de la polarisation des mesures. Pour cette région, il est de plus nécessaire de prendre un compte le cycle diurne et le cycle annuel qui influent sur les propriétés d'émission de la surface (Eymard et al. 2005).

3. COMPARAISON À D'AUTRES RADIOMÈTRES.

Une autre approche couramment utilisée pour contrôler et suivre l'étalonnage d'un instrument est de comparer ses températures de brillance à d'autres radiomètres ayant des caractéristiques similaires tant au niveau de la visée que des fréquences utilisées. En général, les comparaisons sont faites sur des mesures colocalisées (points de croisement ou simultaneous nadir overpass), c'est-à-dire pour des mesures réalisées approximativement au même endroit et au même instant pour minimiser les biais liés aux différences d'échantillonnage. Les conditions météorologiques, en particulier l'humidité troposphérique, sont hautement variables. Les mesures sont en général considérées comme colocalisées si elles sont réalisées à moins d'une heure d'écart et à une distance maximum de 100km.

Ainsi, les radiomètres au lancement de leur mission sont souvent ajustés sur la mission précédente. En effet, les nouvelles générations de missions altimétriques sont généralement lancées sur la même orbite que la mission antérieure : c'est la phase tandem. Pendant cette phase, les satellites se suivent à un intervalle proche. Les températures de brillance sont comparées à la mission précédente considérée comme bien étalonnée. Ces

conditions permettent de faciliter l'étalonnage de la nouvelle mission : les scènes observées par les deux missions sont similaires à quelques minutes près et les caractéristiques des radiomètres sont également proches. Cette méthode d'étalonnage est limitée par les différences technologiques entre les deux missions : la dernière mission a profité des dernières innovations technologiques ce qui peut générer certaines disparités dont il faut tenir compte lors de l'analyse.

4. COMPARAISON A DES TEMPERATURES DE BRILLANCE SIMULEES

A partir d'analyses météorologiques et d'un modèle de transfert radiatif, il est possible de simuler les températures de brillance à une fréquence et à un angle d'incidence donnés. On peut ainsi comparer des températures de brillance simulées aux températures de brillance observées par le radiomètre pour une situation identique. Il est également préférable de colocaliser les données météorologiques aux mesures radiométriques pour réduire les biais d'échantillonnage. L'efficacité de cette méthode repose sur la qualité du modèle de transfert radiatif et des analyses météorologiques.

Par rapport aux mesures instrumentales, les modèles météorologiques ont en effet tendance à sous-estimer la variabilité atmosphérique notamment dans les tropiques où l'activité convective est importante. Les incertitudes sur les modèles de transfert radiatif ou météorologiques sont également plus importantes pour des conditions nuageuses et pluvieuses. Par construction, les modèles météorologiques, limités par leur résolution, tendent à lisser les dynamiques. En effet, les modèles météorologiques ne peuvent implicitement tenir compte de phénomènes dont l'échelle est inférieure à leur pas de discrétisation. Les phénomènes de petite échelle tels que les nuages et les orages peuvent néanmoins avoir un effet significatif à l'échelle du modèle. Pour en tenir compte, de nouveaux forçages sont introduits dans les modèles et leur influence sur les sorties est explicitement décrite de manière statistique ou physique par le biais d'équations : c'est l'étape de paramétrisation du modèle. Aussi, la représentativité des modèles, dans les régions tropicales notamment, dépend fortement de cette paramétrisation.

Les températures de brillance peuvent également être simulées à partir de profils atmosphériques obtenus par radiosondage. Il faut tout de même apporter une information supplémentaire sur la surface océanique.

L'avantage de cette méthode est la quasi-indépendance des sources de données par rapport aux radiomètres. En effet, les principes utilisés pour l'estimation des températures de brillance à partir des radiomètres, des modèles météorologiques ou encore des radiosondes sont différents. Les radiomètres, fonctionnant tous sur le même principe général, peuvent avoir des erreurs communes qui ne serait alors pas visibles par comparaison entre radiomètres. La comparaison à des mesures autres que radiométriques permet ainsi de ne pas occulter les biais intrinsèques à la radiométrie micro-ondes.

5. COMPARAISON DES PRODUITS GEOPHYSIQUES

Une manière plus indirecte de vérifier l'étalonnage des radiomètres est de comparer les produits géophysiques construits à partir des températures de brillance. Dans le cas de

cette étude, la comparaison peut se faire avec les produits de contenu en vapeur d'eau atmosphérique ou avec ceux de correction troposphérique humide.

La comparaison peut être réalisée avec un modèle météorologique, des radiomètres et même avec d'autres instruments telles que les radiosondes ou encore le GPS. Comme pour les méthodes précédentes, les comparaisons sont de préférence réalisées sur des colocalisations.

Cette méthode permet de comparer des radiomètres n'ayant pas forcément les mêmes caractéristiques par exemple en termes de fréquence ou de géométrie de visée. En effet, le contenu en vapeur d'eau mesuré, contrairement aux températures de brillance, doit en théorie être indépendant des caractéristiques du radiomètre.

Les radiosondes ou les GPS permettent d'analyser les mesures radiométriques à l'aide de mesures indépendantes par rapport au traitement de la donnée. Le désavantage de cette méthode est lié à la répartition des radiosondes et des stations GPS. Celles-ci sont principalement situées à proximité des côtes et leur présence en plein océan est relativement limitée. Ainsi, la comparaison n'est pas forcément représentative du comportement des radiomètres en pleine mer, d'autant plus que les performances des radiomètres sont très fortement altérées dans les régions côtières. Les terres dans le champ de vision du satellite contaminent en effet les températures de brillance. Etant donné l'emprunte au sol du lobe principal, il est considéré que les températures de brillance mesurées par les radiomètres actuels sont affectées par les terres pour une distance à la côte inférieure à 50 km. De ce fait, ce mode de comparaison n'est pas toujours pertinent.

C. AJUSTEMENT DES TEMPÉRATURES DE BRILLANCE

Une dernière étape d'étalonnage peut être nécessaire avant de transformer les températures de brillance en produit géophysique, de correction troposphérique ou de contenu intégré de vapeur d'eau.

En effet, pour les méthodes d'inversion semi-statistiques, une base d'apprentissage est utilisée pour inférer la relation entre températures de brillance et correction troposphérique humide. Les données de la base d'apprentissage peuvent être issues de modèles ou encore de radiosondages. A partir des profils atmosphériques, les températures de brillance sont simulées. Selon les données et le modèle de transfert radiatif utilisés, il peut exister des biais entre les températures de brillance mesurées par le radiomètre et les simulations.

Pour que la restitution de la correction troposphérique soit optimale, il faut que les températures de brillance mesurées aient une distribution statistique en accord avec celle de la base d'apprentissage. Dans le cas contraire, la relation d'inversion apprise sur la base d'apprentissage n'est pas adaptée aux mesures réelles et l'estimation de la correction troposphérique peut être biaisée.

Ainsi, en considérant que les biais observés ne sont pas liés à la représentativité de la base d'apprentissage, les températures de brillance mesurées peuvent être statistiquement

ajustées aux simulations pour supprimer si possible les biais et améliorer la cohérence des distributions statistiques. L'étape d'ajustement est généralement réalisée durant les premiers mois suivant le lancement de la mission. On sélectionne les mesures colocalisées au modèle ou aux radiosondes, selon la constitution de la base d'apprentissage, pour établir les coefficients d'ajustement. L'ajustement est le plus souvent linéaire. Il est réalisé par régression statistique.

A noter que la distribution relative des températures de brillance simulées et mesurées peut varier de façon saisonnière dans le temps. En effet, des biais peuvent être liés à certaines conditions météorologiques particulières dont l'occurrence peut varier au cours du temps et des saisons. Il convient alors d'accumuler assez de données pour que la relation se stabilise et soit représentative. Dans le cas contraire, l'ajustement peut être biaisé.

C'est par exemple la stratégie employée sur la mission SARAL : un ajustement linéaire est réalisé entre les mesures du radiomètre AltiKa et les analyses du modèle ECMWF. C'est en effet à partir de ces derniers que la base d'apprentissage, dont dépend l'algorithme de restitution, est construite. Sur la mission Envisat, l'ajustement entre le modèle ECMWF et les mesures radiométriques est réalisé directement en réglant les paramètres du modèle radiométrique d'étalonnage.

V. CONCLUSION

Nous avons présenté dans cette partie le principe de mesure de la correction troposphérique humide par radiométrie micro-ondes. Pour parvenir à cette mesure, de nombreuses étapes sont nécessaires. En premier lieu, le radiomètre doit être soigneusement étalonné avant de fournir les températures de brillance. Celles-ci doivent ensuite être ajustées pour les rendre compatibles avec la méthode inverse qui permet de déduire la correction troposphérique humide. Toutes ces étapes forment une chaîne de traitement complexe. Chaque mission possède sa chaîne de traitement avec ses spécificités propres. Des erreurs peuvent être introduites à chaque étape. De plus, les instruments tendent à se dégrader et il convient de surveiller leur stabilité. Différentes méthodes ont été proposées afin d'analyser l'étalonnage d'un radiomètre.

De notre côté, nous nous intéresserons à l'étalonnage, sur la période 2004-2010, des radiomètres JMR et MWR présents respectivement sur les missions altimétriques Jason-1 et Envisat. Dans les parties suivantes, nous étudierons donc les différences entre les deux radiomètres en termes de correction troposphérique humide mais aussi de températures de brillance. L'étude sera réalisée par comparaison avec d'autres radiomètres. Nous tâcherons de caractériser la dynamique temporelle et spatiale des disparités dans le but d'en déterminer l'origine. Nous verrons également si les méthodes d'inversion sont susceptibles de générer des différences dans les produits finaux de correction troposphérique humide.

CHAPITRE 3 : ETUDES DES PRODUITS DE CONTENU INTEGRE DE VAPEUR D'EAU ATMOSPHERIQUE

Ce chapitre contient la première étude réalisée dans le cadre de cette thèse sur la cohérence des produits de correction troposphérique JMR et MWR entre 2004 et 2010. La correction troposphérique humide est étudiée de façon indirecte à travers les produits de vapeur d'eau atmosphérique. On tire en effet partie de la très forte corrélation entre ces deux grandeurs. Cela permet d'utiliser comme références complémentaires à l'étude le radiomètre AMSR-E de la mission d'observation de la Terre Aqua et les réanalyses ERA-Interim du centre ECMWF. Les résultats de cette étude ont fait l'objet d'un article accepté dans Journal of Atmospheric and Oceanic Technology. Notons notre participation à une étude aux objectifs similaires réalisée par Legeais et al. (2014) et soumise au journal Ocean Science. Dans celle-ci, la cohérence des produits de correction troposphérique a été analysée sur l'ensemble de l'ère altimétrique. L'article est présenté en annexe.

SOMMAIRE

I.	RÉSUMÉ DE L'ARTICLE.....	40
II.	ARTICLE ACCEPTÉ DANS JTECH.....	42
	A. ABSTRACT.....	42
	B. INTRODUCTION.....	43
	C. WATER VAPOR, INSTRUMENTS AND DATASETS.....	45
	1. <i>Relationship between the integrated water vapor content and the wet tropospheric path delay</i> 45	
	2. <i>Radiometer and mission characteristics</i>	47
	3. <i>Harmonization of the data</i>	48
	D. RELATIVE ERRORS.....	50
	1. <i>Spatial distribution of water vapor</i>	50
	2. <i>Water vapor trends</i>	53
	3. <i>Space-time dynamics of water vapor</i>	57
	E. ESTIMATION OF THE ABSOLUTE ERROR STANDARD DEVIATION: TRIPLE COLLOCATION ANALYSIS.....	62
	F. INTERPRETATION AND DISCUSSION.....	66
	1. <i>Interpretation of the results</i>	66
	2. <i>Expected impacts on the wet tropospheric path delay</i>	69
	G. CONCLUSION AND PERSPECTIVES.....	71

I. RÉSUMÉ DE L'ARTICLE

L'article porte sur la comparaison des produits de contenu intégré en vapeur d'eau atmosphérique entre 2004 et 2010. Travailler sur la vapeur d'eau atmosphérique permet à la fois de comparer les radiomètres MWR et JMR mais également d'intégrer à la comparaison, le radiomètre à large fauchée AMSR-E et les réanalyses ERA-Interim. En effet, les estimations finales du contenu intégré en vapeur d'eau devraient être homogènes et ne devraient ni dépendre des caractéristiques de l'instrument ni du modèle utilisé. La très forte relation statistique entre le contenu intégré de vapeur d'eau atmosphérique et la correction troposphérique humide sera mise à profit pour en apprendre davantage sur la cohérence des produits de correction troposphérique.

Les données d'AMSR-E, fournies par l'équipe RSS¹³, ont naturellement servi de référence pour cette étude. Le radiomètre AMSR-E a été inter-étalonné avec les radiomètres SSM/I, un ensemble de radiomètres dédiés aux prévisions météorologiques. Le retraitement des mesures SSM/I, par la même équipe, a permis de former la plus longue série de mesures homogènes de vapeur d'eau. Elle débute en effet en 1987. Les données issues des réanalyses ERA-Interim sont utilisées en tant que point de comparaison complémentaire. Ces réanalyses ont également pour objectif de fournir une série de champs atmosphériques, notamment de vapeur d'eau, homogène depuis 1989.

Pour l'étude, le format des données est harmonisé : les données sont mises sous forme de grilles mensuelles dont la résolution est de 3 degrés. Par rapport à une analyse par points de croisement, le bruit d'échantillonnage est plus élevé, mais la dégradation de la résolution des données permet de conserver le même espace géographique pour chaque mois de l'étude. Le choix du pas de grille est un compromis entre une résolution fine permettant d'observer des phénomènes aux petites échelles et un nombre assez conséquent de mesures par boîte pour garantir la significativité des estimations.

La cohérence entre les différents produits de vapeur d'eau est analysée statistiquement. L'accord entre les différentes distributions de vapeur d'eau est quantifié à l'aide de statistiques descriptives. La dynamique temporelle, au niveau global et régional, est étudiée à travers la modélisation statistique des séries temporelles suivant un modèle additif classique contenant une moyenne globale, une tendance, une composante saisonnière et des résidus aléatoires. Enfin, le bruit d'estimation est estimé pour chaque produit à l'aide de la méthode de « triple collocation ».

L'analyse fait ressortir une bonne cohérence globale entre les différents produits : leur distribution spatiale est similaire et une bonne corrélation des séries temporelles globales est observée. Des différences significatives se retrouvent cependant dans les tendances à long-terme estimées du contenu intégré en vapeur d'eau. Elles résultent d'une réponse différente des produits aux phénomènes ENSO¹⁴, un des moteurs majeurs de la dynamique

¹³ Remote Sensing Systems

¹⁴ El Niño Southern Oscillation

interannuelle de la vapeur d'eau atmosphérique. Notons cependant que chaque produit montre une dynamique différente et qu'il est difficile de déterminer celle qui est la plus vraisemblable.

Certains comportements atypiques ont toutefois été détectés :

- Pour les réanalyses ERA-Interim, la tendance observée, surtout dans les tropiques, est beaucoup plus forte qu'avec les radiomètres. Notons cependant que dans les régions où l'activité convective est importante, les radiomètres et les modèles météorologiques peuvent être biaisés. Les mesures des radiomètres micro-ondes sont inadaptées aux conditions de forte pluie. Ces mesures sont donc filtrées et engendrent donc un biais par manque de représentativité des conditions observées. Les modèles sont quant à eux sensibles à la paramétrisation permettant de prendre en compte l'activité nuageuse. De ce fait, il est plus difficile de quantifier les erreurs dans ces régions.
- Pour JMR, on note une hausse du bruit d'estimation des moyennes mensuelles par boîte lors des périodes durant lesquelles de nombreuses mesures sont manquantes. De nombreuses interruptions ont en effet eu lieu entre 2006 et 2009 et correspondent à des moments où la mission Jason-1 fut en mode de survie. Pendant ces périodes, l'observation de la dynamique interannuelle est donc plus difficile. On note également une potentielle dérive de l'étalonnage de l'instrument après 2008.
- Pour MWR, un signal annuel très particulier est visible. Des différences dans les régions côtières apparaissent alternativement dans l'hémisphère nord puis sud suivant un cycle annuel. Cette dynamique pourrait suggérer une anomalie dans la correction des lobes secondaires du radiomètre. Une contribution surestimée des terres via les lobes secondaires en été pourrait expliquer ce phénomène.

L'analyse des produits de vapeur d'eau a permis de soulever des potentiels problèmes dans l'étalonnage des radiomètres, que ce soit pour JMR ou MWR. Il reste cependant à confirmer l'existence de ces problèmes et à déterminer plus précisément leurs causes. Pour cela, des analyses complémentaires sont nécessaires.

Dans les chapitres suivants de ce manuscrit, nous tenterons d'éclaircir les causes potentielles des différences observées entre les radiomètres JMR et MWR. Dans un premier temps, nous comparerons les algorithmes d'inversion de la correction troposphérique. L'objectif sera de déterminer quelles différences peuvent être générées à cette étape. Dans un second temps, les températures de brillance seront analysées. Si les anomalies observées résultent de problèmes liés à l'étalonnage des radiomètres, elles devraient également être apparentes dans les températures de brillance.

TREND AND VARIABILITY OF THE ATMOSPHERIC WATER VAPOR: A MEAN SEA LEVEL ISSUE

Soulivanh Thao⁽¹⁾, Laurence Eymard⁽²⁾, Estelle Obligis⁽¹⁾, Bruno Picard⁽¹⁾,

⁽¹⁾*CLS, 8-10 rue Hermès, 31520 Ramonville Saint-Agne, France, Email:stbao@cls.fr*

⁽²⁾*LOCEAN/CNRS, 4, place Jussieu 75252 PARIS Cedex 05, France*

A. ABSTRACT

The wet tropospheric path delay is presently the main source of error in the estimation of the mean sea level by satellite altimetry. This correction on altimetric measurements, provided by a dedicated radiometer aboard the satellite, directly depends on the atmospheric water vapor content. Nowadays, water vapor products from microwave radiometers are rather consistent but important discrepancies remain. Understanding these differences can help us to improve the retrieval of water vapor and reduce at the same time the error on the mean sea level.

Three radiometers are compared: Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS (AMSR-E), Jason-1 Microwave Radiometer (JMR) and Envisat Micro-Wave Radiometer (MWR). Water vapor products are analyzed both in terms of spatial and temporal distribution over the period 2004-2010, using AMSR-E as a reference. The ERA-Interim reanalysis are also included in the study as an additional point of comparison. Overall, the study confirms the general good agreement between the radiometers: similar patterns are observed for the spatial distribution of water vapor and the correlation of the times series is better than 0.90. However, regional discrepancies are observed and a quantitative agreement on the trend is not obtained. Regional discrepancies are driven by the annual cycle. The JMR product shows discrepancies highly dependent on water vapor, which might be related to calibration issues. Furthermore, triple collocation analysis suggests a possible drift of JMR. MWR discrepancies are located in coastal regions and follow a seasonal dynamic with stronger differences in summer. It may result from processing of the brightness temperatures.

B. INTRODUCTION

The ocean mean sea level (MSL) is a key indicator of the global warming. Its long-term survey is an issue not only for climate evolution study, but also for economic and social consequences of its elevation.

The mean sea level evolution is monitored and studied using tide gauge records, satellite altimetry measurements and numerical models. Models are often combined with observations through assimilation techniques to improve the model outputs. Space observations play nowadays a major role in data assimilation. Indeed, satellites allow a nearly complete coverage of the ocean surface and data are provided in near real time.

Exploitation of altimetry measurements over ocean relies on the feasibility to correct the altimeter range for different perturbations. One of them, the wet tropospheric correction is nearly proportional to the integrated water vapor and is provided by a dedicated instrument, a microwave radiometer, operating around the water vapor absorption line (22 GHz).

The uncertainty on this correction is today a major part of the global mean sea level trend error budget. Any error on the wet path delay impacts directly the estimation of the sea level. Ablain et al. (2009) have estimated the wet path delay uncertainty at 0.3 mm/year over 1993-2008 whereas the MSL trend has been estimated as 3.11mm/year on the same period.

Most of the past and current radiometers onboard altimetry missions experienced drift problems, which are small compared to the natural variability of water vapor (inter-annual variations, seasonal cycle, and climate change). If uncorrected, these drifts can affect the estimation of the long term trend of water vapor. Moreover, the short lifespan of radiometers makes the observation of the water vapor evolution at a decadal time scale difficult. Thus, creating a homogenous, consistent and representative product of water vapor for climatic studies remains a challenge.

Reanalyses tackle this problem by trying to optimally combine models outputs and different sources of measurements (satellite and in-situ measurements) in order to provide “a multivariate, spatially complete and coherent record of the global and atmospheric circulations” (Dee et al. 2011). The consistency of the record is assured by using a single and unique assimilation scheme for the whole period. Reanalyses are expected to be representative of global and regional variations of the atmosphere at the diurnal, annual, inter-annual and even at decadal time scales to assess climate changes. Efforts are made to improve both the spatial and the temporal resolution of reanalyses. However, reanalyses are still affected by changes in the global observation system (e.g. change of instruments) and biases in the observations or the model. Therefore, knowledge of biases and drifts in the instruments included in the assimilation scheme is also essential.

Methods to detect and evaluate the drifts of radiometers are based on the long term survey of the measured brightness temperatures over stable targets (cold ocean or specific continental areas) (Brown et al. 2009; Eymard et al. 2005), on the comparison with

measurements from other radiometers (Zlotnicki et Desai 2004), or on the comparison with meteorological models (The European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, National Centers for Environmental Prediction) (Trenberth et al. 2005). These analyses show many inconsistencies and bring out the necessity to understand them.

The comparison of different estimations is tricky, because of inherent conception disparities: each mission has its own orbit, spatial and time resolution, processing and editing. Therefore, methodological considerations to implement these comparisons are needed to avoid artifacts and biases in the results.

While the final aim of our study is to improve the wet troposphere path delay for the long-term survey of the mean sea level, this paper is focusing on the atmospheric water vapor. Indeed, it is the main component of the wet troposphere path delay and its main source of variation. Moreover, water vapor in itself is a key indicator of climate change as it is for instance the most abundant greenhouse gas on Earth. Recent studies show that water vapor increased in the last decades, though not homogeneously over the ocean. Keihm et al. (2009) have estimated the global integrated water vapor trend at $0.0055 \pm 0.0012 \text{ g cm}^{-2} \text{ year}^{-1}$ for the period 1992-2005 using TOPEX Microwave Radiometer data. Trenberth et al. (2005) also found a positive water vapor trend of $0.0040 \pm 0.0009 \text{ g cm}^{-2} \text{ year}^{-1}$ between 1988 and 2003 using the Special Sensor Microwave/Imager (SSM/I) measurements.

The objective of our study is to assess the consistency of current radiometer products of water vapor, at the global and regional scale but also at different time scales (annual, inter-annual and long-term trend). The characterization of the discrepancies may help to distinguish natural variations of water vapor from systematic instrumental or algorithmic anomalies. Understanding where and when anomalies occur will help to pinpoint their causes. Such evaluations are necessary to identify areas where potential errors remain and to propose adequate corrections.

To do so, we chose to compare three radiometer products of water vapor between 2004 and 2010 from the Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS (AMSR-E), the Jason-1 Microwave Radiometer (JMR) and the Envisat MicroWave Radiometer (MWR). These three radiometers allow the comparison of three independently built datasets: the radiometers have a different architecture and each product was built using a different retrieval algorithm and editing criteria. JMR and MWR are radiometers onboard altimetry missions whereas AMSR-E is specifically built to study the Earth's water cycle. The latter has been inter-calibrated by RSS (Remote Sensing Systems) with the Special Sensor Microwave/Imager (SSM/I) and the Special Sensor Microwave Imager / Sounder (SSMIS) radiometer aboard Defense Meteorological Satellite Program (DMSP) satellites (Wentz et al. 2003). Measurements from SSM/I and SSMIS form the longest record of water vapor of the satellite era: reprocessed and homogeneous datasets are available since 1987. Hence, it represents one of the most elaborate records of water vapor (Trenberth et al. 2005). For these reasons, the AMSR-E water vapor product is used as a reference in our study.

At first, the analyses were also performed with SSMIS F16 which was launched in October 2003. It was however decided not to include SSMIS radiometers in this paper.

Indeed, it was chosen to only include radiometer products which have been processed independently. Comparing related products could lead to biases in the interpretation of the results, especially as the detection of anomalies is based on comparisons in this study. Our analyses indeed revealed that the agreement between AMSR-E and SSMIS F16 water vapor products is very good: in our study, AMSR-E and SSMIS F16 could almost have been used interchangeably. However, we assume that the good agreement is likely due to their inter-calibration. Thus, introducing SSMIS F16 as well AMSR-E in the comparison would have been redundant.

ERA-Interim will be used as an additional point of comparison. ERA-Interim is the latest global atmospheric reanalysis project from the ECMWF (Dee et al. 2011). The project aims, among other things, at providing a homogeneous and consistent record of water vapor since 1989 and is widely used in climate research community. AMSR-E brightness temperatures over ocean are assimilated in the ERA-Interim reanalysis, the two datasets are therefore not independent.

Section 2 presents the relationship between water vapor and wet tropospheric path delay, the instruments used and the radiometer datasets. The results of the analyses are divided into two parts. Section 3 is dedicated to the relative errors. Analyses from global and constant biases to dynamic and regional discrepancies are presented: the observed differences are analyzed in terms of intensity, spatial distribution, temporal trends and variability patterns. Section 4 concerns the estimation of the error standard deviation of each mission using the methodology called triple collocation. Section 5 is dedicated to interpretation and discussions of the results. Finally, the last section offers the conclusion and the perspectives of this study.

C. WATER VAPOR, INSTRUMENTS AND DATASETS

1. RELATIONSHIP BETWEEN THE INTEGRATED WATER VAPOR CONTENT AND THE WET TROPOSPHERIC PATH DELAY

The wet tropospheric correction in altimetry is required to correct the altimeter range from the additional delay due to water vapor molecules in the troposphere. Therefore, the integrated water vapor content and the wet tropospheric path delay are highly correlated. Their relationship is almost linear (Figure 15). However, they are not equivalent physical quantities as the wet tropospheric path delay also depends on temperature, pressure and humidity profiles of the atmosphere (Fu et Cazenave 2000):

$$dh = K \int \frac{\rho(z)}{T(z)} dz \quad (1)$$

where dh is the wet tropospheric path delay in cm, $\rho(z)$ is the density of water vapor at the altitude z in units of g cm^{-3} , $T(z)$ is the temperature at the altitude z and K is a constant equal to $1720.6 \text{ }^\circ\text{K cm}^3 \text{ g}^{-1}$.

Zlotnick and Desai (2004) took advantage of the strong relationship between the water vapor content and the wet tropospheric path delay to assess the wet tropospheric path delay of JMR using water vapor measurements from SSM/I and TRMM Microwave Imager (TMI). A polynomial transfer function was used to convert water vapor into wet tropospheric path delay. The relationship given by the transfer function is however not perfect as geographically correlated residual errors remain.

Since the wet tropospheric path delay is not available in the AMSR-E products from RSS, the original water vapor products from the three radiometers are directly compared to avoid introducing additional errors through the use of a transfer function. The following first-order approximation (Fu et Cazenave 2000) is used in this paper to have a rough idea of how water vapor impacts measurements of the sea level through the wet tropospheric path delay:

$$dh = 6.4 \times wv \quad (2)$$

with dh in cm and wv in $g\ cm^{-2}$. This relationship is notably used to translate water vapor trends into wet tropospheric path delay trends. The approximation might differ from the relation seen on Figure 1. Figure 1 has been computed from ECMWF profiles from 2008 and 2009: analyses are taken for the first of each month at 1200 UTC.

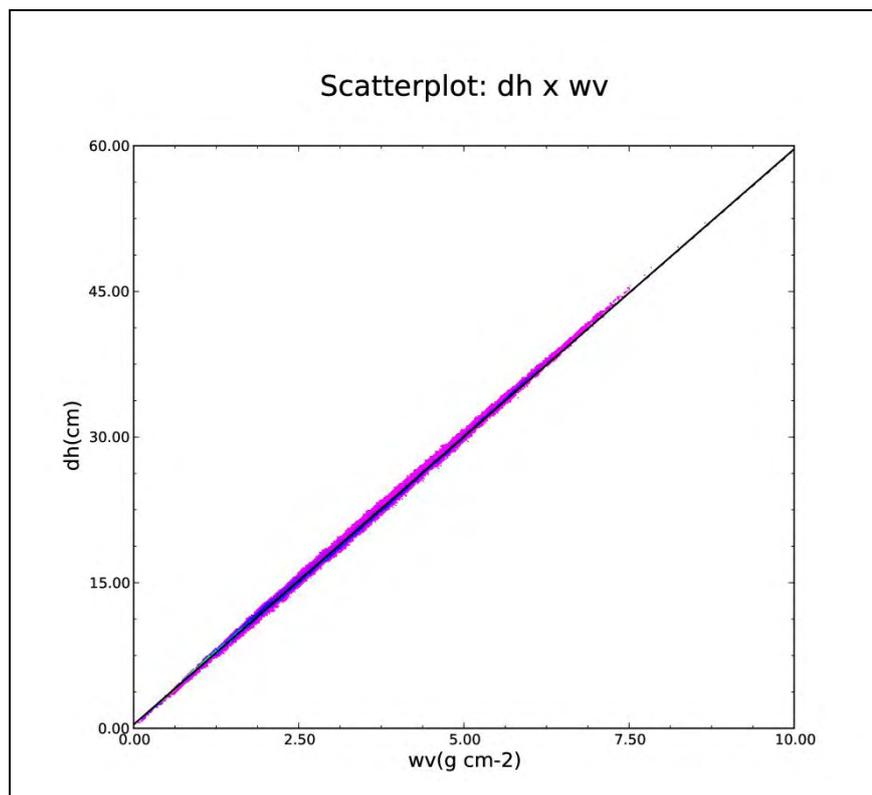


Figure 15. Scatterplot of wet tropospheric path delay (cm) versus integrated water vapor content ($g\ cm^{-2}$). Original atmospheric profiles come from ECMWF analyses from 2008 and 2009.

2. RADIOMETER AND MISSION CHARACTERISTICS

Main and nominal characteristics of the radiometers and their mission are summarized in Table 4. A change of orbit has occurred for Envisat in October 2010. The extension orbit had a new altitude of 782 km. In the extension orbit only the altitude is monitored meaning that the inclination may be drifting. In April 2012, Jason-1 was put in a drifting geodetic orbit at 1324.0 km following the anomaly at the end of February 2012 and early in March 2012, where Jason-1 was in Safe Hold Mode. AMSR-E stopped providing data since August 2011 due to the rotating mechanism of the radiometer being damaged.

Only data from 2004 to 2010 are considered in this paper. This corresponds to the period where all radiometers (including SSMIS F16) were in function. The study also stops in 2010 to minimize the effects of orbits changes. Full years were used to minimize annual effects on the estimation of the water vapor trends.

Table 4: Nominal characteristics of the studied radiometers and their mission

MISSION	JASON-1	AQUA	ENVISAT
Life in space	Dec 2001 – Jul 2013	May 2002 -	Mar 2002 - Apr 2012
Radiometer name	JMR	AMSR-E	MWR
channels (GHz)	18.7 23.8 34	6.9(V/H), 10.7(V/H), 18.7(V/H), 23.8(V/H), 36.5(V/H), 89.0(V/H)	23.8 36.5
spatial resolution (km)	41.6	21	20
Orbit		Sun-Synchronous circular	Sun-Synchronous
Inclination	62°	98.14°	98.6°
Cycle	10 days	16 days	35 days
Altitude	1336	705 km	799km

AMSR-E data that we used are produced by Remote Sensing Systems (RSS) and are provided in daily ascending and descending orbit grids with a resolution of 0.25°. The version v.07 of the reprocessed data is used. Envisat and Jason-1 datasets of water vapor take form of level 2, 1-Hz along-track products. Jason-1 data used are from the Geophysical Data Record. In this study, the version c of the GDR is used as it forms a homogeneous dataset over the period 2004-2010 for Jason-1. Envisat data used are from the Geophysical Data Record. In this study, the reprocessed version of the data (V2.1) is used. Data from cycle 9 to cycle 92 (from 2002 to 2011) were reprocessed into a homogeneous standard. ERA-Interim data are produced by ECMWF which provides daily fields at 0000, 0600, 1200, and 1800 UTC at a resolution of 0.75°.

The differences in the format of different data reflect the discrepancies in the spatiotemporal sampling of the radiometers. While the orbits of AMSR-E and ENVISAT are similar, the architecture of the radiometers differs. The radiometers of JASON-1 and ENVISAT are nadir-viewing radiometers while AMSR-E observes the earth with a conical-scanning mechanism allowing a rotation of the sensor over an azimuth angle of 132 degrees. In one scan, the measurements, made with an incidence angle of 55° , cover a swath width of 1400 km. A nearly complete coverage of the surface of Earth is achieved in two or three days.

AMSR-E has more channels than JMR and MWR. AMSR-E is a dual-polarized radiometer whose measurements of brightness temperature are made at the following frequencies: 6.9, 10.7, 18.7, 23.8, 36.5, 89.0 GHz. However, only the 18.7, 23.8, 36.5 GHz brightness temperatures are used in the water vapor retrieval algorithm (Wentz; Meissner 2007). JMR measurements are also performed at the 18.7, 23.8 and 34 GHz (Keihm et al. 1995). MWR has only two channels at 23.8 GHz and at 36.5GHz. Information on the sea surface roughness, usually given by a low frequency channel, is provided by the Ku-band backscattering coefficient of the RA-2 altimeter, aboard Envisat (Obligis et al. 2006).

Each mission uses a semi-statistical algorithm to retrieve the water vapor content and/or the wet tropospheric path delay from the brightness temperatures. Nevertheless, the statistical regression methods are different as well as the learning databases.

For AMSR-E, the water vapor is retrieved thanks to a two-step log-linear model, built on a global database consisting of radiosonde measurements (Wentz; Meissner 2007). As AMSR-E is used as the common reference, the choice has been done to perform the comparisons between water vapor products instead of the wet tropospheric path delay.

For JMR, a two-step log-linear model built on a radiosonde database is also used but to retrieve the wet tropospheric path delay. The integrated water vapor content provided in the product is then deduced using an empirical relationship between the wet tropospheric path delay and the integrated water vapor (Stum et al. 2012).

For MWR, a neural network regression applied on a global database consisting of ECMWF analyses is used and allows a direct retrieval of the water vapor from the brightness temperatures. Details of the neural network architecture used are provided in (Obligis et al. 2006).

The differences between missions in terms of spatial and temporal sampling, radiometer architecture or data processing methods could lead to static or time varying biases between the water vapor products. Those are essential information in order to detect instrumentals drifts from natural differences through mission inter-comparisons.

3. HARMONIZATION OF THE DATA

In order to use a common format for the datasets, each dataset is put into monthly grids between $\pm 66^\circ$ of latitude with a resolution of 3° . The choice of this spatial and

temporal resolution is a compromise between the highest possible resolution and a sufficient number of measurements per bin to provide a good statistical estimation of parameters, such as mean or standard deviation. For each dataset, only measurements, validated by their respective processing teams, are kept. Moreover, bins are rejected from the study if for a given month, less than 50 measurements are present in either one of the AMSR-E, JMR or MWR corresponding bins. Therefore, the number of valid bins remains constant at each time and for each mission. For the data from JMR and MWR, we only kept measurements whose distance to the coast is higher than 100 km to avoid the contamination of brightness temperatures by land. For ERA-Interim, the daily grids of water vapor at 0000, 6000, 1200 and 1800 UTC are averaged into monthly grids with a resolution of 3°. As for the radiometer, only bins also present in the radiometer grids are kept. In the following, we will consider one bin of monthly grids as the smallest unit of comparison. Therefore, variations with temporal scales smaller than a month are not considered.

The comparison of water vapor products from radiometers usually relies on the determination of the differences at crossover points or match-ups. The use of match-ups is justified by the high variability of water vapor. When match-ups are used, the noise of the differences between radiometers is minimized since both radiometers observe the same scene under the same conditions. But in this case, only a low fraction of satellite data is used, the number of match-ups can be low, and with a critical geographical distribution, depending on the geometry of the satellite orbits. For instance, the use of match-ups can not be considered for the comparison of AMSR-E and MWR since there are very few match-ups between the two missions. The repartition of bins containing at least one match-up between AMSR-E and JMR is given in Figure 16. The evolution of the number of bins with match-ups with respect to latitude and time is not uniform. For latitudes between -40 and 40 degrees, there is a gap in the data with very few crossovers about every two years. In this case, we consider that the analysis of match-ups will lack representativeness of the space and time dynamics of discrepancies.

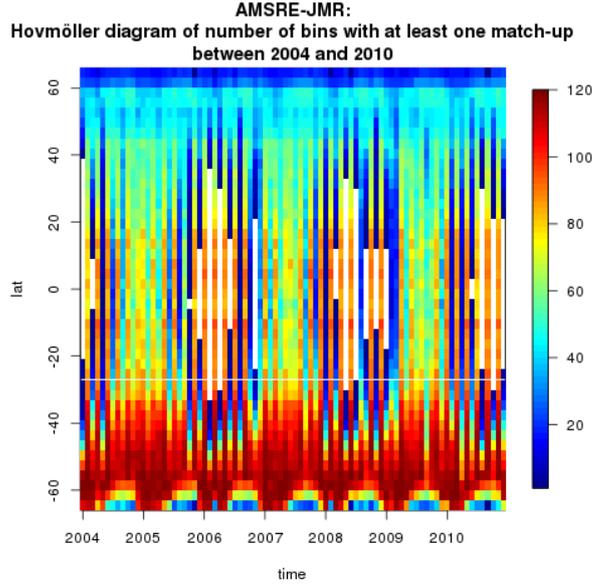


Figure 16. Hovmöller diagrams of number of bins with at least one match-up between AMSR-E and JMR.

D. RELATIVE ERRORS

In this section, relative errors of the MWR and JMR radiometers and the ERA-Interim reanalysis, with respect to AMSR-E, are studied. The differences are analyzed from static and global biases to local and dynamic discrepancies.

1. SPATIAL DISTRIBUTION OF WATER VAPOR

In this section, the geographical averaged distribution of water vapor is analyzed. Monthly maps of water vapor are averaged between 2004 and 2010 (Figure 17). Those maps show that water vapor is mainly structured according to latitude, with stronger values near the equator. Global statistics for the three radiometers and the reanalysis are close (Table 5). They indicate a global bias of 0.12 (respectively 0.13 g cm^{-2}) between AMSR-E products and JMR (respectively MWR) products. ERA-Interim shows higher values in average than the radiometers with a bias of 0.06 g cm^{-2} with AMSR-E. The variance of the four maps of averaged water vapor is very close. Maxima of the differences reach 0.37 g cm^{-2} . It represents a maximum difference of about 2.37 cm in terms of wet tropospheric path delay.

Table 5: Statistics of water vapor bins composing the averaged maps of water vapor between 2004 and 2010.

	AMSR-E	JMR	MWR	ERA-Interim	AMSR-E – JMR	AMSR-E – MWR	AMSR-E – ERA-Interim
μ (g cm ⁻²)	2.70	2.58	2.57	2.76	0.12	0.13	-0.06
σ (g cm ⁻²)	1.32	1.28	1.33	1.36	0.05	0.06	0.06
Min (g cm ⁻²)	0.75	0.66	0.66	0.68	-0.0	-0.04	-0.26
Max (g cm ⁻²)	5.57	5.34	5.62	5.77	0.31	0.37	0.18

JMR and MWR globally underestimate the water vapor content with respect to AMSR-E whereas ERA-Interim overestimates the water vapor content compared to the radiometers (Figure 18).

- For JMR, the differences increase with the water content. It explains why the discrepancies have the same structures as water vapor itself and why the largest differences are located in the tropics.
- For MWR, the largest differences concern coastal regions of the northern hemisphere and upwelling areas. The most important differences appear for water vapor content around 1g cm⁻². A second peak, although less important, is present for water vapor value around 4g cm⁻².
- For ERA-Interim, the water vapor is globally overestimated with respect to AMSR-E, especially in the tropics in the Atlantic and Pacific Oceans. However, the water vapor is underestimated in high latitudes of the southern hemisphere and in the coasts of Peru and Angola. The scatterplot shows a strong dependence of the discrepancies with water vapor up to 2 g cm⁻².

The three radiometers and ERA-Interim are consistent on the global scale but exhibit geographically correlated discrepancies at the regional scale. However, does the relative behavior between the radiometers remain stable over time and how do the regional discrepancies evolve with time? In the next part, analysis of time series is performed to check whether the three radiometers record the same temporal trend of the water vapor.

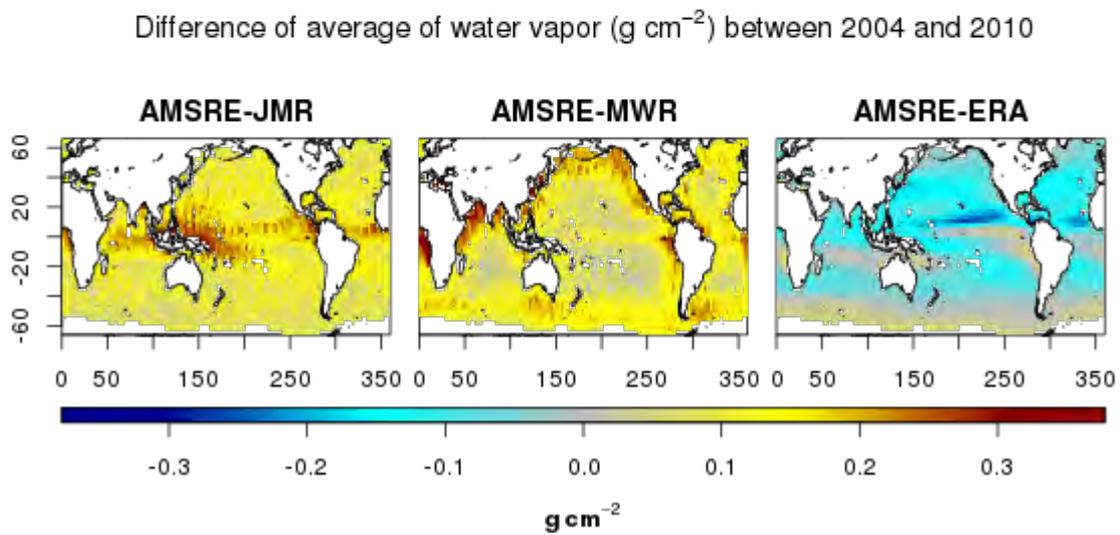
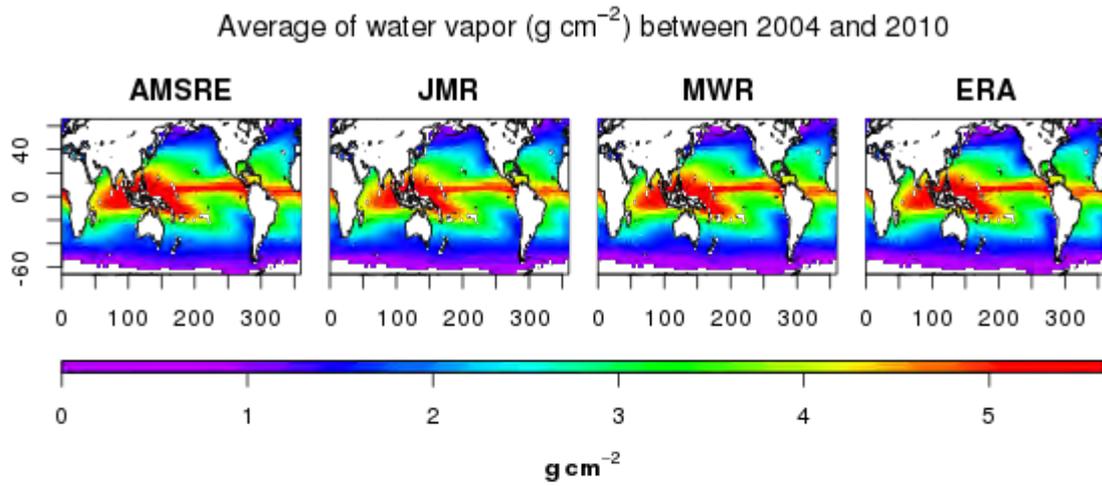


Figure 17. Averaged maps of water vapor (g cm^{-2}) between 2004 and 2010 (top) and averaged maps of the differences of water vapor (g cm^{-2}) between 2004 and 2010 (bottom).

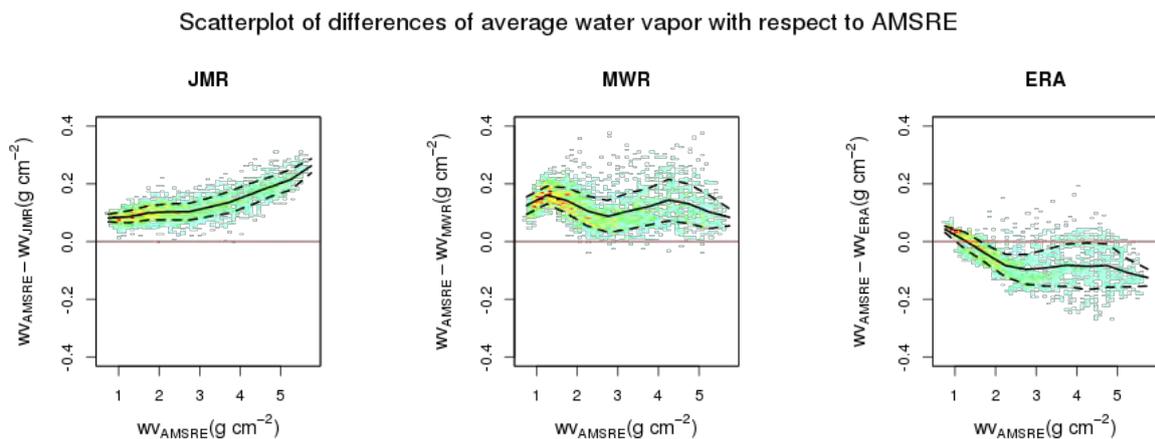


Figure 18. Scatterplots of differences of water vapor (g cm^{-2}) with respect to water vapor from AMSR-E (g cm^{-2}).

2. WATER VAPOR TRENDS

The aim of this part is to determine whether the three radiometers observe the same evolution of water vapor over time: do all radiometers qualitatively show an increase or not of the tropospheric water vapor between 2004 and 2010? To answer that question, statistical models are used to assess whether the total amount of water vapor has significantly changed. For each dataset, a monthly time series of water vapor is built by averaging every bin of 3 degrees from a same month. Then, the following time series decomposition is applied to model the evolution of the average water vapor content through time:

$$wv_{r,t} = U_r + T_{r,t} + S_{r,t} + R_{r,t} \quad (3)$$

where $(wv_{r,t})$ is the atmospheric water vapor at time t measured by the radiometer r , U_r is the mean of the water vapor content from 2004 to 2010, $(T_{r,t})$ is the trend, $(S_{r,t})$ is the annual seasonality et $(R_{r,t})$ are the residuals. The trend represents the long term behavior of the time series. From a signal processing point of view, it would correspond to the signal removed of its high frequencies. The seasonality corresponds to periodic variation of the signal. In our case, we choose a cycle of twelve months as we know that the annual cycle of water vapor is one of its main sources of variation. The residuals are composed of phenomena unexplained by the model. Thus, they are modeled as a random process. Generally, residuals are small and present irregular variations. It is often referred as the noise of the signal.

The trend of water vapor does not depend on the average value of water vapor but only on the temporal variations of water vapor. Thus, each time series is centered. We call “anomalies” the time series with their respective mean removed:

$$A_{r,t} = wv_{r,t} - U_r = T_{r,t} + S_{r,t} + R_{r,t} \quad (4)$$

Time series of the anomalies of water vapor are shown in Figure 19, top panel. Correlation between AMSR-E and MWR time series is equal to 0.94 and correlation between AMSR-E and JMR is equal to 0.90. The correlation between AMSR-E and ERA-Interim time series is 0.96, better than the correlation between AMSR-E and MWR or JMR. Thus, the evolution of water vapor seen by the three radiometers and the reanalysis looks consistent. However, the three time series are not perfectly correlated: differences in amplitude are present and the JMR time series contains higher frequencies for instance.

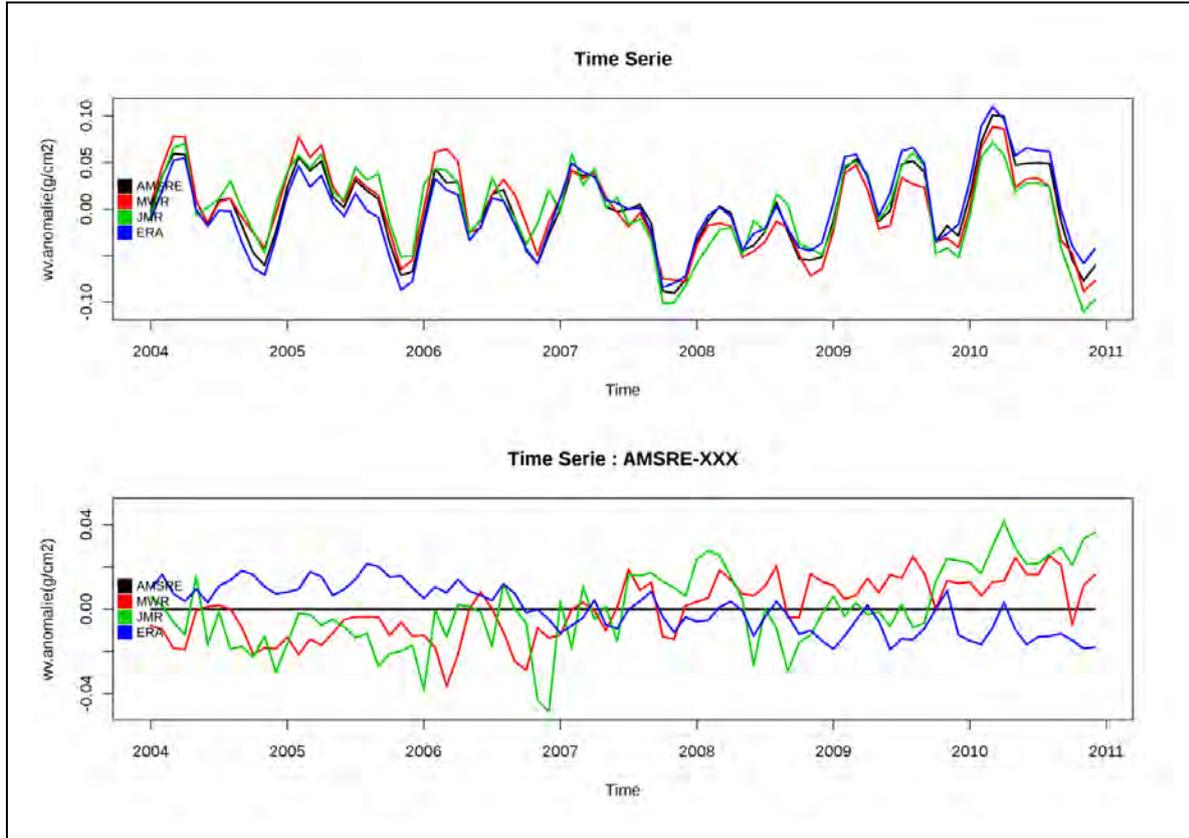


Figure 19. Time series of water vapor anomalies (top) and time series of differences of water vapor anomalies (bottom) expressed in $g\ cm^{-2}$.

The trend component ($T_{r,t}$) is modeled by a linear trend:

$$T_{r,t} = m_r \times t + b_r \quad (5)$$

with t , the time, m_r the slope of the trend and b_r the y-intercept. m_r and b_r are coefficients to be determined. ($T_{r,t}$) is commonly computed by ordinary least square. If m is significantly different from 0, then we can conclude to an increase or a decrease of the amount of water vapor.

The annual seasonality ($S_{r,t}$) is computed as the average of water vapor for every same month. For instance, the seasonal component for January is estimated by averaging every measurements of water vapor made in January.

Using the model defined from (4) and (5), the decomposition in trend, seasonality and residuals of the anomalies time series is shown in Figure 20 for AMSR-E. The estimation of the seasonality shows two major modes. They correspond to the alternation of summers between the northern and the southern hemisphere of Earth. These two modes are also seen on the seasonal component of the three other products of water vapor.

AMSRE

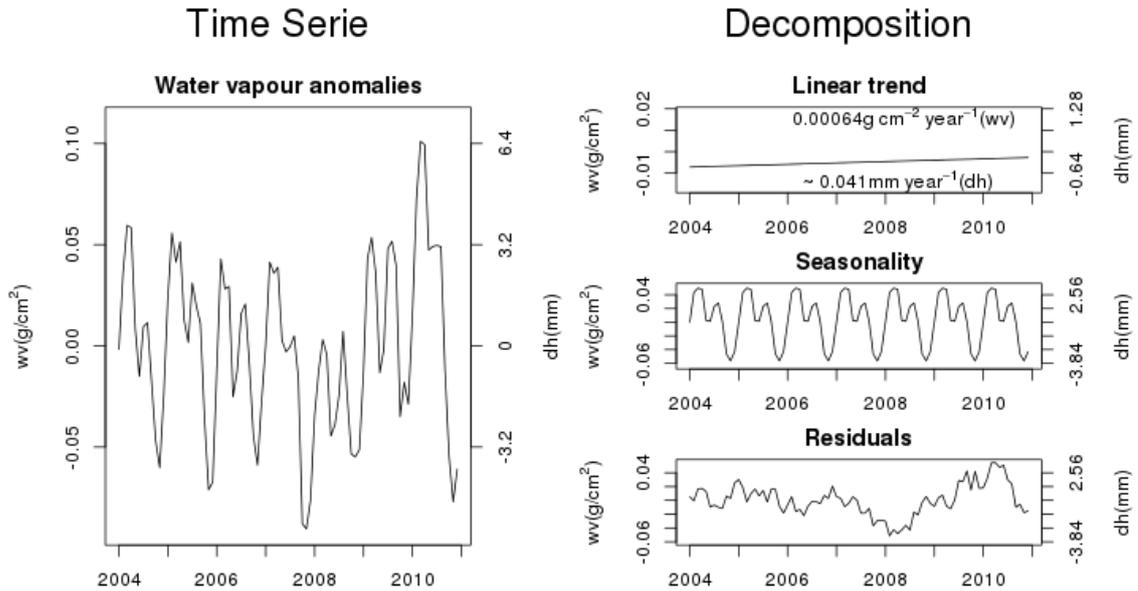


Figure 20. AMSR-E times series of anomalies (left) and its decomposition in trend T , seasonality S and residuals R (right) expressed in $g\ cm^{-2}$.

To test the significance of the parameters of the model, it is required to characterize the law of the residuals. The classical assumption of independent and identically distributed (i.i.d.) Gaussian variables is not made here as the residuals show signs of positive autocorrelation (Figure 20). The analysis of the correlogram and the partial correlogram (not shown here), for all water vapor products, indicates that the residuals can be modeled by a stationary autoregressive process of order 1.

All parameters of the model are computed at the same time by generalized least squares to take into account the correlation structure between the observations. The estimations of trends from the different datasets of water vapor as well as the test of nullity of the trend are given in Table 6. The estimated trends for JMR and MWR are negative, whereas for AMSR-E, the trend is slightly positive. ERA-Interim shows a positive trend much higher than those measured by the radiometers. However, none of the observed trends is significantly different from 0 for a level of significance $\alpha=0.05$. Therefore, it is not possible to reject the hypothesis that the amount of water vapor remained stable from 2004 to 2010.

Table 6: Test of nullity of the trend of water vapor content measured by each mission and test of nullity for the trend of differences between missions. The tests are made using knowing that the estimators are asymptotically normal. The t -value is the computed value of the test statistics. The p -value indicates the percentage of chance to be wrong (under the assumptions of the models) when concluding to a significant change in the water vapor content level in this period.

Mission	Estimation (g cm ⁻² year ⁻¹)	Std.Error (g cm ⁻² year ⁻¹)	t-value	p-value	IC_0.95 (g cm ⁻² year ⁻¹)
AMSR-E	0.64 x 10 ⁻³	4.11 x 10 ⁻³	0.154	0.878	[-7.46 x 10 ⁻³ ; 8.74 x 10 ⁻³]
MWR	-3.78 x 10 ⁻³	4.08 x 10 ⁻³	-0.927	0.357	[-11.8 x 10 ⁻³ ; 4.22 x 10 ⁻³]
JMR	-4.43 x 10 ⁻³	3.96 x 10 ⁻³	-1.118	0.267	[-12.1.9 x 10 ⁻³ ; 3.33 x 10 ⁻³]
ERA	5.21 x 10 ⁻³	3.97 x 10 ⁻³	1.311	0.194	[-2.57 x 10 ⁻³ ; 12.9 x 10 ⁻³]
AMSR-E- MWR	4.90 x 10 ⁻³	0.70 x 10 ⁻³	6.961	0	[3.53, x 10 ⁻³ ; 6.27 x 10 ⁻³]
AMSR-E- JMR	5.66 x 10 ⁻³	2.08 x 10 ⁻³	2.717	0.008	[1.58 x 10 ⁻³ ; 9.74 x 10 ⁻³]
AMSRE- ERA	-4.34 x 10 ⁻³	0.46 x 10 ⁻³	-9.156	0	[-5.24 x 10 ⁻³ ; -3.444 x 10 ⁻³]

Although we can not conclude to significant trends of water vapor, the question remaining is whether the AMSR-E, JMR, MWR and ERA trends are statistically different from each other. Thus, we now work with the times series of differences of water vapor (Figure 19, bottom panel).

The time series of differences are modeled following (4). For the time series of differences between AMSR-E and JMR, the analysis of the correlogram and the partial correlogram of the residuals indicate that they can be modeled by a stationary autoregressive process of order 2. In the case of the differences between AMSR-E and MWR or between AMSR-E and ERA-Interim, for the AMRE-E-MWR or the AMSR-E-ERA-Interim time series, the seasonal component ($S_{r,t}$) was not found significant (i.e. the differences do not exhibit an annual cycle). Thus, for those time series, the seasonal component ($S_{r,t}$) was removed from the model. The time series are only decomposed in two components: a trend ($T_{r,t}$) and the residuals. The residuals are modeled by a stationary first order moving average process according to the analysis of the residuals.

The trend of the differences between AMSR-E and JMR (or MWR or ERA-Interim) is statistically significant (Table 6). While the statistical model can not conclude to a change in the amount of water vapor between 2004 and 2010, the radiometers show, however, significant differences in trends. Differences between the radiometers and the reanalysis have

also significantly increased over the period 2004-2010. As a comparison, we used the same type of model to estimate the trend of the differences between SSMIS16 and AMSR-E radiometers, which are inter-calibrated. The trend estimated at $-0.36 \times 10^{-3} \text{ g cm}^{-2}/\text{year}$ was not significant ($\alpha=0.05$).

It should be noted that all statistical tests for trends in this paper have been realized with a significance level, $\alpha=0.05$. It means that, under the assumption of the model, when a trend has been determined statistically significant, there is 5% of chance that our conclusion is wrong due to the stochastic nature of the model.

While the differences between AMSR-E and the radiometers or the model increased significantly from 2004 to 2010, the increase did not occur linearly. The non-linear trends have been estimated using a loess filter and the confidence intervals have been built using Sieve's Bootstrap scheme (Buhlmann, 1996), considering first order autoregressive residuals. While the discrepancies increase between AMSR-E and the three other products, the non linear trend analysis shows distinct behaviors in the inter-annual evolution of the discrepancies. In particular, even though MWR and JMR show similar linear trend of discrepancies with AMSR-E, the non linear-trends, which account more for the inter-annual variations, are different after 2007: with MWR, the differences grow in a logarithmical fashion whereas with JMR, phases where the discrepancies increase and decrease are seen.

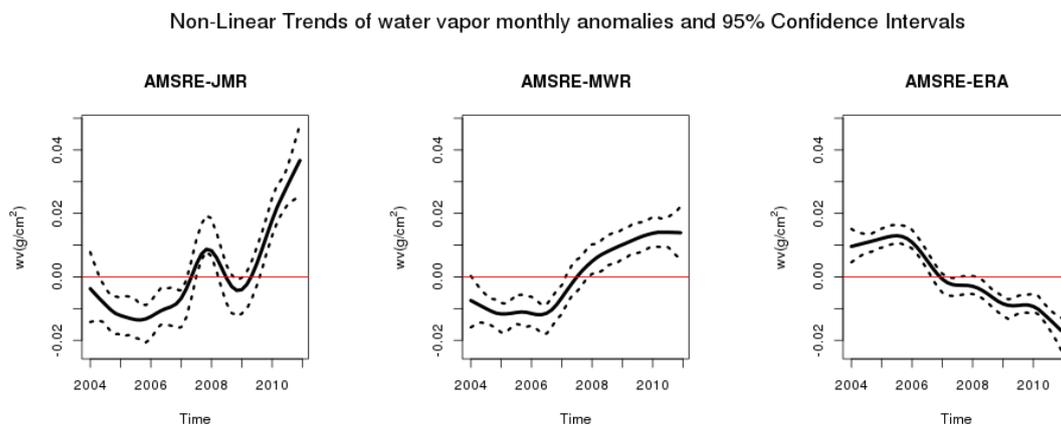


Figure 21. Non-linear trends of the anomalies differences time series expressed in g cm^{-2} . The non-linear trends have been estimated using a loess filter and the 95%- confidences intervals have been built using Sieve's Bootstrap scheme, considering first order autoregressive residuals.

3. SPACE-TIME DYNAMICS OF WATER VAPOR

Although no radiometer leads to the conclusion of an increase of water vapor between 2004 and 2010, quantitative agreement on the trend could not be achieved as the discrepancies between radiometers have increased, though not linearly. Moreover, studies of the average maps of water vapor show that the strongest discrepancies appear in specific regions. The aim of this section is to combine the spatial and the temporal approaches to study dynamical discrepancies. Indeed, the temporal evolution of water vapor is not uniform over the globe. The space-time dynamics of water vapor and the discrepancies between

radiometers or the reanalysis are first analyzed through the latitude-time series of zonal means. The time series are presented as Hovmöller diagrams to make the visualization easier. Local trends of water vapor are then compared.

The Hovmöller diagrams of water vapor exhibit strong annual cycle (Figure 22). In the same way, differences with AMSR-E also show strong annual variations.

- For JMR, the differences with AMSR-E follow the same pattern as water vapor: the strongest differences appear in areas of important water vapor content. The Hovmöller diagram shows an atypical behavior in November 2006 where the differences are negative. It corresponds to the time when Jason-1 was in safe hold mode from 30 October 2006 to 16 November 2006 (cycles 177 to 179).
- For MWR, the strongest differences with AMSR-E appear in high latitudes of both hemispheres alternatively: discrepancy structures appear in each hemisphere in summer. The strong discrepancy structures, in Figure 17, are therefore not present at the same time in the northern and southern hemisphere. However, the signal is stronger in the northern hemisphere.
- For ERA-Interim, the annual variation explains most of the space and time dynamic of the discrepancies. The positive discrepancies in the southern hemisphere are stronger in the third trimester of the year. The signal of differences grows stronger in the tropics.

An EOF analysis (not shown) shows that the annual cycle is indeed the main source of variation in the discrepancies. However, it only explains respectively 8.0%, 5.8%, and 9.9% of the discrepancy variances for JMR, MWR and ERA-Interim. It implicates that the differences are composed of small signals or of noise.

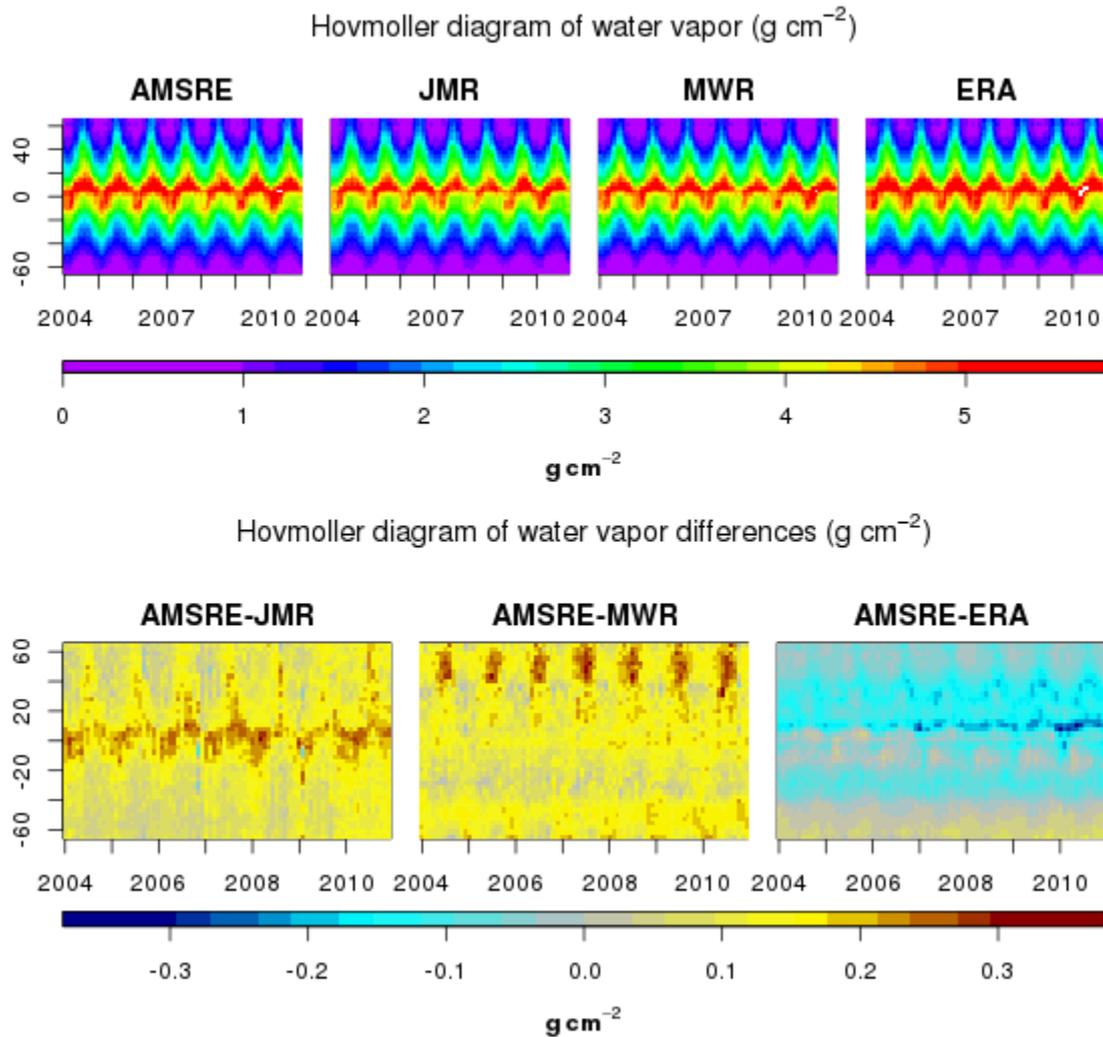


Figure 22. Hovmöller diagrams of atmospheric water vapor content over oceans in g cm^{-2} . Top panels graphs are AMSR-E, JMR, MWR and ERA-Interim. Bottom panels correspond to Hovmöller diagrams of the differences of water vapor between AMSR-E and the other products expressed in g cm^{-2} .

Let us consider that differences in the regional annual cycle are systematic errors. Thus, we removed the annual cycle from the maps of anomalies and focus on the monthly anomalies. The monthly anomalies correspond to deviation from the usual annual cycle of water vapor. Therefore, the monthly anomalies reflect changes in the dynamic of water vapor.

The Hovmöller diagrams of monthly anomalies of water vapor exhibit similar patterns for the three radiometers (Figure 23). The anomalies in the tropics are correlated with ENSO events: anomalies tend to be positive during El Niño and negative during La Niña. In the three products, the monthly anomalies appear stronger after 2007.

Analyses of the Hovmöller diagrams of monthly anomalies differences show that the discrepancies are not constant through time. Slight changes occur from 2004 to 2010 for each product.

- For MWR, the differences of anomalies with AMSR-E are mostly negative before 2007 and mostly positive after 2007.
- For JMR, four periods can be highlighted: from 2004 to 2007 and from 2008 to 2009, the differences of anomalies with AMSR-E are mainly negative and mainly positive otherwise.
- For ERA-Interim, the differences are positive in the tropics before 2007 and negative afterwards. The differences of anomalies appear stronger in the tropics for the reanalysis.

Those changes were seen in the study of the non linear trend of the water vapor anomalies (Figure 21).

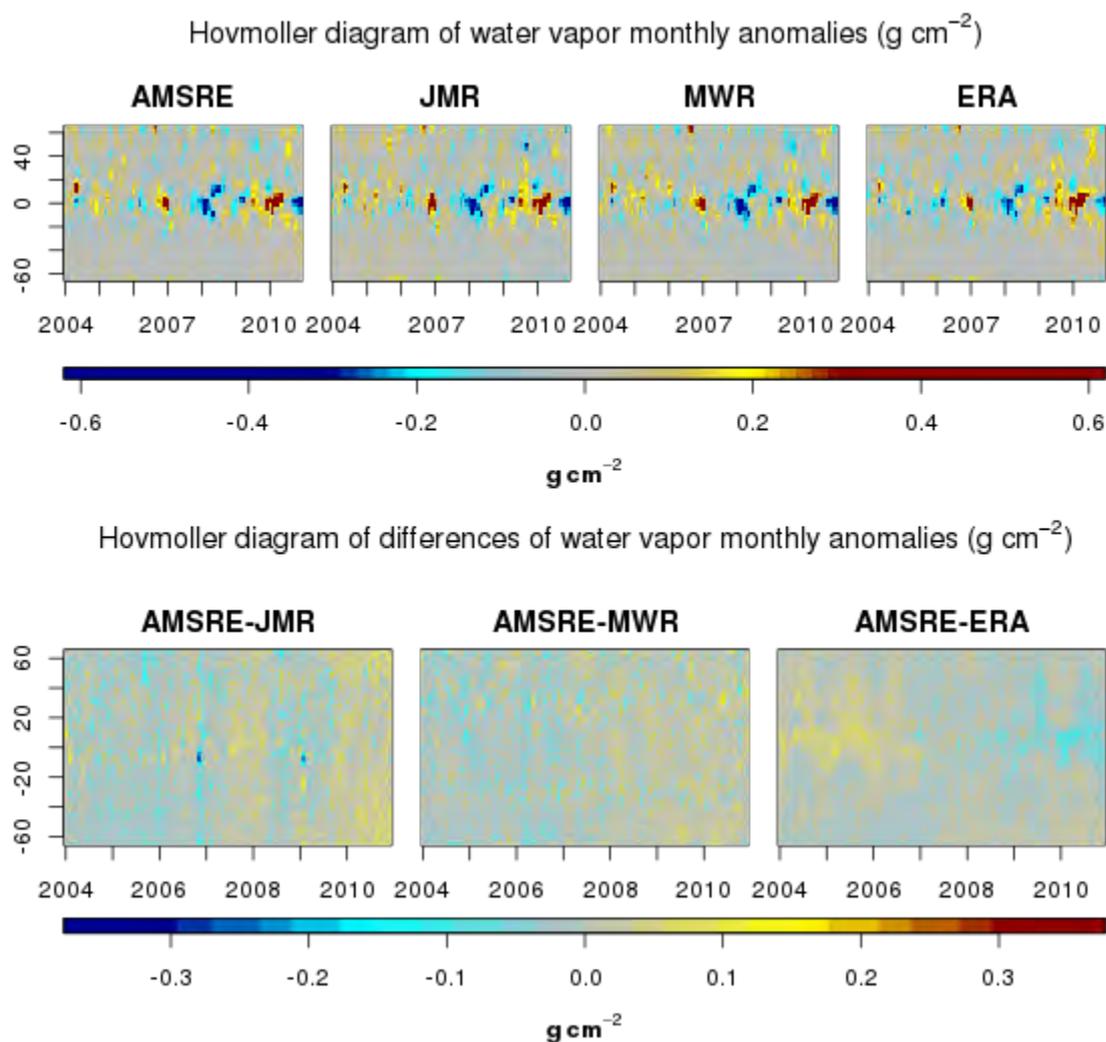
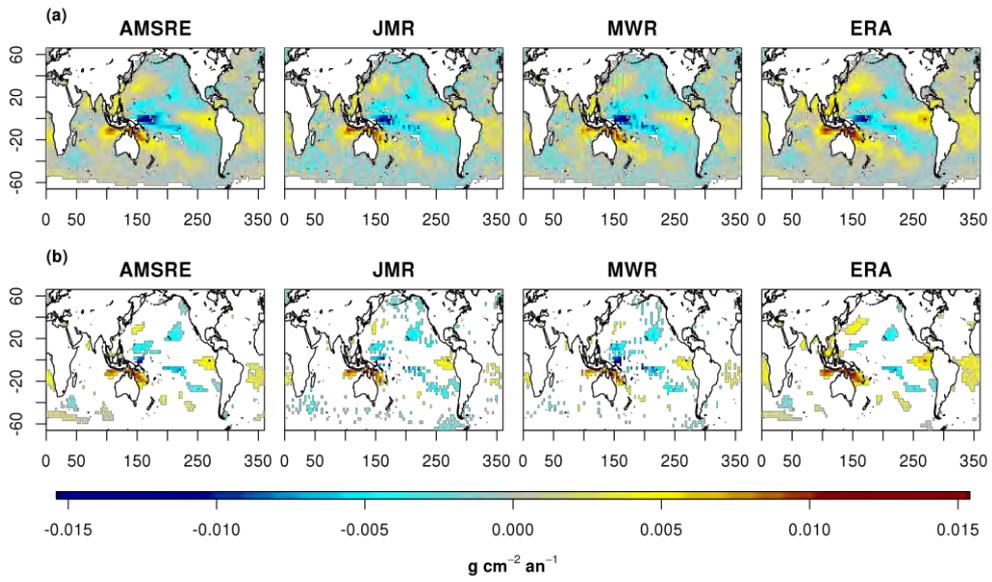


Figure 23. Hovmöller diagrams of atmospheric water vapor content monthly anomalies over oceans in g cm^{-2} . Top panels graphs are AMSR-E, JMR, MWR and ERA. Bottom panels correspond to Hovmöller diagrams of the differences of water vapor between AMSR-E and the other water vapor products expressed in g cm^{-2} .

Regional trends of differences of water vapor ($\text{g cm}^{-2}\text{an}^{-1}$) between 2004 and 2010



Regional trends of differences of water vapor ($\text{g cm}^{-2}\text{an}^{-1}$) between 2004 and 2010

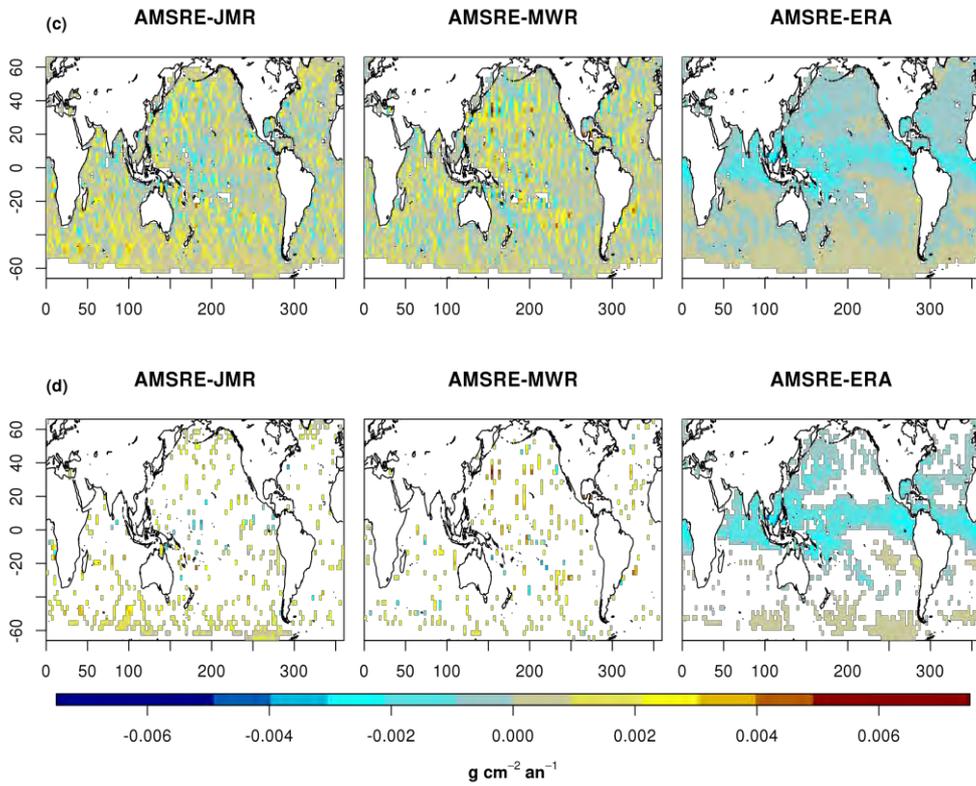


Figure 24. Local linear trends of water vapor monthly anomalies over oceans in $\text{g cm}^{-2}\text{year}^{-1}$ (a). Only areas where the trends of water vapor content are significant are shown (b). Local linear trends of the differences of monthly anomalies in $\text{g cm}^{-2}\text{year}^{-1}$ (c) Only areas where the trends of the differences are significant are shown (d).

The linear trend of water vapor is computed for each mesh of 3 degrees (Figure 24). The four products show good qualitative agreement on the estimation of the regional trends of water vapor. Patterns of trends are influenced by ENSO events in the tropics. The smoothness of the map of trend is the major differences between radiometers for altimetry missions, JMR and MWR, and the large swath radiometer AMSR-E or the ERA interim reanalysis. Maps from JMR or MWR are less smooth and appear noisier. Areas, where trends are significant, are similar between the four products. Still, JMR and MWR detect significant trends in high latitudes in the Bering Sea or in the Southern Ocean where AMSR-E and ERA-Interim do not.

The trends of differences of water vapor content were also computed for every mesh. For JMR and MWR, the trends are globally underestimated with respect to AMSR-E. For JMR, overestimations of the trend are more located in the tropics whereas for MWR, overestimated meshes show no particular correlation with latitude. However, very few meshes show significant trend, except in the coasts of Antarctica for JMR. For ERA-Interim, a global overestimation of the trend is seen, especially in the tropics where the differences are significant. Other significant trends are found in the Southern Ocean.

E. ESTIMATION OF THE ABSOLUTE ERROR STANDARD DEVIATION: TRIPLE COLLOCATION ANALYSIS

Up to now, only comparative studies have been made using as reference the AMSR-E dataset. However, we are not able to determine which water vapor product is closer to the truth. Indeed, the three radiometer products are relatively close from each other but significant discrepancies are present, especially in terms of long-term trend. In this section, we will not be able to determine which product is of highest quality but we will estimate how large the uncertainty is. Only the random part of the absolute error can be characterized with the triple collocation analysis: absolute systematic errors (absolute biases) are not considered.

The triple collocation analysis was used by Janssen et al. (2007) to estimate the noise (or rather its standard deviation) of three independent sets of measurements made ideally at the same time and place. The principle of triple collocation is hereafter explained. Suppose that the three datasets of measurements \mathbf{X} , \mathbf{Y} , \mathbf{Z} are unbiased and with uncorrelated errors:

$$\begin{aligned}\mathbf{X} &= \mathbf{T} + \boldsymbol{\varepsilon}_x \\ \mathbf{Y} &= \mathbf{T} + \boldsymbol{\varepsilon}_y \\ \mathbf{Z} &= \mathbf{T} + \boldsymbol{\varepsilon}_z\end{aligned}\tag{6}$$

with \mathbf{T} , the dataset of the true values of the variable of interest. $\boldsymbol{\varepsilon}_x$ (respectively, $\boldsymbol{\varepsilon}_y$ and $\boldsymbol{\varepsilon}_z$) the measurement error and is represented by a random variable of null mean and variance σ_x^2 (respectively, σ_y^2 and σ_z^2) and $\text{cov}(\boldsymbol{\varepsilon}_i, \boldsymbol{\varepsilon}_{i'}) = 0$, for $i \neq i'$ and $(i, i') \in \{x, y, z\}^2$. cov and var respectively denote the empirical covariance and variance operator. It assumes that, for one radiometer, the noise is spatially homogeneous (which is probably not the case in reality).

Then, σ_x^2 , σ_y^2 and σ_z^2 can be estimated by:

$$\begin{aligned}
\sigma_x^2 &= 1/2 (\text{var}(X - Y) + \text{var}(X - Z) - \text{var}(Y - Z)) \\
\sigma_y^2 &= 1/2 (\text{var}(Y - X) + \text{var}(Y - Z) - \text{var}(X - Z)) \\
\sigma_z^2 &= 1/2 (\text{var}(Z - X) + \text{var}(Z - Y) - \text{var}(X - Y))
\end{aligned} \tag{7}$$

Janssen et al. (2007) used the method with match-ups and it gave the radiometer noise for one measurement. Here, the method could not exactly be used as Janssen et al. (2007) did, since the number of cross-overs with the chosen missions is scarce. Thus, it was decided to decrease the spatial and time resolution of our data. Every measurement made within the same bin and within the same month is considered to be taken at same time and place. The measurements are averaged to provide the state of water vapor at a given month and at a given bin. With this transformation, the method could be applied to monthly binned maps. However, the method no longer evaluates the radiometer noise for one given measurement but the average noise of one bin at a given month. That includes both the uncertainty due to the radiometer noise and the spatial and temporal sampling of the measurements.

Even if the analysis does not provide a direct estimation of the radiometer measurement noise for each corresponding altimeter sea level height measurement, it is possible to check that the sum of the radiometer noise and the sampling noise remains stable over time. Let us note that, in normal conditions, the sampling noise for one mission should remain stable or should at least vary deterministically since the mission orbits are repetitive. Uncertainties on the estimated state of water vapor for a given month, due to missing data or changes of orbit, can be evaluated using this method. Such uncertainties can be taken into account when trends are computed for instance. Noise variations unrelated to the sampling scheme of the mission can be attributed to changes in the measurement noise. Assessing the product uncertainties regarding sampling or instrumental noises is especially important when several products are merged to construct a common reference dataset.

The triple collocation is first applied to AMSR-E, MWR and JMR. However, we can assume, looking at the scatterplots in Figure 4, that at least one water vapor product is biased. Thus, (7) cannot be used directly. We assume (even if it is obviously not true) that for each product the relative bias between instruments is linear in function of the water vapor content. Here, the analysis is made with the three radiometer datasets and following the former assumption we have:

$$\begin{aligned}
wv_{\text{AMSRE}} &= \mathbf{b}_{\text{AMSRE}} \times T + \mathbf{a}_{\text{AMSRE}} + \boldsymbol{\varepsilon}_{\text{AMSRE}} \\
wv_{\text{MWR}} &= \mathbf{b}_{\text{MWR}} \times T + \mathbf{a}_{\text{MWR}} + \boldsymbol{\varepsilon}_{\text{MWR}} \\
wv_{\text{JMR}} &= \mathbf{b}_{\text{JMR}} \times T + \mathbf{a}_{\text{JMR}} + \boldsymbol{\varepsilon}_{\text{JMR}}
\end{aligned} \tag{8}$$

With \mathbf{T} , the true values of the water vapor to be measured. a_i and b_i , $i \in \{\text{AMSRE}, \text{MWR}, \text{JMR}\}$ are called adjustment coefficients.

By subtracting a_i to mv_i and then dividing by b_i for all $i \in \{\text{AMSRE}, \text{MWR}, \text{JMR}\}$, an equation with a form similar to (6) is obtained.

$$\begin{aligned}
\mathbf{WV}'_{\text{AMSRE}} &= \mathbf{T} + \frac{\boldsymbol{\varepsilon}_{\text{AMSRE}}}{\mathbf{b}_{\text{AMSRE}}} = \mathbf{T} + \boldsymbol{\varepsilon}'_{\text{AMSRE}} \\
\mathbf{WV}'_{\text{MWR}} &= \mathbf{T} + \frac{\boldsymbol{\varepsilon}_{\text{MWR}}}{\mathbf{b}_{\text{MWR}}} = \mathbf{T} + \boldsymbol{\varepsilon}'_{\text{MWR}} \\
\mathbf{WV}'_{\text{JMR}} &= \mathbf{T} + \frac{\boldsymbol{\varepsilon}_{\text{JMR}}}{\mathbf{b}_{\text{JMR}}} = \mathbf{T} + \boldsymbol{\varepsilon}'_{\text{JMR}}
\end{aligned} \tag{9}$$

Then, (7) can be used to estimate σ^2_{AMSRE} , σ^2_{MWR} and σ^2_{JMR} the variance of $\boldsymbol{\varepsilon}'_{\text{AMSRE}}$, $\boldsymbol{\varepsilon}'_{\text{MWR}}$ and $\boldsymbol{\varepsilon}'_{\text{JMR}}$.

However, the adjustment coefficients are unknown since the truth is unknown. Hence, we choose one of the products as reference: in this case, AMSR-E. Then, MWR and JMR products are calibrated with respect to AMSR-E. This means that MWR and JMR data are linearly adjusted so as to be the closest to AMSR-E data. The adjustment coefficients are computed by regressing MWR (or JMR) with respect to AMSR-E. Since both MWR (or JMR) and AMSR-E products contain error, total least square regression is used.

The total least square regression solutions depend on σ^2_{AMSRE} , σ^2_{MWR} and σ^2_{JMR} . Thus, an iterative scheme is used. First, we assume that all products are well-calibrated ($\forall i \in \{\text{AMSRE}, \text{EN}, \text{J1}\}$, $a_i=0$, $b_i=1$) and a first estimation of σ^2_{AMSRE} , σ^2_{MWR} and σ^2_{JMR} is computed. The estimations of σ^2_{AMSRE} , σ^2_{MWR} and σ^2_{JMR} are then used to deduce the adjustment coefficients b_{MWR} , a_{MWR} , b_{JMR} and a_{JMR} . As the reference, the adjustment coefficients of AMSR-E are unchanged. The scheme is iterated until convergence of the parameters is reached. One can show that the final estimations of σ^2_{AMSRE} , σ^2_{MWR} and σ^2_{JMR} do not depend on the reference used.

An estimation of σ^2_{AMSRE} , σ^2_{MWR} and σ^2_{JMR} is made for each month using the triple collocation technique and is presented as scatter indexes (Figure 25, left panel). The scatter index is computed as the ratio between the standard deviation of the error and the mean of the signal value. It is a proxy of how much the signal is affected by noise. AMSR-E has the lowest scatter index indicating lower errors than the two other missions. The noise is smaller than 3 percent of the signal received by AMSR-E whereas for MWR and JMR, the error represents around 10 percent. JMR has globally a slightly lower scatter index than MWR, but suffers from unusual high peaks in November 2006, August 2008 and February 2009 where a high number of missing data is present. Jason-1 was in safe hold mode for half of November 2006 (Cycles 177 to 179). Nearly 85 out of 254 passes were missing for cycle 242 in August 2008. Jason-1 was put on a new interleaved orbit at the end of January 2009 and no data were provided from 26 January 2009 to 10 February 2009 (cycles 260-261).

Middle and right panels show the adjustment coefficients for each month. AMSR-E being the reference, its coefficients remain constant. MWR coefficients follow an annual cycle but no strong trend is observed. The annual cycle in the calibration coefficient is

consistent with the annual cycle of the discrepancies between AMSR-E and MWR. The slope coefficient and the intercept coefficient for the calibration of JMR respectively follow an increasing and decreasing trend after 2008. Thus, differences of strong water vapor content are increasing, as it is visible on a map of local trend differences.

The analysis is reiterated with the ERA-Interim as reference and the comparison is made with AMSR-E and MWR. The choice of ERA-Interim as reference instead of AMSR-E is only made for visualization purpose and has no impact on the scatter index estimations. Indeed, keeping AMSR-E as a reference would lead to the same scatter index estimations, although the calibration coefficients would change. However, introducing ERA-interim in the triple collocation, instead of JMR, impacts the scatter index estimations since ERA-interim and JMR exhibit different levels of noise. Indeed, the scatter indexes estimated for AMSR-E have changed: an annual cycle is now visible but the average scatter index for AMSR-E remains around 2% (Figure 26, left panel). The estimation of the MWR scatter index is however not affected by the substitution of JMR by ERA-Interim.

For ERA-Interim, the scatter index estimation is slightly higher than for AMSR-E, but is more stable through time. As for the adjustment coefficient, the AMSR-E and MWR datasets need similar adjustments to fit the ERA-Interim dataset: (Figure 26, middle and right panel). Their slope coefficients are decreasing in a similar way and the intercept coefficients are slightly increasing. Thus, there is a gradual change in the statistical distribution of water vapor provided by the reanalysis which is not observed by the radiometers. For both radiometers, an annual cycle is visible on the adjustment coefficients though the ones from MWR show higher variations. The triple collocation has also been used with other combinations of radiometers and ERA-Interim and similar results were obtained.

Overall, this analysis shows that AMSR-E and ERA-Interim estimations of monthly water vapor are less affected by noise than JMR or MWR and that the statistical distribution of water vapor evolves differently for each product. However, those conclusions have to be taken with care, as not all assumptions are verified, especially the linear relationship between the truth and the different measurements. The parameterization of the inter-calibration has to take into account the non-linear relationships between the measurements.

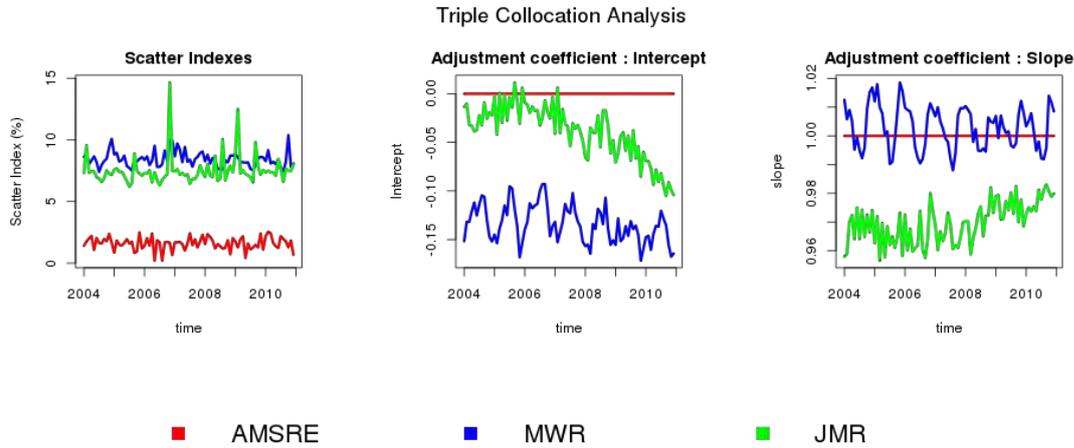


Figure 25. Results of the triple collocation between AMSR-E, MWR and JMR. The left panel gives monthly scatter index (i.e. the ratio between the standard deviation of the errors and the average water vapor signal) expressed in percent. The middle panel shows the evolution of the adjustment coefficient b (without unit). The right panel shows the evolution of the adjustment coefficient a in $g\ cm^{-2}$.

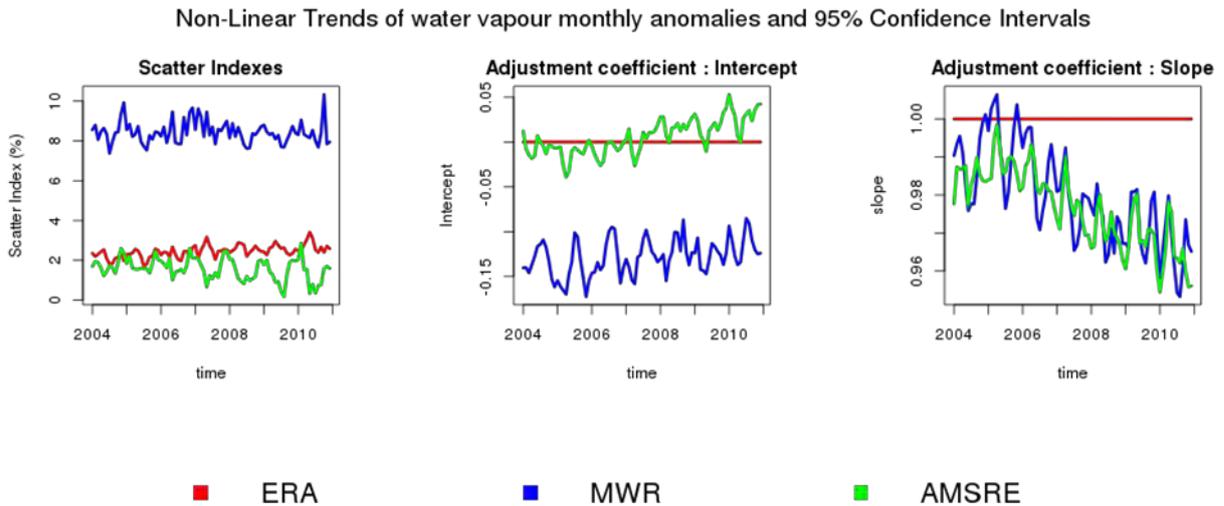


Figure 26. Results of the triple collocation ERA, MWR and AMSR-E. The left panel gives monthly scatter index (i.e. the ratio between the standard deviation of the errors and the average water vapor signal) expressed in percent. The middle panel shows the evolution of the adjustment coefficient b (without unit). The right panel shows the evolution of the adjustment coefficient a in $g\ cm^{-2}$.

F. INTERPRETATION AND DISCUSSION

1. INTERPRETATION OF THE RESULTS

In terms of long-term trend, neither the radiometers nor ERA-Interim could show a significant change in water vapor. The detection of a long term trend of this amplitude is difficult because during this period, the variance of the residuals outweighs the variations

explained by the long-term trend. Mieruch et al. (2008) explains that high variability of the residuals and their strong autocorrelation is likely due to ENSO events. In this analysis of the water vapor trend between 1995 and 2008, the trend was shown insignificant when strong ENSO events were kept but significant when removed. As a matter of fact, a strong El Niño event occurs at the beginning of 2010 according to the Multivariate Enso Index, and the amplitude of the water vapor anomalies differs between the radiometers during this period. However, it is unclear whether strong ENSO events should be removed as ENSO events may reflect changes in the water vapor distribution.

However, the trend differences between the radiometers or the model are significant: meaning that the differences between AMSRE and JMR or MWR or ERA-Interim have increased during this period. For instance, the discrepancies of trends between AMSR-E and MWR or JMR are about as high as $0.005 \text{ g cm}^{-2} \text{ year}^{-1}$. Using the empirical relationship (2), it represents approximately an equivalent trend in wet tropospheric path delay of 0.3 mm year^{-1} , which corresponds to one tenth of the MSL trend between 1992 and 2011 estimated by Ablain et al. (2009). It also corresponds to the uncertainty on the wet tropospheric path delay estimated in the same study.

It is important to note that, due to the short period covered in this study, the estimation of the linear trend is highly influenced by inter-annual dynamics. Moreover, a good agreement on the linear trend of water vapor does not necessarily denote a good consistency between the products. For instance, JMR and MWR products exhibit really similar linear trends but the analysis of the non-linear trend shows small but significant differences in behavior on the inter-annual scale.

With the exception of the estimation of product intrinsic noise via the triple collocation method, only relative errors were obtained since only comparison study were made. Thus, the characterization of absolute errors remains difficult. However, those comparisons help to form hypotheses to explain the origins of the observed discrepancies. For instance, in terms of geographical errors, the observed patterns of differences between AMSR-E and one of the water vapor products do not appear in the other comparisons. Thus, compared to the other products, AMSR-E did not exhibit abnormal behavior. We can assume that the observed discrepancies are likely due to the other products. On the contrary, the strong pattern of discrepancies in high latitudes between AMSR-E and MWR also appears in the differences between MWR and JMR, and between MWR and ERA-Interim (not shown). In this case, the origin of those differences can be attributed to MWR.

For JMR, the differences with AMSR-E increase with the water vapor content. Thus, the largest differences are found in the tropics. The space-time dynamics of the difference follows the annual cycle of water vapor. The strong relationship between the discrepancies and the water vapor may indicate a retrieval algorithm deficiency for the high contents of water vapor. The algorithm used in JMR to retrieve the water vapor content from the measured wet tropospheric path delay probably introduce geographically correlated biases as the two quantities are not totally equivalent. For instance, Zlotnick and Desai (2004) empirically deduced the wet tropospheric correction from water vapor products of TMI

(TRMM Microwave Imager) and SSM/I radiometers to assess JMR wet path delay accuracy. The authors reported that such transformation introduces geographical biases but those, should not affect the observed time variability of water vapor. Finally, the unstable adjustment coefficients found in the triple collocation analysis suggest a possible drift of the JMR radiometer.

For MWR, the largest differences concern coastal regions of the northern hemisphere and upwelling areas. They follow an annual cycle with a peak in summer. Upwelling areas are problematic for statistical retrieval algorithm as they show very specific temperature and humidity profiles. Obligis et al. (2009) showed that MWR retrieval of water vapor could be improved in those areas by taking into account additional information on the atmospheric stratification. However, the regional patterns of discrepancies followed an annual cycle: the discrepancies only appear in summer in each hemisphere. Moreover, the triple collocation analysis confirm the change in the relative distribution of discrepancies between AMSR-E and MWR with respect to water vapor from AMSR-E, as the adjustment coefficients show a strong annual cycle. An empirical correction has been used for MWR to take into account the contribution of land in the measured brightness temperatures. The contributions have been calculated using estimated reflection coefficients of the platform (Obligis et al. 2007). Correction tables are available for each frequency and for each season to account for the annual variations in land emissivity. An overcorrection of the side lobe contamination by land could explain the presence of discrepancies in coastal areas at high latitudes and their annual dynamics. The hypothesis is also consistent with the fact that the discrepancies are strong in the northern hemisphere since the proportion of land is higher.

For ERA-Interim, the water vapor content and the trend are globally overestimated with respect to AMSR-E. The differences are especially strong in the tropics, especially in the Intertropical Convergence Zone. This region is characterized by the presence of convective clouds and heavy rainfalls. These conditions make the estimation of water vapor more difficult for radiometers and models. On the one hand, simulation of clouds and precipitation (and notably tropical convection) is still among the major problems that face Numerical Weather Prediction models. On the other hand, the water vapor estimations from radiometers can be biased in this area as radiometer measurements of water vapor are edited as non-valid in heavy rain conditions. The uncertainties are thus larger in such areas. Only the water vapor content in the Southern Ocean is underestimated. In this region, the differences are stronger in the third trimester of the year where the sea ice extent is the largest (Parkinson; Cavalieri 2012). Therefore, those discrepancies may be related to sea ice. Dee et al. (2011) explain the difficulty to assess the quality of trend derived from ERA-Interim in polar and tropical regions due to the lack of high quality observations in these areas. The triple collocation analysis shows that MWR and AMSR-E need similar adjustment through time to fit the statistical distribution of water vapor from ERA-Interim, suggesting that the estimation of water vapor from ERA-Interim is not stable.

Space and time sampling play an important role in the estimation of the monthly state of water vapor as well as for the estimation of local trends. The triple collocation showed that the accuracy was better for AMSR-E and ERA-Interim than for JMR or MWR,

to estimate monthly maps of water vapor at resolution of 3 degrees. Noise is probably lower in AMSR-E since the number of measurements per bin for AMSR-E is much more important than for the two other radiometers. Indeed, AMSR-E has a better coverage of Earth surface thanks to its large swath. The difference of time and space sampling is also seen on the local trends of water vapor where the estimated maps show less noise and better consistency between close meshes. The ERA-Interim reanalysis also show good geographical consistency between the local trends estimated thanks to high spatial and time resolution. The number of available measurements per month also impacts the confidence in the estimation of the integrated water vapor. For instance, the triple collocation showed that for JMR, the noise increases by twice when half of the data were missing in November 2006. Thus, less confidence should be granted to JMR in November 2006 when computing, for example, the long term trend.

Finally, only aggregate data were used in the comparison: the measurements were averaged by months in meshes of 3 degrees and none of the measurements were directly compared without transformation. Thus by averaging measurements by month, we lost the ability to study variations of water vapor with a temporal scale lower than a month, and especially the diurnal cycle of water vapor. Furthermore, we expect that the averaged measurements are representative of the water vapor state within a month. However, such an assumption may be wrong as the full diurnal cycle of water is not considered. AQUA and Envisat are satellites with sun-synchronous orbits. Such satellites ascend or descend over any given Earth latitude at the same local mean solar time. On the contrary, for Jason-1, which is not sun-synchronous, the local successive pass time is shifted of 2 hours about every ten days. Dai et al. (2002) show that the non-representativeness of the diurnal sampling of water vapor leads to additional errors on the monthly mean of water vapor : twice-daily sampling (at 0000 and 1200 UTC) by soundings adds an error of about 3% of the signal while one random sounding per day raises the error up to 10% of the signal.

2. EXPECTED IMPACTS ON THE WET TROPOSPHERIC PATH DELAY

The remaining question is whether the discrepancies seen in the water vapor products can be related to wet tropospheric path delay errors or uncertainties. It was explained that the integrated water vapor content and the wet tropospheric path delay were not equivalent quantity as the wet tropospheric path delay is also influenced by the atmospheric profile of water vapor. However, the two physical quantities are strongly correlated. Following equation (1) and Figure 15, the wet tropospheric path delay can statistically be seen as a water vapor signal disturbed by a signal of smaller amplitude: the atmospheric profiles of pressure and temperature. Thus, it is possible to statistically model the wet tropospheric path delay as:

$$dh = k \times wv + \varepsilon \quad (10)$$

with dh in cm and wv in g cm^{-2} , k is a real number in $\text{cm}^3 \text{g}^{-1}$ and ε in cm, the disturbance due to the atmospheric profile. The variance of ε depends on wv and its mean is considered null.

Thus, by averaging a large number of measurements over the whole globe, the noise factor, ε , can be neglected and the path delay and the water vapor considered as equivalent. That explains why the time series of water vapor and the wet tropospheric path delay are strongly correlated. Hence, the discrepancies in the global times series of water vapor are expected to impact accordingly the global time series of the wet tropospheric path delay.

In terms of geographical distribution, water vapor and the wet tropospheric path delay exhibit a strong similarity. However, discrepancies at the regional scales are present when unusual profiles of temperature and humidity are met (e.g. upwelling areas). If the formalism described in (10) is kept, the differences of water vapor between two radiometers at the same grid point should be observable in the path delay products as long as the differences in the atmospheric profiles seen by the radiometers are small.

In addition, let us note that the water vapor or the path delay are mainly derived from the brightness temperatures around 23.8 GHz. The brightness temperature at 23.8 GHz is almost linear with the integrated water vapor and the wet path delay. The other inputs are used from additional adjustments of smaller amplitude. Therefore, if discrepancies between two water vapor products are observed and are assumed to come from calibration issues or drifts in the brightness temperatures at 23.8 GHz, the wet path delay is also expected to be impacted in a similar way.

However, if the strong and almost linear relationship between water vapor and the wet path delay is not taken into account the same way in the different retrieval processes, it may not be possible to infer discrepancies in the wet path delay products from discrepancies in the water vapor products. Significant discrepancies, which are intrinsic to the retrieval algorithms used, could increase, reduce or even hide the impact of water vapor differences on the differences of the wet tropospheric path delay.

In consequence, it is likely that the discrepancies observed in the global time series of water vapor are also present in the global time series of the wet path delay. Trend differences should also be observable in the wet tropospheric path delay products.

For MWR, we have suggested that the differences in high latitudes and coastal areas are likely due to an overcorrection of the side lobe land contribution. In this case, those differences should also appear in the analysis of brightness temperatures but also in the wet path delay products.

For JMR, the bias between AMSR-E and JMR scales with water-vapor. If the bias is related to calibration issues (e.g. brightness temperatures of JMR are higher than brightness temperatures of AMSR-E for high values), a similar bias should also be observed in the path delay products. If the bias comes from the retrieval procedure, the bias might not show up in the wet tropospheric path delay. In the case of JMR, the water vapor is directly deduced from the wet tropospheric path delay. Thus, if the transfer function, to pass from path delay to water vapor, is close to linear, then the bias should be seen both on the path delay and the water vapor products. A calibration drift of the brightness temperatures was also suspected in JMR. In this case, the discrepancies should also impact the wet path delay products.

G. CONCLUSION AND PERSPECTIVES

This paper presents the comparison of independent water vapor products from three radiometers: AMSR-E on AQUA, JMR on Jason-1 and RA2-MWR on Envisat, for the period 2004 and 2010. Complementary statistical analyses have been used to qualify and quantify the relative and absolute errors of the products and to assess the precision of the wet tropospheric path delay.

The results have shown good qualitative agreement between the three radiometers and ERA-Interim: they show that water vapor is spatially organized mainly with respect to latitude, that the main variation of water vapor is due to the annual signal and that the inter-annual variation in the tropics are mainly related to ENSO events. However, quantitative discrepancies remain as the strength and amplitude of each signal differ from one product to another.

Those differences significantly impact the estimation of MSL trend. For instance, the difference of trend between AMSR-E and MWR is around $0.005 \text{ g cm}^{-2} \text{ year}^{-1}$, which is significant with respect to the accuracy required for the MSL issue. Indeed, it represents a difference in the wet tropospheric path delay trend of about $0.32 \text{ mm year}^{-1}$, about one tenth of the MSL trend between 1992 and 2011. It is within the incertitude range on the wet tropospheric trend evaluated and estimated at 0.3 mm year^{-1} by (Ablain et al. 2009). However, despite the three products having different trends, none of the time series analyses of the water vapor products led to the conclusion that the water vapor content has significantly increased or decreased between 2004 and 2010.

Part of the behavior of the discrepancies with respect to AMSR-E has been characterized temporally and spatially. In this respect, the choice of AMSR-E as reference is, a posteriori, reasonable as it did not show any abnormal behavior with respect to the other products.

- For JMR, the discrepancies increase with the water vapor content. Thus, the largest differences concern the tropical regions and fluctuate according to an annual cycle. The discrepancies, which highly depend on the values of the water content, may be related to algorithm or calibration issues. Moreover those discrepancies seem to grow over time, which would indicate a drift in JMR radiometer.
- For MWR, the discrepancies are stronger in coastal regions of the northern hemisphere. The discrepancies also follow an annual cycle with a peak in summer. These observations are consistent with a possible overestimation of the side lobe land contamination for the MWR radiometer, especially during summer.
- For ERA-Interim, the water vapor content is globally overestimated. The differences are especially strong in the tropics. Only the water vapor content in the Southern ocean is underestimated. Differences of statistical distribution of water vapor increased from 2004 to 2010.

Finally, triple collocation analysis has shown that the AMSR-E system had more potential to produce accurate monthly maps of water vapor since the conical-scanning system improves the coverage of the oceans.

The construction of a better product remains a challenge. Indeed, while this analysis helps to form hypothesis to explain the observed discrepancies between products, the exact identification of errors and their causes remains difficult: each product is the result of a complex multi-step process and the differences, although significant, are relatively small. Further investigations are required to confirm or refute the hypothetical explanations that were raised in this paper. To do so, it is first necessary to identify the meteorological and oceanographic conditions that induce important discrepancies in the retrieval of water vapor. Those discrepancies may be related to differences in the instruments or mission designs or on ground processing (sampling, in-flight calibration, retrieval algorithms and editing criteria). Comparison of the radiometers response to those problematic situations will help us to distinguish instrumental or processing issues from natural variability of water vapor. Knowing more about each radiometer behavior relatively to the measure of water vapor, will bring new insights on the issue and may hopefully lead to better diagnostics of the water vapor evolution. Impacts of sea surface temperature, wind speed, cloud water, rain rate, and unusual profiles of pressure and temperature are also to be explored.

For climatic studies, such analyses need to be extended beyond the 2004-2010 period. Understanding the advantages and disadvantages of each water vapor product is a necessity when radiometer datasets are to be merged. For now, building a reference dataset of water vapor seems hardly realizable as the uncertainties, related to discrepancies in the mission characteristics or in the data processing, are not well understood. However, the objective is to at least provide homogeneous and consistent datasets. Data from different radiometers need to be retreated within a common framework, from the calibration of the brightness temperatures to the estimation of water vapor, to minimize the effect of the methodology used. It is important not to produce only one homogenous dataset that will serve as reference, but a multitude of them using different processing methods to assess how much the results depend on the method. Finally, having homogenous datasets of water vapor would also help improving the wet tropospheric path delay. The consistency between the two physical quantities is indeed a first prerequisite to assess the quality of long time series of wet tropospheric path delay.

ACKNOWLEDGEMENT

This study has been founded by the CNES. AMSR-E data are produced by Remote Sensing Systems (RSS) and sponsored by the NASA Earth Science Measurements DISCOVER Project and the AMSR-E Science Team. Data are available at www.remss.com. Jason-1 and Envisat data are available at the AVISO data center (<http://www.aviso.oceanobs.com>). The ERA-Interim data are provided by ECMWF.

REFERENCES

- Ablain, M., A. Cazenave, G. Valladeau, and S. Guinehut, 2009: A new assessment of the error budget of global mean sea level rate estimated by satellite altimetry over 1993–2008. *Ocean Sci.*, **193**-201.
- Brown, S., S. Desai, S. Keibm, and W. Lu, 2009: Microwave Radiometer Calibration on Decadal Time Scales Using On-Earth Brightness Temperature References: Application to the TOPEX Microwave Radiometer. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, **26**, 2579-2591.
- Buhlmann, P., 1996: Confidence Regions for Trends in Time Series: a Simultaneous Approach with a Sieve Bootstrap, 1-27. Available at <http://statistics.berkeley.edu/tech-reports/447>
- Dai, A., J. Wang, R. H. Ware, and T. V. Hove, 2002: Diurnal variation in water vapor over North America and its implications for sampling errors in radiosonde humidity. *J. Geophys. Res.*, **107**.
- Dee, D. P., and Coauthors, 2011: The ERA-Interim reanalysis: configuration and performance of the data assimilation system. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, **137**, 553-597.
- Eymard, L., E. Obliqis, N. Tran, F. Karbou, and M. Dedieu, 2005: Long-Term Stability of ERS-2 and TOPEX Microwave Radiometer In-Flight Calibration. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **43**, 1144-1158.
- Fu, L.-L., and A. Cazenave, 2000: *Satellite Altimetry and Earth Sciences, Volume 69: A Handbook of Techniques and Applications*, 463.
- Janssen, P. a. E. M., S. Abdalla, H. Hersbach, and J.-R. Bidlot, 2007: Error Estimation of Buoy, Satellite, and Model Wave Height Data. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, **24**, 1665-1677.
- Keibm, S. J., M. A. Janssen, and C. S. Ruf, 1995: TOPEX/Poseidon Microwave Radiometer (TMR): III/ Wet Troposphere Range Correction Algorithm and Pre-Launch Error Budget. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **33**, 138-147.
- Keibm, S., and Coauthors, 2009: Ocean water vapor and cloud liquid water trends from 1992 to 2005 TOPEX Microwave Radiometer data. *J. Geophys. Res.*, **114**, D18101.
- Mieruch, S., S. Noël, H. Bovensmann, and J. P. Burrows, 2008: Analysis of global water vapour trends from satellite measurements in the visible spectral range. *Atmos. Chem. Phys.*, **8**, 491-504.
- Obliqis, E., L. Eymard, and N. Tran, 2007: A New Sidelobe Correction Algorithm for Microwave Radiometers: Application to the Envisat Instrument. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **47**, 3057-3064, **45**, 602-612.
- Obliqis, E., A. Rahmani, L. Eymard, S. Labroue, and E. Bronner, 2009: An Improved Retrieval Algorithm for Water Vapor Retrieval: Application to the Envisat Microwave Radiometer. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **47**, 3057-3064.
- Obliqis, E., L. Eymard, N. Tran, S. Labroue, and P. Femenias, 2006: First Three Years of the Microwave Radiometer aboard Envisat: In-Flight Calibration, Processing, and Validation of the Geophysical Products. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, 802-814.
- Parkinson, C. L., and D. J. Cavalieri, 2012: Antarctic sea ice variability and trends, 1979–2010. *The Cryosphere*, **6**, 871-880.
- Stum, J., J.-P. Dumont, and S. Brown, 2012: Algorithm Definition, Accuracy and Specification – Bibli_Alti : Altimeter Level 2, Processing SALP-ST-M2-EA-15598-CN.
- Trenberth, K. E., J. Fasullo, and L. Smith, 2005: Trends and variability in column-integrated atmospheric water vapor. *Climate Dynamics*, **24**, 741-758.

Wentz, F. J., C. Gentemann, and P. Ashcroft, 2003: ON-ORBIT CALIBRATION OF AMSR-E AND THE RETRIEVAL OF OCEAN PRODUCTS. available at: http://www.ssmi.com/papers/amsr/on-orbit_calibration_amsre_and_ocean_products.pdf

Wentz, F. J., and T. Meissner, 2007: *Supplement 1 Algorithm Theoretical Basis Document for AMSR-E Ocean Algorithms. Training, 1-6.* available at http://www.ssmi.com/support/rss_tech_reports_by_year.html

Zlotnicki, V., and S. Desai, 2004: *Assessment of the Jason Microwave Radiometer's measurement of the Wet Tropospheric Path Delay Using Comparisons to SSM/I and TMI.* *Mar. Geod.*, 241-253.

CHAPITRE 4 : ETUDES DES ALGORITHMES DE RESTITUTION DE LA CORRECTION TROPOSPHERIQUE HUMIDE.

Ce chapitre concerne l'analyse des algorithmes d'inversion utilisés pour estimer la correction troposphérique humide sur les missions Jason-1 et Envisat. Bien que le principe d'estimation soit similaire, il existe des différences dans l'implémentation des deux algorithmes. Ce sont des algorithmes semi-statistiques mais la base d'apprentissage, la méthode de régression et les entrées utilisées sont différentes.

Dans une première partie, nous nous intéresserons à l'influence du choix de la méthode de régression et des entrées. Nous comparerons les performances des algorithmes de restitution selon ces choix. L'objectif est d'une part de déterminer la configuration la plus efficace pour l'estimation de la correction troposphériques humide et d'autre part, de voir si les choix réalisés sur les missions Envisat et Jason-1 sont susceptibles d'engendrer des différences significatives. Cette première étude a fait l'objet d'un article soumis à Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing.

Dans une seconde partie, nous considérons l'ajout de variables auxiliaires pour améliorer les estimations de la correction troposphérique humide. La température de la surface océanique et le paramètre gamma, apportant une information sur le profil atmosphérique, sont considérés comme variables auxiliaires.

SOMMAIRE

I. COMPARAISON DES ALGORITHMES JMR ET MWR POUR L'INVERSION DE LA CORRECTION TROPOSPHERIQUE HUMIDE	76
A. RÉSUMÉ DE L'ARTICLE	76
B. ARTICLE SOUMIS À JSTAR	77
1. <i>Introduction</i>	78
2. <i>Data and methodology</i>	81
3. <i>Results on simulations</i>	84
4. <i>Application to Jason-2 measurements</i>	96
5. <i>Discussion and conclusion</i>	100
II. UTILISATION DE VARIABLES AUXILIAIRES	105
A. RESULTATS SUR LA BASE DE TEST (SIMULATIONS).....	106
B. APPLICATION AUX MESURES DE LA MISSION JASON-2.	110
III. SYNTHÈSE ET CONCLUSION	116

I. COMPARAISON DES ALGORITHMES JMR ET MWR POUR L'INVERSION DE LA CORRECTION TROPOSPHERIQUE HUMIDE

A. RÉSUMÉ DE L'ARTICLE

L'article propose une analyse des algorithmes d'inversion utilisés sur les missions Jason-1, Envisat et SARAL pour l'estimation de la correction troposphérique humide. Les performances des algorithmes sont comparées sur deux points qui les différencient : 1) La méthode de régression : régression log-linéaire ou réseau de neurones. 2) les entrées utilisées : trois températures de brillance ou deux températures de brillance et le coefficient de rétrodiffusion de l'altimètre (en bande Ka ou Ku selon la mission). L'objectif est de déterminer la combinaison la plus performante.

A cette fin, les performances des algorithmes sont tout d'abord analysées sur simulations. Elles sont basées sur une base de données commune constituée d'analyses ECMWF. Les températures de brillance sont simulées grâce au modèle de transfert radiatif de l'UCL¹⁵ (Guissard et P. Sobieski, 1987). 20% de cette base de données sont réservés à l'apprentissage statistique de la fonction inverse, les 80% restant servent à tester les algorithmes ainsi développés. Sur la base de test, les performances des algorithmes sont évaluées par rapport aux comportements des résidus. L'erreur quadratique moyenne est utilisée comme indicateur global de performance, mais la répartition géographique des résidus ainsi que leur distribution relative par rapport à la correction troposphérique sont également prises en compte.

Dans un second temps, les algorithmes ainsi développés sont mis à l'épreuve sur des données réelles. Les données de la mission Jason-2 pour l'année 2012 sont utilisées à cet effet. Les performances des algorithmes sont évaluées à l'aide du critère de « variance des différences de SSH aux points croisement ». C'est un indicateur de la cohérence des corrections troposphériques aux petites échelles temporelles (inférieures à 10 jours). Davantage de détails sur ce diagnostic sont fournis dans l'article.

Les résultats montrent que le formalisme neuronal donne de meilleurs résultats que la régression log-linéaire. Les réseaux de neurones ajustent en effet mieux la relation entre températures de brillance et correction troposphérique humide présente dans la base d'apprentissage. Contrairement à la régression log-linéaire, l'utilisation des réseaux de neurones ne nécessite pas une connaissance a priori sur la forme de la fonction inverse. De plus, les réseaux de neurones permettent de gérer le caractère non-linéaire des relations statistiques entre les variables. Sur les mesures Jason-2, les différences de performances ne sont cependant pas aussi marquées que sur simulations. Cela peut suggérer un effet de sur-apprentissage : la méthode peut capturer des caractéristiques propres aux simulations qui ne sont pas présentes sur les mesures réelles.

De meilleurs résultats ont été obtenus en utilisant trois températures de brillance au lieu de deux températures de brillance complétées par le coefficient de rétrodiffusion de l'altimètre. Le rôle de la température de brillance à 18,7 GHz et celui du coefficient de

¹⁵ Université Catholique de Louvain

rétrodiffusion est d’apporter une information sur la surface océanique. Il faut en effet retirer sa contribution des températures de brillance pour extraire l’information sur la vapeur d’eau atmosphérique. La température de brillance à 18,7 GHz offre une bonne complémentarité à la température de brillance à 23,8 GHz, source principale de l’information du contenu intégré en vapeur d’eau. En effet, la température de brillance à 18,7 GHz est à la fois fortement corrélée à la correction troposphérique humide tout en étant plus sensible à la température de surface. Le coefficient de rétrodiffusion est quant à lui fortement corrélé au vent de surface mais sa corrélation avec la correction troposphérique reste faible.

Les meilleures performances sont ainsi obtenues avec une combinaison des réseaux de neurones et de trois températures de brillance en entrée. Cependant, selon le critère de la variance des différences aux points de croisement, cet algorithme ne parvient pas à atteindre les performances de l’algorithme opérationnel. Ce dernier utilise trois entrées combinées avec une méthode de régression log-linéaire. Il semblerait alors que la constitution de la base d’apprentissage ait un impact tout aussi important sur les performances des algorithmes. La base d’apprentissage utilisée sur Jason-2 est construite sur des mesures de radiosondages. Une étude approfondie sur la constitution et la représentativité des bases utilisées serait pertinente.

B. ARTICLE SOUMIS À JSTAR

COMPARISON OF REGRESSION ALGORITHMS FOR THE RETRIEVAL OF THE WET TROPOSPHERIC PATH DELAY

Soulivanh Thao⁽¹⁾, Laurence Eymard⁽²⁾, Estelle Obligis⁽¹⁾, Bruno Picard⁽¹⁾,

⁽¹⁾CLS, 8-10 rue Hermès, 31520 Ramonville Saint-Agne, France, Email:stbao@cls.fr

⁽²⁾LOCEAN/CNRS, 4, place Jussieu 75252 PARIS Cedex 05, France

Abstract— This paper addresses the subject of the regression models used for the path delay correction for range measurements by satellite radar altimeters. The objective of this study is twofold: 1) To find which regression method is better suited for the retrieval between a neural network algorithm and a log linear regression. 2) To determine whether the use of the altimeter backscattering coefficient at Ka or Ku band could substitute for the use of the radiometer brightness temperature at 18 GHz as an input for the retrieval. Several configurations of algorithms, including those used in the operational processing of altimetry missions such as Jason-1 or Envisat, are built and compared on the same learning and test database to determine which retrieval strategy is more appropriate. The importance of each input is analyzed and the performances of the different algorithms are assessed in terms of error (bias and standard deviation) but also in terms of geographical distribution of the errors and

correlation with other environmental variables. The performances of the algorithms are then assessed on Jason-2 radiometer measurements using the criterion of variance of sea-surface height differences at crossovers. The study shows that the neural network formalism is better suited for the retrieval of the wet tropospheric path delay than algorithm based on log linear regression. In terms of variable selection, better results were obtained when the brightness temperature at 18 GHz was used instead of the backscattering coefficient. Overall, the best results are obtained with the combination of a three channel radiometer and a neural network algorithm.

Index Terms—Microwave radiometry, water vapor retrieval, wet tropospheric correction

1. INTRODUCTION

The ocean mean sea level (MSL) is a key indicator of the global warming. Its long-term survey is an issue not only for climate evolution study, but also for economic and social consequences of its elevation. The monitoring of the MSL has greatly benefited from the development of spatial altimetry missions since the nineties: satellites allow a nearly complete coverage of the ocean surface and data are provided in near real time.

Microwave radiometers play a major role in those missions. They are used to provide a correction (the wet tropospheric correction) for the underestimation of the sea-surface height (up to 50 cm) by the radar altimeter, due to the presence of water vapor in the troposphere. The uncertainty on this correction is currently one of the most important parts of the mean sea level error budget. Performance and stability requirements for those radiometers are stringent for mean sea level studies: any errors made on the wet tropospheric path delay directly impacts the retrieval of the sea-surface height. The uncertainty on this correction is nowadays around 1-cm rms [1]. In terms of trends, the uncertainty between 1993 and 2008 is around 0.3 mm/year, which represents one tenth of the MSL trend estimated at +3.11 mm/year during the same period [2].

The integrated water vapor content (wv) and the wet tropospheric path delay (dh), being nearly proportional to each other, are retrieved using similar methods. The relationship between dh (respectively wv) and the radiations measured by the radiometer is empirically established using a statistical regression.

Studies in late seventies[3]-[5] have shown that, for non-rainy atmospheric conditions, the brightness temperatures received by the radiometer at frequencies between 10 and 50 GHz almost entirely depend of the columnar water vapor, the columnar cloud liquid water droplets and the surface wind speed which influences the sea-surface roughness and thus its emissivity. Thus, the choice of the radiometer brightness temperature frequency has been determined by their sensitivity to those parameters.

Three frequencies are generally used to estimate the wet tropospheric path delay. The main frequency is around the 22.235 GHz peak of the water absorption band and is therefore very sensitive to water vapor. However at 22.235 GHz, the measurement of the

brightness temperature is influenced by variations in the water vapor profile [6]. Thus, the main frequency is usually fixed around the peak of absorption, at either 21 GHz or 23.8 GHz for which the measurements are nearly insensitive to the vertical distribution of water vapor.

Among the different parameters, the cloud liquid water has the strongest signature above 30 GHz. A second channel with a frequency between 30 GHz and 40 GHz is used to remove the contribution of clouds from the water vapor signal.

A third channel around 18 GHz is used to account for the change of the sea-surface emissivity induced by the sea-surface roughness. Indeed, the brightness temperature at 18 GHz is less sensitive than brightness temperature at 22 or 37 GHz to the atmosphere. Another advantage of using a channel at 18 GHz is that the cloud liquid water effect on the brightness temperature is nearly equal at 18 GHz and at 21 GHz. Thus, by subtracting the brightness temperature at 18 GHz from the brightness temperature at 21GHz, we would expect to remove most of the cloud liquid water contribution. Only the water vapor signal would remain with small perturbations caused by various effect of the sea-surface temperature (SST), tropospheric temperature and the sea-surface wind speed.

For instance, this principle is used in altimetry missions such as TOPEX [6], Jason- [7] and Jason-2 or for retrieving the integrated water vapor content from microwave imagers such as SSMI [8]. However, some radiometers on board altimetry missions, such as Envisat or SARAL, only possess two channels around 23.8 and 36.5 GHz. In this case, to compensate the lack of information about sea-surface roughness, usually brought by the low frequency channel at 18 GHz, the altimeter is used as an external source of information. For ERS-1, the altimeter wind speed is used as a proxy of the sea-surface roughness, within the operational retrieval algorithm along the radiometer 23.8GHz and 36.5 GHz brightness temperatures. For ERS-2 and Envisat, the altimeter wind speed was replaced by the altimeter backscattering coefficient at Ku band to prevent from introducing the estimation errors of the altimeter wind speed in the path delay retrieval [9],[10].

Table 7 gathers the radiometer characteristics of instruments on board altimeter missions since 1990.

Table 7: Nominal characteristics of the radiometers used in altimetry missions

MISSION	TOPEX/ Poseidon	JASON-1	JASON-2	ERS-1	ERS-2	ENVISAT	SARAL
Life in space	08/1992– 01/2006	12/2001– 07/2013	06/2008–	07/1991- 03/2000	04/1995- 07/2011	03/2002- 04/2012	02/2013
Altimeter channels (GHz)	<i>NR4</i> 13.6 (Ku band) 5.3 (C band)	Poseidon-2 13.6 (Ku band) 5.3 (C band)	Poseidon-3 13.6 (Ku band) 5.3 (C band)	RA 13.8 (Ku band)	RA 13.8 (Ku band)	RA 13.8 (Ku band) 3.2 (S band)	AltiKa 35.75 (Ka band)
Radiometer channels (GHz)	TMR 18 21 37	JMR 18.7 23.8 34	AMR 18.7 23.8 34	MWS 23.8 36.5	MWR 23.8 36.5	MWR 23.8 36.5	AltiKa 23.8 37

In practice, the retrieval function to determine the wet tropospheric path delay from the brightness temperatures is deduced from brightness temperature simulations. A radiative transfer model is used to simulate brightness temperatures from a database of atmospheric and sea-surface scenes. The database is built to be representative of the different meteorological conditions observed in reality. The database used may be different from one mission to another. Traditionally, for ESA missions, the database is from ECWMF analyses. For NASA/CNES missions, the database is usually built using radiosonde measurements for the atmospheric profiles and radiometer imagers such as SSMI or AVHRR (A Very High Resolution Radiometer) to provide sea-surface characteristics.

Then, a statistical regression scheme is used to empirically determine the inverse function from the simulated brightness temperatures to the wet tropospheric path delay. The algorithms developed with this scheme are called semi-statistical. Different regression methods are used to establish the link between the brightness temperature and the path delay. In NASA/CNES missions, a stratified two step log linear algorithm is operationally used whereas in ESA missions, the neural network formalism is used since Envisat. A more detailed description of these retrieval algorithms is given in section II.B of this paper.

This paper presents a comparison of different regression models for the retrieval of the wet tropospheric path delay. The objective is to assess how pertinent the different choices of regression models are and to see how those choices could explain the observed discrepancies on the wet path delay products. In this paper, the performances of the different algorithms are assessed with respect to the following points: 1) the type of statistical regression used: log linear vs. neural network; 2) the number and nature of measurements

used: three radiometer channels versus two radiometer channels and a backscattering coefficient.

In the first section, the data, the different algorithms included in the comparison and the different criteria of retrieval quality used are presented.

In the second section, the performances of several retrieval algorithms for the wet tropospheric path delay, using different regression methods and sets of inputs, are compared. The comparison includes algorithms used in the operational processing of altimetry missions. Reference [11] showed that statistical algorithms for the retrieval of water vapor are largely dependent on the choice of the learning database. Thus, the algorithms are built and compared on the same learning and test databases to remove this factor and to determine which regression method is more appropriate. The constitution of the database is done following the methodology used in [10]: the database is composed of atmospheric and oceanographic conditions taken from the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) analyses and the brightness temperatures and backscattering coefficient are simulated with the Université Catholique de Louvain (UCL) radiative transfer model [12], [13]. The performances of the different algorithms are assessed in terms of error (bias and standard deviation) but also in terms of geographical distribution of the errors.

The second and third parts of this section are dedicated to the problem of variable selection: how to choose the best set of inputs to get the model with the smallest error? To tackle this problem, the importance of each input and their correlation with other environmental variables are analyzed. The objective of those sections is to explain the differences of performances due to the choice of inputs. Indeed, by highlighting the empirical relations given by the model between radiometric variables and environmental variables, the analysis facilitates the choice of pertinent sources of information for the retrieval.

The third section is dedicated to the application of the algorithms on real data: Jason-2 radiometer measurements are used to compare the different algorithms and to confirm or reject the results obtained on simulations.

The last section provides the conclusions and the perspectives of the study.

2. DATA AND METHODOLOGY

a) Learning and test database

The learning and the test databases consist of ECMWF analyses between 60°N and 60°S degrees of latitude. An analysis at a resolution of 0.5 degree is taken for the first day of each month at 12:00UTC. All points of the analyses are considered for the study with the exception of atmospheric profiles on land. Otherwise, no additional selection criterion was applied.

From those twelve analyses, brightness temperatures and backscattering coefficient are simulated using the UCL radiative transfer model [12], [13]. The brightness temperatures are simulated at 18.7, 23.8 as well as 34 GHz and the altimeter backscattering coefficients at Ku and Ka bands. In the operational algorithms, the backscattering coefficients retrieved by

the altimeter and used as input in the retrieval of the wet tropospheric correction, are affected by atmospheric attenuation. Hence, backscattering coefficients are not only sensitive to the surface but also to atmospheric conditions. To reproduce the same conditions of retrieval, the atmospheric attenuation is also taken into account for the simulation of the backscattering coefficients: the signal is attenuated both on its way up and down the atmosphere.

20% percent of this database is used as the learning database. The learning database is used to adjust the parameters of the retrieval algorithm so that the retrieved wet tropospheric correction is the closest possible to the wet tropospheric correction present in the learning database. The 80% left is used as the test database to assess the quality of the different regressions. More precisely, the test database is used to assess how well the relationship learned on the learning database can be generalized to an independent dataset.

The repartition of the data between learning and test databases has been done in a uniformly random manner: each point had 1 out of 5 chances to end up in the learning data base and 4 out of 5 to end up in the test data. This guaranties that in average, for the learning and the test databases, the points are uniformly distributed over the whole Ocean.

b) Description of the algorithms

The first algorithm, here after called «JMR_Reg», is a reproduction of the stratified algorithm used in the Jason-1/JMR operational processing. Inputs for this algorithm are brightness temperatures at the frequencies 18.7, 23.8 and 34 GHz (hereafter denoted as $tb_{18.7}$, $tb_{23.8}$ and tb_{34} respectively). The algorithm is a two-step log linear algorithm. A first estimation of wind speed ($wind_{sp}$) and of cloud liquid water (wc) is made. According to this first estimation of $wind_{sp}$, a log-linear regression algorithm, build specifically for this range of wind speed, is selected to make a first estimation of the wet tropospheric delay. In the second step, the final estimation of the wet tropospheric path delay is done using an algorithm specifically built for the range of wind speed and wet tropospheric correction estimated during the first step. More details on the algorithm can be found in [6].

The second algorithm used is almost a replica of the wet tropospheric algorithm used for the Envisat mission. The original Envisat is based on the neural network formalism. The backscattering coefficient measured by the altimeter at the Ku-band (σ_{Ku}) and the brightness temperatures at 23.8 and 36.5 GHz are used as inputs. In this study, a new neural network algorithm, which is heavily inspired by the algorithm used in the Envisat mission, is generated. The only difference with the original Envisat algorithm is that the brightness temperature at 34 GHz is used instead of the brightness temperature at 36.5 GHz. It is done to make the comparison easier with JMR_REG. The neural network architecture consists of one hidden layer with 8 neurons, the transfer function of which, is hyperbolic tangent sigmoid. The output layer transfer function is linear. More details on the retrieval method are provided in [10]. This new neural network algorithm is referred as MWR_NN hereafter for convenience.

The third algorithm, hereafter called ALK_NN, is built following the same scheme as MWR. The only difference is that the backscattering coefficient at Ka-band (σ_{Ka}) is used as an input instead of the backscattering coefficient at Ka-band. With this new algorithm, the performances of an algorithm close to the one used for the SARAL mission can be assessed.

The only difference is that in the operational algorithm used for SARAL, the brightness temperature at 36.5 GHz is used instead of the brightness temperature at 34 GHz.

A last algorithm, hereafter called JMR_NN, is introduced for sake of comparison. The algorithm has the same neural architecture as MWR_NN but uses the inputs of the JMR_REG algorithm (tb18.7, tb23.8 and tb34). By comparing the algorithms with JMR_NN, the observed discrepancies between JMR_Reg, ALK_NN and MWR_NN can be attributed either to the differences in the inputs or to the differences in the method of regression.

c) Quality indicators

(1) On simulations

Firstly, the quality of the retrieval algorithm is assessed on the learning and on the test databases. The learning database is used to assess how well a regression method can fit the data whereas the test database is used to assess how general the computed relationship is. For each database, the performances of the algorithms are evaluated using the root mean square error (rms) as a general criterion but also regarding the relative distribution of the residuals with respect to the wet tropospheric correction and their geographical distribution.

(2) On measurements

Secondly, the quality of the retrieval is assessed on Jason-2 data from 2012 using the variance of sea-surface height (SSH) differences at crossovers criterion (sometimes, shorten as SSH variance at crossovers). Jason-2 is used since the channels available and the retrieval algorithm used on this radiometer are identical to those used on Jason-1. Moreover, it allows the algorithms to be tested on real data during the same year as the simulations. Let us note that only measurements between 60°N and 60°S and validated through the calibration and validation process are kept for the analysis. More details on the edition criteria used for the validation of the data are provided in [19]

The variance of SSH differences at crossovers gives an estimate of the overall altimeter system performance. The diagnostic has for instance been applied by [14] to assess the performances of the Envisat altimeter.

Since the wet tropospheric path delay retrieval is involved in the estimation of SSH, the variance of SSH differences at crossovers criterion is also an indicator of the consistency of the wet tropospheric correction at small scales. The lying principle behind this criterion is that the SSH variability is considered almost null within a period of ten day. Therefore, the differences of SSH measured at crossovers between an ascending and a descending pass of the satellite should be close to zero if the wet tropospheric correction is properly accounted for. Hence, in this case, the variance of differences of SSH at crossovers should also remain minimal.

The method does not require an external reference, which is a main advantage. However, to have a point of comparison, the variance of SSH differences at crossovers is compared to the operational product of the wet tropospheric correction available on Jason-2 (JMR_OP).

3. RESULTS OF SIMULATIONS

a) *Residuals analysis*

Results on the test database are similar to those observed on the learning database, which is explained by the high similarities between the learning and the test databases. Indeed, the statistical distributions of the different inputs and of the reference wet tropospheric correction are really close between the learning and the test database. Therefore, only the results on the test database are presented in the following.

(1) **Comparison of the regression method**

The first comparison concerns the performances of two types of regression methods: the neural network and the stratified log linear algorithm. The objective is to determine which of this algorithm is better suited to the retrieval of the wet path delay. To do that JMR_Reg and JMR_NN are compared. The two statistical models have the same inputs, only the type of regression differs: neural network for JMR_NN and the stratified log-linear regression for JMR_Reg. Thus, by comparing JMR_Reg to JMR_NN, the stratified two step-log linear regression is compared to the neural network formalism.

Overall, JMR_NN results are better than JMR_REG results. In terms of rms (Table 8), JMR_NN rms is nearly twice as low as JMR_Reg. The scatterplots (Fig. 27) show that JMR_NN is nearly unbiased whereas JMR_Reg exhibits a positive bias, the value of which depends on dh. The average bias of JMR_Reg is equal to +0.2 cm (Table 8). In terms of geographical distribution of the residuals (Fig. 28), large patterns of positive residuals are observed in the tropics for JMR_Reg whereas the geographical structures observed for JMR_NN are smaller. Therefore this difference can be attributed to the type of regression. The two-step log linear regression lacks flexibility to optimally adjust the data. Indeed, the form of the function to be fitted has been arbitrary set to a logarithm. The main advantage, in general, for the neural network, is that no a priori choice is required on the form of the function to be fitted. By adding enough neurons with a sigmoid transfer function, neural networks allow to fit a wider range of functional dependencies. In this case, the number of neurons has been fixed to 8. Using 8 neurons seems to provide enough flexibility in order to have a better adjustment with neural networks with respect to the log-linear formalism.

(2) **Inputs comparison: sigKa, sigKu and tb18.7**

The second comparison concerns the choice of the third input for the retrieval. The aim is to determine whether using sigKa, sigKu or tb18.7 gives equivalent results and if not, to choose the best input for the retrieval. To answer this question, the performances of JMR_NN, ALK_NN and MWR_NN are compared, the only difference between the three algorithms being the third source of information used: respectively tb18.7, sigKa and sigKu.

Overall, the best model is JMR_NN with an rms nearly twice as low as the other models (Table 8). The scatterplots (Fig. 27) show that the three algorithms have a global bias, close to zero, which does not depend on the value of dh. The geographical patterns of the residuals are also smaller for JMR_NN than for MWR_NN and ALK_NN, probably because the residuals of this model have a smaller variance. Thus, the performances with the brightness temperature at 18 GHz are better than the one obtained with the backscattering

coefficients either in Ku-band or Ka-band. Therefore, it appears that, for this neural network architecture, backscattering coefficients do not bring as much information as the 18 GHz brightness temperature for the retrieval of the wet tropospheric path delay. Comparing the JMR and MWR algorithms, [17] explained the geographical differences by the fact that the backscattering coefficient at Ku band does not contain much information about the sea-surface temperature (t_s) contrary to the brightness temperature at 18.7 GHz. The same observation could be made with the backscattering coefficient at Ka band, since sigKa and sigKu exhibits very close behaviors on simulations. However, let us note that those neural networks have 8 neurons in the hidden layer. This choice was made to match the architecture used operationally in the SARAL and Envisat missions. Thus, the results for each set of inputs may not be optimal and better results could probably be achieved by adjusting the architecture of the neural networks (number of neurons, transfer function and cost function)

(3) Overall Comparisons

Overall, JMR_NN shows the best performances. Its rms is nearly twice as low as the three other algorithms (Table 8), and the algorithm is globally unbiased. In terms of rms, JMR_NN has similar performances as MWR_NN and ALK_NN, despite different methods of regression and different inputs.

However, the four algorithms studied in this section have common drawbacks:

- The precision of the four algorithms is better for low values of dh : the residual variance being smaller for low wet tropospheric path delay ($dh < 10\text{cm}$) For instance, the standard deviation of the residual for ALK_NN and MWR_NN is smaller than 0.40 cm for dh inferior to 10 cm and higher than 0.40 cm otherwise. The better behavior of the statistical model for low dh contents may partly be explained by the statistical distribution of dh . Indeed, 31% of the dh are lower than 10 cm, 50% of the dh is inferior to 15 cm and 75% is inferior to 22 cm. In this study, the statistical algorithm aims at minimizing the rms, and since all points have the same weight, the statistical regression gives more importance to dh range with more data. The results might be improved if the cost function to minimize was changed to give more weight to the higher values of dh . Another possible explanation is that the inputs used are better suited to retrieve low content of dh than higher content and that at high dh , the functional relationship falls apart. The physical variability of dh might also be more or less proportional to wv , meaning that for higher wv , dh is more sensitive to small changes in atmospheric conditions. In this case, using more inputs to discriminate those conditions might improve the retrieval.
- The performances of the four retrieval algorithms are degraded for dh higher than 40 cm: the variance and the bias of the residuals are more important. The bad behavior of the empirical model for high dh could be explained by the fact that those points have little weight on the relationship to be learned between dh and the tbs . Indeed, they only represent 0.11% of the test dataset. Those points could have more weight by either modifying the learning database distribution or by modifying the cost function to minimize. However, some of those points might represent extreme values of dh with atypical behaviors which are not well described by the inputs used in the algorithms. They might for instance be caused by the presence of

rain. Indeed, heavy rainfalls have a strong impact on the scattering properties of the atmosphere and tend to decrease the performances of the retrieval.

- The four algorithms show spatially correlated residuals (Fig. 28). JMR_Reg, MWR_NN and ALK_NN show similar patterns with large structures of positives residuals in the tropics which correspond to overestimations of the wet tropospheric correction. For JMR_NN, the observed structures are smaller in terms of geographic distribution. Such geographic dependence might impact the computation of the global evolution of dh .

Table 8: Root mean square error (rms) and average bias of the regression models on the test database

Algorithm	MWR_NN: $dh=f(\text{sigKu}, \text{tb}23.8, \text{t}b34)$	ALK_NN: $dh=f(\text{sigKa}, \text{tb}23.8, \text{t}b34)$	JMR_NN: $dh=(\text{tb}18.7, \text{tb}23.8, \text{t}b34)$	JMR_Reg: $dh=f(\text{tb}18.7, \text{tb}23.8, \text{t}b34)$
RMS (cm)	0.456	0.489	0.250	0.428
Bias (cm)	-0.001	0.002	-0.001	0.204

TEST : Scatterplots of residuals (cm)

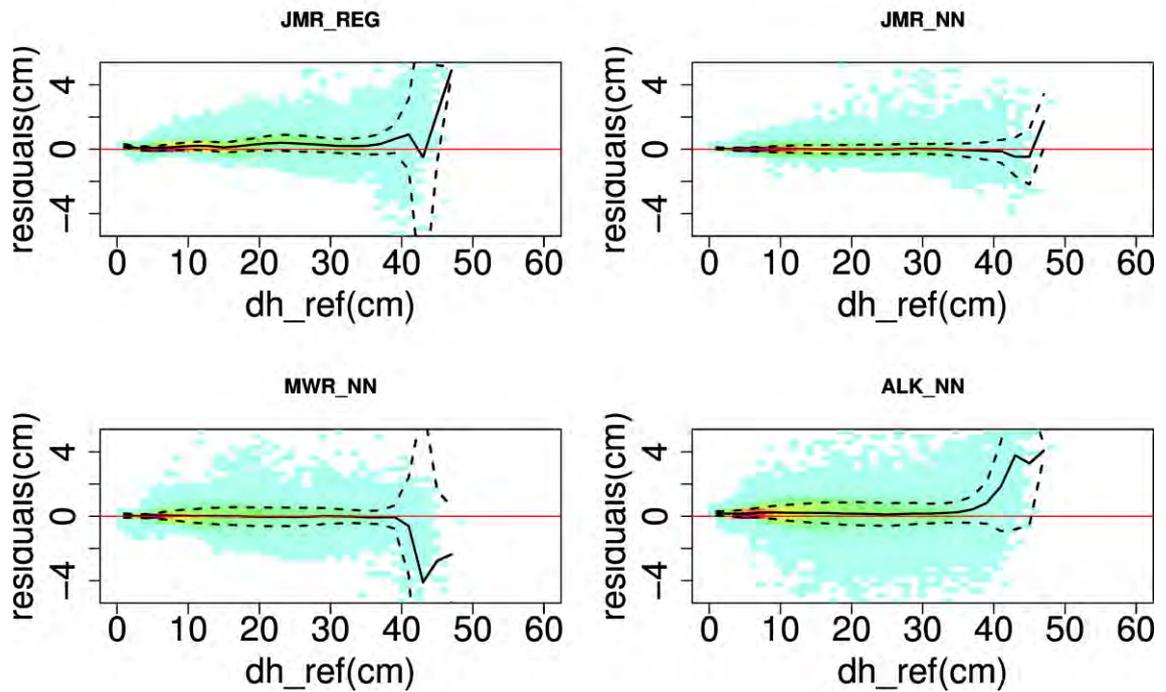


Fig. 27. Scatterplot of the model residuals (cm) with respect to the reference dh (cm). The full line gives the average value of the differences computed by bins of 2cm. The dashed lines give the average values of the differences plus or minus the standard deviation of the differences computed by bins of 2cm.

TEST : maps of residuals (cm)

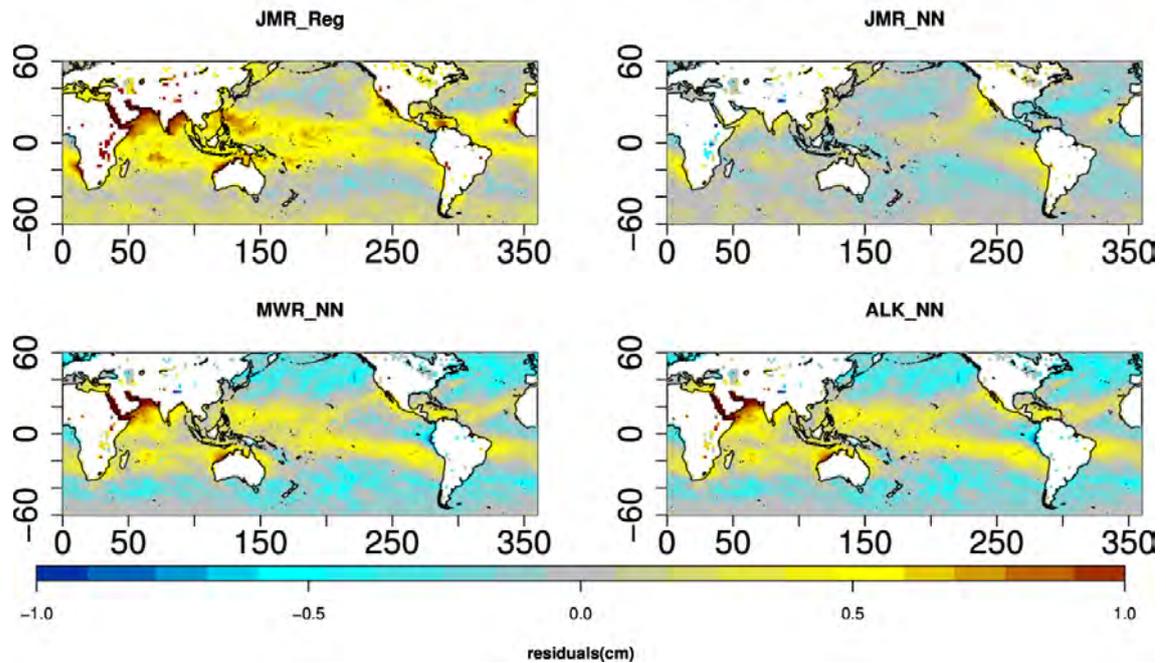


Fig. 28. Maps of the regression model residuals (cm). The color scale ranges from -1 to 1 cm

b) *Importance of the NN inputs*

In this section, the importance of each input in their respective model is analyzed. The aim is to understand how each input is used in their respective model. This analysis can help understanding why some models have better performances than others. To do so, several criteria for importance are used.

(1) **HVS criterion for relative importance**

The relative importance of the inputs used in JMR_NN, ALK_NN and MWR_NN is computed heuristically (Fig. 29) using the Heuristic for Variable Selection (HVS) method [15]. The criterion reflects, for a given model, the weight of each input on the model output.

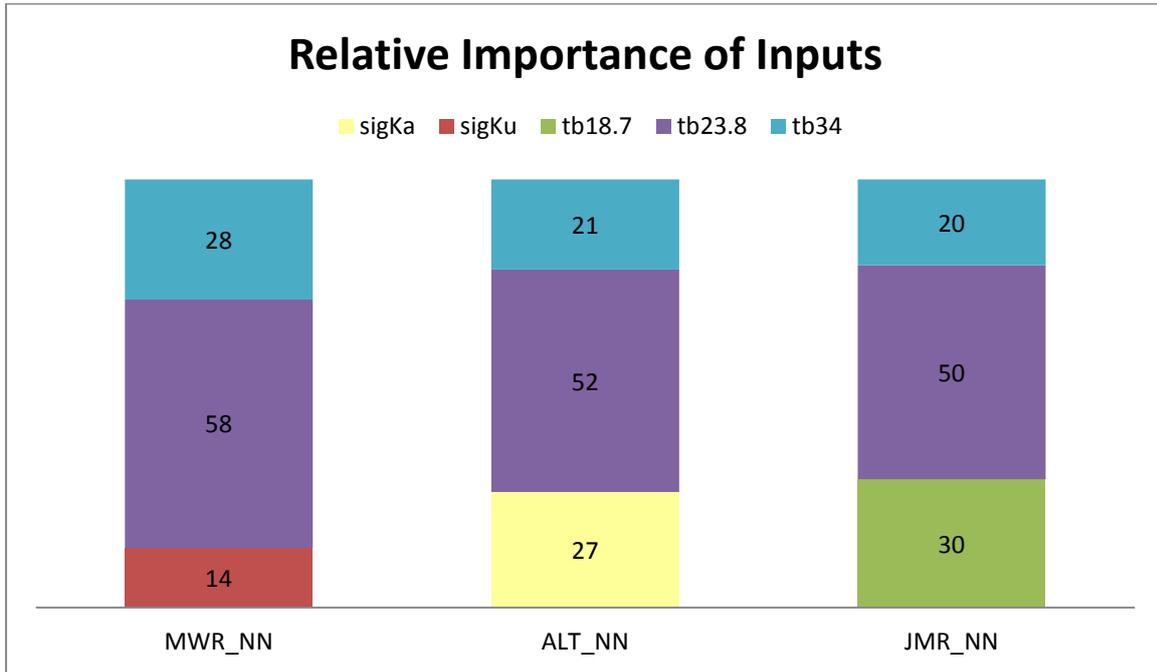


Fig. 29. *Relative importance of inputs in each neural network model.*

First of all, it should be noted that the three brightness temperatures that have been used are highly correlated, meaning that there is redundant information between the channels. Therefore, in the three models, several combinations of the same inputs could therefore lead to the same estimation of dh . Thus if the algorithms are learned again on the same learning database, the importance of each input can change while the performances of the retrieval algorithm could remain stable. In this study, quantitatively, the importance values exhibit variations when the neural-network models are learned again several times, but qualitatively, the order of importance of each input tends to remain the same.

For the three neural network models, the most important input is the brightness temperature at 23.8 GHz as expected since it is the channel closest to the water vapor absorption line at 22.2 GHz. In the three models, the relative importance of $tb_{23.8}$ is superior to 50%. The relative importance of sig_{Ku} (14%) is lower than the relative importance of sig_{Ka} (27%) and $tb_{18.7}$ (30%) in their respective models. We will see later that the correlation between sig_{Ka} and wc is stronger than the correlation of sig_{Ku} and wc . It could explain the fact that sig_{Ku} importance is smaller than sig_{Ka} importance: it is

possible that the algorithm uses sigKa both to bring information about the surface but also about wc, contrary to sigKu which might only be used to bring information about the sea-surface. Indeed, the Ka-band signal is more affected by the wet tropospheric correction through the atmospheric attenuation [18]. Thus, it would explain why, with respect to sigKu, the importance of sigKa is higher and that the importance of tb34 has diminished. The configuration of ALK_NN and JMR_NN are similar: the information on the sea-surface, provided by sigKa or tb18.7, accounts for about 30% of the importance, around 20% is provided by tb34 and the rest by tb23.8. Thus, it appears that the information provided by sigKu is not as much used as the information brought by sigKa and tb18.7 for the retrieval of dh. Yet, although sigKa and tb18.7 have similar relative importance in their respective model, the model using tb18.7, JMR_NN, shows better performances. Therefore, the backscattering coefficient, sigKa or sigKu, does not bring equivalent information as the ones provided by tb18.7. However, those interpretations have to be taken with care since external factors also affect those results. Indeed, the compared algorithms don't exactly have the same performances and the neural network architectures are not fully optimized for the retrieval. Hence, the comparison is actually not straightforward.

(2) Sensitivity analysis

To confirm the results obtained on the relative importance, a sensitivity analysis of the inputs is performed (Fig. 30). The aim of this analysis is to assess how much the estimation of dh is impacted by a small change in the inputs. To make this analysis easier to interpret, only the input of interest will be gradually changed and the two other inputs are fixed. The other two variables are fixed at different level using their values at different quantiles between the first and the third quartiles. It allows one to see whether the relationship between the variable of interest and dh depends on the other two fixed variables. However, it has to be noted that some configurations tested here would not be encountered in reality since the physical relationship between the different inputs is not accounted for.

In those plots, the variation induced by a change over the whole range of tb23.8 is larger than any other parameter. The three neural networks use tb23.8 almost linearly to retrieve dh, which is expected since both variables are nearly proportional. The model responses also vary quasi-linearly with respect to sigKu, sigKa and tb34 but with smaller amplitude. The sensitivity analysis allows seeing how the neural networks use the different inputs: the neural network estimation of dh increases with the backscattering coefficient whereas the dh estimation decreases as tb18.7 grows. Thus, the sensitivity analysis shows that backscattering coefficients and tb18.7 are used differently by the neural network.

For JMR_NN, the relationship between the inputs and the model response shows some non-linearity, especially for high value of inputs but those might not correspond to real physical situations. For instance, the variations induced by tb18.7 are rather large, especially for low values of tb18.7 and large values of tb23.8 and tb34. However, this configuration is unrealistic as the three radiometer channels are highly correlated: when the value of one brightness temperature is high, the others tend to also have large values as well..

To have a synthetic view of the models sensitivity to their parameter, a linear relationship is fitted between the model response and one given parameter, while the other parameters stay fixed at their median values (Table 9). Quantitatively, ALK_NN and

MWR_NN behaviors are close. In this case, MWR_NN sensitivity to sigKu is higher than ALK_NN sensitivity to sigKa, contrary to what was shown by the HVS importance criterion. One possible explanation is that sigKa is more affected than sigKu by atmospheric attenuation and thus, that sigKa is not as good as a proxy for wind speed. On the contrary, sigKa is more sensitive to dh but in this case, this piece of information might not be fully used. Indeed, the brightness temperature at 23.8 GHz is already well correlated with dh. JMR_NN show a distinct behavior, its sensitivity to tb23.8 is larger than in the other two models but is compensated by the high sensitivity of the model to tb18.7. However, for this model, the sensitivity to tb34 is really low (-0.0001 cm/K), it might be caused by the redundant information present in the three brightness temperatures. Reference [6] explains that the contribution of clouds is nearly the same for brightness temperature at 21 GHz and at 18.7GHz. Thus, by subtracting the brightness temperature at 18.7 GHz from the brightness at 21 GHz, the effect of clouds is greatly reduced. The effect of clouds on the brightness temperature at 23.8 GHz is also similar to its effect at 21 GHz. Thus it would appear that brightness temperature at 34 GHz is not as much needed when brightness temperature at 21GHz and at 18.7GHz are used in combination. Indeed, the sensitive analysis shows that, while tb18.7 and tb23.7 are highly correlated, the neural network uses the two inputs in a different way: the estimation of dh increases as tb23.8 grows but decreases as tb18.7 grows, maybe to compensate the effect of clouds. Moreover, the sensitivity analysis also shows that the sensitivity of the neural network model to tb34 is almost null except when the measured values tb18.7 and tb23.7 are high, which tend to correspond to conditions of very high content of water vapor. These conditions might for instance correspond to the Intertropical Convergence Zone (ITCZ), where the integrated water vapor and cloud liquid water contents are high due to the strong convective activity in this region. Thus, it could suggest that tb34 is only used in the JMR_NN algorithm when the effect of clouds is not well handled when only tb18.7 and tb23.8 are used.

Table 9: Average sensitivity of the models to their input parameters for median conditions

Model/ Sensitivity to :	ALK_NN: dh~sigKa +tb23.8+tb34	MWR_NN: dh~sigKu +tb23.8+tb34	JMR_NN: dh~tb18.7 +tb23.8+tb34
sigKa	0.11cm/dB		
sigKu		0.18 cm/dB	
tb18.7			-0.57 cm/K
tb23.8	0.47 cm/K	0.46 cm/K	0.67 cm/K
tb34	-0.11cm/K	-0.11 cm/K	-0.0001 cm/K

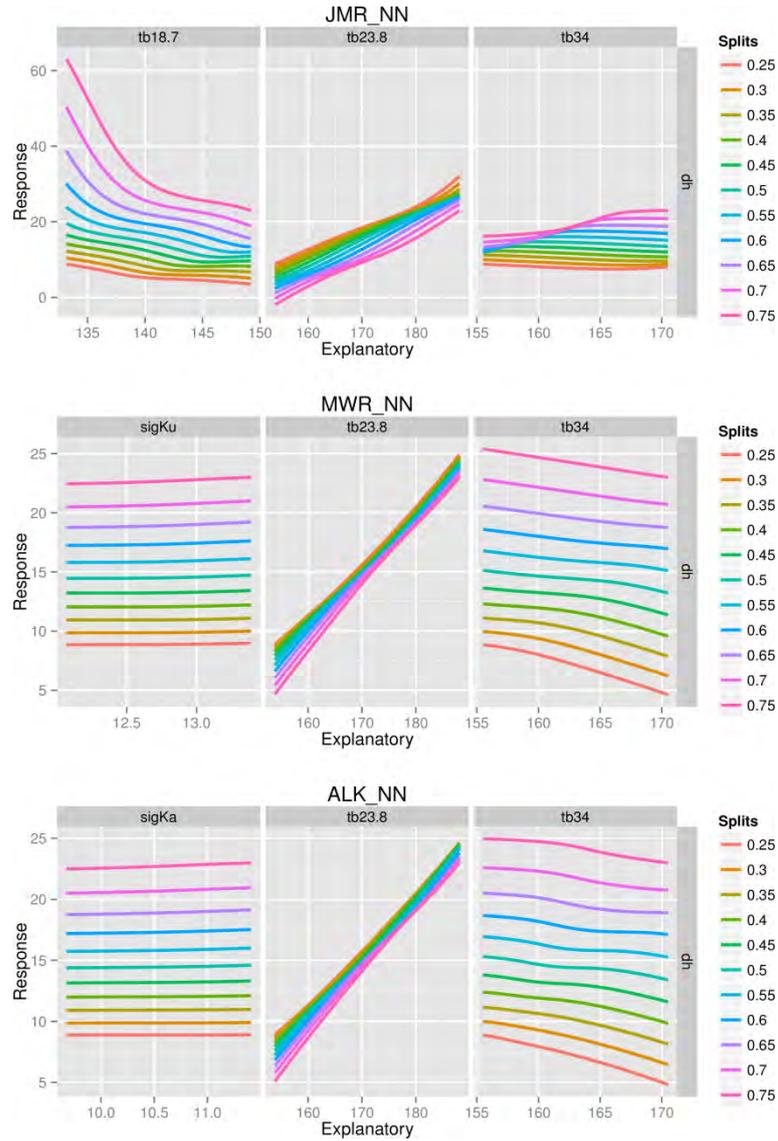


Fig. 30. Sensitivity of the neural network models to the different explanatory inputs used: *sigKu* (in dB), *tb18.7*, *tb23.8*, *tb34* (in cm). For each input, the model response (db in cm) is tested by varying one explanatory input between its first and third quartile. The other inputs are kept fixed. The model response to the varying explanatory input is tested for different levels of the fixed inputs to see the interaction between the explanatory inputs. Top, middle and bottom panels are respectively dedicated to the *JMR_NN*, *MWR_NN* and *ALK_NN* algorithms. For instance the top left panel, for the split 0.50, shows the variation of the predicted db with respect to the value of *tb18.7*, with the other two inputs involved in the retrieval being set at their median value (quantile 0.50).

Once again, the sensitivity analysis might not emphasize the real importance of each input when high correlations between the different variables are present. Overall, the HVS importance criterion reflects rather well the sensibility of the model to the different inputs. The models are more sensitive to *tb18.7* than to *sigKu* or *sigKa* and better performances are obtained when *tb18.7* is used as a third source of information.

(3) Forward feature selections

In this section, the qualitative importance of each input is tested by building models incrementally, using forward variable selection. In the first step, all 1-input models are tested and the inputs giving the best performances in terms of rms is kept for the following step. At each next step, an input, among the remaining one, is added to the model and the set of inputs giving the best results on the test database is kept for the following steps.

In this case, the procedure is done with sigKa, sigKu, tb18.7, tb23.8 and tb34. To be consistent with the comparison done so far, the same neural network formalism is kept during the whole process: 1 hidden layer, 8 neurons, sigmoid transfer function and a linear output transfer function. An alternative would consist of optimizing the number of neurons for each model tested. For the learning procedure, the maximum number of iterations is set at 10^5 .

At the first step, the best inputs model is, as expected, given by tb23.8 with an rms of 1.37cm (Fig. 31).

In the second step, tb23.8 is kept as an input and all 2-input models, containing tb23.8 as an input, are tested. At this second step, tb23.8 and tb18.7 give the best model with an rms of 0.41 cm. tb34 gives slightly worse result with an rms of 0.52cm. For two-input models, it appears that tb34 is less important than tb18.7. It might confirm that for the most part the effects of clouds are well handled by the combination of tb18.7 and tb23.8. The other two models tested, with backscattering coefficient as inputs, have an rms above 1cm which is twice as much as models with only brightness temperatures. For statistical models with few inputs, the backscattering coefficients bring less information than brightness temperature for the retrieval.

At the third step, the best model is JMR_NN (tb18.7, tb23.8 and tb34) with an rms of 0.25 cm. From step 2 to step 3, the use of backscattering coefficient at the third step also improves the rms (to 0.37 cm) but not as much as tb18.7.

At the fourth step, the backscattering coefficients, sigKa and sigKu provide a small improvement in terms of rms compared to step 3. The performances are a little better for sigKa (rms=0.23) than SigKu (rms=0.24cm).

At the fifth step, only one model remains where all inputs are taken into account. The rms for this model (0.57cm) is worse than at the previous step (~ 0.24 cm). However, the rms on the learning database is only 0.17cm. Using the five inputs leads to over fitting the data in learning database: the model has captured specificities of the learning database, which can not be generalized to the test dataset.

Overall, the best model is the one with four inputs, consisting of one backscattering coefficient from the altimeter and three brightness temperatures. Nonetheless, a model with only the three brightness temperatures is only slightly less efficient.

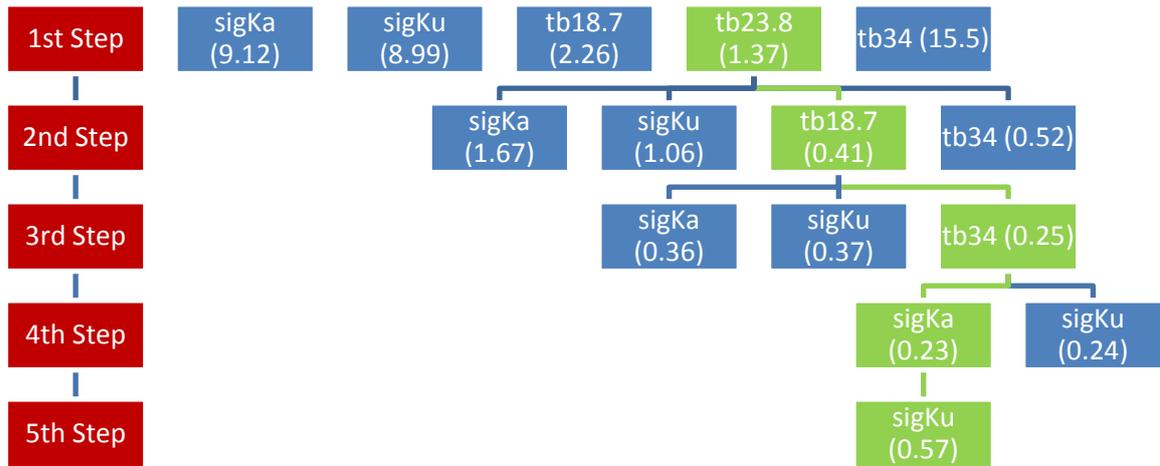


Fig. 31. Results of the forward variable-selection procedure. The diagrams presents the different model tested at each step of the procedure and in parenthesis the associated rms (cm), obtained on test database. For each step, the variables in green represent the input added to the model, which gives the best performances.

c) Correlation between radiometer and environmental variables

The objective of this section is to understand why some variables are more important than others in the retrieval of water vapor. Therefore, the relationships between the radiometer and altimeter measurements and the environmental variables are analyzed. The relationships between those variables are explored using the correlation coefficient as an indicator of the strength of the relationships. The correlation coefficient, denoted ρ , is an indicator of how linear the relationship between two variables is. The correlation coefficient absolute value is equal to one when the relationship between the variables is linear and zero when no linear relationship is seen. The correlation matrix, schematically represented in Fig. 32, shows for instance that *wv* and *dh* are the most correlated with *tb23.8* and *tb18.7*. The correlation coefficients are higher than 0.90 and these variables are almost proportional to each other. It has to be noted that the correlation coefficients have been computed on the whole learning database at the global scale. The variables may exhibit different correlations at the regional scale. Indeed, at the regional scale, the correlations are estimated on a specific subset of measurements. Thus, if the regions present peculiar meteorological profiles, those conditions will not be representative of the average dynamics at the global scale and the estimated correlation will be different.

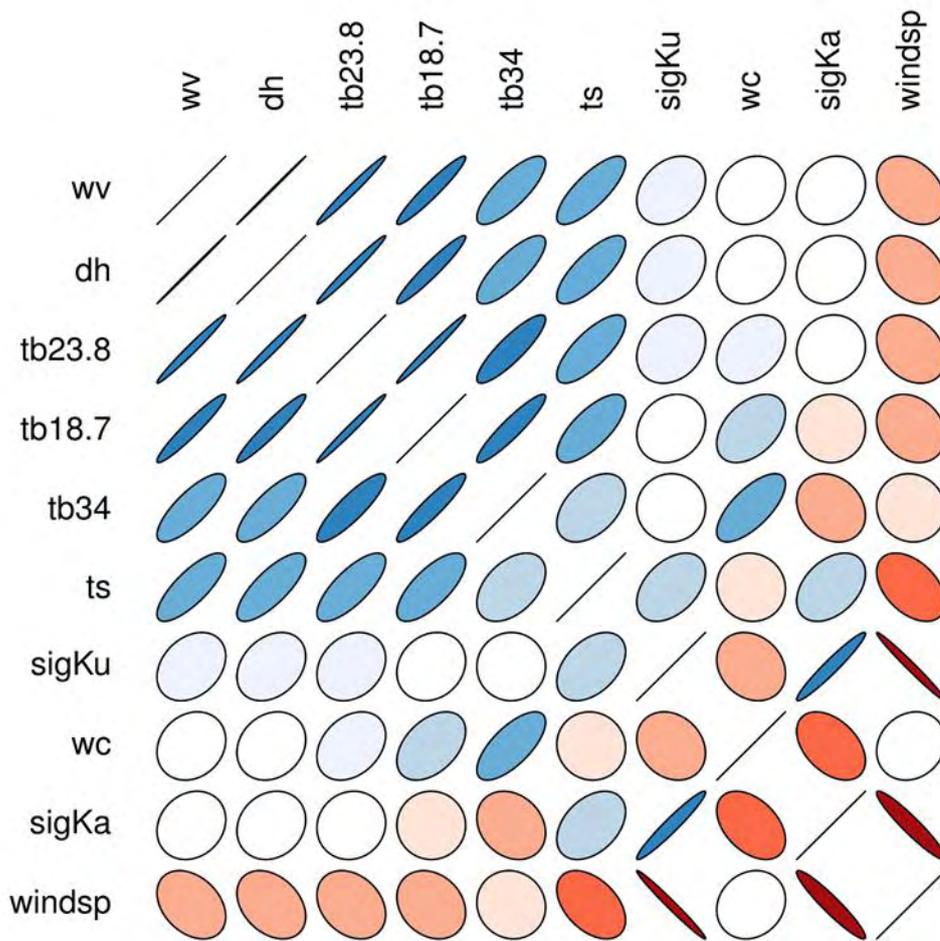


Fig. 32. Graphical representation of the correlation matrix of radiometer and environmental variables. The color blue denotes a positive correlation and the color red a negative correlation. The correlation is the largest when the ellipse is close to a thin line and the correlation is close to zero when the ellipse is close to a circle. Variables are ordered according to their correlation with water vapor.

To make the interpretation of the correlation matrix easier, a principal component analysis is performed. In this case, environmental variables are used to compute the principal components and the radiometer variables are added afterwards as supplementary variables. The principal component analysis provides the best representation (in 2d here) of the correlation between the different variables (Fig. 33).

In this representation, the variables are represented by vectors. The correlation between two variables is given by the cosine of the angle between their respective vectors. A variable is well represented on the plane when the norm of the vector projected on the plan is close to one (when the vector is close to unit circle). Otherwise, it means that the variability of the variable is not entirely represented and a part of information about the correlations of this variable is missing. Thus representing the variables on the principal component computed from the PCA is not as accurate as the correlation matrix, but makes its visualization easier by providing a global view.

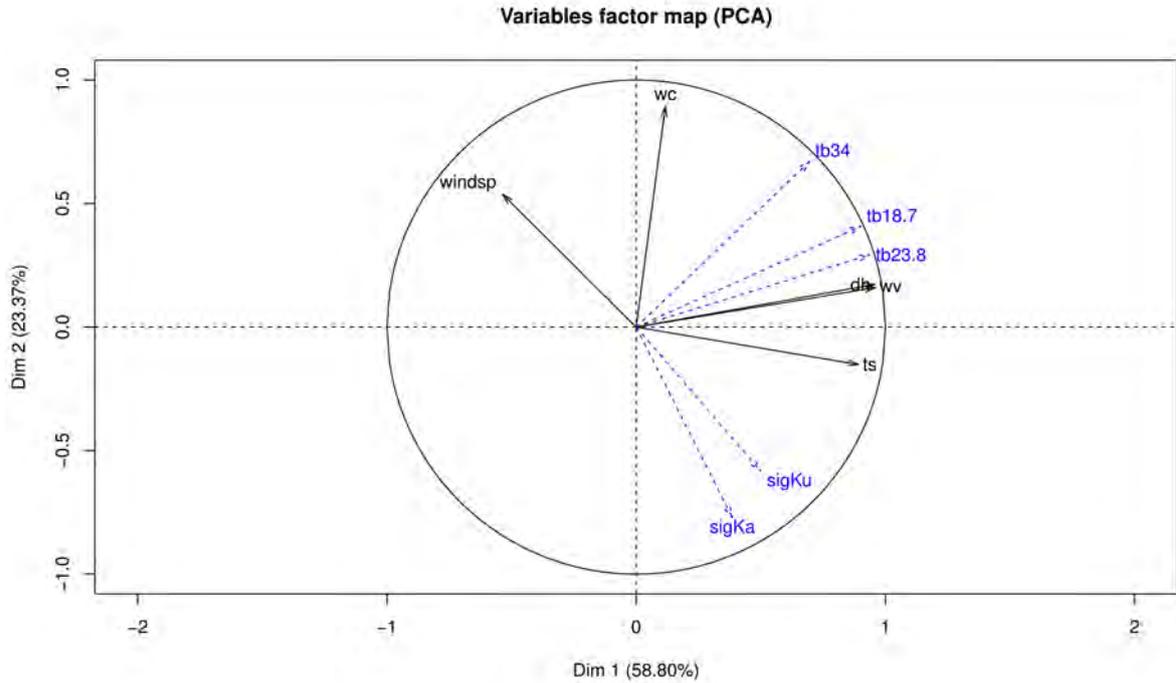


Fig. 33. Correlation circle given by the first plane of the Principal Component Analysis. The representation accounts for 82% of the inertia of the dataset. The correlation between two variables is given by the cosine of the angle between the two vectors they are represented by.

In our database, the PCA shows that wv and dh are highly correlated ($\rho > 0.99$) and that both are positively correlated with ts ($\rho > 0.75$). Moreover, the correlation between windsp and wv (or ts) is relatively weak ($\rho < 0.35$). wc is positively correlated with windsp and wv, but in both cases the correlation is not very high ($\rho < 0.20$). The brightness temperature vectors are placed between wv and wc. Among the radiometer variables, the PCA highlights two distinct groups: brightness temperatures and backscattering coefficients.

All brightness temperatures are well correlated with wv and dh, especially at 23.8 and 18.7 GHz ($\rho < 0.90$) as expected since those frequencies are close to the water vapor absorption line. The brightness temperatures at 23.8 and 18.7 GHz are also the closest to ts and the highest correlation with ts is achieved with tb23.8. The strong relationship between ts and the brightness temperatures is explained by the sensitivity of the measured brightness temperature to the surface and to the atmosphere. At 23.8 GHz, the brightness temperature measured by the radiometer is sensitive to the sea-surface emissivity and the temperature of the sea-surface. There is also a physical relationship between the sea-surface temperature and water vapor: as the temperature rises, the evaporation of sea water tends to increase, leading to more water vapor content in the atmosphere. This leads, for instance, to geographical correlations between the sea-surface temperature, the atmospheric water vapor content and brightness temperatures: brightness temperatures are higher in the tropics where the sea surface is the warmest and the atmosphere the wettest.

As expected, tb34 is the most influenced by wc but the correlation observed is not especially high ($\rho = 0.69$). The backscattering coefficients are highly anti-correlated to windsp ($|\rho| > 0.90$) but have little correlation with either the brightness temperatures or dh (< 0.30).

Let us note that sigKa is the most correlated with wc ($\rho=-0.43$) after tb34. The correlation of sigKu with wc is only equal to -0.21. Thus, it appears that sigKa is more influenced by the presence of clouds than sigKu. In our simulations as well as in operational missions, the backscattering coefficients, used in the wet tropospheric correction retrieval, are not corrected for the atmospheric attenuation. Thus, it might explain the presence of correlation between the atmospheric variable, wc, and the backscattering coefficient, sigKa.

Therefore, the brightness temperatures and the backscattering coefficients provide two different kinds of information on the atmosphere and on the sea surface. The tb18.7 GHz is more useful for the retrieval since it contains more information about dh, being more correlated to it. It appears that two channel radiometers lack a redundant source of information about dh, which is not provided by sigKu or sigKa.

Those results are consistent with the conclusions of [17] for the operational Envisat/MWR algorithm: the dual-frequencies radiometers and the backscattering coefficient, sigKu, do not provide sufficient information about dh for the retrieval of water vapor in comparison to three-channel radiometers.

4. APPLICATION TO JASON-2 MEASUREMENTS

On our simulated learning and test databases, the neural network with three brightness temperatures, JMR_NN achieved the best results according to the rms criterion. In this section, the three algorithms are evaluated on real data using the variance of SSH differences at crossovers. The quality of the retrievals is assessed on Jason-2 measurements from 2012. Jason-2 is used since the channels available and the retrieval algorithm used on this radiometer are identical to those used on Jason-1. Thus, it allows testing the majority of the algorithms developed in this paper with the exception of algorithms based on the altimeter backscatter scatter coefficient at Ka-band. Moreover, it allows the algorithms to be tested on real data during the same year as the simulations. ALK_NN could therefore not be tested on real measurements. However, as ALK_NN and MWR_NN have close results on simulations, we could expect similar results on real measurements.

Before the algorithms can be applied to real measurements, an additional step of brightness temperatures calibration is required. The aim of this step, is to correct biases between the measured brightness temperatures and the simulated brightness temperatures. Otherwise, such biases would impact the value of the retrieved dh. This step is performed from collocations between brightness temperatures measured by Jason-2/AMR radiometer and simulated brightness temperatures from ECMWF analyses. Only measurements and simulations made within intervals of one hour and no further than 0.5 degrees in latitude or longitude are kept to perform the inter-calibration. The transfer function from the three measured brightness temperatures to the corresponding simulated brightness temperatures is obtained through linear regression. The three brightness temperatures from the radiometer are used to deduce the corresponding simulated temperatures at either 18.7 GHz, 23.8 GHz or 34 GHz. Using the three measured brightness temperatures permits to handle a certain degree of non-linearity between the measured and simulated brightness temperatures since brightness temperatures are not totally linear with respect to each other. Using three

brightness temperatures also helps resolving certain conditional biases, e.g. biases which only appear in the presence of rain or clouds for instance.

Although no reference is required when using the variance of SSH differences at crossovers, the performances are expressed as the relative difference between the variance of SSH differences at crossovers from one algorithm and the one obtained with the operational wet tropospheric correction used on Jason-2, JMR-OP. As the best performances are given by the algorithm with the lowest score of variance of SSH differences at crossovers, a positive difference of variance means that the algorithm is doing worse than the operational product and otherwise that the algorithm is doing better.

For instance, the difference of SSH variance at crossovers between the wet tropospheric corrections derived from ECMWF analysis and the operational algorithm is equal to 2.00 cm². Thus, the correction derived from the ECMWF model is worse than the current operational correction, JMR_OP. This result can be expected since the correction derived from ECMWF needs to be interpolated under the altimeter ground track: the spatial and temporal resolution of the model is not high enough to account for the high variability of the atmospheric water vapor.

Table 10: Differences of SSH variance at crossovers with respect to Jason-2 operational product, JMR_OP. Differences are positive when the algorithm performances are worse than those of JMR_OP.

Algorithm	JMR_NN	JMR_REG	MWR_NN	ECMWF
Difference of SSH Variance at Crossovers (cm ²)	+0.24	+0.26	+0.30	+2.00

For the algorithms, the differences of variance are all positives and are the smallest with JMR_NN (Table 10). Hence the JMR_NN gives the best performances among the whole set of algorithms tested but none of the algorithms reaches the performances of JMR_OP. However, the results are far better than when the correction is directly derived from ECMWF analyses.

The performances in terms of variance of SSH differences at crossovers are really close between the three algorithms, JMR_NN, JMR_Reg and MWR_NN. The order of these three algorithms is however consistent with the results obtained on the test database with simulations: JMR_NN is the best model out of the three and MWR_NN the worst. We have seen on the forward selections study that a slightly better model than JMR_NN consists on using both the three brightness temperatures from the radiometer and the backscattering coefficient at Ka-band. The rms obtained with this model (rms=0.23cm), on the test database, was smaller than the rms of JMR_NN (rms=0.25cm). However, on real data, using the variance of SSH differences at crossovers criterion, the results are slightly better for JMR_NN than for the algorithm using four inputs (0.24 cm² against 0.25 cm² respectively). Thus, the model giving the best results considering the performances on simulations and on real measurements is JMR_NN.

To have more insights about the reasons why the algorithms developed in this paper do not reach the same performance as the operational wet tropospheric correction algorithm, the regional differences of SSH variance at crossovers are analyzed (Fig. 34). For the ECMWF based wet troposphere correction, the performances are degraded over the whole globe compared to JMR_OP. For all the algorithms, the performances are close to those of JMR_OP except in specific regions of the tropics. Those regions correspond to high humidity contents with the strong presence of convective clouds and rain. For instance, by removing measurements of dh higher than 35 cm, the difference of variance between JMR_NN and JMR_OP, decreases from 0.24 cm^2 to 0.13 cm^2 . The worse performance of the algorithms on those regions might therefore come from the learning database: the radiative transfer model used might not handle well the presence of clouds and rain in the simulations of brightness temperatures.

MAPS OF DIFFERENCES OF SSH VARIANCES AT CROSSOVERS

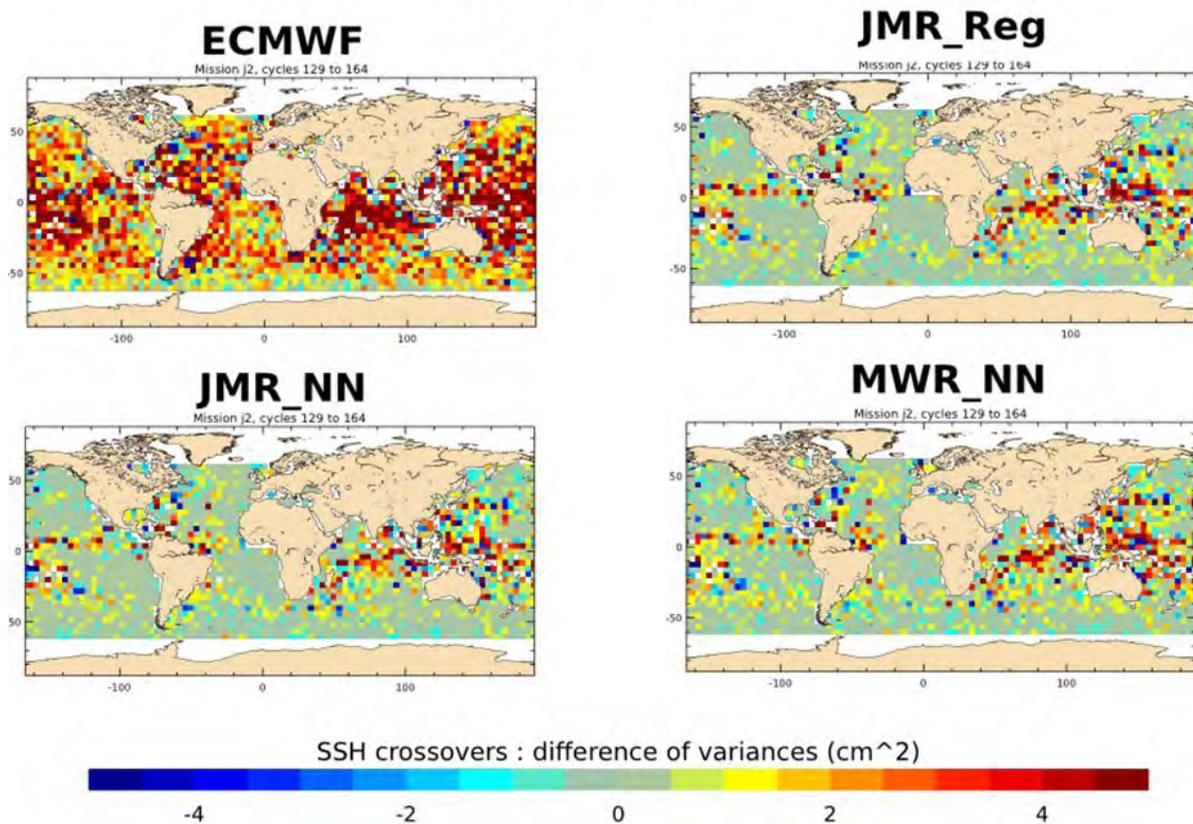


Fig. 34. Maps of the differences of SSH variance at crossovers (cm^2). The color scale ranges from -5 to 5 cm^2

All the algorithms built for these studies shows similar differences with JMR_OP. The main difference between the algorithms and the operational product appears for high dh ($dh > 40 \text{ cm}$): the algorithms tend to underestimate the wet troposphere path delay (Fig. 35). The wet tropospheric path delay provided by the algorithms seems to saturate above 40cm. A small bias is also present for low values of the wet path delay correction. Those differences

can be seen on maps of differences: the geographical difference patterns are correlated to the geographical distribution of the wet troposphere correction (Fig. 36). The systematic differences between the algorithms we developed, and the operational path delay, suggest that the cause is neither the method of regression nor the choice of inputs, but rather external factors such as the choice of the learning database. According to the variance of SSH differences at crossovers, it seems that our learning database lacks representativeness for really high values of dh. Therefore, the entire algorithm built from this learning database may reproduce unrepresentative relationships present in the learning database, especially for high dh.

On real measurements, the performances of JMR_NN, MWR_NN and JMR_Reg are close whereas on simulations, according to the rms statistics, JMR_NN performances are twice as good as the other algorithms. It might be a sign that JMR_NN has learned specificities of the learning and test databases which are not present in real data: the learning data set has been overfitted. To test that hypothesis, JMR_NN (and MWR_NN) has been rebuilt with its number of neurons decreased to 4 (respectively 5). In those conditions, the rms on the test database increased from 0.246 to 0.532 cm (respectively from 0.445 to 0.463 cm) and the differences of variance at crossovers have decreased from 0.24 to 0.16 cm² (respectively from 0.30 to 0.21 cm²). The performances are deteriorated on simulations but improved on measurements. Hence, the two indicators are not totally consistent. It might also be a sign that the learning database is not representative enough of real measurements.

TEST : Scatterplots of the retrieved dh with respect to JMR_OP dh

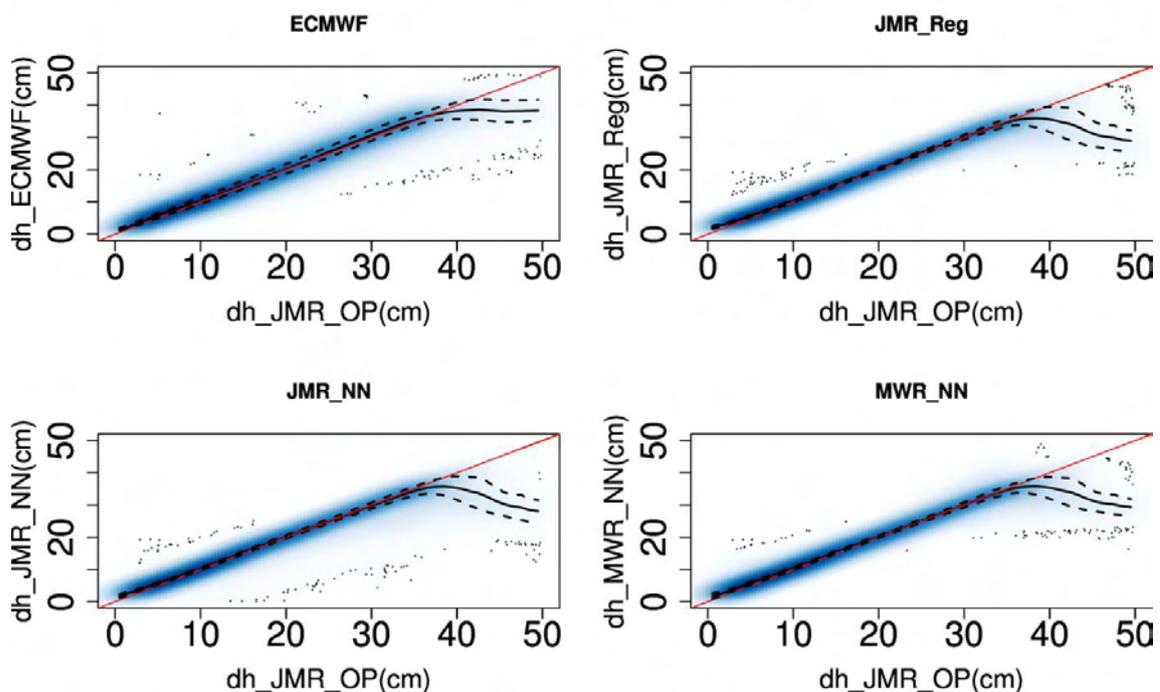


Fig. 35. Scatterplots of the retrieved dh using the algorithms from this paper with respect to the retrieved dh from Jason-2 operational product. The scale of dh is between 0 and 50 cm.

TEST : maps of the differences of dh(cm)

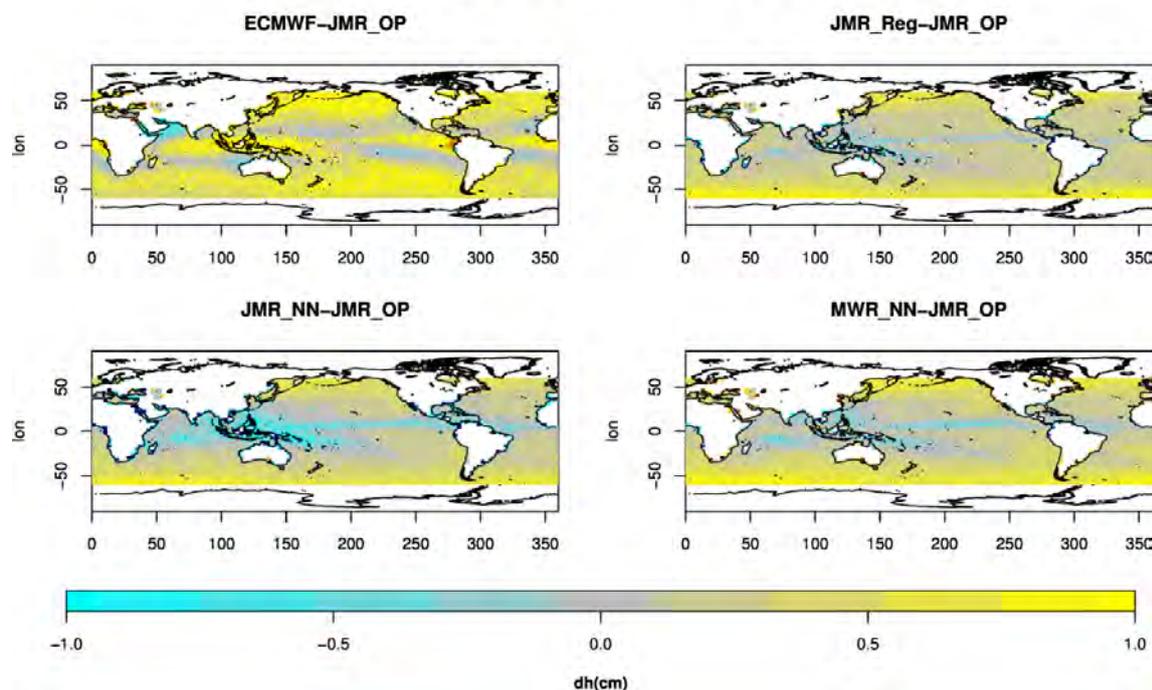


Fig. 36. Map of differences between the retrieved dh using the algorithms from this paper minus the retrieved dh from Jason-2 operational product. The color scale is between -2 and 2 cm

5. DISCUSSION AND CONCLUSION

This paper provides an analysis of the current regression algorithms used in altimetry missions for the retrieval of the wet tropospheric path delay.

In the first part, the analysis is only performed using simulations on meteorological analyses. Therefore, all results obtained are only theoretical and depend on the quality of the models used and the representativeness of the learning dataset. Thus, they cannot be used to assess the whole radiometer error budget but only the error associated to the regression method. To estimate the complete wet tropospheric error budget, several additional factors should be taken into account such as the database representativeness, the radiative transfer model accuracy, instrumental noise, pixel heterogeneity, antenna pattern consideration, etc...

However such analysis helps to identify possible flaws and possible ways of improvement for current algorithms. To do so the performances of the different algorithms are compared with respect to the following points: 1) the type of statistical regression used: log linear vs. neural network; 2) the number and nature of measurements used: three radiometer channels versus backscattering coefficient and two channels.

Our study shows that on simulations neural networks with 8 neurons adjust better the relationship between brightness temperatures and the wet tropospheric path delay with respect to log-linear models. In general, the main asset of the neural network is that no a priori knowledge on the function to be fitted is required. Thanks to their architecture, neural networks are able to fit a wider range of functions by adding enough neurons and to take into account non-linearity in the relationships linking instrumental measurements and

geophysical parameters of interest. The main drawback of neural networks is that they act as black boxes, and thus are difficult to interpret. Indeed, contrary to linear models, the influence of one input on the estimation is not as clear: the inputs are combined and transformed several times in the hidden layer of the neural network to handle non-linear interaction between the inputs. However tools are being developed in the statistical community to make them more transparent.

The sensitivity analysis showed that in the learning process of the neural network, the backscattering coefficients and the brightness temperature at 18.7 GHz are not used equally: the neural network estimation is less sensitive to backscattering coefficients than to the brightness temperature at 18.7 GHz. The principal component analysis provides a synthetic view of the relationship between measurements and environmental variables. Those analyses help assessing the role of each variable in the retrieval. Both the brightness temperature at 18.7 GHz and backscattering coefficients are useful for the retrieval of water vapor or dh , even though the brightness temperature at 18.7 GHz is more important. The importance of the brightness temperature at 18.7 GHz can be explained by its high correlation with the wet tropospheric path delay and the sea-surface temperature. The worse performances on simulations of ALK_NN and MWR_NN can be explained by the lack of correlation of the backscattering coefficients with the wet tropospheric path delay. Indeed, the backscattering coefficient at Ku and Ka bands are highly correlated to the sea-surface wind speed but the relationship between the sea-surface wind speed and the wet tropospheric path delay is not as strong. Therefore, if possible, the use of three channel radiometer should be preferred on altimetry missions. However, the simulations indicate that the backscattering coefficient at Ku band (or at Ka band) is still useful for the retrieval. Indeed, when the backscattering coefficient at Ku band (or at Ka band) is combined with the brightness temperature at 18.7 GHz, the performances are improved on simulations. Moreover, the lack of the low frequency channel could be compensated by bringing information about the sea-surface temperature for equal performances as shown by [17]. In such cases, the Reynold seas surface temperature could probably be used to provide near real time wet tropospheric correction for those altimetry missions. Let us note that this study including the sensitivity analyses were performed with neural networks containing 8 neurons to have algorithms close to the ones used in the missions SARAL and Envisat missions. Thus, the architecture of the neural networks and in particular the number of neurons is not optimized. Therefore, the performances of the algorithms and the role of each input might change, should the study be done with optimized algorithms.

Despite the good performances of JMR_NN, the residuals are still spatially correlated. The spatial correlation between the residuals suggests that not all necessary factors are taken into account in the retrieval. For instance, [16] showed that the retrieval of water vapor (and consequently of the wet tropospheric path delay) is sensitive to vertical distribution of water vapor and temperature. This sensitivity, not taken into account in the current regression models, leads to systematic regional patterns of retrieval errors.

Following these results, [17] used the parameter γ , defined as the decrease rate of the temperature between the surface and 800 mb, to bring information about the atmosphere stratification on the retrieval. They showed on simulations that the parameter

gamma improved the retrieval in areas of specific atmospheric stratification such as in upwelling areas. The study also showed that on measurements the consistency was improved between the path delay retrieved from the radiometer and the path delay derived from the ECMWF model. Further works is however necessary to assess the impact of using ancillary data when the retrieval is done on real measurements. In particular, we have to make sure not to introduce additional errors when using external information. Results on real measurements need further validation using different quality criteria.

On real measurements, using the variance of sea-surface-height differences at crossovers as a criterion of retrieval quality, the best model is JMR_NN, a neural network using the three brightness temperatures as inputs. However, the differences in terms of performances between the algorithms are not very large and in particular, the difference between neural networks and the stratified log-linear algorithm is not as large as in the simulations. Since better results were obtained on real measurements with 4 or 5 neurons, it is for instance possible that neural networks with 8 neurons tend to overfit the learning database: the models not only capture the physical relationship between brightness temperatures and the wet tropospheric correction but also part of the errors contained in the learning database. Moreover, all the algorithms built in this study do not perform as well as the operational algorithm used in Jason-2 mission considering the variance of SSH differences at crossovers. They also share common discrepancies when compared to the operational algorithm. This suggests that those discrepancies are related to factors aside of the choice of inputs or the choice of regression method. Hence, the choice of a pertinent and representative database might be as important as the choice of the regression method or the choice of the inputs to use.

Therefore, it is not a trivial matter to transfer the knowledge gained on simulations and to apply it on real data. First, because it is necessary to assess the quality of the simulations: errors in the simulations lead to systematic errors in the retrieval. Second, because a calibration step is necessary to correct biases between the brightness temperatures measured by radiometers and those simulated from the radiative transfer model. No evaluation of the errors introduced at this step has been made in this study. Third, because it is not exactly known how reliable are the quality indicators that we used. The rms on the test database and the variance of SSH differences at crossovers are not always consistent. For instance, it is possible that the rms criterion on the test database is optimistically biased as the test and learning databases are really close. They are indeed built from the same simulation process: the test and learning database probably share common errors.

Hence, further studies are required to explore the impact of using different types of datasets and to determine whether the learning database is representative enough. Further works are also required to assess the limits of the retrievals quality indicators used in this study. At least, the analyses need to be complemented with other criteria such as a comparison with radiosondes. Finally, it remains to see whether the discrepancies in the retrieval algorithms observed in this paper would have a significant impact on the long term study of the mean sea level.

REFERENCES

- [1] C. S. Ruf, S. J. Keihm, B. Subramanya, and M. A. Janssen, "TOPEX/POSEIDON microwave radiometer performance and in-flight calibration," *J. Geophys. Res.*, vol. 99, no. C12, 1994.
- [2] M. Ablain, A. Cazenave, G. Valladeau, S. Guinehut, "A new assessment of the error budget of global mean sea level rate estimated by satellite altimetry over 1993–2008," *Ocean Sci.*, pp. 193–201, 2009.
- [3] T. Wilheit Jr., "A review of applications of microwave radiometry to oceanography," *Boundary-Layer Meteorology*, vol. 13, no. 1–4, pp. 277–293, 1978.
- [4] T. T. Wilheit and A. T. C. Chang, "An algorithm for retrieval of ocean surface and atmospheric parameters from the observations of the scanning multichannel microwave radiometer," *Radio Sci.*, vol. 15, no. 3, pp. 525–544, May 1980.
- [5] C. T. Swift, "Passive microwave remote sensing of the ocean—A review," *Boundary-Layer Meteorology*, vol. 18, no. 1, pp. 25–54, 1980.
- [6] S. J. Keihm, M. A. Janssen, and C. S. Ruf, "TOPEX/Poseidon Microwave Radiometer (TMR): III/ Wet Troposphere Range Correction Algorithm and Pre-Launch Error Budget," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 33, no. 1, pp. 138–147, 1995.
- [7] S. Brown, C. Ruf, S. Keihm, and A. Kitiyakara, "Jason Microwave Radiometer Performance and On-Orbit Calibration," *Mar. Geod.*, vol. 27, no. 1–2, pp. 199–220, 2004.
- [8] F. J. Wentz, R. S. Systems, and S. Rosa, "A Well Calibrated Ocean Algorithm for SSM/I," pp. 0–34.
- [9] L. Eymard, L. Tabary, E. Gérard, S. Boukabara, and A. Le Cornec, "The microwave radiometer aboard ERS1: Part II—Validation of the geophysical products," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 34, no. 2, pp. 291–303, Mar. 1996.
- [10] E. Obligis, L. Eymard, N. Tran, S. Labroue, and P. Femenias, "First Three Years of the Microwave Radiometer aboard Envisat: In-Flight Calibration, Processing, and Validation of the Geophysical Products," *J. Atmos. Ocean. Technol.*, pp. 802–814, 2006.
- [11] B.-J. Sohn and E. A. Smith, "Explaining Sources of Discrepancy in SSM/I Water Vapor Algorithms," *J. Climate*, vol. 16, no. 20, pp. 3229–3255, 2003.
- [12] A. Guissard and P. Sobieski, "An approximate model for the microwave brightness temperature of the sea," *Int. J. Remote Sens.*, vol. 8, no. 11, pp. 1607–1627, 1987.
- [13] S. A. Boukabara, L. Eymard, C. Guillou, D. Lemaire, P. Sobieski, and A. Guissard, "Development of a modified two-scale electromagnetic model simulating both active and passive microwave measurements: Comparison to data remotely sensed over the ocean," *Radio Sci.*, vol. 37, no. 4, pp. 16–1–16–11, Aug. 2002.
- [14] [1] Y. Faugère, J. D. Dorandeu, F. Lefevre, N. Picot, and P. Femenias, "Envisat Ocean Altimetry Performance Assessment and Cross-calibration," *Sensors*, no. 6, pp. 100–130, 2006. on. Sensors, 100–130.
- [15] M. Yacoub and Y. Bennani, "HVS: A Heuristic for Variable Selection in Multilayer Artificial Neural Network Classifier," in *Int. Conference on Artificial Neural Networks and Intelligent Engineering, ANNIE'97*, Missouri, USA, 1997, pp. 527–532.

- [16] J. Sun, “Effects of vertical distribution of water vapor and temperature on total column water vapor retrieval error,” ” *J. Geophys. Res.: Oceans*, vol. 98, no. C4, pp. 7069–7079, Apr. 1993.
- [17] E. Obligis, A. Rahmani, L. Eymard, S. Labroue, and E. Bronner, “An Improved Retrieval Algorithm for Water Vapor Retrieval: Application to the Envisat Microwave Radiometer,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens*, vol. 47, no. 9, pp. 3057–3064, Sep. 2009.
- [18] J. Lillibridge, R.Scharroo, S. Abdalla, and D. Vandemark, “One- and Two-Dimensional Wind Speed Models for Ka-Band Altimetry *J. Atmos. Ocean. Technol.*, vol 31, pp. 630–638, 2014
- [19] CNES (2009), “OSTM/Jason-2 products handbook”, CNES Publ. SALP-MU-M-OP-15815-CN, Paris. Available at:
http://www.aviso.oceanobs.com/fileadmin/documents/data/tools/hdbk_j2.pdf

II. UTILISATION DE VARIABLES AUXILIAIRES

Nous allons examiner l'apport de variables auxiliaires pour améliorer les algorithmes étudiés précédemment. Deux variables auxiliaires sont considérées : la température de la surface océanique et le paramètre gamma, défini comme le taux de décroissance de la température entre la surface et 800 mb.

Obligis et al. (2009) montrent que les performances de l'algorithme d'inversion d'Envisat, peuvent être améliorées en ajoutant comme information supplémentaire, la température de surface. Il a été remarqué que la distribution géographique des résidus montrait une certaine corrélation avec la température de surface. En effet, aucun des canaux utilisés sur la mission Envisat n'est sensible à la température de surface contrairement aux missions Jason pour lesquelles les températures de brillance sont également mesurées à 18,7 GHz. Nous allons pouvoir vérifier : 1) si l'ajout de la température de surface permet à l'algorithme d'Envisat d'atteindre les mêmes niveaux de performance que l'algorithme utilisé sur Jason-1, 2) si suffisamment d'information sur la température de la surface océanique est fournie par les trois températures de brillance utilisées sur Jason-1.

Dans ce même article d'Obligis et al. (2009), il est également expliqué que la qualité de restitution de la correction troposphérique est moindre pour les régions aux profils atmosphériques plus atypiques, comme par exemple dans les zones subtropicales de subsidence atmosphérique. En effet, les températures de brillance utilisées ne permettent pas de discriminer ces régions. En outre, de par sa nature statistique, la méthode d'inversion tend à être la plus efficace pour des profils atmosphériques moyens. L'étude permettra de voir en quelle proportion le paramètre gamma permet d'améliorer les qualités des estimations pour les algorithmes à deux et trois températures de brillance. Une cartographie du paramètre gamma est visible en Figure 37 à titre illustratif.

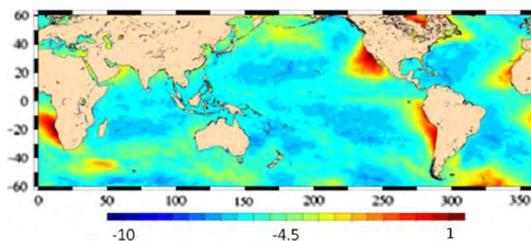


Figure 37 : Moyenne sur l'année 2005 du paramètre gamma, le taux de décroissance des profils de température estimé à partir des profils ECMWF. L'échelle de couleur est comprise entre -10 et +1 K/km (source : Obligis et al. 2009)

Cette étude faisant directement suite à l'article soumis à JSTAR, les mêmes notations sont conservées. De même, le protocole d'étude reste identique. Pour les simulations, l'apprentissage et le test des fonctions inverses sont réalisés sur la même base de données que dans l'article. La température de surface est fournie dans les analyses ECMWF constituant la base de données, et le paramètre gamma est calculé à partir des profils de température et de pression. Les algorithmes sont également testés sur les données Jason-2 de 2012.

Les nouveaux algorithmes sont construits sur le même modèle que les réseaux de neurones décrits dans l'article. Les nouvelles variables sont ajoutées pendant la phase d'apprentissage. On note JMR_ts et MWR_ts, les réseaux de neurones pour lesquels la température de surface a été ajoutée en entrée. De même, on note JMR_ts+gamma et MWR_ts+gamma, les réseaux de neurones ayant comme entrées supplémentaires la température de surface et le paramètre gamma.

A. RESULTATS SUR LA BASE DE TEST (SIMULATIONS).

Les résultats sur simulations étant, la plupart du temps, très similaires sur la base d'apprentissage et sur la base de test, seuls les résultats sur la base de test seront en général montrés.

Table 11 : Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (rms) en cm des modèles de régression statistique sur la base de test et sur la base d'apprentissage.

Algorithmes	MWR_ts : dh~sigKu+ts + +tb23.8+tb34	MWR_gamma+ts : dh~gamma+sigKu+ts + +tb23.8+tb34	JMR_ts : dh~ts +tb18.7+tb23.8+tb34	JMR_gamma+ts : dh~gamma+ts +tb18.7+tb23.8+tb34
TEST, rms (cm)	0.23	0.20	0.23	0.28
APP, rms (cm)	0.22	0.18	0.24	0.20

Les résultats obtenus en ajoutant les températures de surface comme variable supplémentaire sont présentés ci-dessous, nous les comparons aux résultats présentés en Table 8 :

- Pour MWR_ts, l'ajout de la température de surface comme variable d'entrée a effectivement amélioré les performances du modèle statistique: les résultats en termes de rms sont légèrement meilleurs que pour JMR_NN (Table 11).
- Pour JMR_ts, l'ajout de la température de surface comme variable supplémentaire a amélioré les résultats d'estimation mais de très peu. Il semble donc que l'information sur la température de surface soit déjà suffisamment bien représentée par les trois températures de brillance pour l'inversion. Notons également que les résultats de JMR_ts sont légèrement moins bons qu'avec MWR_ts (Table 11) sur la base d'apprentissage. Ainsi, il est possible que le coefficient de rétrodiffusion apporte une information complémentaire à la température de surface pour l'ajustement.
- Globalement, les deux nouveaux algorithmes de restitution ont tout de même des performances très proches. Le biais n'est pas dépendant de la valeur de la

correction troposphérique. La variance des résidus l'est cependant : la variance tend à être plus importante pour les plus fortes corrections troposphériques (Figure 38). Ce phénomène a l'air plus marqué pour JMR_ts. La distribution géographique des résidus est également très similaire (Figure 39). On dénote par exemple un biais positif à l'approche des régions côtières. En comparaison avec les résidus obtenus sans utiliser la variable ts en entrée (Fig. 28), les résidus montrent des structures régionales plus fines et de plus faible amplitude.

Nous observons maintenant les performances des algorithmes d'inversion tenant compte des informations auxiliaires de température de surface mais également de la stratification atmosphérique à travers le paramètre gamma :

- Pour MWR_ts+gamma, les résultats d'inversion sont améliorés par l'ajout du paramètre gamma. Sur simulations, c'est désormais MWR_ts+gamma qui montre les meilleures performances en termes de rms (Table 11). Sur les cartes des résidus, on peut voir une diminution des résidus dans les zones de subsidence pour lesquelles le paramètre gamma est usuellement important (Figure 39).
- Pour JMR_ts+gamma, les résultats d'inversion se sont détériorés par rapport à JMR_ts (Table 11). Le rms sur la base de test est passé de 0.23 à 0.28 cm en utilisant le paramètre gamma. Notons que sur la base d'apprentissage le rms est bien meilleur : l'ajout du paramètre gamma a amélioré l'ajustement de la correction troposphérique humide. Les résultats contradictoires sur la base d'apprentissage et la base de test peuvent suggérer un effet de sur-apprentissage : le modèle appris sur la base d'apprentissage ne se généralise pas bien à la base de test. L'effet de sur-apprentissage peut être lié au fait que l'architecture du réseau de neurones n'a pas été réévaluée pour l'ajout du paramètre gamma en entrée. Le problème de sur-apprentissage pourrait être résolu en optimisant l'architecture du réseau de neurones, en ajustant par exemple le nombre de neurones utilisés. La carte des résidus montre une meilleure estimation dans les zones de subsidence à l'est des bassins océaniques subtropicaux (Figure 39). En contrepartie, les résidus sont plus forts dans d'autres régions. On remarque notamment de nouvelles petites structures de résidus positifs dans les tropiques. Ce comportement n'est pas visible sur les algorithmes MWR (Figure 40).

RESIDUALS X DH

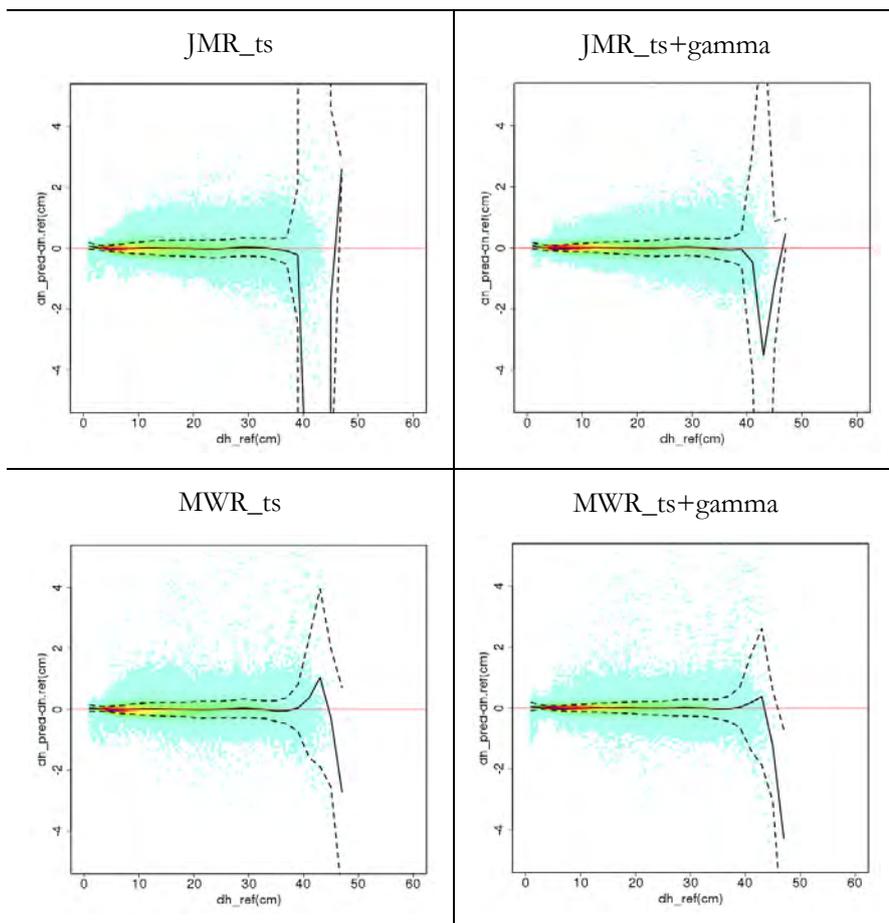


Figure 38: Nuages de points des résidus du modèle statistique (cm) par rapport à la dh de référence (cm). Les lignes pleines correspondent à la moyenne des résidus par classe de correction troposphérique de 2 cm. Les pointillés correspondent à la moyenne des résidus plus ou moins leur écart-type sur ces mêmes classes.

MAPS OF RESIDUALS

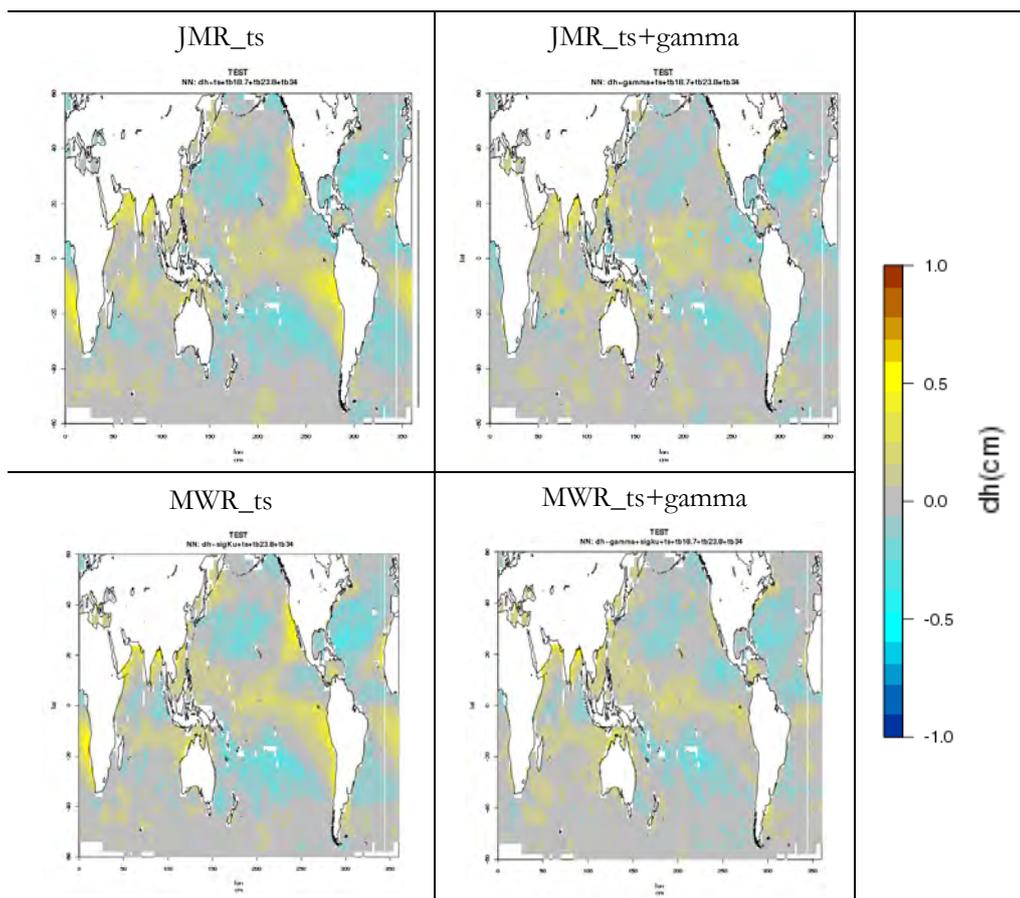


Figure 39: Cartes des résidus d'estimation (cm). L'échelle de couleur est comprise entre -1 et 1 cm

CARTE DES DIFFERENCES DES RESIDUS

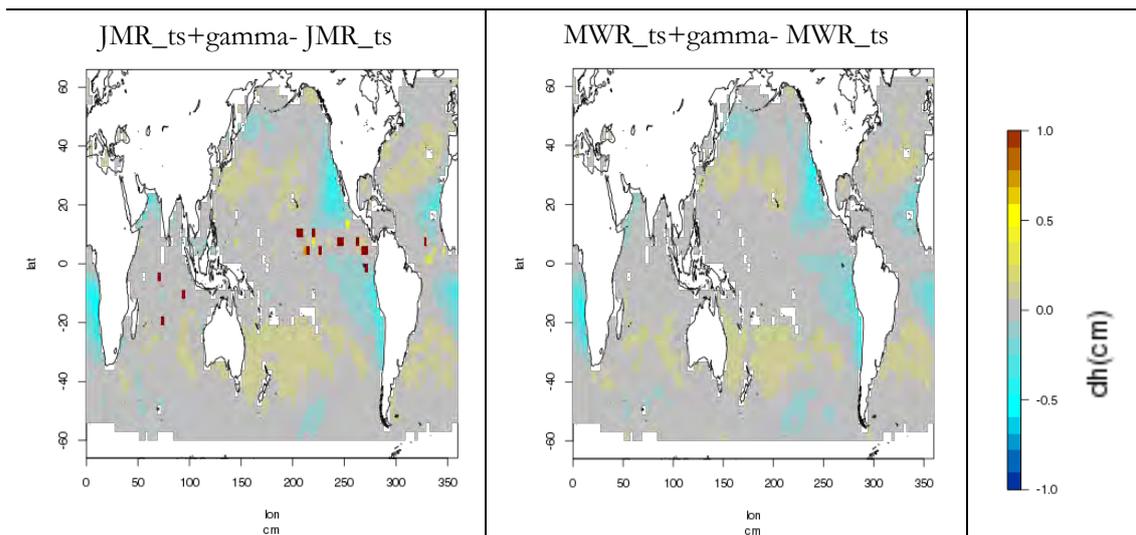


Figure 40: Cartes des différences des résidus d'estimation (cm) par rapport à l'utilisation ou non du paramètre gamma. L'échelle de couleur est comprise entre -1 et 1 cm.

Sur les simulations, l'ajout de la variable auxiliaire de température de surface a permis d'améliorer la qualité des estimations pour les algorithmes MWR et JMR. L'amélioration est cependant moins franche sur l'algorithme JMR. Les algorithmes MWR et JMR avec l'ajout de cette variable ont des performances proches. L'ajout du paramètre gamma a d'un côté permis d'améliorer les algorithmes de type MWR mais de l'autre, a dégradé les algorithmes de type JMR. Dans la partie suivante, nous appliquerons ces nouveaux algorithmes sur les données de la mission Jason-2 et nous verrons si les mêmes résultats sont observés. Rappelons que la mission Jason-2 a été choisie pour tester les algorithmes car son radiomètre, AMR¹⁶, présentait des canaux proches de ceux utilisés pour l'algorithme JMR et pour l'algorithme MWR.

B. APPLICATION AUX MESURES DE LA MISSION JASON-2.

Pareillement à l'article, les algorithmes sont appliqués aux températures de brillance de la mission Jason-2 sur l'année 2012. Le critère de variance des différences de SSH aux points de croisement servira également à évaluer les algorithmes : l'algorithme ayant le score le plus faible de variance des différences de SSH aux points de croisement montre les meilleures performances. Comme sur l'article, ce score est exprimé relativement par rapport au score obtenu par l'algorithme opérationnel, JMR_OP, utilisé sur la mission Jason-2.

Contrairement aux simulations, le paramètre gamma utilisé n'est pas tiré des champs ECMWF. Comme dans Obligis et al. (2009), il est estimé à partir d'une climatologie pour des raisons pratiques. De ce fait, des erreurs additionnelles peuvent être engendrées par cette approximation. Notons également que les champs de température de la surface océanique sont interpolés à la date et à l'emplacement des mesures radiométriques.

Table 12 : Différences de variance des différences de SSH aux points de croisement par rapport au produit opérationnel Jason-2, JMR_OP.

Algorithmes	MWR_ts	JMR_ts	MWR_ts+gamma	JMR_ts+gamma
Différences de variance des différences de SSH aux points de croisement	0,46	0,31	0,26	0,30

Comme pour les précédents algorithmes (Table 10), les différences de variance entre les algorithmes développés et l'algorithme opérationnel de Jason-2 sont positives (Table 12). L'algorithme opérationnel JMR_OP reste donc meilleur selon le critère de variance des différences de SSH aux points de croisement.

Contrairement aux résultats obtenus sur les simulations, l'ajout de la température de surface comme variable auxiliaire n'améliore pas les performances sur des données réelles. Pour les algorithmes JMR et MWR, la différence de variance aux points de croisement a augmenté et ce de façon considérable pour MWR. Rappelons également que les variables auxiliaires issues du modèle ECMWF sont approximées par une climatologie pour le paramètre gamma et par interpolation des champs sous la trace du satellite pour la

¹⁶ Advance Microwave Radiometer

température de surface. Ainsi, par rapport aux simulations, l'incertitude sur la température de surface utilisée en entrée est plus grande. Cela peut peut-être expliquer des résultats moins bons observés sur mesures réelles.

De même, l'ajout supplémentaire du paramètre gamma pour l'inversion ne permet pas d'excéder les performances aux points de croisement obtenus par l'algorithme JMR_NN (Table 10). Les résultats avec le paramètre gamma et la température de surface sont tout de même meilleurs qu'avec la température de surface comme seule variable auxiliaire : les scores obtenus sont du même ordre de grandeur que sans variables auxiliaires. Ainsi, les indicateurs de qualité utilisés sur simulations et sur mesures réelles ne sont pas toujours en accord. Comme mentionné dans l'article, les indicateurs utilisés peuvent présenter certaines limites. Par exemple, le critère de rms des résidus sur la base d'apprentissage est limité par la représentativité des simulations utilisées. La question est de savoir comment transférer de façon pertinente l'information apprise sur simulations aux données réelles, malgré leurs biais potentiels. Il est également possible que le critère de variance de SSH aux points de croisement soit inadapté pour juger de l'apport du paramètre gamma tel qu'il est utilisé. En effet, en utilisant une climatologie, il est possible que le paramètre gamma ne permette de corriger qu'un biais systématique dans les régions concernées. Or comme le nom du critère utilisé l'indique, le score de variance des différences de SSH aux points de croisement, ne tient pas compte des biais aux points de croisement mais seulement de la variance des différences.

Nous regardons l'effet du paramètre gamma sur les biais en comparant les cartes moyennes des estimations de la correction troposphérique humide en utilisant ou non le paramètre gamma (Figure 41). L'utilisation du paramètre gamma, sur mesures réelles, dans les algorithmes de type JMR et de type MWR a des effets différents. Pour l'algorithme de type JMR, le paramètre gamma apporte une correction presque uniquement pour les régions où sa valeur est forte, principalement dans les zones de subsidence. Pour l'algorithme de type MWR, les corrections sont apportées dans un espace géographique plus étendu. Il comprend les zones de subsidence mais également une grande partie de l'océan indien et le pourtour des îles indonésiennes et de Papouasie Nouvelle-Guinée, ce qui est plus inattendu. De plus, les corrections apportées par l'ajout du paramètre gamma ne sont pas les mêmes sur les données simulées et sur les mesures réelles (Figure 40, Figure 41). Sur les simulations, pour les algorithmes MWR ou JMR, les corrections apportées par le paramètre gamma sont très similaires. La correction est principalement corrélée avec la valeur du paramètre gamma. Sur mesures réelles, pour les algorithmes de type JMR, les zones impactées par les corrections restent liées à la valeur du paramètre gamma mais sont tout de même sensiblement différentes. Cela peut résulter de l'utilisation d'une climatologie. Pour les algorithmes de types MWR, nous avons déjà mentionné la répartition géographique plus atypique des corrections. Il semblerait qu'on ne parvienne pas à utiliser pleinement le paramètre gamma sur l'algorithme de type MWR.

Rappelons qu'une étape d'ajustement est nécessaire avant l'utilisation des algorithmes de restitution. Elle a pour objectif de réduire les biais entre les mesures du radiomètre (ou de l'altimètre) et les entrées utilisées dans la base d'apprentissage. Les mesures du radiomètre colocalisées avec les sorties du modèle ECMWF permettent d'établir les coefficients

d'ajustement. Il s'avère que l'incertitude sur l'ajustement du coefficient de rétrodiffusion est plus grande que pour l'ajustement de la température de brillance à 18,7 GHz. De ce fait, les algorithmes d'inversion de type MWR sont susceptibles d'engendrer des biais supplémentaires. En effet, les biais présents dans les entrées induisent inévitablement des biais en sortie. L'effet atypique du paramètre gamma sur les algorithmes de type MWR peut donc être lié à la correction non optimale des biais en entrée.

CARTES DES DIFFERENCES ENTRE ESTIMATIONS AVEC ET SANS L'UTILISATION DU PARAMETRE GAMMA

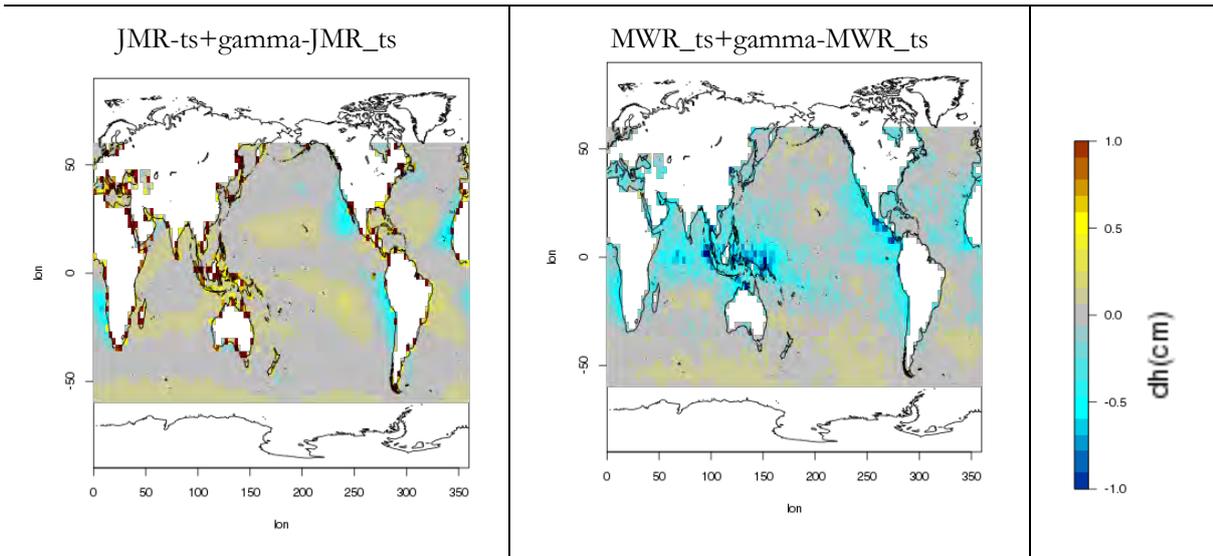


Figure 41: Cartes des différences moyennes de correction troposphérique entre les algorithmes utilisant le paramètre gamma et ceux ne l'utilisant pas. L'échelle de couleur est comprise entre -1 et 1 cm.

CARTES DES DIFFERENCES DE VARIANCE AUX POINTS DE CROISEMENT

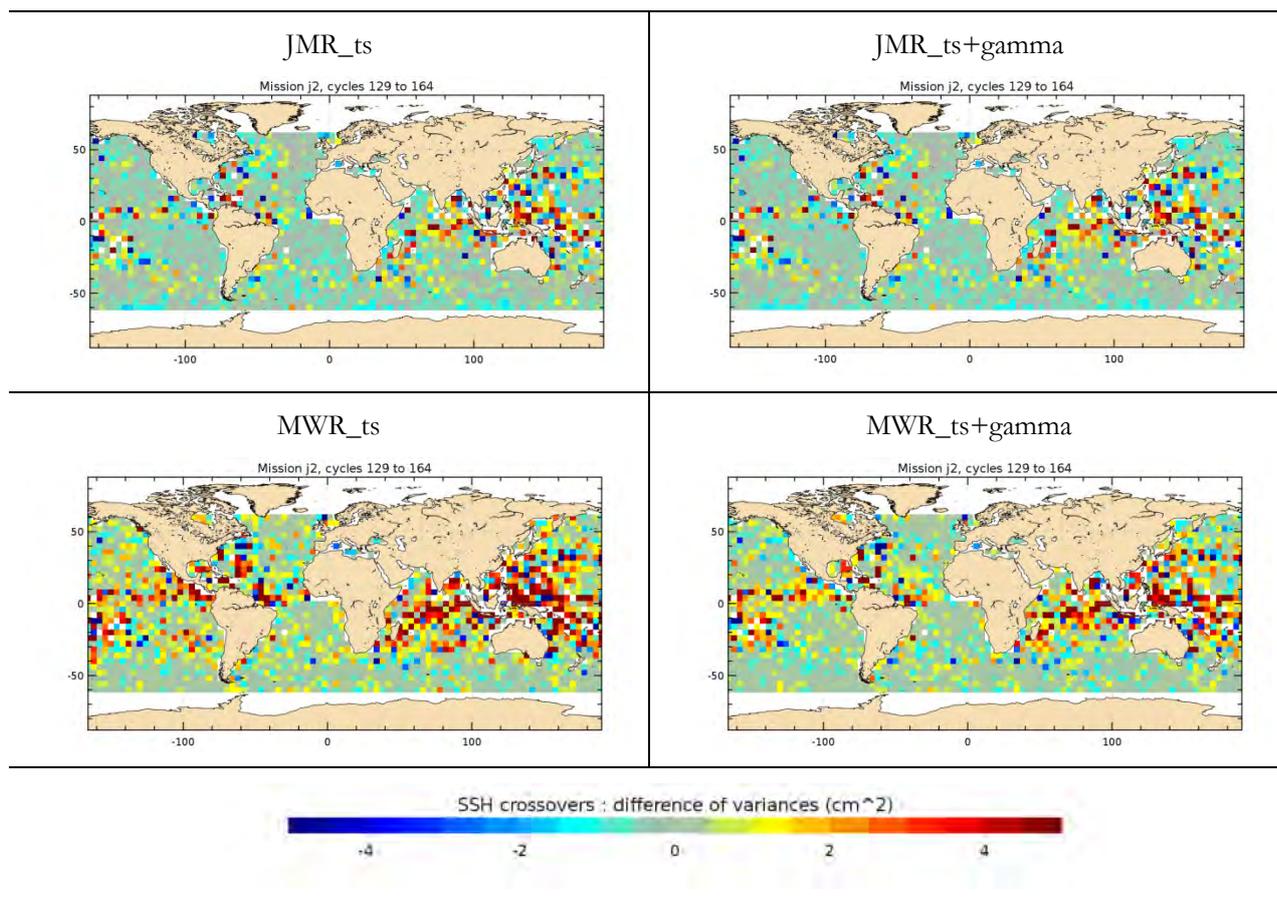


Figure 42: Cartes des différences de variance des différences de SSH aux points de croisement (cm^2) par rapport à l'algorithme opérationnel, JMR_OP. L'échelle de couleur est comprise entre -5 et 5 cm^2 .

Au niveau régional, les nouveaux algorithmes exhibent toujours une variance des différences aux points de croisement plus fortes dans les tropiques, dans les régions humides et pluvieuses (Figure 42). Cela peut souligner des difficultés à simuler les températures de brillance pour des conditions atmosphériques diffusantes. Pour les nouveaux algorithmes JMR, ces régions sont moins étendues que pour les algorithmes MWR. Dans les autres régions du globe, les nouveaux algorithmes JMR_ts et JMR_ts+gamma ont l'air au moins aussi bons que l'algorithme opérationnel, JMR_OP.

Les estimations réalisées à partir des algorithmes développés présentent les mêmes biais vis-à-vis de l'algorithme officiel, JMR_OP. Les biais dépendent de la valeur de la correction troposphérique. Les algorithmes tendent à surestimer les faibles valeurs de correction troposphérique et à sous-estimer les fortes. Il semble même y avoir un effet de saturation : les estimations de correction troposphérique humide ne dépassent pas les 40 cm contrairement à celles du produit officiel qui peuvent atteindre les 50 cm (Figure 43). Cela se traduit par des biais géographiques dont la distribution spatiale est proche de celle de la vapeur d'eau atmosphérique (Figure 44). Ces observations semblent étayer l'hypothèse que la plus grande source de différences entre l'algorithme officiel et les algorithmes développés dans le cadre de cette étude est la base d'apprentissage.

Le désaccord sur les hautes températures de brillance peut résulter de différences liées à la présence de nuages et de pluies. Les conditions pluvieuses ne sont filtrées ni lors de la phase d'apprentissage, ni dans les mesures Jason-2 utilisées ici pour juger de la performance des algorithmes. L'incertitude sur la simulation des températures de brillance pour la phase d'apprentissage induit peut-être le bruit supérieur observé sur la variance des différences aux points de croisement. Il serait ainsi peut-être plus judicieux de filtrer les conditions pluvieuses lors de l'apprentissage ou des tests. La question de la méthode de filtrage et du seuil à utiliser reste cependant ouverte. Selon le filtre, on peut s'attendre à une réponse différente des fonctions de restitution pour les fortes températures de brillance, et ce notamment dans les tropiques.

NUAGES DE POINTS DES DH ESTIMEES PAR RAPPORT A LA DH JMR_OP

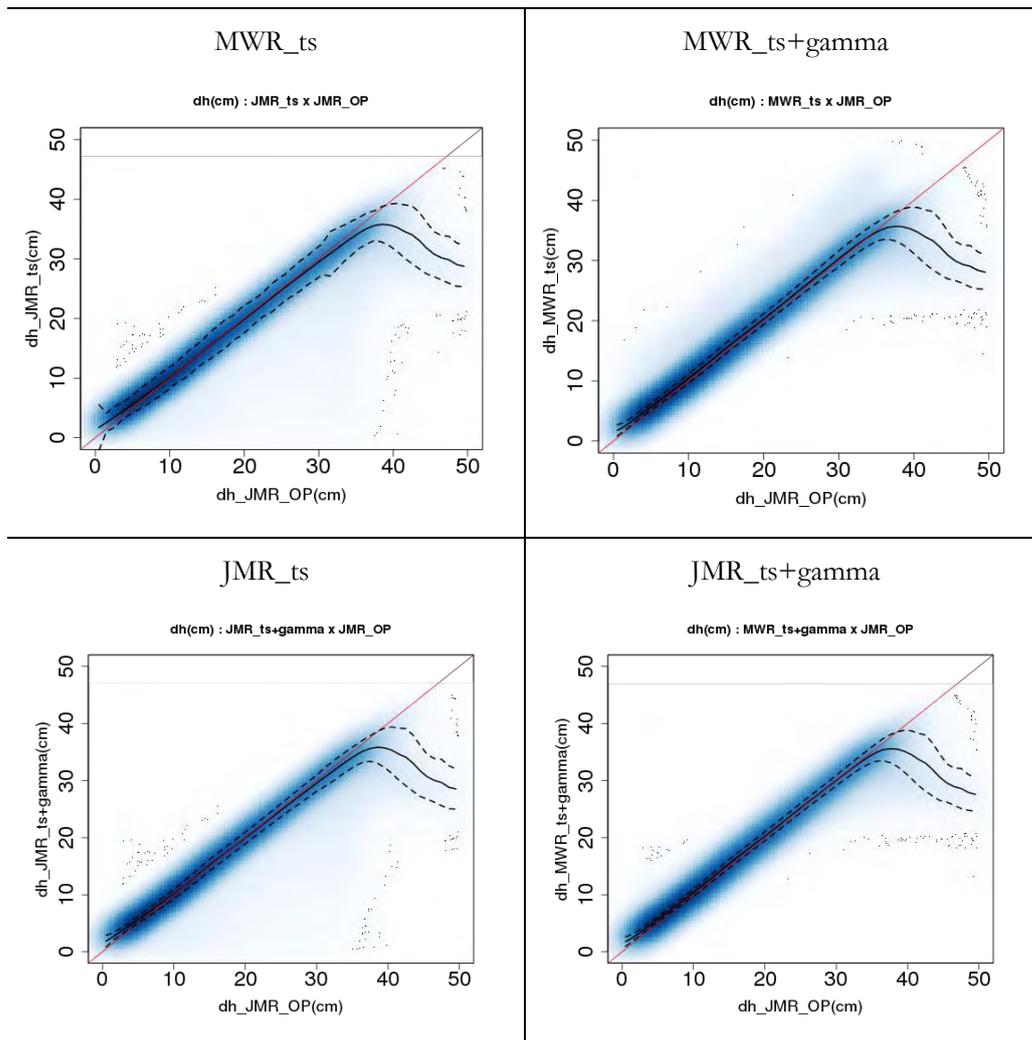


Figure 43: Nuages de points des dh estimées à partir des algorithmes étudiés (en abscisse) par rapport à l'algorithme opérationnel de la mission Jason-2 (en ordonnée). L'échelle des corrections troposphériques humides est comprise 0 et 50 cm.

CARTE DES DIFFERENCES DE DH ESTIMEES PAR RAPPORT A JMR_OP

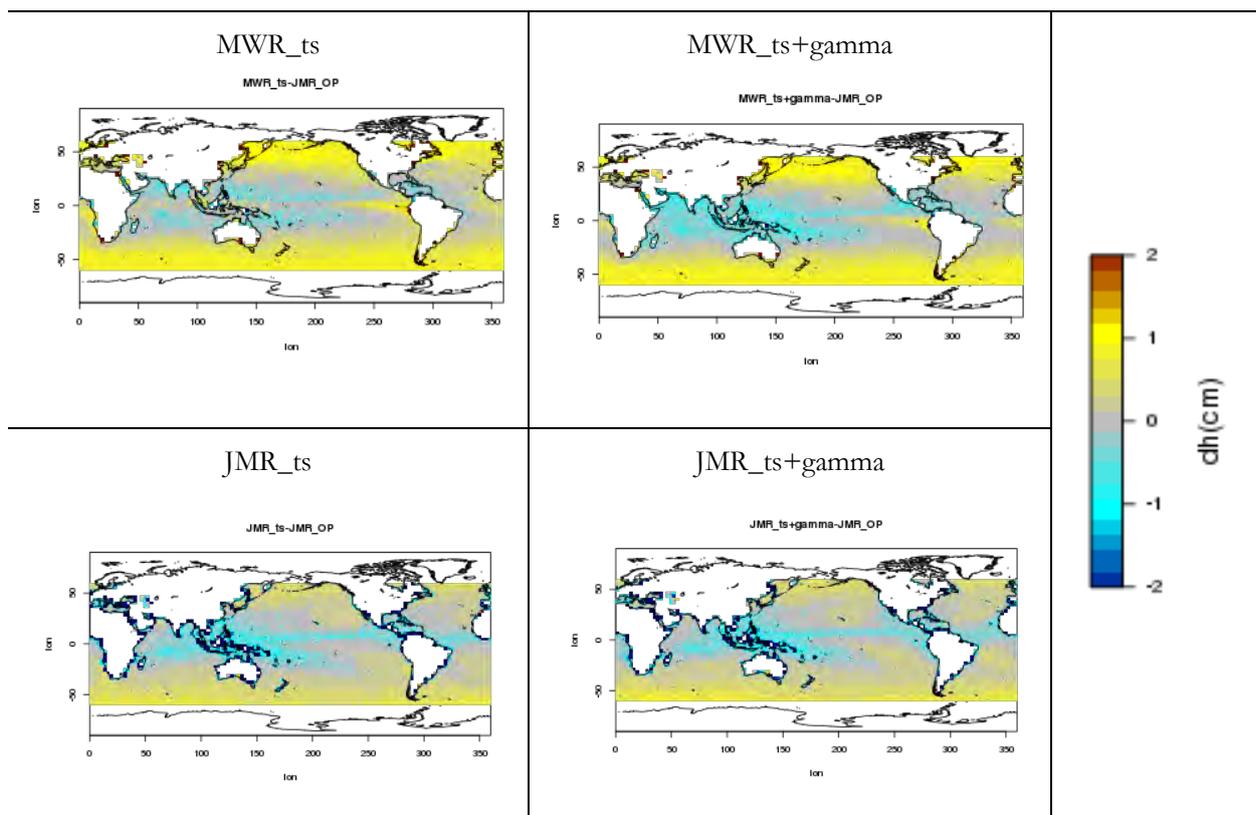


Figure 44: Cartes de différences entre la dh estimée par les algorithmes de l'étude et la dh estimée par l'algorithme opérationnel de la mission Jason-2. L'échelle de couleur est comprise entre -2 et 2 cm.

En excluant les mesures de correction troposphérique supérieures à 35 cm lors des tests sur les données réelles de Jason-2, le score de variance des différences de SSH aux points de croisement s'améliore pour les algorithmes de cette étude. Il ne parvient cependant pas à égaler le score de l'algorithme opérationnel (Table 13). D'une part, cela souligne, comme expliqué précédemment, un potentiel manque de représentativité de la base d'apprentissage pour les fortes valeurs de correction troposphérique humide. D'autre part, le manque de représentativité de la base d'apprentissage ne semble pas affecter uniquement les fortes valeurs de correction troposphérique puisque, même en filtrant les fortes valeurs de correction troposphérique, les résultats demeurent légèrement moins bons. Enfin, que ce soit en filtrant ou non les fortes valeurs de correction troposphérique, l'ajout de variables auxiliaires ne permet pas systématiquement d'améliorer les résultats. En effet, seul l'algorithme MWR_ts+gamma donne de meilleurs résultats sur simulations et sur mesures réelles par rapport à l'algorithme de base sans variable auxiliaire. Cette observation est relativement étonnante : c'est en effet l'algorithme pour lequel l'effet sur mesures réelles du paramètre gamma est le plus inattendu en termes de biais. Le décalage entre les résultats sur simulations et sur mesures réelles soulève différentes questions : 1) les indicateurs de qualité utilisés sur simulations et sur mesures réelles sont-ils suffisamment cohérents ? 2) la représentativité de la base d'apprentissage est-elle suffisante ? 3) L'étape d'ajustement permet-elle de retranscrire de façon pertinente les informations apprises sur la base

d'apprentissage ? Aussi, il semblerait que pour améliorer davantage la qualité de restitution de la correction troposphérique humide, il faille s'intéresser davantage à ces questions.

Table 13 : Différences de variance des différences de SSH aux points de croisement par rapport au produit opérationnel Jason-2, JMR_OP pour des mesures de correction troposphérique inférieures à 35 cm uniquement

Algorithmes	MWR_NN	JMR_NN	MWR_ts	JMR_ts	MWR_ts+gamma	JMR_ts+gamma
Différences de variance des différences de SSH aux points de croisement	0,15	0,13	0,27	0,21	0,10	0,20

III. SYNTHÈSE ET CONCLUSION

Ce chapitre présentait la comparaison d'algorithmes d'inversion pour l'estimation de la correction troposphérique humide. L'objectif était d'observer les différences de performances qu'il peut y avoir entre les algorithmes opérationnels utilisés sur les missions Jason-1 et Envisat. Bien que tous deux basés sur une estimation semi-statistique, les algorithmes se différencient dans leur implémentation sur trois points : la base d'apprentissage, la méthode de régression et les entrées utilisées. Pour la mission Jason-1, la fonction inverse est construite par régression log-linéaire sur une base de données issue de radiosondages. Elle prend trois entrées : trois températures de brillance à 18,7, 23,8 et 34 GHz. Pour la mission Envisat, la fonction inverse est déterminée par un réseau de neurones sur une base construite à partir d'analyses ECMWF. La correction troposphérique est déterminée par trois entrées : le coefficient de rétrodiffusion de l'altimètre en bande Ku, deux températures de brillance à 23,8 et à 36,5 GHz. Dans un premier temps, nous avons exploré l'influence de ces choix sur l'estimation finale de la correction troposphérique. Nous nous sommes uniquement limités au choix de la méthode de régression et au choix de la troisième entrée : une température de brillance à 18,7 GHz contre le coefficient de rétrodiffusion de l'altimètre. Dans un second temps, nous avons étudié l'apport des variables auxiliaires pour l'estimation de la correction troposphérique humide. La température de surface et le paramètre gamma, apportant une information sur la stratification atmosphérique, ont été considérés.

Pour la première partie de l'étude, des algorithmes similaires à ceux utilisés sur les missions Jason-1 et Envisat ont été construits sur une base de données commune réalisée à partir d'analyses ECMWF. Nous les avons nommés respectivement JMR_Reg et MWR_NN. Ces algorithmes ont tout d'abord été éprouvés sur une base de test construite à partir des simulations puis sur des données réelles de 2012, issues de la mission Jason-2. Comme nous disposons d'une correction troposphérique de référence sur simulations, le critère de qualité

utilisé était l'erreur quadratique moyenne. Sur les données réelles, la variance des différences de SSH aux points de croisement a été utilisée comme indicateur de qualité.

Sur simulations et sur données réelles, les performances des deux algorithmes sont similaires. JMR_Reg a des résultats légèrement meilleurs. De meilleurs résultats sont obtenus en combinant les deux approches avec l'algorithme JMR_NN. C'est un réseau de neurones prenant trois températures de brillance en entrée. Les réseaux de neurones donnent de meilleurs résultats d'ajustement : ils ne sont pas contraints sur la forme de la fonctionnelle, contrairement à la régression linéaire pour laquelle la fonction inverse est définie a priori comme étant logarithmique. L'utilisation de la température de brillance à 18,7 GHz donne de meilleurs résultats que le coefficient de rétrodiffusion de l'altimètre. La température de brillance à 18.7 GHz, tout en étant fortement corrélée à la correction troposphérique humide, fournit une information utile sur la température de la surface océanique. Combinée à la température de brillance à 23,8 GHz, elle permet de supprimer en grande partie la contribution des nuages sur les températures de brillance. Le coefficient de rétrodiffusion apporte quant à lui une information beaucoup plus spécialisée sur le vent de surface.

Ainsi, les algorithmes opérationnels des missions Jason-1 et Envisat devraient avoir des performances similaires et les différences sur l'estimation de la correction troposphérique devraient être minimales. Or, il s'avère que sur données réelles, les algorithmes JMR_Reg, MWR_NN, et JMR_NN que nous avons développés pour l'étude, ne parviennent pas à atteindre les performances de l'algorithme opérationnel employé sur Jason-2 que nous dénommons par JMR_OP. Or la seule différence entre les JMR_OP et JMR_Reg étant la base d'apprentissage, cela souligne son impact significatif sur la qualité des estimations. En comparant les estimations avec l'algorithme opérationnel, on remarque en effet que les biais sont les mêmes pour l'ensemble des fonctions inverses que nous avons développées. Elles ont tendance à surestimer les faibles valeurs de correction troposphérique et à sous-estimer les fortes par rapport au produit opérationnel, JMR_OP. Cela se traduit par des biais dont la distribution géographique est similaire à celle de la vapeur d'eau atmosphérique. Notons également que les écarts de performances par rapport à l'algorithme opérationnel ne sont pas homogènes sur l'ensemble du globe. Les performances sont moindres principalement dans les régions tropicales pour lesquelles le taux d'humidité est élevé et l'activité convective est forte. Cela peut suggérer que la représentativité de la base d'apprentissage est insuffisante dans cette région. L'incertitude des modèles de transfert radiatif est en effet plus grande pour des milieux diffusants.

La deuxième partie de l'étude concerne l'amélioration des algorithmes d'inversion par l'ajout en entrée de variables auxiliaires. La température de la surface océanique et le paramètre gamma, défini comme le taux de décroissance du profil atmosphérique de température, ont été considérés. Obligis et al. (2009) avaient en effet montré l'amélioration des estimations de la correction troposphérique lorsque ces variables sont prises en compte. L'objectif de cette étude est de voir si ces variables peuvent aussi profiter aux algorithmes utilisés sur la mission Jason-1 mais aussi de confirmer ces résultats sur données réelles à l'aide du critère de la variance des différences de SSH aux points de croisement.

Sur simulations, l'ajout de la température de surface et du paramètre gamma améliore les performances de l'algorithme MWR_NN. Les performances dans les régions de remontée d'eau ont été améliorées. C'est l'algorithme qui montre les meilleures performances sur simulations avec un rms de 0,20 cm. L'ajout de la température de surface profite peu à l'algorithme JMR_NN. Les performances sont légèrement meilleures : on passe d'un rms des erreurs de 0,25 à 0,23 cm. L'information sur la température de surface est, semble-t-il, déjà suffisamment bien retranscrite par les trois températures de brillance. L'ajout du paramètre gamma dégrade les performances globales pour JMR_NN avec un rms des erreurs de 0,28 cm. Or sur la base d'apprentissage, le paramètre gamma améliore les résultats. La différence de performances entre la base d'apprentissage et la base de test peut dénoter un sur-apprentissage : certaines caractéristiques spécifiques à la base d'apprentissage ont été assimilées par le modèle statistique mais ne peuvent se généraliser à l'ensemble des données. Notons que les estimations se sont tout de même améliorées dans les régions de remontée d'eau grâce au paramètre gamma mais qu'elles se dégradent à d'autres endroits comme dans la zone de convergence intertropicale (ITCZ).

Sur les mesures réelles, les algorithmes utilisant des variables auxiliaires ne montrent pas de meilleures performances par rapport aux algorithmes initiaux selon le critère de différences de variance aux points de croisement. Les critères de qualité utilisés pour les simulations ou les mesures réelles ne sont donc pas toujours en accord. On se serait en effet attendu à ce que les performances des algorithmes MWR soient meilleures sur mesures réelles avec des variables auxiliaires. Cela peut aussi souligner la difficulté à transférer les connaissances apprises de la base d'apprentissage aux données réelles. D'une part, parce qu'il faut s'assurer de la représentativité de la base d'apprentissage. D'autre part, parce que les températures simulées et mesurées par le radiomètre présentent des biais vis-à-vis de la base d'apprentissage qu'il convient de corriger pour utiliser de façon optimale la fonction inverse. La correction de ces biais n'est peut-être pas assez précise pour utiliser les algorithmes d'inversion à leur potentiel maximal. Enfin, sur mesures réelles, certaines approximations sont faites lors de l'utilisation des variables auxiliaires : une climatologie est utilisée pour le paramètre gamma, et les variables auxiliaires sont interpolées sous les traces du satellite. C'est probablement sur ces trois derniers points qu'il faudra travailler par la suite afin d'améliorer la restitution de la correction troposphérique humide.

Pour en revenir aux objectifs initiaux de l'étude dans le cadre de la thèse, les résultats ne permettent pas de conclure quant aux différences de performances et les biais attendus sur l'estimation de la correction troposphérique entre les deux missions. Construits sur une même base d'apprentissage, les algorithmes JMR_Reg et MWR_NN montrent des performances similaires. Or c'est l'utilisation de bases d'apprentissage différentes qui induit, semble-t-il, les plus grandes disparités entre les produits JMR et MWR. Une étude complémentaire sur la constitution des bases d'apprentissage et leur influence sur l'estimation de la correction troposphérique serait donc pertinente.

CHAPITRE 5 : ANALYSES DES TEMPERATURES DE BRILLANCE

Ce chapitre est dédié à l'étude des températures de brillance des radiomètres JMR et MWR. L'objectif est de déterminer si les différences observées dans les produits de contenu intégré en vapeur d'eau sont déjà présentes dans les températures de brillance. Pour ce faire, les températures de brillance à 23,8 GHz et dans les gammes des 30 GHz des radiomètres MWR et JMR sont comparées à celles des radiomètres AMSU. Ces radiomètres, à large fauchée, sont utilisés dans le cadre des prévisions météorologiques. Ils seront présentés dans la première partie de ce chapitre.

Pour faciliter la comparaison avec les radiomètres à visée nadir des missions altimétriques, seules les mesures nadir des radiomètres AMSU sont utilisées. Cela permet de se soustraire aux problèmes de biais liés à la géométrie de visée et de pouvoir employer une méthode de comparaison comparable à celle employée lors du chapitre 3.

Ainsi, les températures de brillance à 23,8 GHz des radiomètres JMR et MWR pourront être comparées directement aux températures des radiomètres AMSU, qui nous serviront de point référence. Les résultats seront présentés dans la seconde partie de ce chapitre.

La troisième partie de ce chapitre est consacrée à la comparaison des températures de brillance dans la gamme des 30 GHz. Pour cette dernière, il faudra néanmoins adapter notre méthode de comparaison pour prendre en compte les différences de fréquence entre les trois instruments. En effet, la contribution des nuages est mesurée à 31,4, 34 et 36,5 GHz pour respectivement AMSU, JMR et MWR. Une méthode permettant de prendre en compte ces différences est celle des fonctions de transfert appliquées par Brown (2013) pour l'étalonnage à long-terme des radiomètres des missions Jason, AMR et JMR. Nous développerons dans un premier temps nos propres fonctions de transfert et nous évaluerons leur capacité à reproduire les données JMR et MWR. Dans un second temps, la méthode sera appliquée pour étudier l'étalonnage des instruments JMR et MWR.

Dans la dernière partie, nous résumerons les conclusions de l'étude et nous discuterons des effets attendus sur les produits de correction troposphérique humide.

SOMMAIRE

I. PRÉSENTATION DES RADIOMÈTRES AMSU.....	120
II. ANALYSES DES TEMPERATURES DE BRILLANCE A 24 GHZ	121
A. INTRODUCTION	121
B. DISTRIBUTION SPATIALE	123
C. SÉRIES TEMPORELLES ET TENDANCES	125
D. DYNAMIQUE SPATIO-TEMPORELLE	129
E. TRIPLE COLLOCATION	136
F. CONCLUSION	139

III. ETUDE DES TEMPERATURES DE BRILLANCE DANS LA GAMME DES 30 GHZ PAR FONCTION DE TRANSFERT	140
A. INTRODUCTION	140
B. CONSTRUCTION DES FONCTIONS DE TRANSFERT	141
1. <i>Fonctions de transfert intra</i>	141
2. <i>Fonctions de transfert inter</i>	146
C. APPLICATION POUR L'ETUDE DES TEMPERATURES DE BRILLANCE DANS LA GAMME DES 30 GHZ.....	150
1. <i>Etude des séries temporelles globales</i>	151
2. <i>Etude des séries temporelles par bande de latitude</i>	154
3. <i>Etude des tendances linéaires régionales</i>	157
4. <i>Etude de la stabilité des mesures par triple collocation</i>	160
D. CONCLUSIONS	164
IV. CONCLUSION DU CHAPITRE	165

I. PRÉSENTATION DES RADIOMÈTRES AMSU

Les instruments AMSU sont des radiomètres micro-ondes installés sur une constellation de satellites météorologiques de la NOAA¹⁷. Ils ont pour objectif de mesurer la température et l'humidité de l'atmosphère. Les radiomètres AMSU sont constitués de deux instruments : AMSU-A et AMSU-B. AMSU-A possède 15 canaux de 23,8 à 89,9 GHz. AMSU-B possède 5 canaux compris entre 89,9 et 183 GHz.

Pour notre étude, nous utilisons le canal 1 et le canal 2 des AMSU-A à 23,8 et 31,4 GHz qui ont une polarisation verticale au nadir. Les radiomètres AMSU-A sont des instruments à large fauchée : l'antenne du radiomètre pivote entre -48 et 48 degrés, ce qui correspond au sol à une fauchée large de 1650 km. La résolution spatiale de l'instrument est d'environ 40 km au nadir. L'orbite du satellite est héliosynchrone. Les heures locales de passage à l'équateur sont différentes pour chaque satellite et sont présentées dans le Tableau 14.

Nous utilisons les instruments AMSU-A présents sur les satellites 15 à 19 de la NOAA et sur le satellite Metop-2. Pour des raisons de commodité, le terme AMSU désignera l'ensemble des radiomètres AMSU-A dans la suite du texte. Lorsque le terme « AMSU » sera mentionné suivi d'un numéro, cela désignera le radiomètre AMSU-A sur le satellite NOAA portant ce numéro. Par extension, on pourra utiliser le terme AMSU pour désigner l'ensemble des radiomètres et leur satellite.

¹⁷ National Oceanic and Atmospheric Administration

Tableau 14 : Date de lancement et temps de passage à l'équateur des radiomètres AMSU (source : Mo, 2010)

Satellite	Heure locale de passage à l'équateur (Début 2010)		Date de lancement
	ASC	DSC	
NOAA-15	1648	0448	13 Mai 1998
NOAA-16	1748	0548	21 Sept. 2000
NOAA17	2127	0927	24 Juin 2002
NOAA-18	1345	0145	20 Mai 2005
NOAA-19	1354	0154	6 Fev. 2009
METOP-2	2130	0930	19 Oct. 2006

II. ANALYSES DES TEMPERATURES DE BRILLANCE A 24 GHZ

A. INTRODUCTION

Les températures de brillance à 23,8 GHz (abrégées en tb24) sont comparées pour les radiomètres AMSU, MWR et JMR. L'objectif est de voir si des différences identifiées dans les produits de vapeur d'eau sont déjà présentes dans les températures de brillance, auquel cas, cela indiquerait vraisemblablement un problème d'étalonnage des radiomètres. Rappelons que la température de brillance à 23,8 GHz est très sensible à la présence de vapeur d'eau dans l'atmosphère, sa fréquence étant très proche de la bande d'absorption de la vapeur d'eau à 22,2 GHz. C'est de ce fait la variable ayant le plus de poids dans l'estimation de la vapeur d'eau atmosphérique ou de la correction troposphérique humide.

Pour cette comparaison, seules les mesures nadir de la fauchée AMSU sont considérées pour rester dans une configuration géométrique de mesure similaire à MWR et JMR. En l'occurrence, il existe plusieurs radiomètres AMSU installés sur différents satellites. Dans cette étude comparative, nous utilisons les radiomètres AMSU de numéro 15 à 19, ainsi que le radiomètre AMSU présent sur METOP-2 pour couvrir la période de 2004 à 2010 commune aux radiomètres MWR et JMR. Les radiomètres AMSU utilisés sont supposés bien inter-étalonnés, et aucune distinction ne sera faite entre les différents radiomètres. Il sera considéré que toutes les mesures des radiomètres AMSU proviennent du même instrument. Quelques résultats sur la cohérence des capteurs AMSU entre eux sont présentés en annexe. Dans la suite, « AMSU » désignera l'ensemble des mesures des températures de brillance à 23,8 GHz fournies par les différents radiomètres AMSU. Nous utilisons arbitrairement les données AMSU comme référence dans notre étude.

Les données pour AMSU, MWR et JMR sont mises sous forme de grilles régulières mensuelles d'une résolution de 3 degrés pour des latitudes comprises entre -66 et 66 degrés. On choisit arbitrairement de ne garder que les boîtes comprenant au moins 50 points de

mesures pour garantir une certaine précision sur l'estimation de la valeur moyenne des températures de brillance. Notons que le nombre de mesures par boîte est plus important dans les hautes latitudes de par l'orbite des satellites. On s'attend donc à avoir des estimations plus fines dans les hautes latitudes. Pour le radiomètre JMR, il y a en général entre 400 et 600 points par boîte et pour le radiomètre MWR, entre 300 et 400 points par boîte. Pour les radiomètres AMSU, on devrait avoir au moins trois fois plus de mesures que pour les radiomètres MWR. En effet, les radiomètres AMSU et MWR sont sur des orbites polaires et au minimum 3 radiomètres AMSU sont utilisés sur l'ensemble de la période. Il est également fait en sorte que, pour chaque mois et pour chaque radiomètre, l'espace géographique étudié demeure le même. De plus, les boîtes situées sur les frontières entre terre et mer ou qui y sont adjacentes, sont retirées de l'étude. De fortes différences de températures de brillance sont visibles dans ces régions. Ces différences peuvent être expliquées par le fait que les données MWR et JMR ont été filtrées pour supprimer la contribution des terres sur les températures de brillance mesurées, alors que nous utilisons les données brutes pour AMSU. Les boîtes situées à -66 degrés de latitude ont également été retirées pour des raisons similaires, la présence de glace altérant également la mesure radiométrique. La carte des différences moyennes entre AMSU et MWR, tracée sans avoir filtré les boîtes proches des côtes, est montrée ci-dessous à titre illustratif (Figure 45). Sur les côtes, des différences moyennes supérieures à 60 K sont observables.

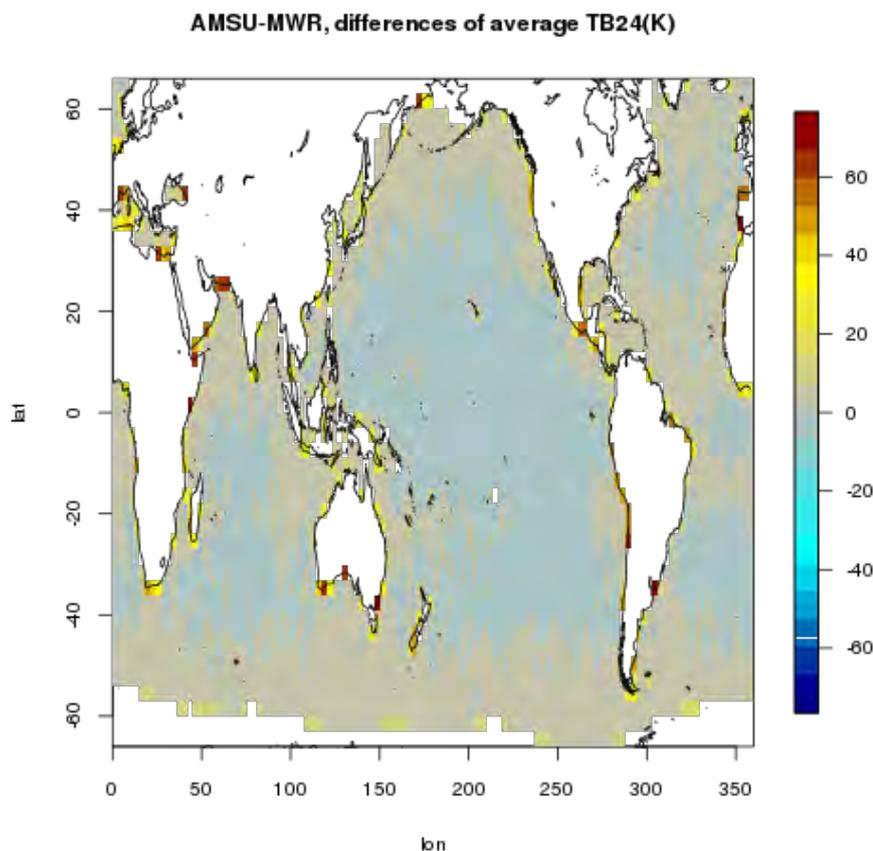


Figure 45 : Différences moyennes de tb_{24} entre AMSU et MWR sans filtrer les boîtes à proximité des côtes.

Dans la suite, les différences et les similitudes entre les trois radiomètres sont étudiées, tout d'abord sur des cartes moyennes, puis en termes d'évolution temporelle, et enfin, en prenant à la fois en compte les dynamiques spatiale et temporelle.

B. DISTRIBUTION SPATIALE

Dans cette section, les structures spatiales des températures de brillance moyennées entre 2004 et 2010 et leurs différences sont étudiées (Figure 46).

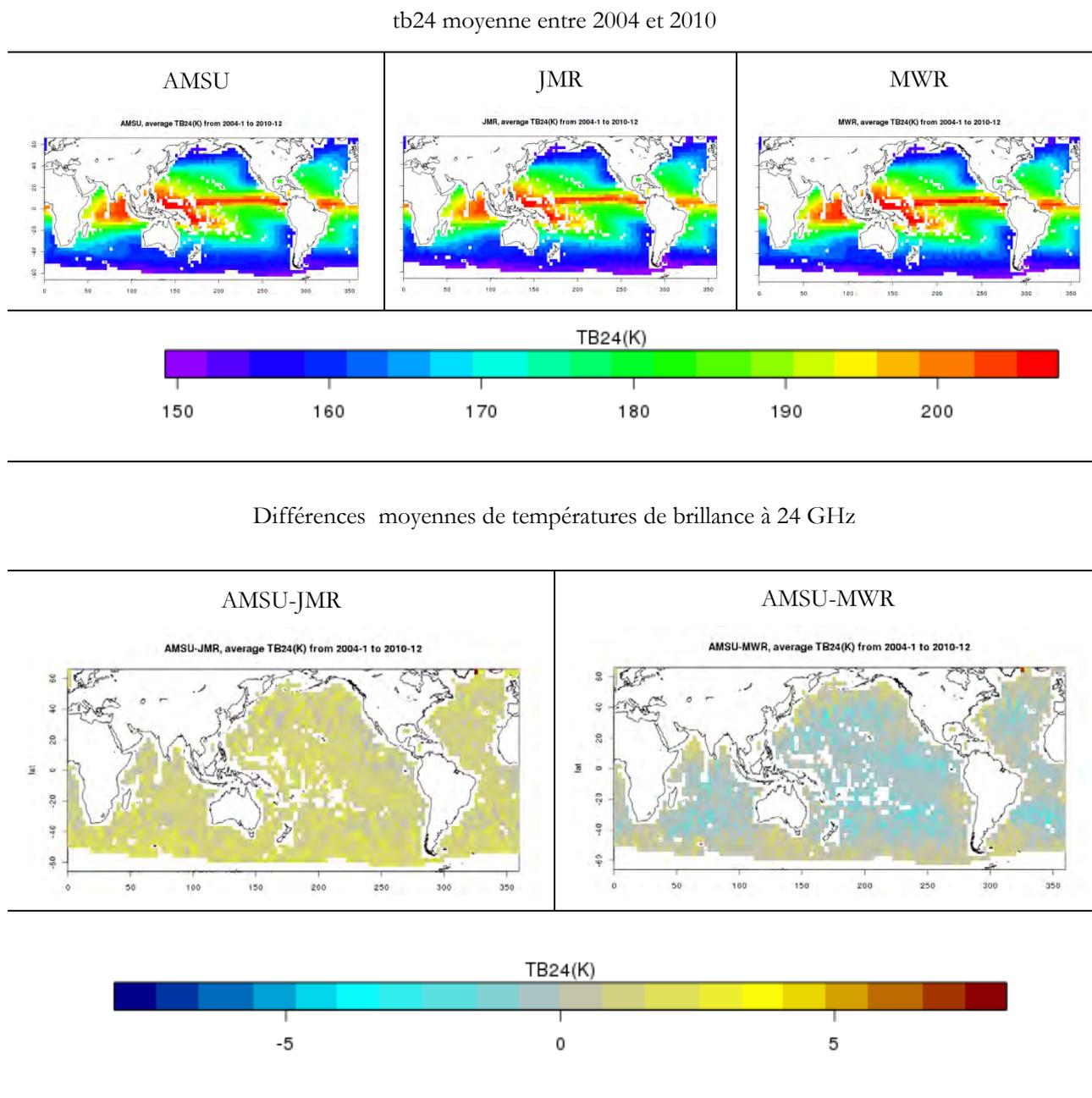


Figure 46 : Cartes moyennes de tb24 par boîte de 3 degrés entre 2004 et 2010 (en haut) et cartes moyennes des différences de tb24 entre 2004 et 2010 (en bas).

Globalement, les trois radiomètres montrent les mêmes structures macroscopiques de tb24. Les cartes moyennes montrent que la tb24 est organisée en latitude avec des

températures plus fortes lorsque l'on s'approche de l'équateur. La distribution spatiale est très similaire à celle observée sur la vapeur d'eau atmosphérique.

Tableau 15 : Statistiques des tb24 moyennées par boîtes entre 2004 et 2010

	AMSU	JMR	MWR	AMSU – JMR	AMSU – MWR
Moyenne (K)	173	172	173	1,3	-0,04
Ecart-type (K)	15	15	15	0,58	0,79
Min (K)	151	149	150	-1,3	-2,5
Max (K)	207	206	208	8	6,7

De manière générale, les statistiques globales des boîtes des tb24 moyennées sont très proches pour les trois radiomètres (

Tableau 15). Il y a un biais moyen de 1,3 K entre AMSU et JMR et seulement de -0,041 K entre AMSU et MWR. En termes de variance, les trois cartes de tb24 moyennées possèdent un écart-type de 15 K et la plus grande différence entre les trois cartes moyennées s'élève respectivement, à 8 K et 6,7 K entre AMSU et JMR, et entre AMSU et MWR.

JMR sous-estime la tb24 par rapport à AMSU de façon relativement uniforme sur l'ensemble des océans. MWR surestime globalement la tb24 par rapport à AMSU sauf à proximité des terres. Les nuages de points des différences de températures de brillance en fonction des observations AMSU montrent que le biais ne dépend que très peu de la tb24 pour JMR (Figure 47). Un biais légèrement plus fort est cependant apparent pour les températures de brillance inférieures à 160 K. Pour MWR, le biais avec AMSU est également stable sauf en dessous de 170K : à 150 K, le biais est légèrement positif et devient progressivement négatif en s'approchant de 170 K.

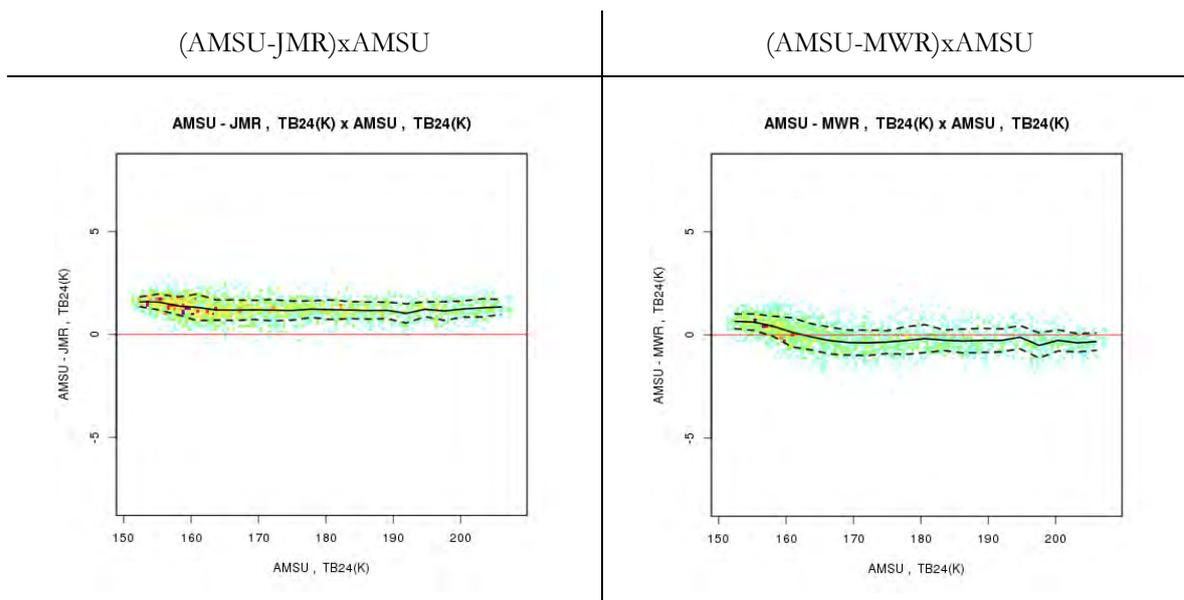


Figure 47 : Nuages de points des différences par boîte des tb_{24} moyennées par rapport aux tb_{24} AMSU

C. SÉRIES TEMPORELLES ET TENDANCES

Dans cette partie, les séries temporelles globales des tb_{24} sont étudiées. L'objectif est de voir si les trois radiomètres retranscrivent l'évolution de la tb_{24} de façon cohérente sur la période de 2004 à 2010, en particulier en termes de tendance linéaire.

Pour cela, nous modélisons les séries temporelles de la moyenne globale mensuelle de la tb_{24} par un modèle additif classique comprenant, une valeur moyenne, une tendance linéaire, une saisonnalité annuelle et des résidus. Les résidus forment la partie non expliquée de la dynamique des tb_{24} et sont modélisés par un processus stochastique. Nous retirons la valeur moyenne de chaque série temporelle pour nous focaliser seulement sur les variations de la tb_{24} . Ces séries temporelles de moyenne nulle sont appelées anomalies par la suite. Elles sont présentées en Figure 48, panel du haut:

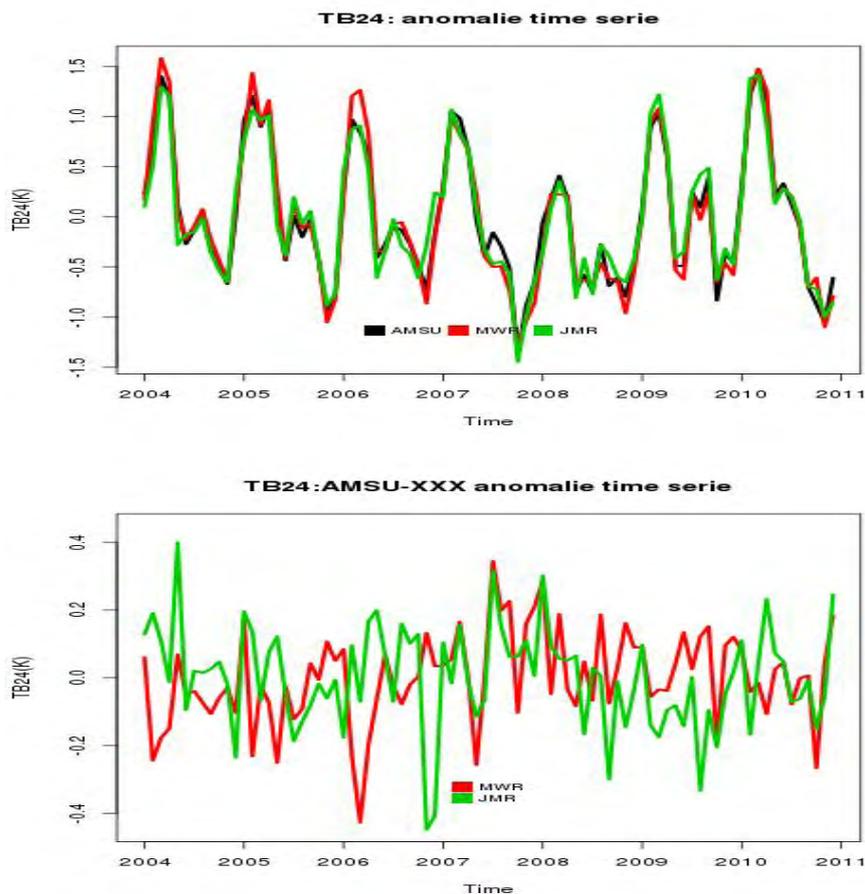


Figure 48 : Séries temporelles des anomalies de tb24 (en haut) et séries temporelles des différences d'anomalies de tb24 (en bas). Les températures de brillance sont exprimées en Kelvin.

Les séries temporelles des moyennes mensuelles de tb24 sont très semblables entre les trois radiomètres avec une corrélation de 0,93 entre les séries JMR et AMSU et de 0,94 entre les séries MWR et AMSU. La principale source de variation des séries temporelles est un cycle annuel composé de deux modes qui résultent de l'alternance entre hiver et été dans l'hémisphère nord et dans l'hémisphère sud.

L'analyse des auto-corrélations et auto-corrélations partielles des résidus (non montrée) pour les séries temporelles de chaque radiomètre montre que les résidus peuvent être modélisés par un processus stationnaire autorégressif d'ordre 1. Après avoir ajusté les résidus par un processus stationnaire et autorégressif, nous vérifions que les résidus de cet ajustement se comportent comme un bruit blanc gaussien (test de Box-Pierce et Shapiro-Wilk). Cette modélisation nous permettra par la suite de considérer des estimateurs asymptotiquement gaussiens et de notamment tester la significativité des tendances.

Les composantes des modèles pour les trois radiomètres sont estimées par la méthode des moindres carrés généralisés pour tenir compte de l'auto-corrélation présente dans les résidus. Pour les trois séries temporelles, le cycle annuel est significatif ($\alpha=0.05$). L'estimation des tendances est donnée dans le Tableau 16. Pour les trois radiomètres, la pente n'est pas significative ($\alpha=0.05$) pour expliquer la dynamique de la tb24 entre 2004 et

2010. Il n'est ainsi pas possible d'exclure l'hypothèse que la tb24 soit restée stable durant cette période.

Les séries temporelles des différences de tb24 perçues sont maintenant étudiées. L'objectif est de déterminer si les différences montrent des motifs reconnaissables et surtout réguliers dans le temps. Les différences d'anomalies sont présentées en Figure 48, graphique du bas. A première vue, les différences AMSU et JMR ainsi que les différences AMSU et MWR sont très proches de 0. On peut voir les plus grosses différences avec AMSU en 2006, en début d'année pour MWR et en fin d'année pour JMR.

Nous modélisons les différences d'anomalies avec un modèle additif comprenant une pente et une saisonnalité de douze mois. Les différences étant relativement faibles, il est difficile de voir si une saisonnalité est effectivement présente. C'est ce que permettra de tester le modèle. Pour les différences entre AMSU et JMR et pour les différences entre AMSU et MWR, on ne dénote pas d'auto-corrélation significative dans les résidus (test de Box-Pierce). Nous vérifions également que les résidus sont gaussiens (test de Shapiro-Wilk). La pente et la saisonnalité sont donc estimées par moindres carrés ordinaires selon un modèle de régression simple.

Dans les deux modèles, la saisonnalité se montre significative ($\alpha=0.05$). En effet, pour les différences entre AMSU et JMR, les effets des mois de décembre, novembre et septembre sont significatifs. Pour les différences entre AMSU et MWR, ce sont les effets des mois de septembre et octobre qui se montrent significatifs.

En termes de pente, pour les différences AMSU-JMR, les tendances linéaires estimées ne sont pas significatives ($\alpha=0.05$) pour expliquer les variations des différences des séries d'anomalies. Pour les différences AMSU-MWR, la tendance des différences est significative. Cependant, la valeur de pente estimée est relativement faible. A titre de comparaison, une dérive de 0,27 K/an avait été détectée sur le radiomètre de Topex/Poseidon à 18 GHz et était considérée comme relativement petite (Ruf, 2000). Ainsi, les trois radiomètres semblent être restés relativement stables les uns par rapport aux autres.

Tableau 16: Test de nullité de la tendance linéaire de la *tb24* pour chaque mission et pour les différences entre missions. Les tests sont réalisés en supposant le comportement asymptotiquement normal des estimateurs. La *p*-valeur indique le pourcentage de chance d'observer une pente supérieure à la pente mesurée sous l'hypothèse que la pente est nulle.

Mission	Unité	Estimation	Ecart-type	p-valeur	IC_0.95
AMSU	(K an-1)	-0,018	0,032	0,56	[-0,081 ; 0,045]
MWR	(K an-1)	-0,035	0,037	0,36	[-0,106 ; 0,034]
JMR	(K an-1)	-0,012	0,036	0,69	[-0,082 ; 0,058]
AMSU-MWR	(K an-1)	0,016	0,006	0,01	[0,004; 0,027]
AMSU-JMR	(K an-1)	-0,009	0,008	0,26	[-0,024; 0,006]

L'étude de la tendance non-linéaire des séries temporelles de *tb24* nous informe sur la dynamique interannuelle (Figure 49). Pour extraire la tendance linéaire, nous utilisons la méthode de Sieve's Bootstrap (Buhlmann, 1996). La méthode permet de déterminer les intervalles de confiance pour l'estimation d'une tendance non-linéaire. Ici, la tendance est déterminée en lissant les séries temporelles par un filtre de *læss*. Le bruit des séries temporelles est ensuite modélisé par un processus autorégressif d'ordre 1, ce qui permet de déterminer les intervalles de confiance par bootstrap des résidus. La dynamique retranscrite par les trois radiomètres est très semblable et est fortement corrélée aux événements ENSO. L'étude des différences entre radiomètres montre toutefois des disparités significatives notamment durant l'évènement de la Niña en 2008. Il semble ainsi que la sensibilité des différents radiomètres à ces événements ne soit pas tout à fait la même.

Tendance non-linéaire des séries temporelles des anomalies des tb24 (K) et des différences entre radiomètres

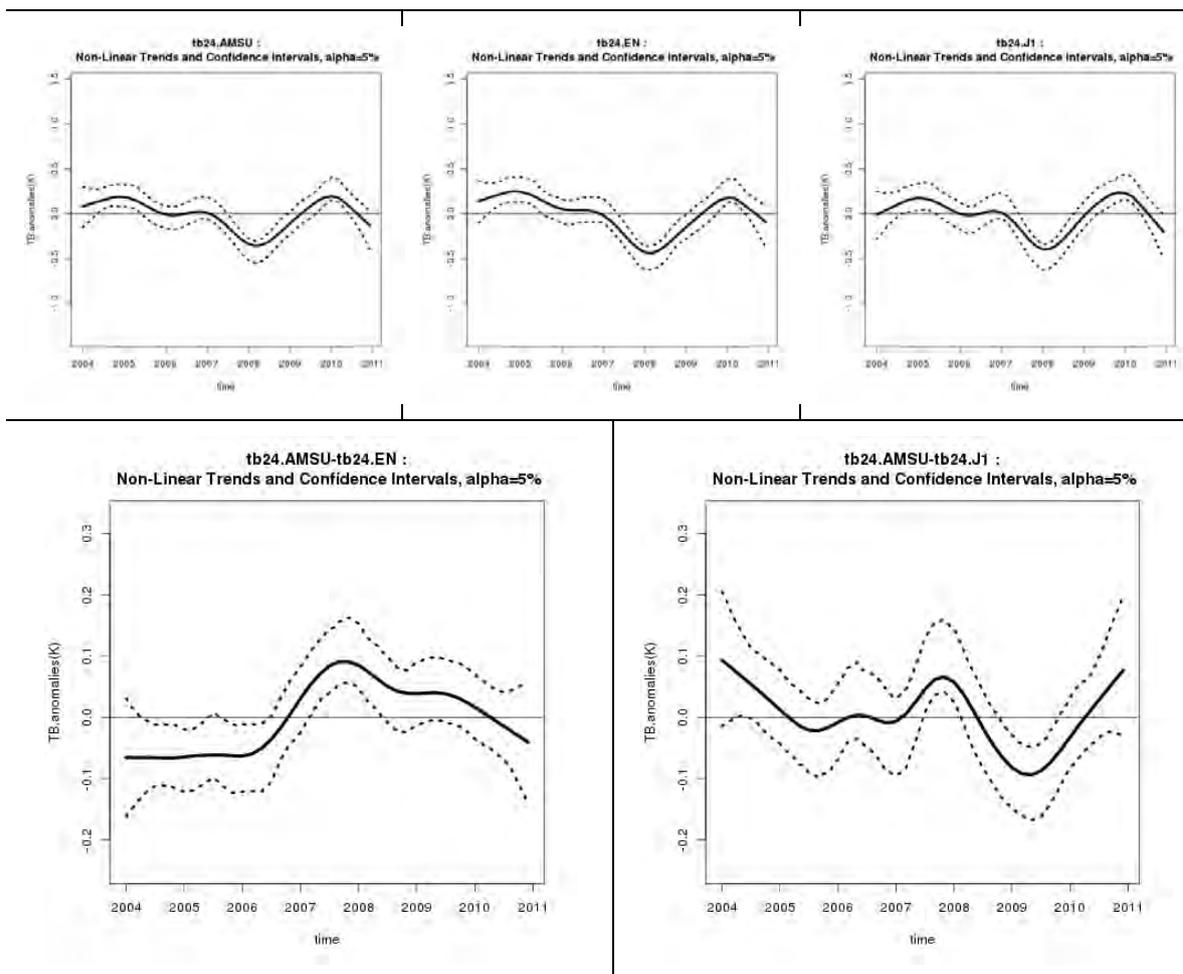


Figure 49 : Tendence non-linéaire des séries temporelles d'anomalies et de leurs différences exprimées en Kelvin. Les tendances ont été estimées en appliquant un filtre de *lass* et les intervalles de confiance sont construits suivant la méthode *Sieve's Bootstrap*, en considérant des résidus autorégressifs d'ordre 1.

Pour MWR, la différence avec AMSU reste stable jusqu'en 2007. Pour Jason-1, les différences fluctuent sur l'ensemble de la période, mais de grosses différences sont observables entre 2007 et 2010. Notons que les différences de dynamique interannuelle observée entre AMSU et JMR (ou MWR) montrent des phases qualitativement semblables à celles observées sur la comparaison des produits de vapeur d'eau entre AMSR-E et JMR (ou MWR). Ces différences ont également été observées par Brown et Misra (2013) pour les retraitements des données JMR. Notons que les coefficients d'étalonnage du radiomètre ont été mis à jour suite au passage en mode de survie du satellite en septembre 2009.

D. DYNAMIQUE SPATIO-TEMPORELLE

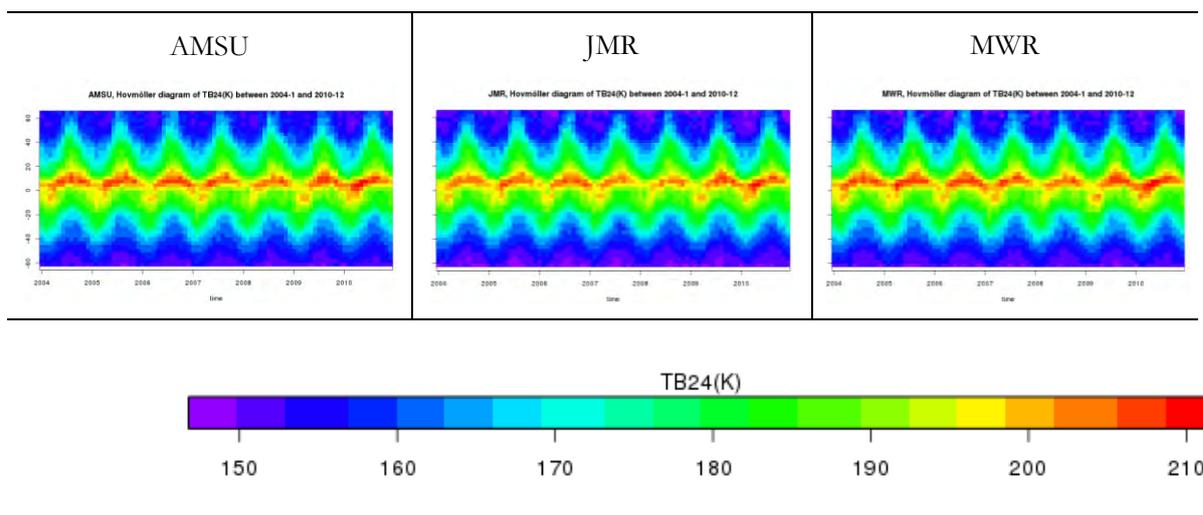
Les trois radiomètres ne montrent pas une augmentation, ni une diminution statistiquement significative de la moyenne de tb24 entre 2004 et 2010. Les différences entre radiomètres ne montrent pas non plus de tendances linéaires statistiquement significatives. En revanche, des différences sont présentes dans le cycle annuel des températures de

brillance ainsi que dans la dynamique interannuelle. En particulier, les radiomètres montrent des réponses statistiquement différentes lors de l'évènement La Niña de 2007-2008. Dans cette partie, les différences à l'échelle régionale sont étudiées. Nous verrons si les dynamiques perçues à l'échelle globale sont visibles à l'échelle locale. L'étude commence par l'analyse des séries des moyennes mensuelles par bande de latitude de 3 degrés. Elles sont représentées sous forme de diagrammes de Hovmöller (Figure 50).

Pour les 3 radiomètres, la source principale de variations de la tb24 est le cycle annuel. Globalement, les structures observées sont très semblables. Les différences entre AMSU et JMR semblent stables sur l'ensemble de la période et pour l'ensemble des latitudes. Le biais ne semble pas dépendre de la latitude, sauf pour les très hautes latitudes de l'hémisphère nord. Ainsi le signal des différences sur la tb24 est sensiblement différent de celui observé sur la vapeur d'eau atmosphérique (Figure 22). Cela peut s'expliquer soit parce que la référence a été modifiée entre les deux études, soit parce que les différences sur la vapeur d'eau atmosphérique dans les tropiques peuvent être générées par des facteurs autres que l'étalonnage de la tb24. On décèle néanmoins, comme sur les produits de vapeur d'eau atmosphérique, un comportement atypique en novembre 2006 et février 2009, périodes où les différences sont négatives. Peu de mesures ont en effet été réalisées pendant ces deux mois. La mission Jason-1 était en mode de survie pendant une grande partie de novembre 2006. De même, aucune mesure ne fut réalisée lors du changement d'orbite de Jason-1, de mi-janvier jusqu'à mi-février 2009. Pour les différences entre MWR et AMSU, les différences sont globalement stables sur l'ensemble de la période et pour l'ensemble des latitudes. Les différences sont néanmoins dépendantes de la latitude avec des différences négatives entre -40 et 40 degrés davantage et positives au-dessus. On perçoit de plus un cycle annuel pour les latitudes supérieures à 40 degrés dans l'hémisphère nord. On observe un signal similaire sur les différences dans les produits de vapeur d'eau atmosphérique (Figure 22) où les différences les plus fortes sont présentes dans les hautes latitudes et évoluent selon un cycle annuel. Cela souligne donc le lien entre les différences de tb24 et celles présentes dans les contenus intégrés de vapeur d'eau atmosphérique.

La moyenne et le cycle annuel des séries temporelles de tb24 sont retirés pour analyser l'évolution des anomalies mensuelles par latitude. L'analyse est réalisée à l'aide de diagrammes de Hovmöller (Figure 51).

Hovmöller diagrams : tb24(K)



Hovmöller diagrams : differences de tb24 (K)

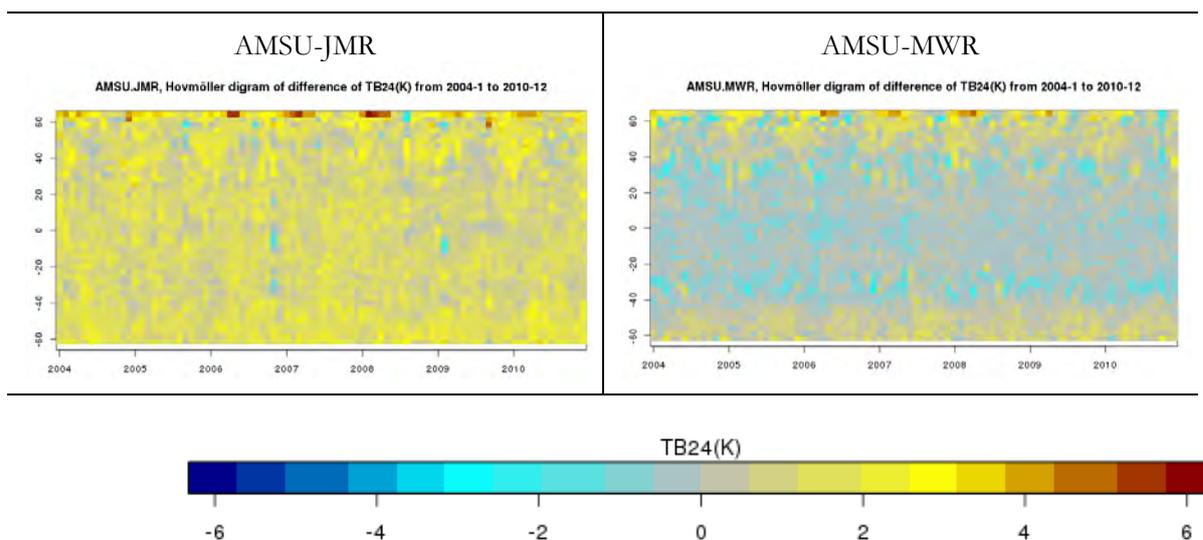


Figure 50 : En haut, diagrammes de Hovmöller des moyennes mensuelles de tb24 pour AMSU, JMR, MWR. En bas, diagrammes de Hovmöller des différences des moyennes mensuelles de tb24 entre AMSU et JMR et entre AMSU et MWR.

Les anomalies mensuelles de tb24 sont les plus fortes dans les tropiques. Elles suivent les événements ENSO avec des anomalies positives pendant El Niño et des anomalies négatives pendant La Niña. Au niveau des différences d'anomalies mensuelles, on ne décèle pas de structures prononcées. Les différences semblent légèrement plus fortes dans les hautes latitudes au-dessus de 40 degrés. Pour JMR, il semble que les différences soient en majorité négatives après 2009.

Hovmöller diagrams : anomalies mensuelles de tb24(K)

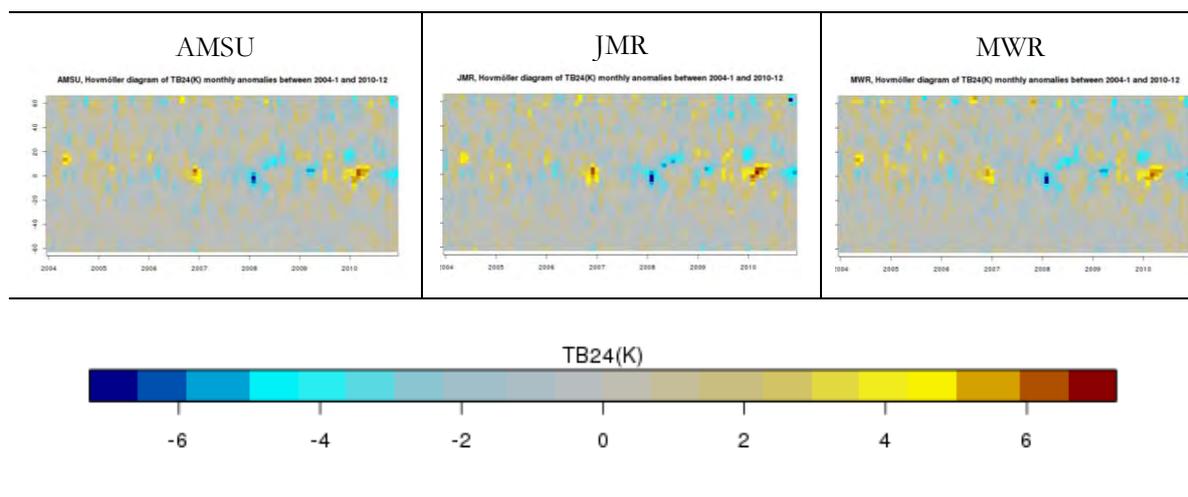


Diagramme de hovmöller : différences des anomalies mensuelles de tb24 (K)

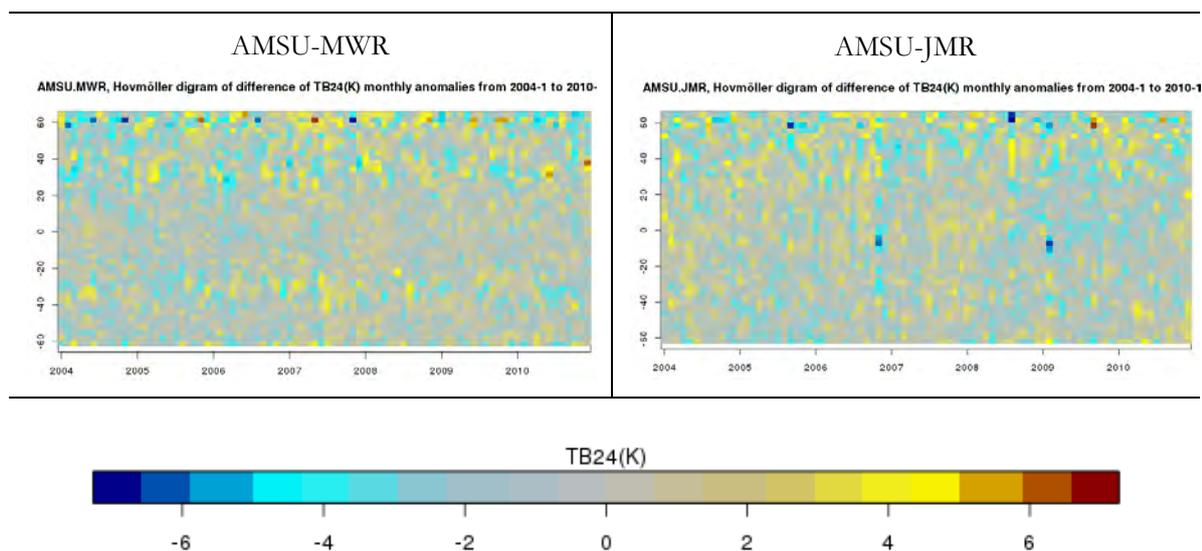


Figure 51 : En haut, diagrammes de Hovmöller des anomalies mensuelles de tb24 moyennées pour AMSU, JMR, MWR. En bas, diagrammes de Hovmöller des différences d'anomalies mensuelles moyennées de tb24 entre AMSU et JMR et entre AMSU et MWR.

Hovmöller diagrams : tendance non lineaire des differences d'anomalies mensuelles de tb24(K)

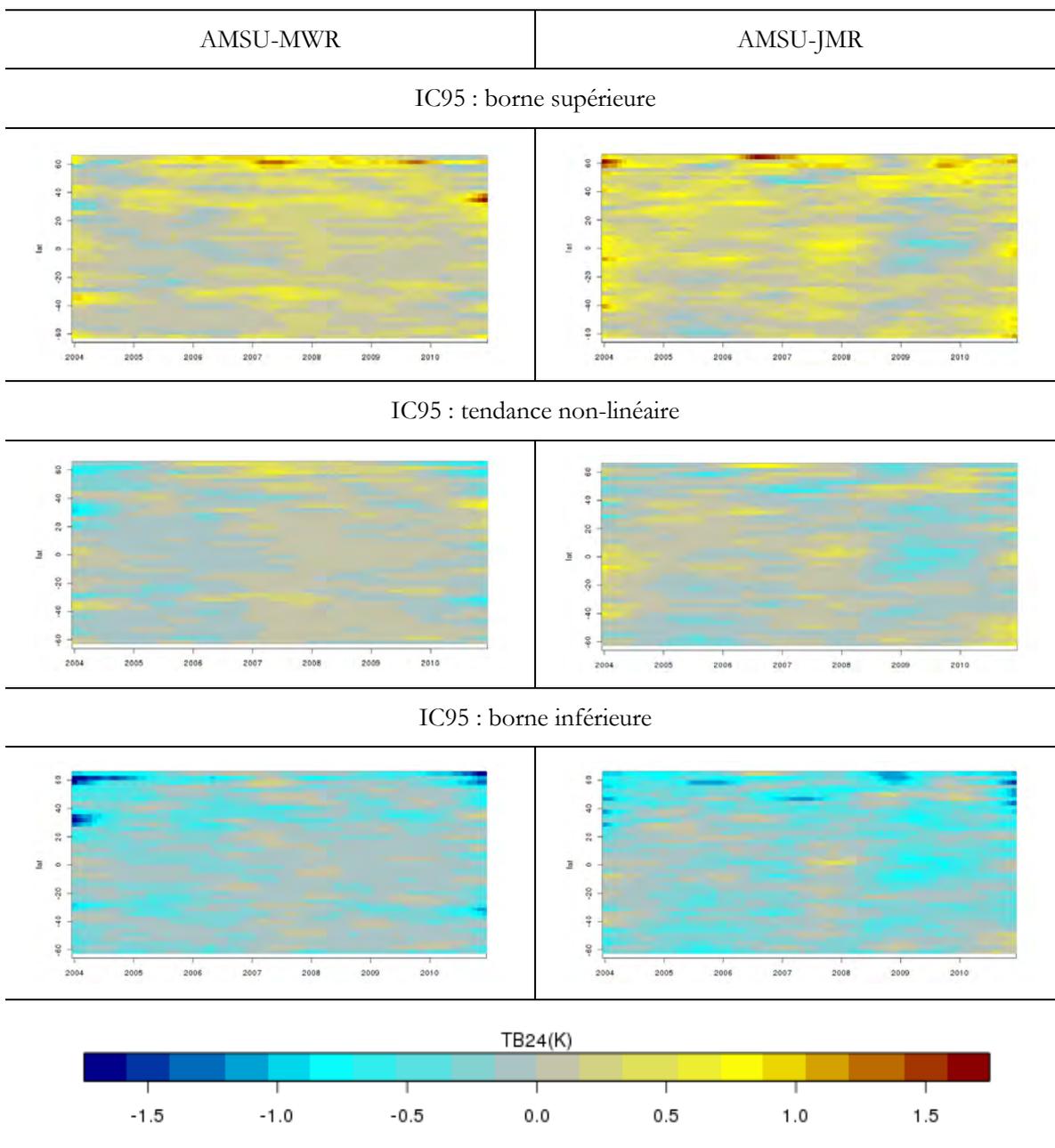


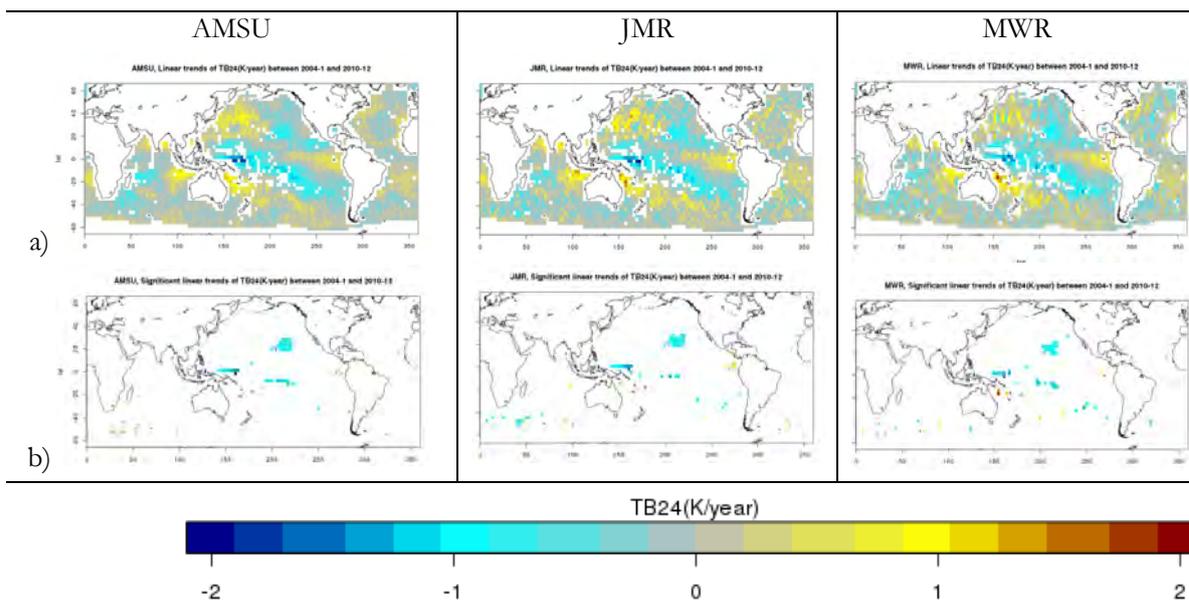
Figure 52 : Tendances non-linéaires et intervalles de confiance à 95% par bande de latitude estimées par la méthode de Sieve's Bootstrap.

Pour voir plus clairement les différentes phases dans le suivi des anomalies mensuelles, les tendances non-linéaires et leurs intervalles de confiance sont estimés par la méthode de Sieve's Bootstrap pour chaque bande de latitude de 3 degrés. La méthode met en exergue différentes phases dans la dynamique des différences d'anomalies (Figure 52). Ces phases sont globalement peu dépendantes de la latitude et semblent dépendre uniquement de la période. Elles suivent la dynamique interannuelle globale. Pour MWR, les différences sont significatives entre 2007 et 2008. Pour JMR, les différences semblent significatives fin 2004, début 2007 et fin 2010. On retrouvait ces fortes périodes de différences sur les produits de vapeur d'eau atmosphérique, aussi bien que sur les comparaisons JMR et MWR. Une partie des différences sur les produits de vapeur d'eau atmosphérique à l'échelle interannuelle semble donc bien liée à des différences présentes sur les tb24. Cela souligne donc des disparités sur l'étalonnage à long terme des instruments.

Enfin, la tendance linéaire de la tb24 est estimée pour chaque boîte de 3x3 degrés qui compose les cartes de tb24 (Figure 53). Les tendances linéaires sont calculées en prenant en compte un cycle annuel et des résidus autorégressifs d'ordre 1 pour chaque boîte. Les structures de tendances sont globalement les mêmes, même si la carte des tendances AMSU est plus lisse que celle de JMR ou celle de MWR. Globalement, un faible nombre de boîtes montre des tendances significatives ($\alpha=0.05$). Celles-ci se regroupent principalement autour des îles indonésiennes et polynésiennes. Les zones de tendances significatives sont légèrement plus étendues pour AMSU.

Les cartes des tendances des différences entre AMSU et JMR montrent globalement les mêmes structures que la carte des tendances de différences entre AMSU et MWR. Néanmoins, très peu de boîtes montrent des différences de tendance significatives ($\alpha=0.05$) et celles-ci ne forment pas d'agrégat géographique. A l'échelle locale, on ne peut donc pas mettre en évidence des zones géographiques où les tendances sont significativement différentes d'un radiomètre à un autre.

Tendances linéaires régionales



DIFFERENCES DE TENDANCE

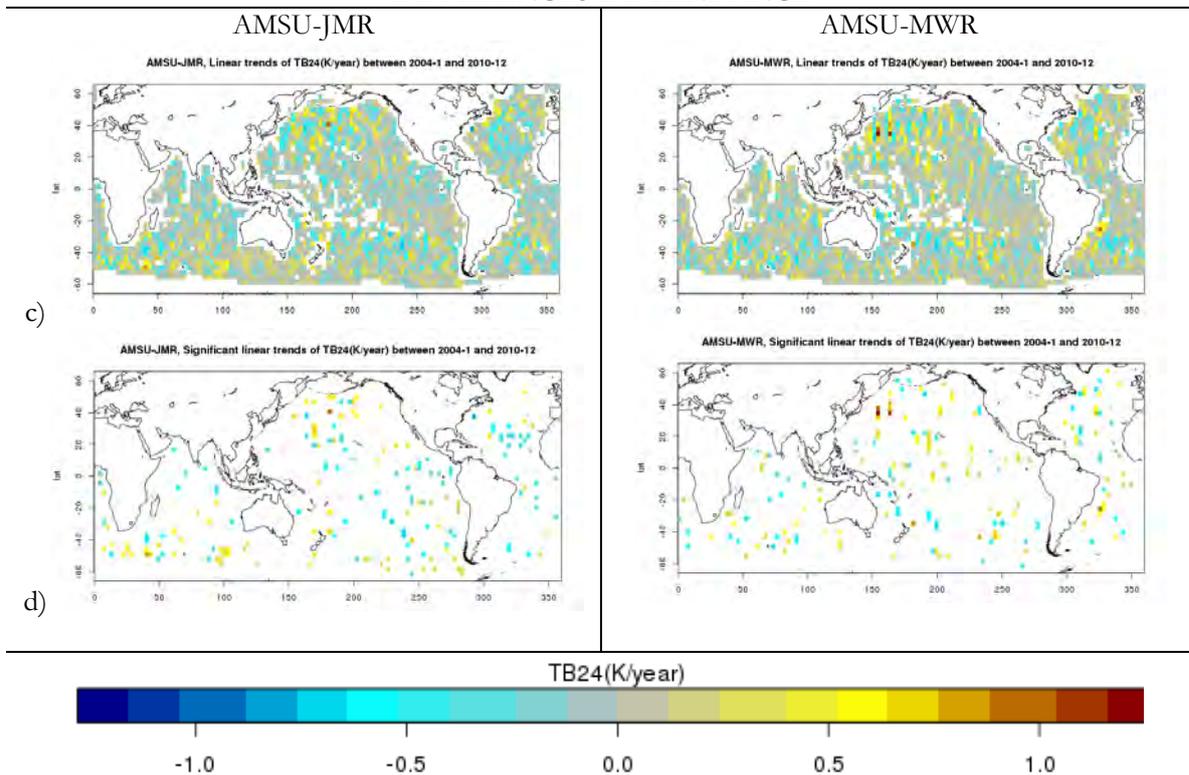


Figure 53 : Tendances linéaires des moyennes mensuelles de tb_{24} par boîtes de 3 degrés (a). Pareil que (a) mais seules les tendances significatives sont montrées ($\alpha=0.05$) (b). Tendances linéaires des moyennes mensuelles des différences entre radiomètres par boîtes de 3 degrés (c) Pareil que (c) mais seules les tendances significatives sont montrées ($\alpha=0.05$) (d)

E. TRIPLE COLLOCATION

Dans cette partie, une estimation du bruit d'estimation des trois radiomètres est réalisée en appliquant la méthode de triple collocation (cf. Janssen et al. 2007). La méthode de triple collocation fait l'hypothèse que les données des radiomètres sont non-biaisées. Comme les données ne respectent pas cette hypothèse, une étape préliminaire est réalisée pour retirer le biais relatif de chaque instrument de façon linéaire. La méthode de triple collocation donne alors en résultat, pour chaque instrument, le « scatter-index » qui représente le ratio du bruit sur le signal étudié, et deux paramètres d'ajustement, le « slope » et l' « intercept » par lesquels ont été respectivement multipliés et additionnés les tb24 pour retirer le biais relatif entre les radiomètres. Pour que les radiomètres soient stables les uns par rapport aux autres, il faudrait que ces trois paramètres restent constants au fil du temps.

Triple collocation

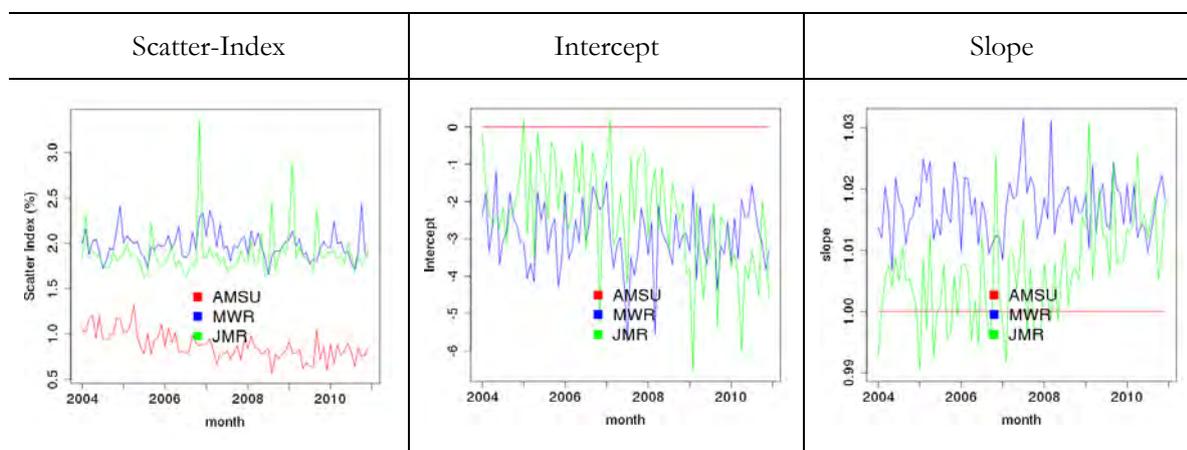


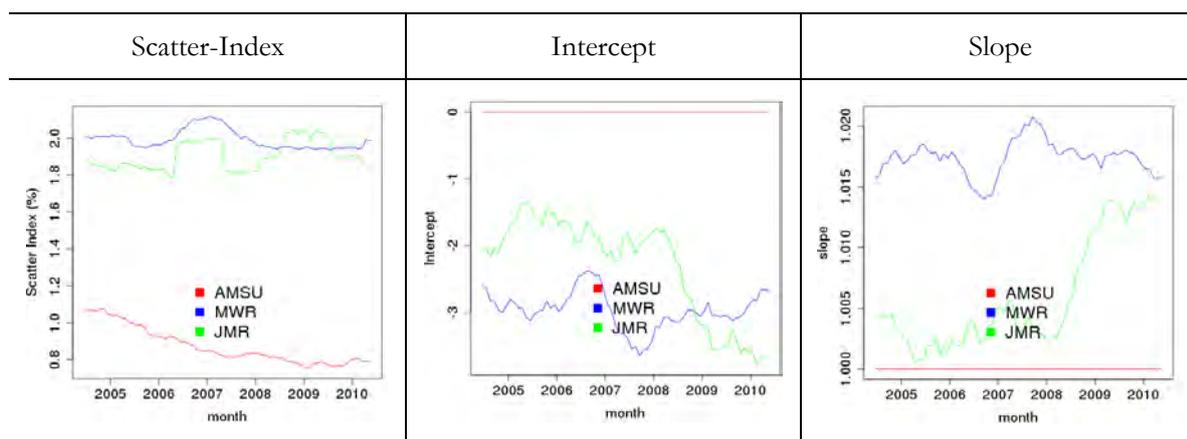
Figure 54 : Résultats de la méthode de triple collocation. A gauche, les séries temporelles des « scatter-index » (i.e. le ratio entre l'écart-type du bruit et la moyenne mensuelle de tb24). Au milieu, les séries temporelles du paramètre d'ajustement, « intercept ». A droite, les séries temporelles du paramètre d'ajustement, « slope ».

En termes de bruit, c'est le radiomètre AMSU qui montre les meilleurs résultats avec un bruit qui représente 1% du signal (Figure 54). Le bruit estimé sur AMSU semble décroître en 2005, 2007 et 2009 avec l'ajout des nouveaux radiomètres AMSU-18, Metop-2 et AMSU-19 qui accroissent donc le nombre de mesures réalisées. Le bruit pour JMR et MWR est estimé aux alentours de 2%. Certains pics, dénotant une dégradation de la qualité des données JMR, sont présents en novembre 2006, aout 2008, février et septembre 2009. Ils sont dus à un accroissement de données manquantes. En novembre 2006, aout 2008, et septembre 2009, le radiomètre JMR fut pendant un moment en mode de survie (« Safe Hold Mode »). En février 2009, les mesures furent interrompues pour le changement d'orbite de la mission. Rappelons que le bruit estimé par la méthode de Triple Collocation, telle que nous l'avons employée ici, reflète à la fois le bruit de mesure et le bruit d'échantillonnage. Pour l'estimation de l'état des tb24 sur un mois, c'est le bruit d'échantillonnage qui ressort principalement. En effet, les radiomètres ayant le bruit le plus faible sont les radiomètres AMSU puisqu'en les combinant, ils fournissent le plus de mesures par boîte sur un mois. A l'inverse, MWR est le radiomètre fournissant le moins de mesures par boîte et dont le bruit

est le plus élevé. De ce fait, l'analyse ne permet pas de distinguer la qualité de la quantité de mesures. Cependant, l'objectif principal de cette analyse est de vérifier que le bruit général reste constant. Dans le cas contraire, le but est de vérifier que la variation du niveau de bruit n'est liée qu'à un changement de la quantité de données mesurées et non pas à la qualité des mesures.

Concernant les paramètres d'ajustement, l'« intercept » et le « slope » sont respectivement à 1 et 0 pour AMSU pour tous les mois, AMSU servant de référence pour la suppression des biais relatifs. Rappelons que le choix de la référence n'impacte pas le calcul du « scatter-index ». Les paramètres d'ajustement pour MWR varient au cours des mois selon un cycle annuel mais restent en moyenne stables sur l'ensemble de la période. La distribution relative des mesures MWR par rapport aux mesures AMSU ne semble donc pas avoir changé en moyenne. Pour JMR, on dénote un changement progressif dans les paramètres d'ajustement après 2008, ce qui peut signaler un problème au niveau de l'étalonnage de l'instrument. Un changement similaire a été observé dans l'étude par triple collocation des produits de vapeur d'eau JMR, dans le chapitre 3 (Figure 24).

Triple collocation



Droites d'ajustement

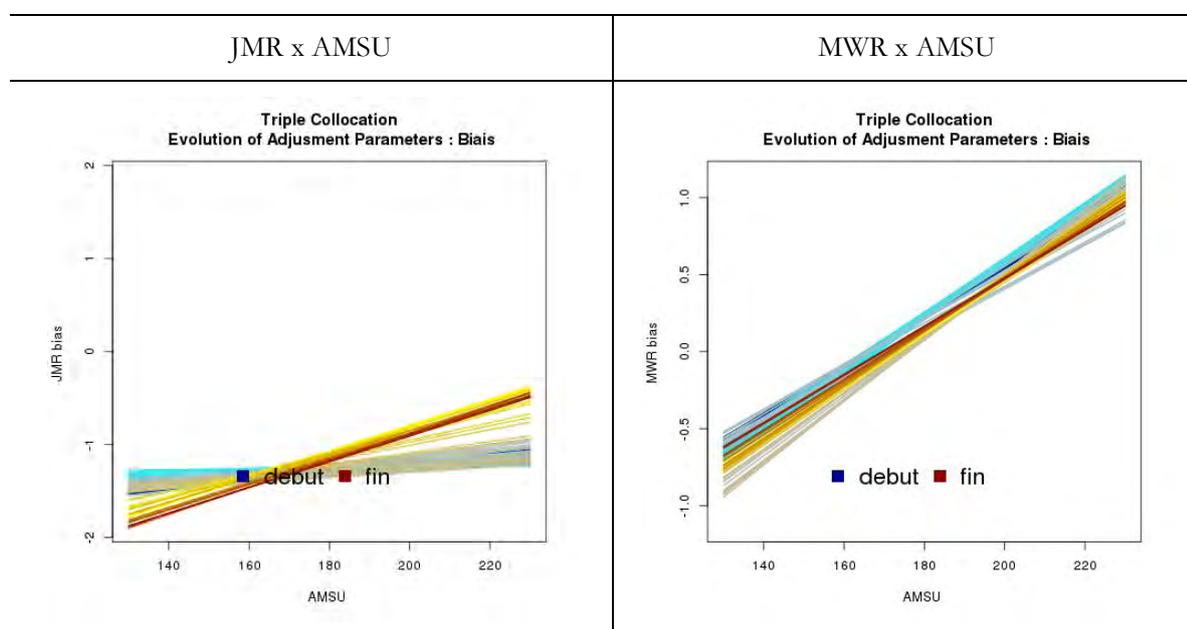


Figure 55 : Triple collocation sur fenêtre glissante d'un an et évolution de la droite d'ajustement.

La même analyse est réalisée cette fois-ci sur une fenêtre glissante d'un an pour retirer le cycle annuel dans les séries temporelles de « scatter-index », d'« intercept » et de « slope » (Figure 55, haut). La dynamique interannuelle est de ce fait plus facilement observable. Comme nous l'avons vu précédemment, l'ajout des nouveaux radiomètres dans les séries réduit le bruit d'estimation des boîtes. Les sauts sur les séries JMR ne sont plus directement visibles au niveau du « scatter-index ». En effet, l'utilisation de la fenêtre glissante lisse les séries temporelles. La série JMR a un bruit légèrement plus faible que celui de la série MWR mis à part pour les périodes d'un an comprenant les mois avec données manquantes fin 2006 et entre 2008 et 2009. Sur MWR, on remarque une hausse du bruit en 2007. Un changement soudain dans les coefficients de d'ajustement de MWR apparait entre 2006 et 2008. Sur JMR, on remarque un changement soudain à partir de 2008 avec une stabilisation en 2009.

Les droites d'ajustement, pour chaque fenêtre glissante d'un an, ont été tracées pour les deux radiomètres (Figure 55, bas). Les droites donnent ainsi le biais moyen que l'on devrait observer en fonction de la température de brillance AMSU.

Pour JMR, la tb_{24} est sous-estimée par rapport à AMSU. Après la dérive débutée en 2008, le biais reste approximativement le même entre 150 et 170. Cela correspond à la gamme de valeur dans laquelle se trouvent plus de 50% des boîtes. Cependant, au fil du temps, JMR tend à sous-estimer davantage les faibles températures de brillance et l'écart entre les fortes températures de brillance AMSU et JMR diminue. Cette évolution est aussi visible dans les diagrammes de Hovmöller des différences de tb_{24} : après 2008, les différences sont légèrement plus fortes pour les latitudes supérieures en valeur absolue à 40 degrés.

Pour MWR, les droites d'ajustement n'ont pas évolué de façon monotone. En particulier, les droites en début et fin de période sont relativement proches. Les changements des coefficients d'ajustement concordent dans le temps avec les différences dans la dynamique interannuelle apparaissant à partir de 2006.

F. CONCLUSION

Les trois produits de tb_{24} sont très proches tant en termes d'évolution temporelle qu'en termes de distribution spatiale. Des différences sont toutefois présentes sur le plan quantitatif.

Entre JMR et AMSU, il y a un biais uniforme géographiquement et stable dans le temps. Entre MWR et AMSU, des biais géographiquement dépendants sont présents. Les mesures AMSU sont globalement inférieures aux mesures MWR, sauf à l'approche de zones côtières où les mesures AMSU sont supérieures. Ces différences suivent un cycle annuel et sont présentes alternativement entre hémisphère nord et hémisphère sud. Un défaut dans l'estimation de la contribution des terres via les lobes secondaires pourrait expliquer ce phénomène.

A l'échelle interannuelle, des différences de faible amplitude mais toutefois significatives sont présentes. Les radiomètres ont notamment une réponse significativement différente à l'évènement La Niña survenant entre 2007 et 2008. De plus, il semble que la distribution relative des températures de brillance JMR subit un léger changement après 2008 par rapport à MWR ou AMSU. De ce fait, les biais avec les radiomètres AMSU s'accroissent légèrement pour les températures de brillance inférieures à 160K.

Pour Jason-1, les nombreuses périodes d'interruption des mesures présentes entre 2007 et 2010, dues principalement au passage en mode de survie du satellite, peuvent expliquer le changement relatif dans la distribution des températures de brillance JMR durant cette période. D'une part, parce qu'un nombre important de données manquantes réduit la qualité d'estimation des cartes des moyennes mensuelles. D'autre part, parce que suite à ces interruptions, les coefficients d'étalonnage sont mis à jour pour corriger des sauts dans les produits de correction troposphérique humide. Or pendant les évènements ENSO, l'ajustement des coefficients d'étalonnage peut être plus incertain. Ils sont en effet ajustés en

fonction des références auxiliaires chaudes et froides présentes au sol qui sont sensibles aux variations climatiques.

Les différences à l'échelle interannuelle sur les températures concordent en grande partie avec les différences, observées au chapitre 3, sur les produits de vapeur d'eau atmosphérique. Ainsi, il semblerait que les discordances des produits de vapeur d'eau pour cette échelle de temps soient liées à l'étalonnage des températures de brillance.

Cependant, les différences observées sur la tb24 à l'échelle interannuelle bien que significatives, sont de faible amplitude et impactent peu l'estimation de la tendance linéaire sur cette période. Ainsi, contrairement à ce qui a été observé sur les produits de vapeur d'eau atmosphérique, la cohérence des radiomètres sur la tb24 n'est pas mise en défaut que ce soit sur la tendance long terme à l'échelle globale ou à l'échelle régionale. De ce fait, il faudrait quantifier exactement la part des différences sur les produits de vapeur d'eau expliquée par les disparités dans les tb24 et considérer les autres sources potentielles de différences.

III. ETUDE DES TEMPERATURES DE BRILLANCE DANS LA GAMME DES 30 GHZ PAR FONCTION DE TRANSFERT

A. INTRODUCTION

La comparaison des radiomètres est une méthode couramment utilisée pour vérifier l'étalonnage des instruments. Elle permet de se soustraire en partie de la variabilité naturelle de la vapeur d'eau ou des températures de brillance puisque deux radiomètres comparés sont sensés observer les mêmes phénomènes. En pratique, l'échantillonnage spatial et temporel des radiomètres et leur architecture peuvent être différents. C'est pourquoi la méthode fonctionne mieux lorsque les radiomètres partagent des caractéristiques communes (fréquence et géométrie de visée) et lorsque leur orbite est en phase tandem (les satellites se suivent à intervalle temporel proche).

Des différences dans l'architecture des radiomètres, par exemple en termes de fréquence, génèrent des biais entre les radiomètres qui peuvent évoluer au cours du temps. Elles impactent donc l'estimation des tendances. La méthode des doubles différences permet de prendre en compte ce problème en fournissant via un modèle de transfert radiatif la différence de température attendue entre les deux radiomètres (Kroodsma et al. 2012). Une deuxième méthode consiste à estimer empiriquement ce qu'un premier radiomètre devrait mesurer s'il possédait les mêmes caractéristiques que le second (Brown, 2013). Une fonction de transfert empirique est donc utilisée pour traduire les températures de brillance du premier radiomètre vers le second. La fonction de transfert permet ainsi de prendre en compte les biais présents entre deux radiomètres.

C'est cette dernière méthode que nous utiliserons pour l'analyse des températures de brillance dans la bande des 30-40 GHz pour les radiomètres JMR, MWR et AMSU. Pour ces trois radiomètres, les mesures ne sont pas réalisées à la même fréquence. Les fréquences des mesures pour AMSU, JMR et MWR sont respectivement de 31,4, 34 et 36,5 GHz. Pour désigner de façon générale les températures de brillance dans cette gamme de fréquence, l'abréviation tb3x sera utilisée. Dans l'étude, l'ensemble des radiomètres AMSU sera utilisé pour la comparaison, et le terme AMSU désignera le produit moyen des radiomètres AMSU.

Pour étudier les températures de brillance de ces canaux, nous allons nous servir de deux références : une référence interne qui est la température de brillance à 24 GHz du radiomètre et une référence externe, les températures de brillance AMSU. Pour corriger une partie des biais relatifs à la fréquence, nous avons utilisé des fonctions de transfert permettant de traduire les températures de brillance de référence en grandeurs équivalentes à la température de brillance des radiomètres JMR et MWR.

Dans un premier temps, une partie méthodologique présentera la construction des fonctions de transfert. Nous y décrivons la méthode utilisée pour les créer et nous évaluons leur capacité à estimer correctement la température de brillance recherchée.

Dans un second temps, nous exposerons les résultats de l'étude des températures de brillance dans la gamme des 30 GHz par fonction de transfert. Nous utiliserons les mêmes diagnostics que pour l'étude de la vapeur d'eau ou de la température de brillance à 24 GHz.

B. CONSTRUCTION DES FONCTIONS DE TRANSFERT

Deux types de fonctions de transfert vont être considérés selon la référence utilisée. Pour les références internes, des fonctions de transfert, que l'on va appeler « intra », vont permettre de comparer les canaux au sein d'un même radiomètre. Pour les références externes, les fonctions de transfert « inter » vont permettre de comparer les canaux entre deux radiomètres différents. Les fonctions de transfert sont construites par régression statistique : le but est de déterminer la température de brillance à reproduire en fonction des références.

Dans notre étude, les comparaisons sont réalisées à partir de cartes mensuelles de température de brillance dont la résolution est de 3 degrés. Ainsi, dans notre cas, les fonctions de transfert ne vont pas concerner les mesures individuelles des radiomètres, mais directement les boîtes de 3 degrés dans lesquelles sont moyennées les températures de brillance. Les fonctions de transfert serviront à traduire une carte de températures de brillance en une carte de température de brillance mais à une fréquence différente.

1. FONCTIONS DE TRANSFERT INTRA

a) *Construction*

Les fonctions de transfert « intra » vont permettre de traduire les températures de brillance mesurées à 24 GHz par chacun des radiomètres en température de brillance dans la gamme des 30 GHz pour ces mêmes radiomètres. Les nuages de points de la tb_{3x} en fonction de la tb_{24} montrent que la relation entre les deux grandeurs n'est pas tout à fait linéaire. De plus, les températures de brillance dans la gamme des 30 GHz couvrent un éventail moins large de température que les températures de brillance à 24 GHz. Les graphiques laissent cependant penser que la corrélation entre ces deux grandeurs est assez forte pour inférer la valeur de la tb_{3x} à partir de la tb_{24} (Figure 57).

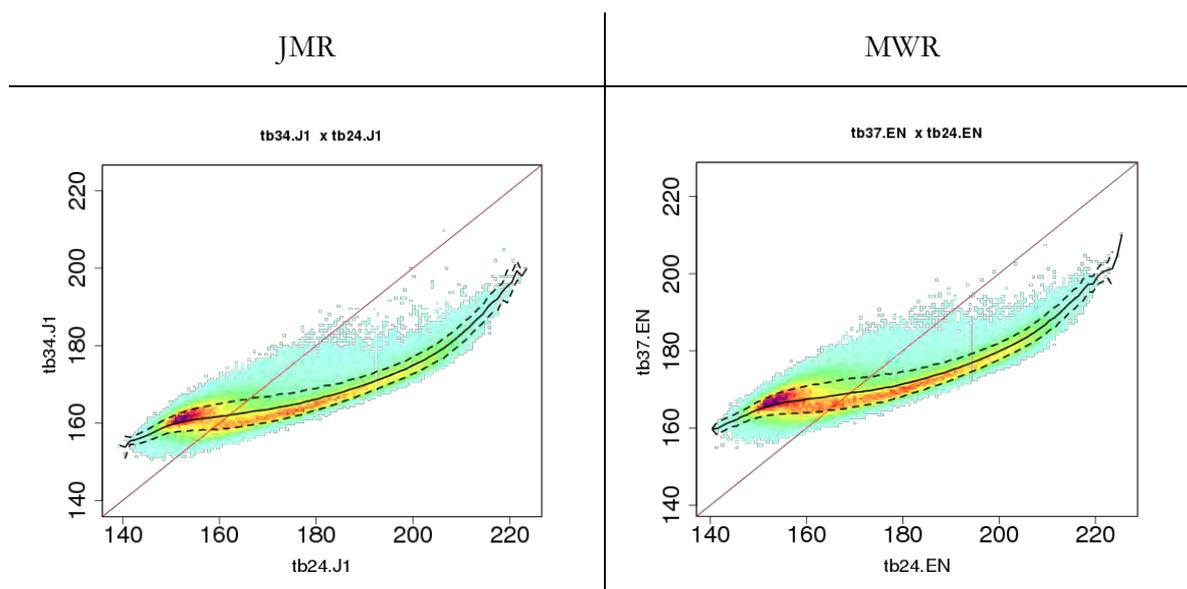


Figure 56 : Nuages de points des températures de brillance, exprimées en Kelvin, dans la gamme des 30 GHz en fonction de la température de brillance à 24 GHz, à gauche pour JMR et à droite pour le radiomètre MWR. L'échelle en abscisse et en ordonnée est comprise entre 140 et 220 K.

Les fonctions de transfert sont construites empiriquement à partir des cartes mensuelles. Dix pour cent des boîtes sont sélectionnées aléatoirement sur l'ensemble des cartes pour réaliser l'apprentissage de la relation de passage. La relation de passage est déduite par régression linéaire prenant comme covariables la tb_{24} et son carré pour tenir compte de certains effets non-linéaires entre la tb_{24} et la température de brillance tb_{3x} . Un facteur de saisonnalité est ajouté au modèle de régression pour permettre de prendre en compte l'évolution de la relation entre tb_{24} et tb_{3x} au cours de l'année. Il est également possible d'utiliser des méthodes de régression plus complexes pour construire les fonctions de transfert. Nous pourrions par exemple envisager d'utiliser des réseaux de neurones qui fourniraient sûrement un meilleur ajustement. D'autres entrées peuvent également être considérées pour améliorer l'ajustement, comme par exemple un contenu intégré d'eau liquide nuageuse issue de modèle. Nous avons préféré pour une première étude commencer par une fonction de transfert relativement simple.

L'avantage d'utiliser une fonction de transfert « intra » est de supprimer les effets d'échantillonnage spatiaux et temporels. Les deux canaux observent approximativement la même scène au même moment (en négligeant la différence de fréquence qui induit par exemple une tache au sol réduite pour la tb_{3x} que pour la tb_{24}).

Nous notons les relations de passage ainsi construites $J12J1_1V$ et $EN2EN_1V$ respectivement pour JMR et MWR.

b) Performances

Une fois les fonctions de transfert construites, nous évaluons l'ajustement de la fonction sur la base d'apprentissage et la capacité de généralisation des fonctions de transfert sur l'ensemble des données que nous appellerons pour simplifier, base de test. Notons que

les résultats de généralisation sont biaisés de manière optimiste, la base d'apprentissage est en effet incluse dans la base de test. Les performances auraient pu être évaluées en excluant la base d'apprentissage de la base de test. Nous voulions simplement voir l'effet des fonctions de transfert sur les séries temporelles moyennes : il fallait pour cela utiliser l'ensemble des données.

Nous évaluons les performances générales de prédiction des fonctions de transfert à travers le critère de rms des différences entre la tb3x et les prédictions (Tableau 17).

Tableau 17: rms des fonctions de transfert « intra » sur la base d'apprentissage et sur l'ensemble des données (base de test). Le suffixe « NONE » désigne les comparaisons réalisées de manière directe (i.e. sans l'aide de fonction de transfert) entre les tb24 et les tb3x.

Intra Comparaison				
Fonction de transfert	J12J1_1V	J1_NONE	EN2EN_1V	EN_NONE
rms APP(K)	2.9	13.7	3.1	12.4
rms TEST(K)	2.9	13.7	3.1	12.4

En utilisant les fonctions de transfert, le rms des différences entre tb24 et tb3x décroît : on passe d'un rms supérieur à 10 K pour la comparaison directe et à un rms d'environ 3K pour la comparaison avec les fonctions de transfert, ce qui correspond environ au rms obtenu par comparaison directe des tb24 des deux radiomètres avec AMSU. Les scores obtenus sur la base d'apprentissage et la base de test sont très similaires, ce qui dénote la bonne capacité de généralisation des fonctions de transfert.

L'étude des nuages de point permet de visualiser plus précisément le comportement des résidus d'estimation (Figure 57). Les résultats étant très proches sur la base d'apprentissage et la base de test, seuls les résultats sur la base de test sont montrés.

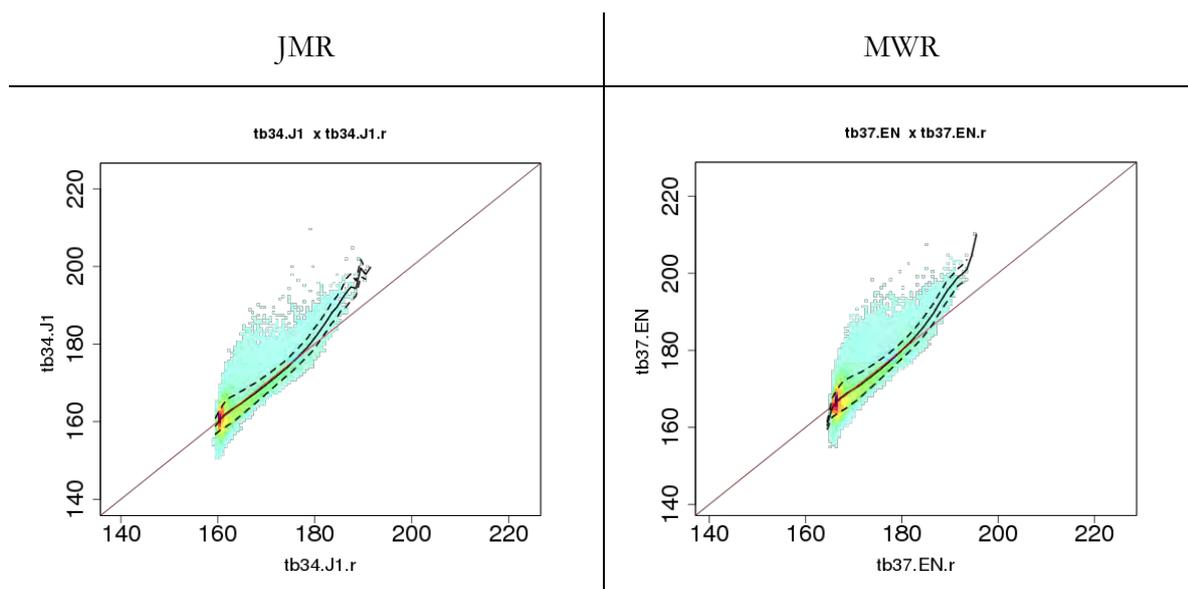


Figure 57: Nuages de points des températures de brillance estimées à partir des fonctions de transfert «intra» (en abscisse) comparées à la $tb3x$ (en ordonnée), à gauche pour JMR et à droite pour MWR. Les températures de brillance sont exprimées en Kelvin

Rappelons que, par comparaison directe, les nuages de points montrent que la relation entre la $tb24$ et la $tb3x$ est non-linéaire. Un biais est présent entre la $tb24$ et la $tb3x$, et dépend de la fréquence exacte de la $tb3x$. La fonction de transfert corrige le biais moyen et une partie de la relation non-linéaire entre les deux grandeurs. La relation devient linéaire en dessous de 180K mais le caractère non-linéaire de la relation, bien qu'amoindri, reste présent au-dessus de 180K. Au-dessus de 180K, le biais augmente avec la température de brillance. La variance des résidus dépend elle aussi de la valeur de la température de brillance.

Comme les fonctions de transfert ne permettent pas de prédire parfaitement les températures de brillance dans la gamme des 30 GHz pour l'ensemble des situations météorologiques, cela se traduit à l'échelle régionale par des biais (Figure 58).

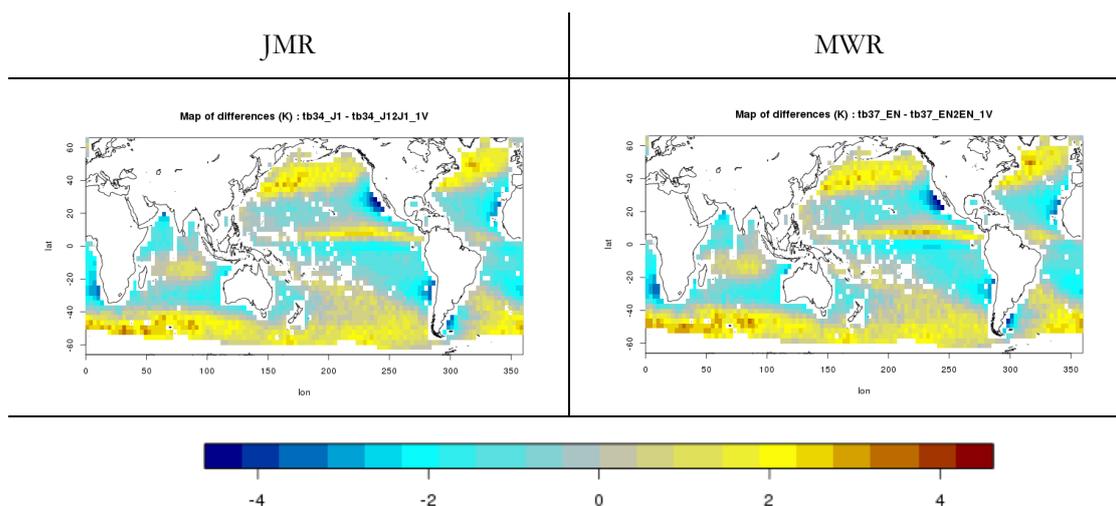


Figure 58 : Cartes des différences moyennes, exprimées en Kelvins, entre les estimations des fonctions de transfert «intra » et les $tb3x$. A gauche pour JMR et à droite pour MWR.

Les deux fonctions de transfert montrent des biais pour lesquels les structures géographiques sont similaires. Les cartes de différences (Figure 58) montrent que les plus grandes différences sont présentes dans les zones de subsidence atmosphérique ainsi que pour les zones de forts courants comme dans l’océan austral. On remarque une corrélation spatiale avec le contenu en eau liquide nuageuse : les biais les plus forts sont liés aux très forts et aux très faibles contenus en eau liquide nuageuse (Figure 59). Les fonctions de transfert ne corrigent donc pas les biais régionaux. En effet, la seule entrée utilisée, la température de brillance à 24 GHz, n’est pas assez sensible aux nuages et ne permet pas de discriminer ces zones. Si on étudie la dynamique des biais régionaux, on peut voir qu’ils suivent un cycle saisonnier d’un an (non montré).

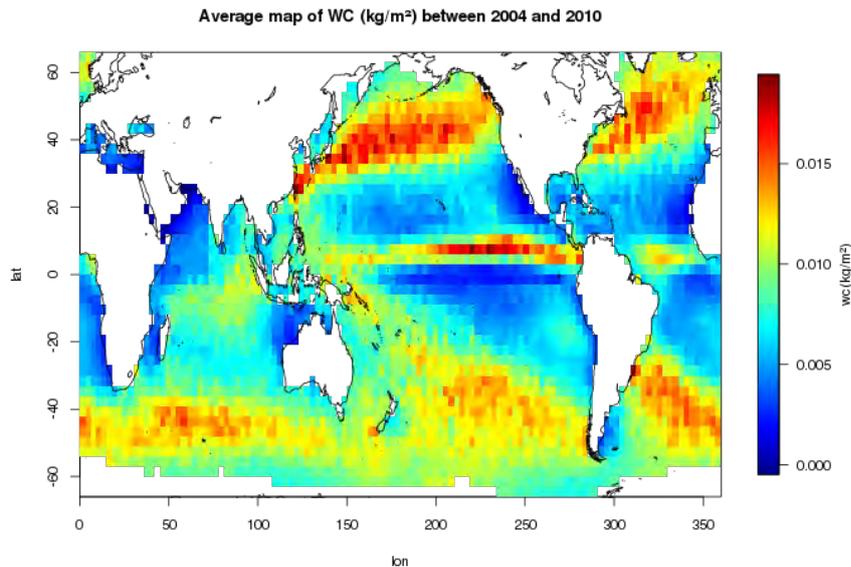


Figure 59 : Carte moyenne du contenu en eau liquide nuageuse (kg/m²) entre janvier 2004 et décembre 2010, estimée à partir du radiomètre MWR de la mission Envisat.

2. FONCTIONS DE TRANSFERT INTER

a) Construction

Les fonctions de transfert « inter » permettent de traduire les températures de brillance mesurées par un radiomètre dans la bande des 30-40GHz en température de brillance d'un autre radiomètre dans cette même bande. Dans notre cas, ce sont les radiomètres AMSU qui nous servent de référence. Les fonctions de transfert vont donc nous permettre de traduire la température de brillance à 31 GHz du radiomètre AMSU en température de brillance à 34 GHz pour le radiomètre JMR et à 36,5 GHz pour MWR. En effet, par comparaison directe la différence de fréquence engendre des biais, comme on peut le voir sur les nuages de points (Figure 60).

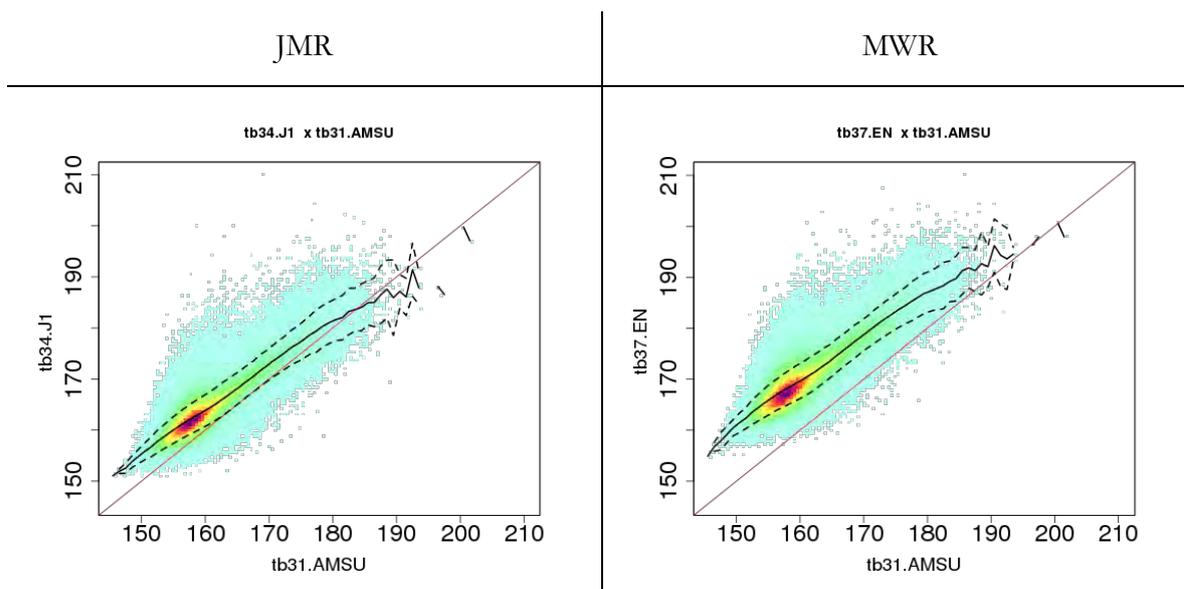


Figure 60 : Nuages de points des températures de brillance, exprimées en Kelvins, dans la gamme des 30 GHz en fonction de la $tb31$ du radiomètre AMSU, à gauche pour JMR et à droite pour MWR.

Les nuages de points montrent qu'en moyenne la relation entre les températures dans la gamme des 30 GHz est presque linéaire. Un biais entre les températures de brillance AMSU et celles des radiomètres JMR et MWR est cependant présent. Le biais paraît plus important pour les faibles températures de brillance. Le biais est également plus important pour le radiomètre MWR pour lequel la différence de fréquence avec le radiomètre AMSU est plus importante. Enfin, la variance des différences est plus importante au-dessus de 170 K. la corrélation entre les températures de brillance des radiomètres AMSU et JMR, ou MWR paraît néanmoins assez forte pour inférer la valeur de l'une en fonction de l'autre.

Comme pour la fonction de transfert « intra », les fonctions de transfert sont construites empiriquement à partir des cartes mensuelles. Dix pour cent des boîtes sont sélectionnées aléatoirement sur les cartes mensuelles pour réaliser l'apprentissage des relations de passage entre les températures de brillance AMSU et JMR ou entre AMSU et MWR.

Les relations de passage sont déduites par régression linéaire prenant comme covariable la $tb31$ et la $tb24$ du radiomètre AMSU ainsi qu'un facteur de saisonnalité pour prendre en compte l'évolution annuelle de la relation entre $tb24$ et $tb3x$. On notera par la suite AMSU2J1_2V, la relation permettant de passer d'AMSU à JMR et AMSU2EN_2V, la relation permettant de passer d'AMSU à MWR.

Une relation de passage pourrait être développée seulement à partir de la $tb31$ du radiomètre AMSU. Dans notre cas, il a été décidé d'ajouter également la $tb24$ du radiomètre AMSU comme covariable afin d'améliorer l'ajustement de la fonction de transfert. En contrepartie, comme le radiomètre AMSU nous sert de référence, il faut s'assurer de la stabilité temporelle à la fois du canal à 31 GHz mais aussi du canal à 24 GHz. L'ajout d'une variable supplémentaire peut en effet stabiliser la fonction de transfert si cette variable est

stable au cours du temps, ou à l'inverse, engendrer davantage de biais dans la fonction de transfert si la variable est instable. De plus, dans le cas où l'incohérence entre les radiomètres étudiés s'accroît dans le temps, il est plus difficile d'attribuer les causes du désaccord en utilisant plusieurs entrées. Dans ce cas, il peut être utile de construire les fonctions de transfert inverses en changeant de référence. En effet, de par sa construction, une fonction de transfert et sa fonction inverse ne sont pas équivalentes et peuvent apporter des informations différentes.

La comparaison à l'aide des fonctions «inter», par rapport aux fonctions «intra» présente l'avantage de comparer des températures de brillance à des fréquences plus proches. De ce fait, les biais entre les canaux comparés devraient être plus faibles. En contrepartie, l'incertitude relative aux différences d'échantillonnage est plus importante. En effet, les mesures ne sont pas colocalisées : nous travaillons directement sur des cartes grillées et moyennées.

b) Performances

Comme pour les fonctions de transfert «intra», les fonctions de transfert «inter» sont évaluées tout d'abord sur la base d'apprentissage puis testées sur l'ensemble des données.

Les performances générales des fonctions de transfert sont exprimées en termes de rms (Tableau 18). On remarque tout d'abord que la comparaison «inter» directe, sans user des fonctions de transfert, montre un rms plus petit que la comparaison «intra» réalisée de façon directe. Cela s'explique par la plus faible différence de fréquence entre les canaux utilisés pour la comparaison «inter». Comme pour les comparaisons «intra», les fonctions de transfert réduisent le rms des différences aux alentours de 3 K. De même, les résultats obtenus sur l'ensemble des données sont très proches de ceux obtenus sur la base d'apprentissage, ce qui dénote les bonnes capacités de généralisation des fonctions de transfert «inter».

Tableau 18 : rms des fonctions de transfert «inter» sur la base d'apprentissage et sur l'ensemble des données (base de test). Le suffixe «NONE» désigne les comparaisons réalisées de manière directe (i.e. sans l'aide de fonction de transfert) entre les radiomètres.

Inter Comparaison				
Fonction de transfert	AMSU -> MWR		AMSU -> MWR	
	AMSU2J1_2V	J1_NONE	AMSU2EN_2V	AMSU_NONE
rms(K) APP	3,0	5,0	3,2	10,3
rms(K) TEST	3,0	5,0	3,2	10,3

L'effet des fonctions de transfert est observé à partir des nuages de points des températures de brillance à 34 ou à 36,5 GHz estimées par les fonctions de transfert et celles des radiomètres JMR et MWR (Figure 61).

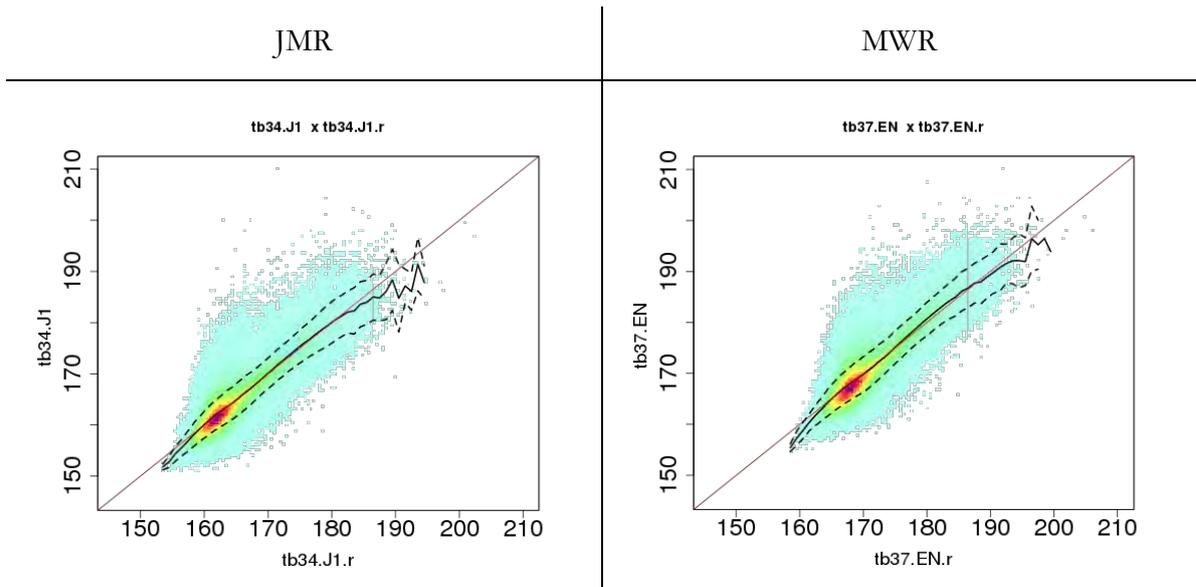


Figure 61 : Nuages de points des températures de brillance, exprimées en Kelvins, dans la gamme des 30 GHz, en ordonnée, en fonction de l'estimation par fonction de transfert des radiomètres AMSU, en abscisse. A gauche pour JMR et à droite pour MWR.

Par rapport à la comparaison directe, les fonctions de transfert corrigent principalement du biais moyen. La non-linéarité entre les températures de brillance est légèrement réduite, bien que le caractère non-linéaire de la relation reste présent pour les faibles températures de brillance et pour les fortes températures de brillance au-dessus 180K. La variance des différences reste, comme pour la comparaison directe, plus forte pour les températures au-dessus de 170K.

Comme les fonctions de transfert ne reproduisent pas parfaitement les températures de brillance des radiomètres MWR et JMR, une corrélation géographique entre les résidus d'estimation est attendue.

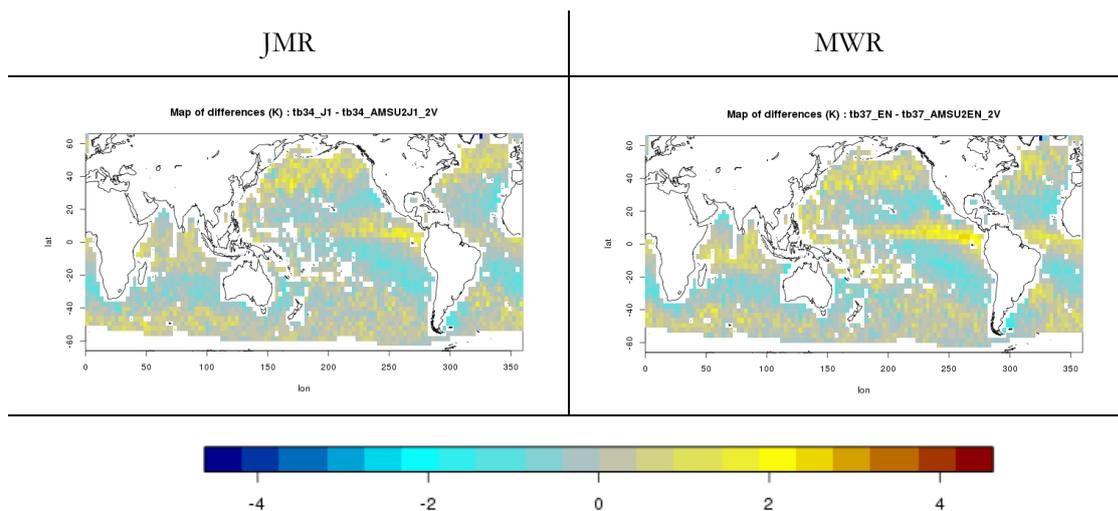


Figure 62 : Cartes des différences moyennes, exprimées en Kelvins, entre les fonctions de transfert «inter» et les températures de brillance à 3x GHz. A gauche pour JMR et à droite pour MWR.

Comme pour les fonctions de transfert «intra», les résidus des fonctions de transfert «inter» sont spatialement corrélés avec le contenu en eau liquide nuageuse. Elles suivent également un cycle saisonnier d'un an (non montré). Par rapport aux fonctions «intra», l'intensité des biais régionaux est tout de même moins forte. Ainsi, même en combinant les températures de brillance à 24 GHz et à 31 GHz des radiomètres AMSU, les fonctions de transfert ne parviennent pas à reproduire totalement la sensibilité des canaux utilisés sur les missions Jason-1 et Envisat.

C. APPLICATION POUR L'ETUDE DES TEMPERATURES DE BRILLANCE DANS LA GAMME DES 30 GHZ

Dans cette partie, les fonctions de transfert sont utilisées pour analyser les températures de brillance à 34 et 36.5 GHz des radiomètres JMR et MWR. Elles permettent de corriger une partie des biais relatifs à la fréquence des mesures. En effet, deux références sont utilisées pour cette étude: une référence interne qui est la température de brillance à 24 GHz du radiomètre et une référence externe, les températures de brillance AMSU à 31 GHz.

Rappelons que ces fonctions de transfert ne permettent d'étudier ni les biais locaux, ni les différences systématiques, par exemple présentes dans le cycle annuel à l'échelle régionale. En effet, les fonctions de transfert ne permettent pas de corriger totalement les biais régionaux liés à la différence de fréquence. Elles sont construites empiriquement pour représenter la relation moyenne entre la référence et la température de brillance à étudier. Aucune information spatiale n'est prise en compte, sauf de manière indirecte à travers les températures de brillance utilisées en entrée. Aussi, cette partie ne porte que sur les dynamiques des températures de brillance et de leurs anomalies. Les dynamiques à l'échelle régionale seront analysées en considérant les biais régionaux comme systématiques et suivant un cycle annuel.

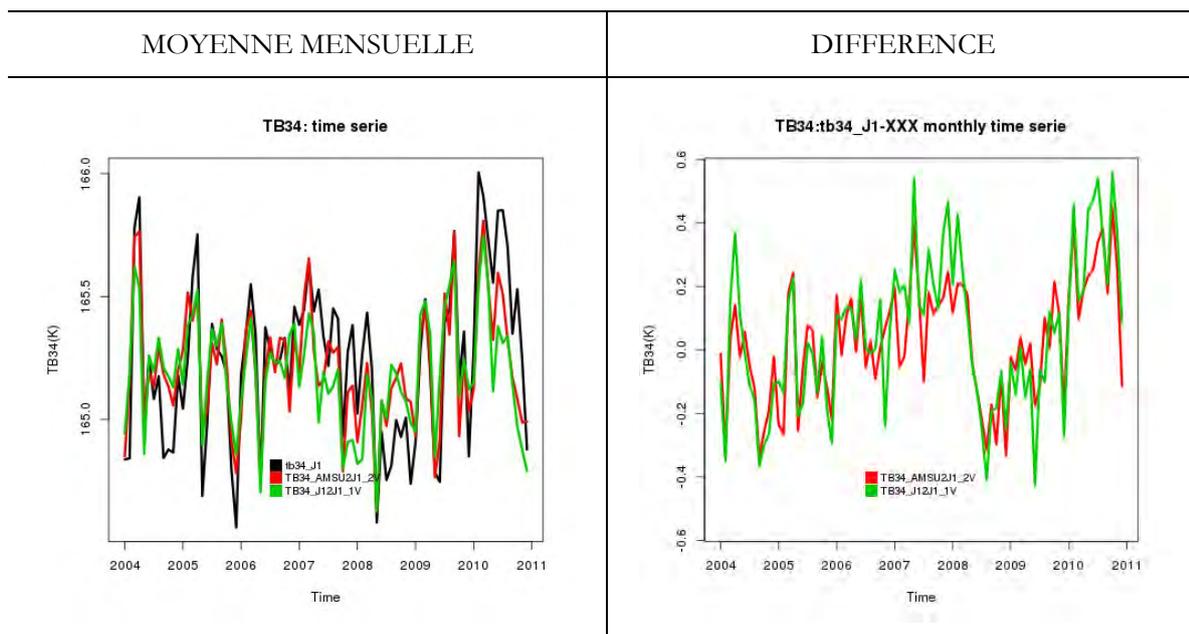
Notons également que les fonctions de transfert montrent un biais pour les fortes températures de brillance. Le biais tend à croître à partir de 180K. Il est également plus

important pour les fonctions de transfert « intra » que les fonctions de transfert « inter ». A titre de comparaison, l'étude a été réalisée de la même manière en excluant les températures de brillance au-dessus des 180K, les résultats et conclusions obtenus restent qualitativement les mêmes.

1. ETUDE DES SÉRIES TEMPORELLES GLOBALES

Dans cette partie, nous nous intéressons aux séries temporelles globales des températures de brillance. L'objectif est de vérifier que les températures de brillance sont en accord avec leurs références internes et externes en termes de dynamique temporelle.

JMR



MWR

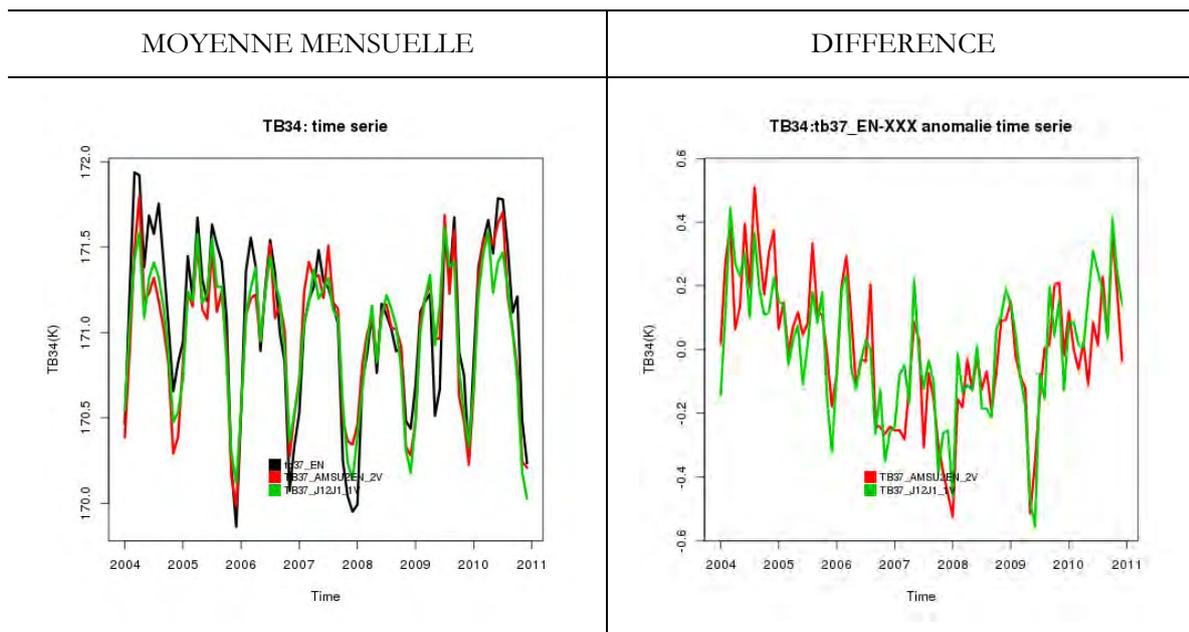


Figure 63: Séries temporelles des $tb3x$ et des fonctions de transfert à gauche. Séries temporelles des différences entre $tb3x$ et les fonctions de transfert à droite. En haut, pour les séries JMR, en bas pour les séries MWR.

Nous remarquons sur les séries temporelles des moyennes mensuelles de $tb3x$ que les fonctions de transfert reproduisent en général bien la dynamique de la série temporelle de la $tb3x$ pour JMR comme pour MWR (Figure 63). Les fonctions de transfert montrent parfois quelques différences notamment sur l'amplitude du cycle annuel.

Pour JMR, on remarque des différences importantes avec les fonctions de transfert fin 2004, entre 2007 et 2008 et fin 2010. Durant ces périodes, les fonctions de transfert sont

plus cohérentes entre elles qu'avec la tb_{34} mesurée par JMR. Les séries des différences entre fonctions de transfert montrent une certaine tendance à l'échelle inter-annuelle que l'on peut mettre en exergue en calculant la tendance non-linéaire par la méthode du Sieve's Bootstrap. Les différences croissent jusqu'en 2008, puis on observe une chute soudaine des différences qui recommencent à croître après 2008. La méthode de Sieve's Bootstrap montre que les différences de dynamique interannuelle sont significatives fin 2004, entre 2007 et 2008 et fin 2010 (Figure 64). Ces différences dans la dynamique interannuelle ont été auparavant soulignées par (Brown et Misra, 2013) lorsque les données JMR ont été comparées par fonction de transfert aux radiomètres SSM/I dans le cadre du retraitement des données Jason-1.

Pour MWR, des différences par rapport aux fonctions de transfert sont visibles dans les cycles annuels, en particulier fin 2004, fin 2008 et fin 2010. En termes de dynamique internannuelle, on aperçoit une tendance de forme quadratique : les différences avec les fonctions de transfert décroissent jusqu'en 2008 et croissent après. L'étude de la dynamique interannuelle des différences montre que les différences sont significatives fin 2004 et durant l'année 2007.

DIFFÉRENCES DES TENDANCES NON-LINÉAIRES

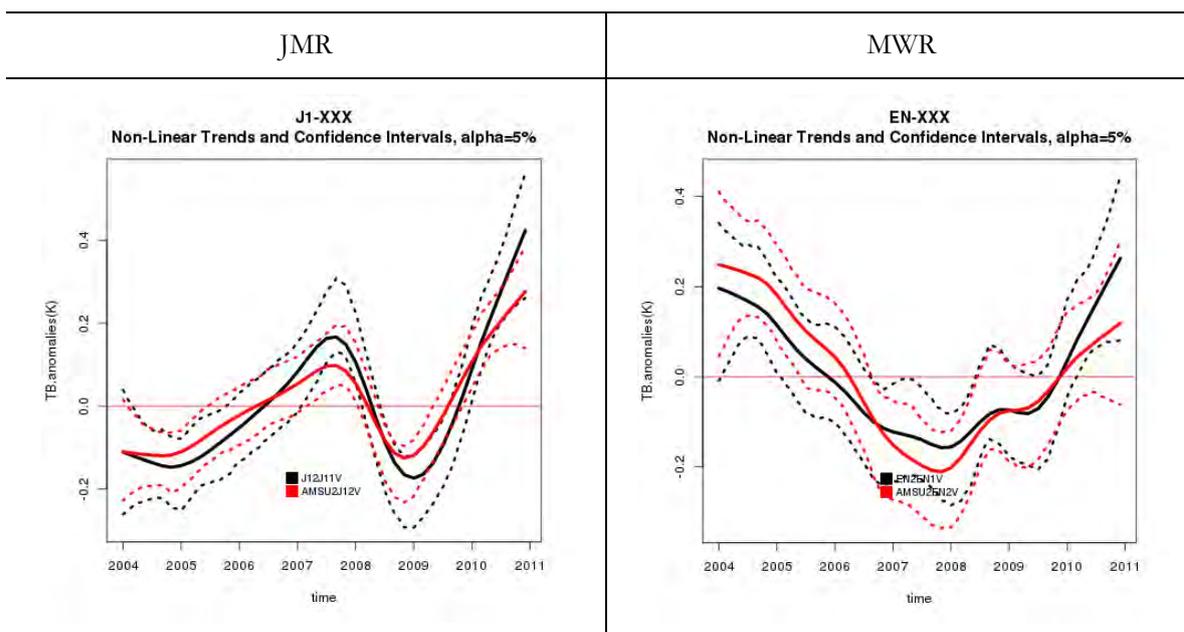


Figure 64 : Tendances non-linéaires des différences entre fonctions de transfert et la tb_{3x} , estimées par la méthode du Sieve's Bootstrap. En rouge, la fonction de transfert « inter » et en noir, la fonction « intra ». A gauche, les tendances pour JMR et à droite, les tendances pour MWR

Finalement, nous étudions les tendances linéaires des différences (Tableau 19). Les séries temporelles des différences sont modélisées avec une moyenne, une tendance linéaire et un cycle annuel. Les résidus sont modélisés par un processus stationnaire autorégressif d'ordre 1.

Tableau 19: Tendances linéaires estimées et tests de nullité de la tendance pour les différences entre $tb3x$ et les fonctions de transfert. Les tests de nullité sont réalisés en supposant le comportement asymptotiquement normal des estimateurs de pente.

Tendance des différences des fonctions de transfert avec la TB3X des radiomètres				
	EN-XXXX		J1-XXX	
Fonction de transfert	EN2EN_1V	AMSU2EN_2V	J12J1_1V	AMSU2J1_2V
Tendance (K/an)	0.005	-0.028	0.042	0.033
p-valeur	0.82	0.30	0.07	0.04

Pour JMR, les tendances estimées sont du même ordre de grandeur et sont toutes deux statistiquement significatives pour un seuil de risque $\alpha = 10\%$. Pour un seuil $\alpha = 5\%$, la tendance est significative pour la fonction de transfert « inter » mais pas pour la fonction de transfert « intra ». La tendance est cependant relativement faible puisqu'elle n'excède pas quelques centièmes de Kelvin par an.

Pour MWR, les tendances des fonctions « inter » et « intra » sont de sens opposés. La tendance obtenue avec la fonction « inter » est également plus importante en valeur absolue. La dynamique interannuelle des différences est légèrement différente selon la fonction de transfert utilisée, ce qui peut expliquer l'écart dans l'estimation des tendances linéaires. Pour les deux fonctions de transfert utilisées, la tendance à long terme estimée n'est cependant pas statistiquement significative.

Ainsi à l'échelle globale, l'analyse par fonction de transfert montre que les températures de brillance dans la bande des 30GHz ne sont pas stables sur la période de 2004 à 2010. Ces changements de comportement affectent la dynamique interannuelle observée mais impactent de façon modeste les tendances linéaires estimées sur la période 2004-2010.

2. ETUDE DES SERIES TEMPORELLES PAR BANDE DE LATITUDE

Nous étudions la dynamique temporelle et spatiale via les diagrammes de Hovmöller. Ils montrent la dynamique des anomalies mensuelles des températures de brillance par bande de latitude de 3 degrés (Figure 65 et Figure 66). Pour les deux radiomètres MWR et JMR, les fonctions de transfert reproduisent qualitativement bien, pour chaque bande de latitude, la dynamique des anomalies mensuelles. La dynamique des anomalies mensuelles est la plus forte dans les tropiques et suit les événements ENSO. En revanche, il semble que les fonctions de transfert lissent ces dynamiques et ne parviennent pas à reproduire certains pics de températures de brillance, notamment dans les tropiques lors des événements ENSO.

Nous nous intéressons maintenant aux différences d'anomalies mensuelles par latitude. Comme pour chaque bande de latitude le signal est relativement bruité, nous

extrayons la dynamique internannuelle en utilisant la méthode de Sieve's Bootstrap. Celle-ci donne une estimation de la dynamique interannuelle ainsi que des intervalles de confiance pour chaque bande latitude.

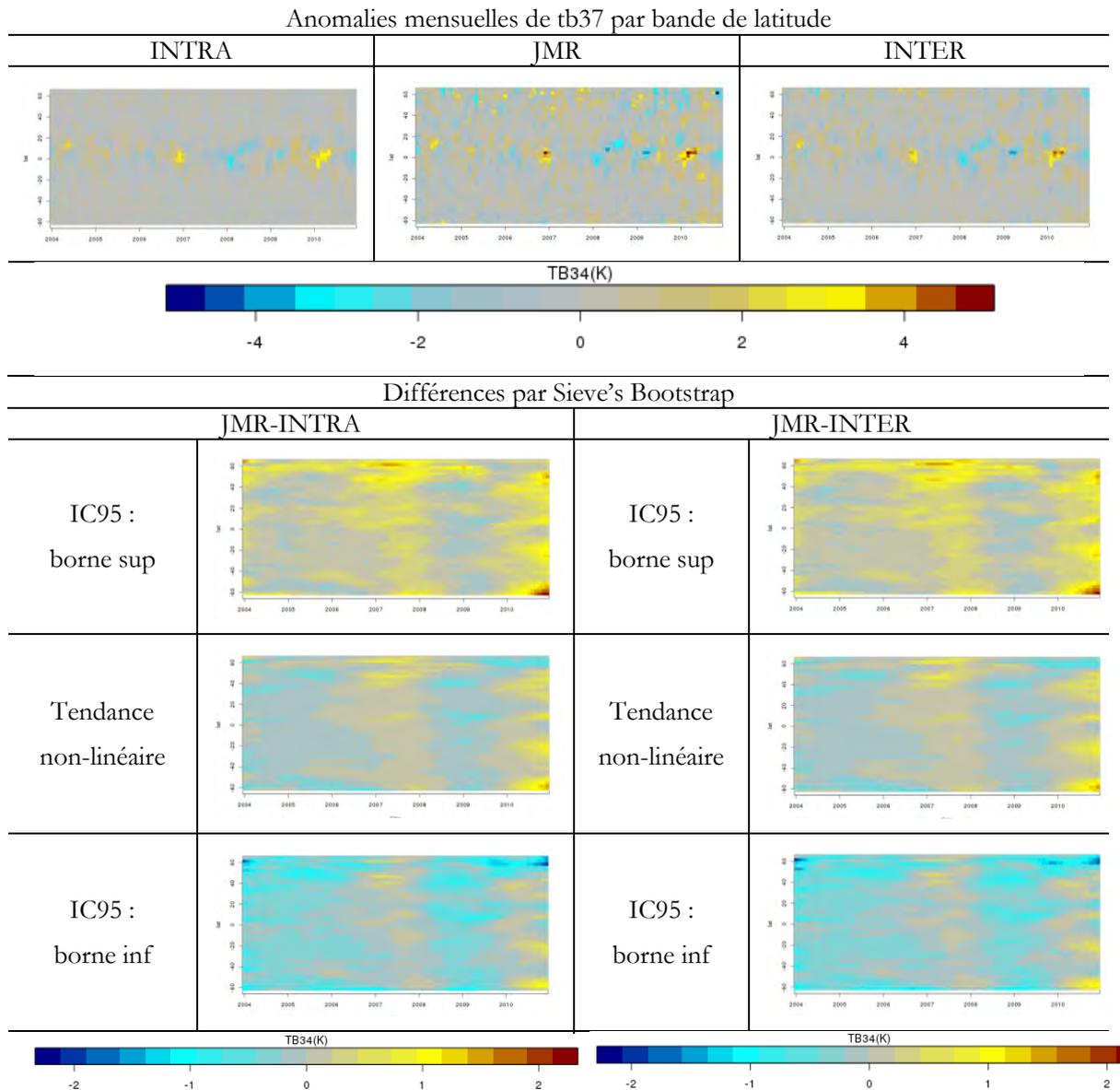
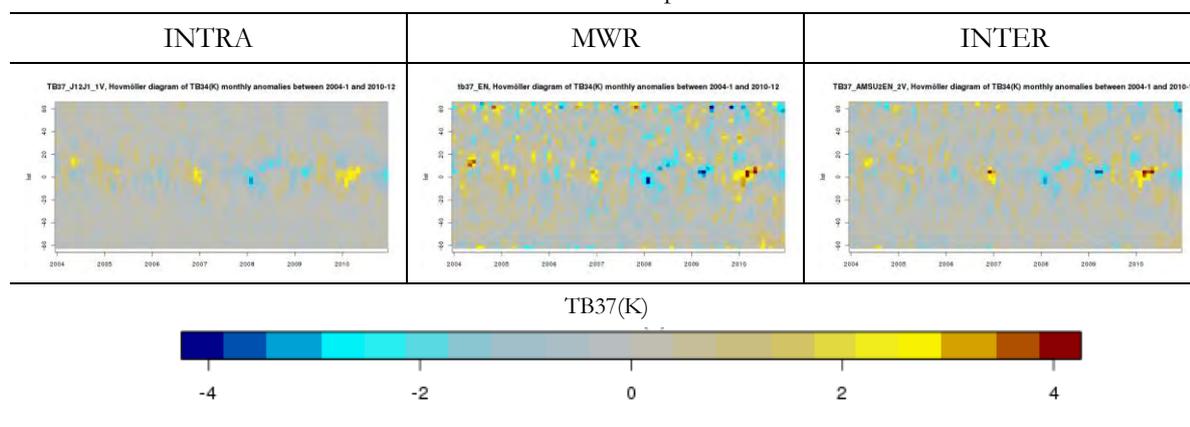


Figure 65: En haut, diagrammes de Hovmöller des anomalies mensuelles de la tb34 de JMR et des fonctions de transfert. En bas, diagrammes de Hovmöller des tendances non-linéaires et de leurs intervalles de confiance estimés par la méthode de Sieve's Bootstrap des différences d'anomalies mensuelles entre fonctions de transfert et la tb34 de JMR

Pour JMR, le signal interannuel obtenu est sensiblement similaire pour chaque bande de latitude et peu de différences sont présentes entre les deux fonctions de transfert. Les différences des anomalies évoluent de la même façon que la moyenne des anomalies : les différences s'accroissent jusqu'en 2007, puis chutent dans le négatif et les différence

croissent de nouveau à partir de 2009. L'analyse par Sieve's Bootstrap montre que ces changements sont statistiquement significatifs pour chaque bande de latitude.

Anomalies mensuelles de tb37 par bande de latitude



Différences par Sieve's Bootstrap

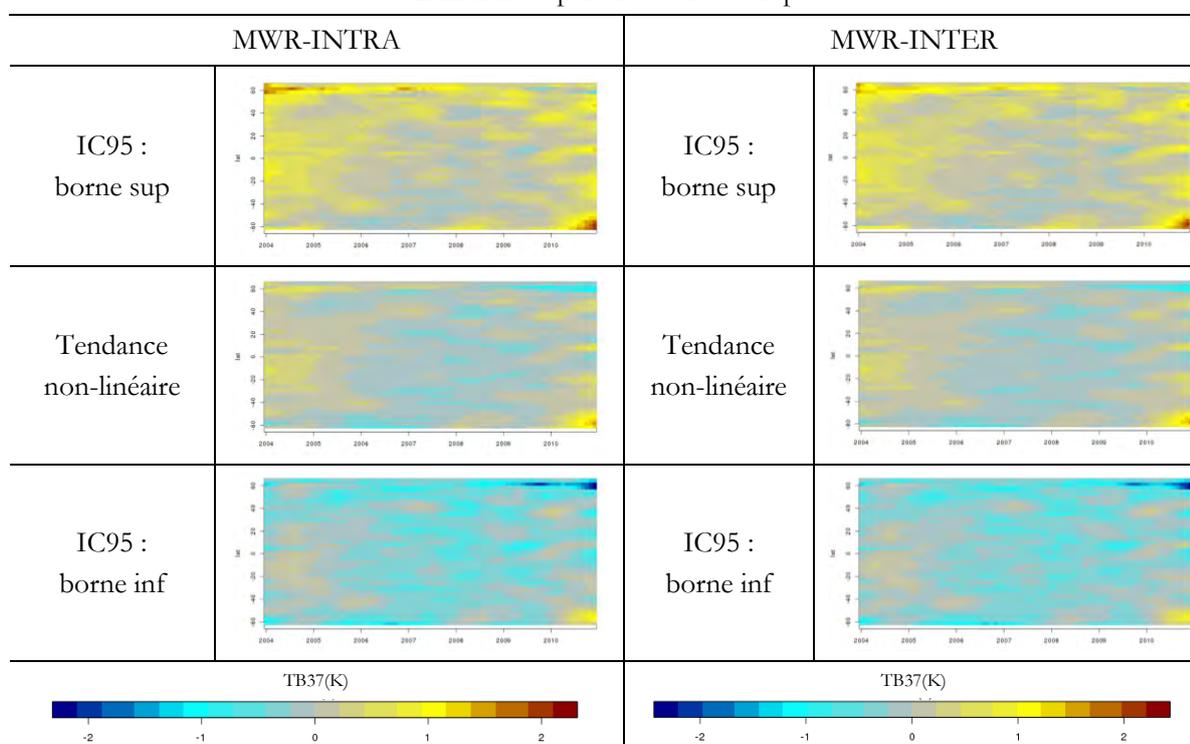


Figure 66: En haut, diagramme de Hovmöller des anomalies mensuelles de la tb37 de MWR et des fonctions de transfert. En bas, diagramme de Hovmöller des tendances non-linéaires et de leurs intervalles de confiance estimés par la méthode de Sieve's Bootstrap des différences d'anomalies mensuelles entre fonctions de transfert et la tb37 de MWR

Pour MWR, les différences d'anomalies sont plus dépendantes de la latitude mais globalement, il est possible de distinguer trois périodes : entre 2004 et 2006, les différences sont positives, entre 2007 et 2009, les différences sont négatives et en 2010, les différences sont positives. On retrouve donc les mêmes phases que sur la différence des séries globales d'anomalies. Les différences sont significatives en 2004, 2008 et fin 2010 pour une grande partie des latitudes.

3. ETUDE DES TENDANCES LINÉAIRES RÉGIONALES

Les tendances linéaires régionales sont maintenant étudiées (Figure 67 et Figure 68). Pour chaque boîte de trois degrés, les tendances linéaires sont estimées en modélisant les séries temporelles avec une moyenne, une tendance linéaire et une saisonnalité. Les résidus sont modélisés par un processus stationnaire autorégressif d'ordre 1.

Pour les deux radiomètres et les quatre fonctions de transfert, les mêmes structures géographiques sont mises en évidence. Il semble que les cartes obtenues avec les fonctions de transfert soient plus lisses et sous-estiment en valeur absolue la valeur des pentes par boîte. En effet, les différences de pente ont la même structure spatiale que les pentes elles-mêmes. Les fonctions de transfert sous-estiment les pentes positives et surestiment les pentes négatives. En revanche, très peu de boîtes présentent des différences de pentes significatives. Les boîtes avec des tendances significatives ne forment pas non plus d'agrégat géographique et présentent une répartition plutôt uniforme sur l'océan. Ainsi, en termes de tendances linéaires régionales, les températures de brillance MWR et JMR sont cohérentes avec leurs références internes et externes.

JMR : tendances linéaires régionales de TB34 (K/an) entre 2004 et 2010

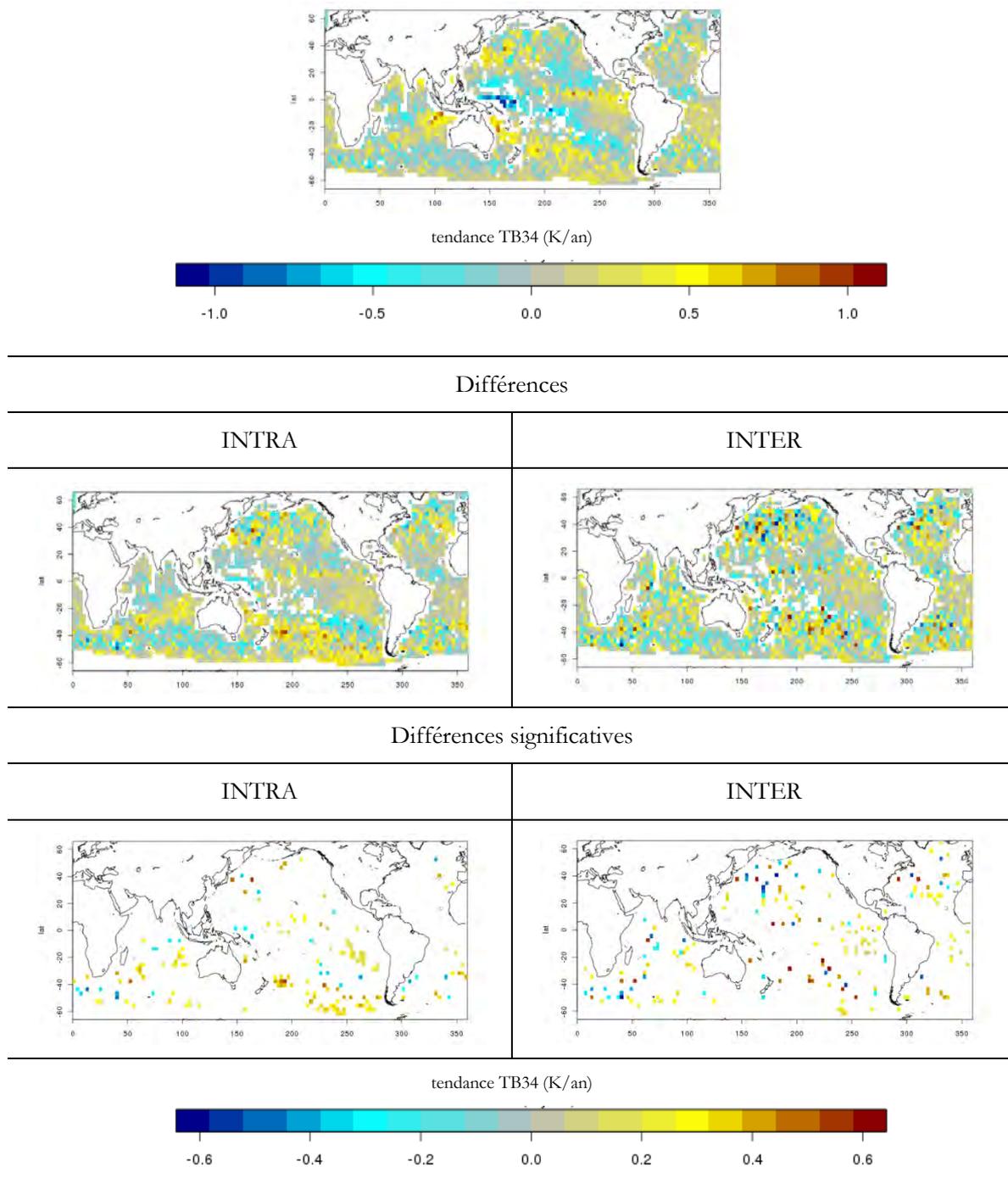


Figure 67: Estimation des tendances linéaires par boîte, en haut de la tb_{34} JMR et des fonctions de transfert, en bas des différences entre la tb_{34} JMR et les fonctions de transfert. En bas, seules les tendances significatives à un risque $\alpha = 5\%$ sont montrées.

MWR : tendances linéaires régionales de TB37 (K/an) entre 2004 et 2010

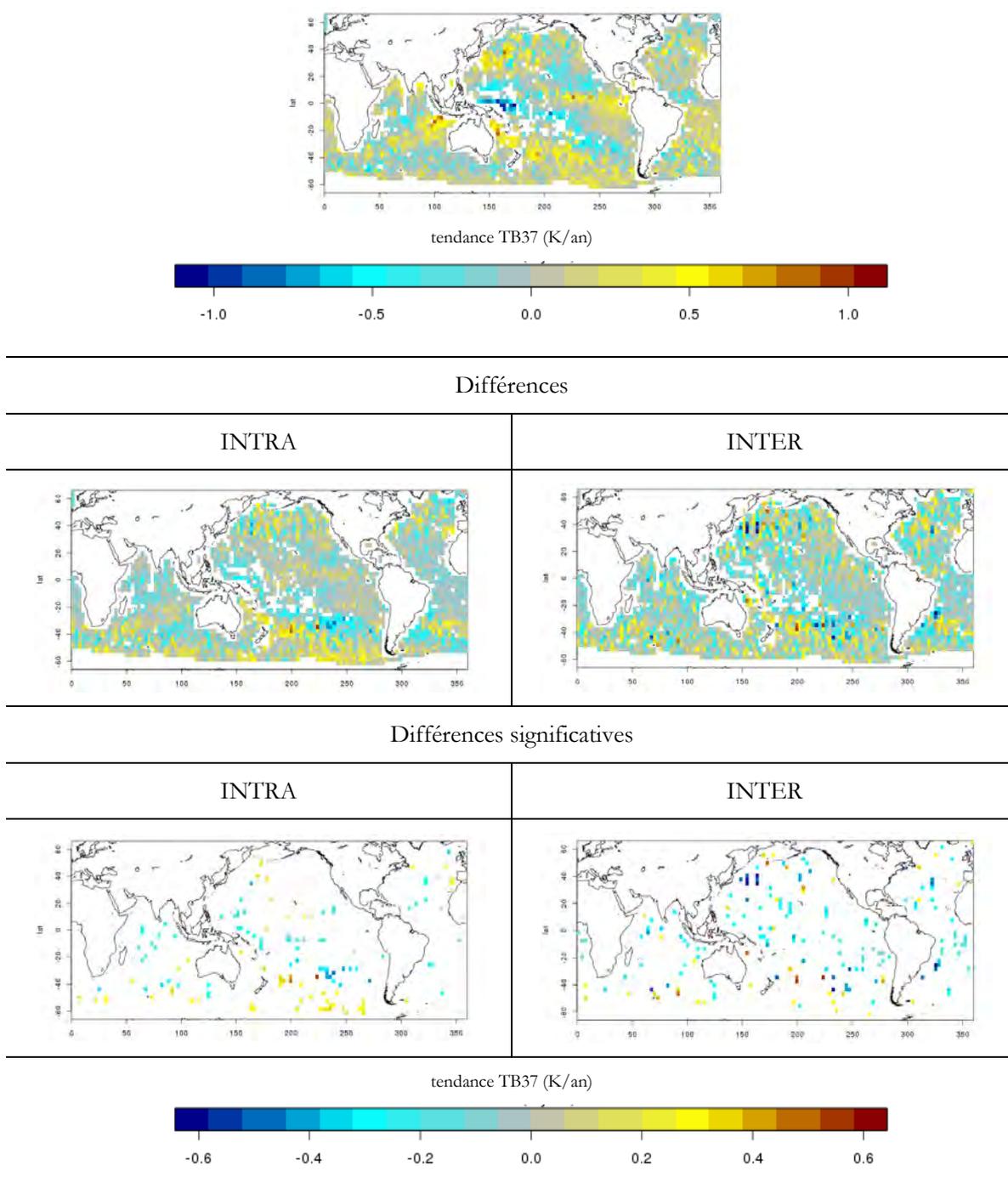


Figure 68: Estimation des tendances linéaires par boîte, en haut de la tb_{37} MWR et des fonctions de transfert, en bas des différences entre la tb_{37} MWR et la fonction de transfert. Dans la ligne du bas, seules les tendances significatives à un risque $\alpha = 5\%$ sont montrées.

4. ETUDE DE LA STABILITE DES MESURES PAR TRIPLE COLLOCATION

La comparaison par triple collocation permet de comparer non pas l'évolution moyenne des températures de brillance mais celle de la distribution relative des températures de brillance entre radiomètres. La méthode de triple collocation fournit, dans notre cas, l'évolution du bruit moyen sur l'estimation d'une boîte de trois degrés et les coefficients d'ajustement qui indiquent la transformation linéaire la plus adéquate pour rendre les températures de brillance des différents radiomètres les plus cohérentes possible.

Une comparaison par triple collocation est réalisée pour JMR et ses références internes et externes que sont les fonctions de transfert « intra » et « inter ». Une autre comparaison est réalisée de la même façon pour MWR. La méthode de triple collocation a tout d'abord été employée pour chaque mois. Pour les deux comparaisons, les coefficients d'ajustement changent selon le cycle annuel des températures de brillance.

Pour la comparaison avec JMR (Figure 69), le bruit d'estimation d'une boîte est compris entre 1 et 1.5% du signal pour les fonctions de transfert et la tb34 JMR. La fonction de transfert « intra » montre la meilleure précision. La fonction « inter » est presque aussi précise. Sa précision augmente au fil des mois avec l'ajout de nouveaux radiomètres AMSU dans la série. Pour JMR, le bruit semble rester stable au cours du temps. On remarque cependant certains mois où des pics de bruit sont présents notamment fin 2006 et fin 2008. Ces pics correspondent à des mois où beaucoup de mesures sont manquantes lorsque JMR était en mode de survie.

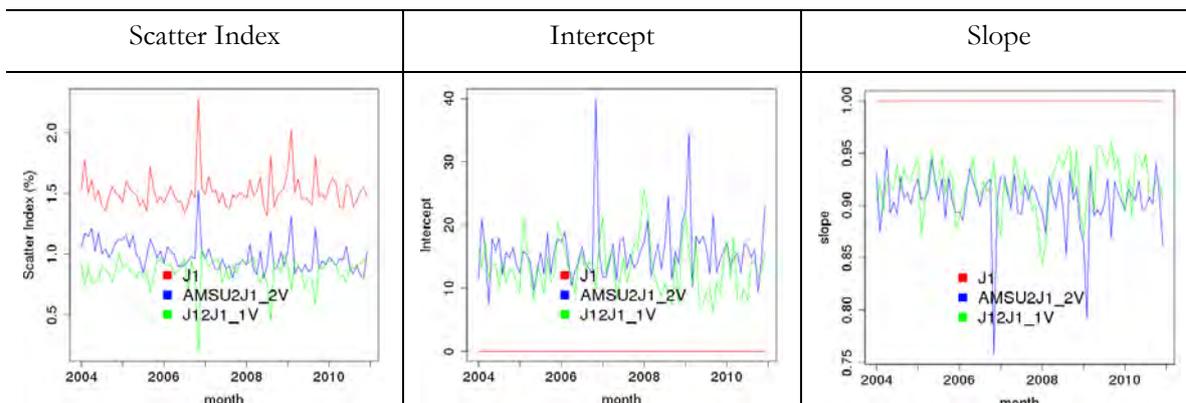
Rappelons que la méthode de triple corrélation s'applique normalement sur des mesures indépendantes, ce qui peut être considéré la plupart du temps pour la mesure de la tb34 et de la tb24 sur JMR ainsi que pour la fonction de transfert AMSU. Les tb34 et tb24 ne sont par contre pas indépendantes lorsque JMR est en mode de survie car l'évènement affecte à la fois la mesure de la tb34 et de la tb24 de JMR. C'est pourquoi, le bruit diminue subitement fin 2006 pour la fonction de transfert « intra » alors que des données sont manquantes. Les pics se retrouvent aussi dans les coefficients d'ajustement de la fonction de transfert « inter ». En effet, les tb24 et tb34 de JMR ont subi le même dysfonctionnement sur cette période. De ce fait, les pics d'ajustement se repercutent uniquement sur la fonction de transfert « inter ».

Les coefficients d'ajustement pour les deux fonctions de transfert paraissent plutôt stables sur la période. On peut peut-être distinguer un léger saut dans ces coefficients pour la fonction de transfert « intra » entre fin 2007 et début 2008.

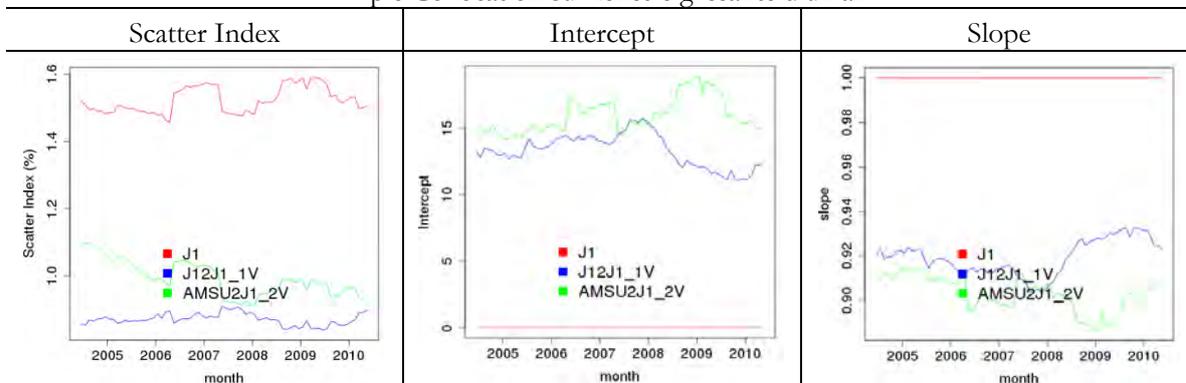
Pour faciliter la lecture, la méthode de triple collocation est désormais réalisée sur une fenêtre glissante d'un an, ce qui permet de réduire l'effet du cycle annuel dans l'évolution des coefficients d'ajustement et sur l'évolution du bruit. Comme la fenêtre est d'un an, les données manquantes d'un mois donné affectent maintenant les 6 mois antérieurs et les 6 mois postérieurs. Le nombre de données manquantes est particulièrement important en novembre 2006 : la moitié des cycles sont en effet manquants. De ce fait, on assiste à une hausse soudaine du bruit d'estimation entre mai 2006 et avril 2007. Le nombre de données manquantes était moins important en février 2009. Cela se traduit par une répercussion plus lente sur le bruit estimé sur une fenêtre d'un an.

JMR

Triple Collocation par mois



Triple Collocation sur fenêtre glissante d'un an



Evolution de la droite d'ajustement

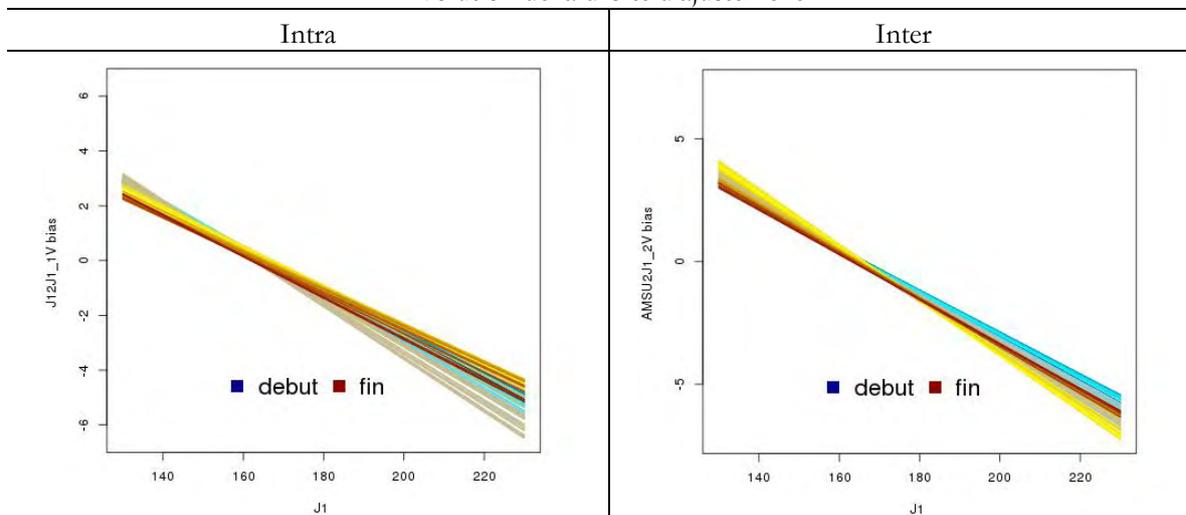


Figure 69 : Triple collocation appliquée à la tb34 JMR et aux fonctions de transfert, en haut pour chaque mois, en bas sur une fenêtre glissante de 1 an. La ligne du bas montre l'évolution de la droite d'ajustement en termes de biais par rapport à la tb34 JMR entre le début et la fin de la période.

Pour la fonction « intra », l'évolution des coefficients d'ajustement peut se découper en deux phases. La première montre une augmentation progressive de l'ordonnée à l'origine et une diminution du paramètre de pente jusqu'en 2008. La deuxième, qui commence

soudainement en 2008, montre une hausse rapide du coefficient de pente et une décroissance du coefficient d'ordonnée à l'origine.

Pour la fonction « inter », on retrouve une évolution similaire jusqu'en 2008. Les coefficients de la fonction « inter » sont impactés par la présence des données manquantes sur Jason-1. L'effet est observable en 2006 et après 2008 et se traduit par des sauts dans les coefficients d'ajustement.

Pour avoir une idée de l'impact de ces changements en termes d'ajustement, les droites d'ajustement pour chaque fenêtre glissante sont tracées. Ainsi, pour la fonction de transfert « intra », le biais moyen pour les faibles valeurs de température de brillance aurait diminué entre le début et la fin de la période. Le biais paraît rester stable autour de 165 K. Pour la fonction de transfert « inter », on a vraisemblablement, une diminution du biais relatif pour les faibles valeurs de températures de brillance et une augmentation des différences pour les fortes températures de brillance. Les deux fonctions de transfert ne sont donc pas tout à fait d'accord sur l'évolution relative du biais. Ce désaccord peut résulter des périodes de données manquantes pour JMR qui se traduisent par des sauts dans l'inter-étalonnage des radiomètres JMR et AMSU.

Pour la comparaison avec MWR (Figure 70), le bruit d'estimation moyen par boîte correspond à environ 1.5% du signal. Pour MWR, le bruit semble rester constant à 1.5% du signal sur toute la période. Le bruit évolue cependant fortement avec le cycle annuel. Le bruit de la fonction de transfert « intra » semble également rester stable au cours du temps. Le bruit de la fonction de transfert « inter » diminue au cours du temps avec l'ajout de nouveaux radiomètres AMSU dans la série.

Les coefficients d'ajustement, pour les deux fonctions de transfert évoluent également fortement en fonction du cycle annuel. On remarque notamment un changement dans le comportement des coefficients à partir de 2009 : l'amplitude du cycle annuel change brusquement. L'amplitude décroît pour la comparaison « inter » et croît pour la comparaison « intra ».

L'étude de la triple collocation, sur une fenêtre glissante d'un an, confirme ce changement. On remarque une diminution progressive des coefficients d'ajustement de l'ordonnée à l'origine et une augmentation progressive du coefficient de pente pour les deux fonctions de transfert.

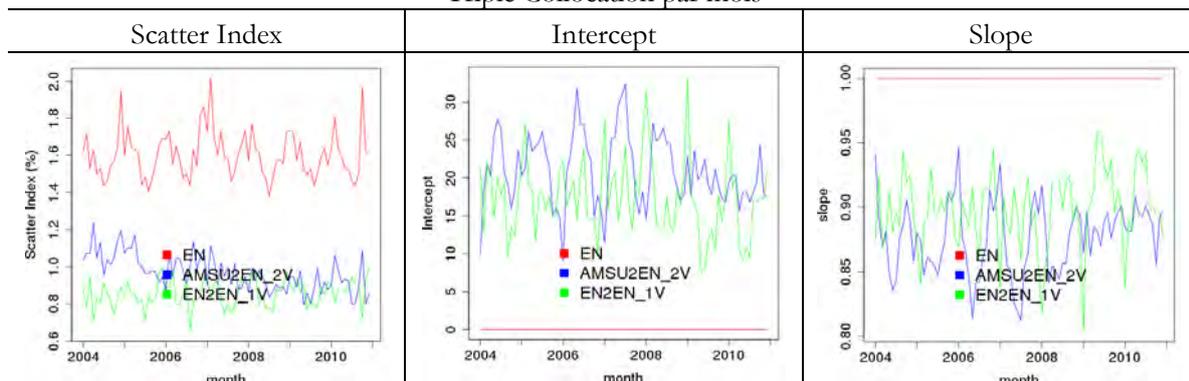
En termes de bruit, MWR est relativement stable durant cette période avec néanmoins une hausse du bruit début 2007. Le bruit de la fonction de transfert « inter » diminue avec l'ajout de nouveaux radiomètres comme indiqué précédemment.

Pour les deux fonctions de transfert, l'évolution des coefficients d'ajustement semble montrer une diminution du biais sur les faibles valeurs ainsi que sur les fortes valeurs de températures de brillance. Globalement, les températures de brillance aux alentours de 165 K semblent peu influencées par ces changements. À noter que c'est autour de 165 K que les mesures sont les plus importantes en proportion. C'est sur ces plages de valeurs que les radiomètres et les fonctions de transfert ont le meilleur accord avec un biais presque nul.

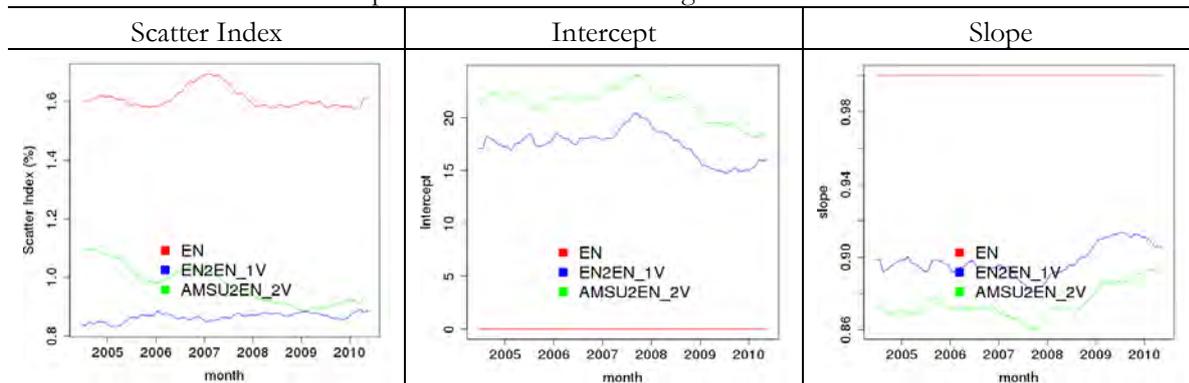
Ainsi, l'étude par triple collocation a permis de comparer l'évolution relative des distributions de $tb3x$ entre les radiomètres JMR ou MWR et leurs fonctions de transfert « inter » et « intra ». Les résultats montrent que les distributions relatives ne sont pas stables. Pour JMR et MWR, les gros changements apparaissent entre 2007 et 2008, période durant laquelle l'activité des événements La Niña était relativement forte.

MWR

Triple Collocation par mois



Triple Collocation sur fenêtre glissante d'un an



Evolution de la droite d'ajustement

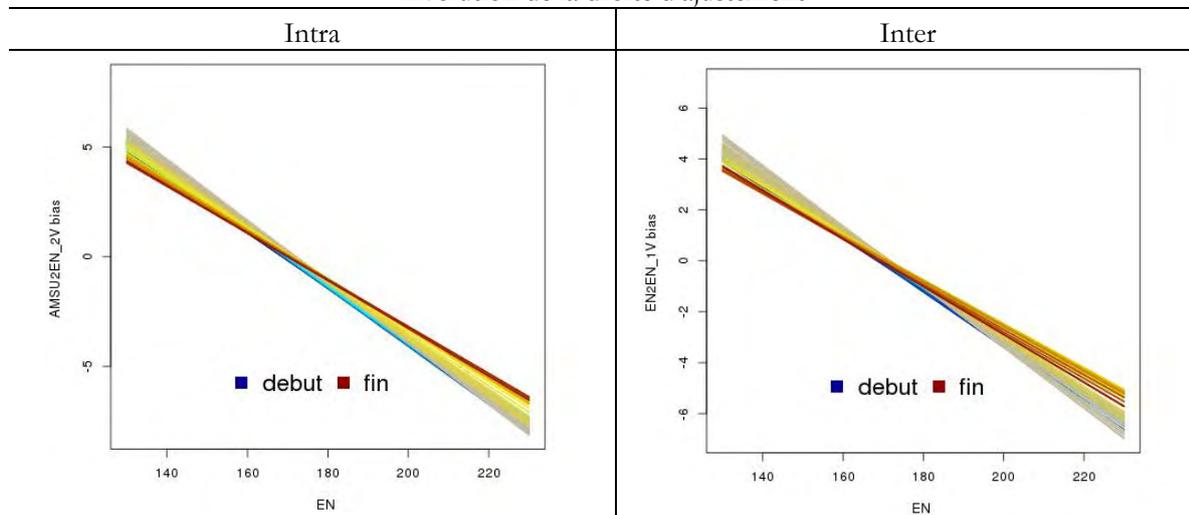


Figure 70 : Triple collocation appliquée à la tb37 MWR et aux fonctions de transfert, en haut pour chaque mois, en bas sur une fenêtre glissante de 1 an. La ligne du bas montre l'évolution de la droite d'ajustement en termes de biais par rapport à la tb37 MWR entre le début et la fin de la période.

D. CONCLUSIONS

Les températures de brillance des radiomètres JMR et MWR aux fréquences respectives de 34 et 36,5 GHz ont été comparées aux températures de brillance à 31 GHz des radiomètres AMSU. La comparaison a été réalisée à partir de fonction de transfert "inter" pour "traduire" les températures de brillance AMSU aux fréquences utilisées sur JMR

et MWR. L'analyse a été complétée par l'utilisation de fonctions de transfert "intra" permettant « d'étalonner » pour un même radiomètre les mesures de tb3x à partir des mesures de tb24. Le but des fonctions de transfert étant de corriger les biais, il n'est donc pas possible d'analyser les biais systématiques entre les missions (biais global et cycle annuel). De plus, les fonctions de transfert, de par leur construction, ne permettent pas de corriger l'ensemble des biais mais seulement d'ajuster la relation moyenne entre canaux ou entre missions. Des biais à l'échelle régionale sont donc présents et il n'est pas possible de dissocier les biais relatifs à la différence de fréquences des biais relatifs au traitement de la mesure. Les fonctions de transfert permettent cependant l'étude de la dynamique temporelle des différences et ce, même à l'échelle locale.

Dans cette étude, les fonctions de transfert « inter » et « intra » ont mené à des résultats similaires. Elles ont montré des différences significatives avec les températures de brillance à 3x GHz de JMR et de MWR. Les fonctions de transfert étant construites avec des données radiométriques indépendantes, les résultats laissent à croire que ces différences sont liées à des problèmes d'étalonnage des tb3x JMR et MWR.

Des différences statistiquement significatives ont été observées sur les tendances linéaires entre les températures de brillance et les fonctions de transfert. Ces différences dans les tendances sont toutefois relativement petites en comparaison de dérives détectées sur d'autres instruments. Les différences de tendances linéaires sont principalement liées à des disparités dans la dynamique interannuelle des températures de brillance. Les comportements relatifs des radiomètres changent après l'épisode de La Niña de 2007-2008 dont l'amplitude était relativement forte. Notons que la dynamique observée sur Jason-1 par rapport aux fonctions de transfert a également été observée par Brown et Misra (2013). Ils ont comparé les températures de brillance de JMR aux radiomètres SSM/I dans le cadre des retraitements des données Jason-1. Leur étude est également basée sur l'utilisation de fonctions de transfert.

IV. CONCLUSION DU CHAPITRE

Dans ce chapitre, les températures de brillance des radiomètres JMR et MWR sont analysées par comparaison avec les radiomètres AMSU. Seules les mesures nadir des radiomètres AMSU ont été sélectionnées pour se rapprocher des conditions de visée nadir présentes sur les missions altimétriques. Pour les températures de brillance à 23,8 GHz, la comparaison a pu ainsi être faite directement en suivant la même méthodologie que pour la vapeur d'eau. Pour les températures de brillance dans la gamme des 30 GHz, la méthodologie a dû être adaptée pour tenir compte des différences de fréquence. Des fonctions de transfert ont été utilisées pour prendre en compte les biais générés par les différences de fréquences.

Pour les températures de brillance à 24 GHz, la cohérence des produits radiomètres est relativement bonne en termes de distributions spatiales et temporelles. Des différences légères mais statistiquement significatives sont cependant présentes dans la distribution spatiale et sur la dynamique interannuelle.

En termes de distribution spatiale, les températures de brillance à 24 GHz de JMR exhibent un biais global peu dépendant de la situation géographique. Un biais global dans les températures de brillance n'engendre pas systématiquement un biais dans les produits de vapeur d'eau. Il peut en effet être corrigé par l'algorithme de restitution. MWR montre, quant à lui, des biais plus importants sur les zones côtières. Ces biais ne sont pas statiques, ils apparaissent avec alternance dans l'hémisphère sud et l'hémisphère nord suivant un cycle annuel. Ces biais sur MWR ont également aussi été observés sur les produits de vapeur d'eau. L'hypothèse d'explication soulevée était celle de la correction des lobes secondaires : la contribution saisonnière des terres serait mal prise en compte dans la correction. Les observations réalisées sur les températures de brillance à 24 GHz semblent conforter cette hypothèse.

À l'échelle interannuelle, les radiomètres, à 24 GHz, montrent des réponses qualitativement cohérentes avec les événements ENSO, mais se trouvent quantitativement en désaccord sur l'amplitude du phénomène. On retrouve de fortes similitudes entre la dynamique interannuelle des différences de températures de brillance et celle observée sur les produits de vapeur d'eau. Cela suggère que les différences sur les produits finaux de vapeur d'eau résultent en bonne partie de l'étalonnage de ces températures de brillance. Pour le radiomètre JMR, un changement dans la distribution des températures de brillance par rapport aux radiomètres AMSU et MWR a été observé après 2008, ce qui suggère une dérive dans l'étalonnage de l'instrument. Elle peut être liée à la mise à jour fréquente des coefficients d'étalonnage après les nombreux épisodes où la mission fut en mode de survie entre 2007 et 2010.

Les différences dans la dynamique interannuelle des températures de brillance à 24 GHz n'engendrent pas de différences inquiétantes dans l'estimation de la tendance linéaire sur la période. Les conséquences sur les tendances de la correction troposphérique humide devraient être relativement faibles. En approximant à 0.5 cm/K, la sensibilité moyenne du modèle de restitution de la correction troposphérique humide vis-à-vis de la température de brillance à 24 GHz (Table 9), la différence de tendance des températures de brillance à 24 GHz entre AMSU et MWR, estimée 0,016 K/an, correspondrait à une différence de correction troposphérique d'environ 0,08 mm/an. À titre de comparaison, l'incertitude sur cette correction est estimée par Ablain et al. (2009) à 0,30 mm/an sur la période 1993-2008.

Pour la température de brillance dans la gamme des 30 GHz, les biais régionaux n'ont pas pu être étudiés, la méthode de comparaison par fonction de transfert ne le permettant pas. L'étude met en évidence de potentielles anomalies dans la dynamique temporelle des températures de brillance. Comme pour la température de brillance à 24 GHz, les différences les plus fortes entre les mesures radiométriques dans la gamme des 30 GHz ont lieu pendant l'évènement La Niña de 2007-2008. Suite à cet évènement, les distributions relatives des températures de brillance des radiomètres JMR et MWR ont changé par rapport aux températures de brillance mesurées par le radiomètre AMSU. La complémentarité et l'indépendance des fonctions de transfert utilisées permettent d'attribuer en grande partie les différences observées aux radiomètres JMR et MWR. Pour JMR, ces différences dans la dynamique interannuelle des températures de brillance à 34 GHz ont été mises également en évidence par Brown et Misra (2013). Comme pour la température de brillance à 24 GHz, le

changement relatif des températures de brillance JMR à 34 GHz après 2008, peut être lié au réajustement des coefficients d'étalonnage suite aux fréquentes interruptions des mesures entre 2007 et 2010. Pour MWR, une dérive du gain sur le canal à 36,5 GHz a été détectée peu après le lancement de la mission (Obligis et al. 2006). Cependant, aucun impact significatif sur les produits géophysiques n'a été mis en évidence.

Les différences observées en termes de tendance linéaire, bien que parfois statistiquement significatives, sont relativement faibles. Les conséquences sur la tendance linéaire de la correction troposphérique devraient l'être également. En effet, la sensibilité des algorithmes de restitution aux températures de brillance est bien moindre dans la gamme des 30 GHz qu'à 24 GHz, comme nous l'avons vu au chapitre 4.

Nous n'avons pas réellement d'hypothèses pour expliquer la réponse différente des radiomètres AMSU, MWR et JMR lors de l'évènement La Niña de 2007-2008. Même les radiomètres AMSU, pris individuellement, montrent des comportements légèrement différents entre eux durant cette période (voir Annexe II, partie A). Il se peut que cette différence ne soit pas liée à la stabilité des instruments mais uniquement au traitement des données. Des disparités liées à la détermination de la relation de passage entre les comptes du radiomètre et la température d'antenne lors du traitement des données pourraient engendrer des disparités dans la dynamique des températures de brillance.

L'étude réalisée dans ce chapitre, n'est qu'une première étape vers la compréhension des disparités entre missions. La véracité des résultats obtenus dans cette étude doit bien sûr être confirmée à l'aide d'analyses complémentaires. En effet, notre analyse est basée sur l'étude de cartes mensuelles de 3 degrés de résolution, elle est donc sensible aux différences d'échantillonnage spatial et temporel des radiomètres. Nous avons d'ailleurs vu que les données manquantes sur la mission Jason-1 influaient sur l'analyse. En outre, la résolution spatiale et temporelle des cartes ne permet pas d'étudier des phénomènes dont l'échelle spatiale est inférieure à 3 degrés, ou dont la durée de vie est inférieure à un mois. L'utilisation de méthodes complémentaires ayant des défauts et des qualités différentes serait donc judicieuse. Avec une analyse sur des collocations, le bruit d'échantillonnage serait réduit. En contrepartie, la couverture spatiale de l'analyse serait sans doute moindre. Une étude des références froides auxiliaires (vicarious targets) apporterait une référence presque absolue mais l'information spatiale serait perdue. La méthode des doubles différences permettrait de valider l'approche des fonctions de transfert. Elle ne permet cependant pas d'imputer les causes des différences à un radiomètre en particulier. De plus, la qualité et la résolution des données servant à la simulation des températures de brillance, doivent être surveillées. C'est en combinant ces différentes méthodes que l'on pourra s'assurer de la robustesse des résultats.

Enfin, davantage de tests sont nécessaires afin de déterminer avec précision l'origine des disparités observées. En effet, même si les diagnostics réalisés semblent pointer vers des problèmes d'étalonnage des températures de brillance, il convient désormais d'identifier l'étape d'étalonnage, voire l'élément du système d'étalonnage qui induit ces erreurs.

CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

I. SYNTHÈSE

Cette thèse se place dans le cadre du suivi du niveau moyen des mers par altimétrie satellitaire. La correction troposphérique est aujourd'hui l'un des premiers postes d'erreur limitant l'observation précise du niveau moyen des océans à l'échelle climatique. Elle est principalement liée à la présence de vapeur d'eau dans l'atmosphère et est fournie par un radiomètre micro-ondes. Garantir la qualité des mesures et la stabilité de l'instrument est donc essentiel.

Le travail réalisé au cours de cette thèse constitue notre contribution pour qualifier et améliorer si possible les mesures des radiomètres JMR et MWR, appartenant aux missions altimétriques Jason-1 et Envisat. Ne disposant pas de référence absolue pour juger de la qualité des mesures radiométriques, nous avons procédé par comparaisons afin d'en analyser la cohérence, d'en observer les différences et de soulever des hypothèses permettant de les expliquer. Pour cela, l'étude a été scindée en trois parties.

La première partie (chapitre 3) présentait l'analyse des produits de vapeur d'eau atmosphérique des deux radiomètres en se servant pour référence du radiomètre ASMR-E et des réanalyses ERA-Interim. L'étude montre qu'entre 2004 et 2010, les produits de vapeur d'eau sont globalement cohérents en termes de dynamique spatiale et temporelle. Cependant, des différences à l'échelle interannuelle et régionale ont pu être observées. La dynamique d'une partie des différences a pu être décrite statistiquement. Certains comportements atypiques ont pu être soulevés. Pour JMR, l'analyse a fait ressortir les nombreuses périodes, entre 2006 et 2009, où la mission fut en mode de survie et présentait donc peu de mesures. La hausse de l'incertitude sur l'estimation des cartes mensuelles de vapeur d'eau a été évaluée par la méthode de « triple colocation ». Une dérive possible de l'étalonnage de l'instrument a pu également être observée après 2008. Pour MWR, des différences apparaissent par alternance dans les régions côtières, tour à tour dans l'hémisphère nord puis l'hémisphère sud, suivant un cycle annuel. Une correction inadaptée de la contribution des continents via les lobes secondaires pourrait expliquer ces différences. Ces anomalies sont certainement présentes dans les produits de correction troposphérique humide, le lien entre correction troposphérique humide et contenu intégré en vapeur d'eau étant très fort.

Les deux parties suivantes (chapitres 4 et 5) avaient pour objectif de cerner plus précisément l'origine des différences observées sur les produits de vapeur d'eau. Elles peuvent être liées à l'algorithme de restitution de la vapeur d'eau ou à un problème d'étalonnage de l'instrument, auquel cas, cela devrait se traduire dans les températures de brillance. Aussi, la deuxième partie de l'étude était dédiée à l'étude comparative des algorithmes de restitution de la correction troposphérique humide et la troisième, au suivi des températures de brillance.

Dans le chapitre 4, les algorithmes de restitution utilisés sur Jason-1 et sur Envisat ont été comparés sur simulations puis sur les mesures de températures de brillance de la mission Jason-2. L'objet de la comparaison était double : 1) comparer l'impact du choix de la méthode de régression entre le modèle log-linéaire utilisé sur Jason-1 et le formalisme neuronal utilisé sur Envisat ; 2) analyser les performances selon le choix des entrées utilisées : trois températures de brillance pour la mission Jason-1, et pour la mission Envisat, deux températures de brillance complétées par le coefficient de rétrodiffusion de l'altimètre. La même base d'apprentissage a été utilisée pour reproduire les algorithmes opérationnels de façon quasi-identique et permettre la comparaison.

Les résultats montrent que les algorithmes employés sur la mission Jason-1 et Envisat devraient avoir des performances similaires, s'ils sont issus de la même base d'apprentissage. Les résultats sont légèrement meilleurs pour l'algorithme de la mission Jason-1. De meilleures performances seraient obtenues en combinant l'approche neuronale avec les trois températures de brillance. D'un côté, l'ajustement est meilleur avec les réseaux de neurones : a priori sur la forme de la fonctionnelle utilisée dans le cadre de la régression log-linéaire était sans doute trop restrictif. De l'autre, la température de brillance à 18,7 GHz offre une bonne complémentarité vis-à-vis de la température de brillance à 24 GHz, principale source d'information sur le contenu en vapeur d'eau atmosphérique. Elle est à la fois bien corrélée à la correction troposphérique humide tout en étant sensible à la surface. En comparaison, le coefficient de rétrodiffusion de l'altimètre offre une information beaucoup plus spécialisée sur le vent de surface, en contrepartie sa corrélation avec la correction troposphérique humide est faible.

Sur mesures réelles, les algorithmes développés dans cette étude n'arrivent pas à atteindre les mêmes performances que l'algorithme opérationnel de Jason-1 selon le critère de variance des différences aux points de croisement. Or la seule différence entre l'algorithme Jason-1 de cette étude et la version opérationnelle est la base d'apprentissage : dans notre étude, elle est basée sur des analyses ECMWF alors que pour la version opérationnelle, elle est construite à partir de radiosondages. Comparés à l'algorithme opérationnel, ceux développés au cours de cette étude montrent de moins bonnes performances, non pas de façon homogène sur l'ensemble du globe, mais uniquement dans les régions tropicales où le contenu en vapeur d'eau est élevé et l'activité convective importante. Cela suggère la faiblesse de la base d'apprentissage utilisée dans cet article pour des atmosphères très humides et diffusantes. En effet, l'incertitude des analyses ECMWF, qui sert de base pour l'apprentissage, est plus grande pour les forts contenus de vapeur d'eau. De même, la confiance accordée aux modèles de transfert radiatif pour des conditions pluvieuses est moindre. L'analyse souligne donc l'importance de la base d'apprentissage. Sans une analyse plus approfondie de l'influence de la base d'apprentissage sur la restitution de la correction troposphérique humide, il est difficile de caractériser précisément les biais générés par les algorithmes de restitution.

Le chapitre 5 concernait l'analyse des températures de brillance à 23,8 GHz et dans la gamme des 30 GHz. Pour cette étude, les températures de brillance des radiomètres JMR de Jason-1 et MWR d'Envisat sont comparées à celles des radiomètres AMSU. Comme pour la vapeur d'eau atmosphérique, l'objectif était de caractériser les différences présentes dans les

produits de températures de brillance. Pour la température de brillance à 23,8 GHz, la comparaison est réalisée de façon directe, les fréquences utilisées étant les mêmes sur les trois radiomètres. Pour la comparaison des températures de brillance dans la gamme des 30 GHz, la différence de fréquence engendre des biais qu'il convient de prendre en compte dans l'analyse. Pour cela, la méthode de fonction de transfert proposée par Brown (2013) a été adaptée.

Comme pour les produits de vapeur d'eau atmosphérique, les températures de brillance aux deux gammes de fréquence montrent une bonne cohérence. Des différences sont cependant présentes, notamment à l'échelle interannuelle, les radiomètres exhibent des réponses légèrement différentes lors de l'évènement ENSO de 2007-2008. Elles ne génèrent cependant pas de différences inquiétantes sur l'estimation de la tendance à long-terme sur la période de 2004 à 2010.

Pour la température de brillance à 24 GHz, la dynamique à l'échelle interannuelle des différences observées entre les températures de brillance est qualitativement similaire à la dynamique observée sur les produits de vapeur d'eau atmosphérique. La température de brillance à 24 GHz est la principale source d'information permettant l'estimation de la vapeur d'eau atmosphérique. La relation entre température de brillance à 23,8 GHz, le contenu intégré en vapeur d'eau ou correction troposphérique est presque linéaire. Il n'est alors pas étonnant que des anomalies dans les températures de brillance à 23,8 GHz affectent de manière similaire les produits de vapeur d'eau. Il apparaît donc que les différences observées sur les produits de vapeur d'eau atmosphérique soient en grande majorité liées à l'étalonnage de la température de brillance à 23,8 GHz. De même, pour le radiomètre MWR, on retrouve des différences dans les températures de brillance dans les régions côtières. Elles apparaissent alternativement dans l'hémisphère nord et sud suivant un cycle annuel. Elles peuvent directement être reliées aux différences dans les produits de vapeur d'eau qui exhibent la même dynamique. Ces observations sur les températures de brillance restent cohérentes avec l'hypothèse d'un défaut dans la correction des lobes secondaires.

Pour les températures de brillance dans la gamme des 30 GHz, les biais systématiques n'ont pas pu être analysés à cause de la différence de fréquence. La dynamique des différences observées entre capteurs a pu cependant être étudiée. L'analyse a mis en évidence une réponse significativement différente à l'évènement ENSO de 2007-2008. Le comportement relatif des radiomètres paraît avoir changé suite à cet évènement. L'étude a également montré que les différences observées par rapport au radiomètre AMSU sont en grande partie liées à l'étalonnage des radiomètres MWR et JMR. Les causes exactes de ces différences n'ont cependant pas été identifiées.

Ces différences dans les produits radiométriques engendrent inévitablement des incertitudes sur la mesure du niveau de la mer. En effet, toute erreur sur la correction troposphérique se retranscrit de manière équivalente sur la mesure de hauteur de mer. Ainsi, pour la mission Envisat, la correction troposphérique par rapport aux autres radiomètres est sous-estimée dans les régions côtières. On peut alors s'attendre à ce que la hauteur de mer dans les régions côtières soit sous-estimée. De même, les différences observées au chapitre 3 entre les radiomètres AMSR-E et MWR dans les tendances de la vapeur d'eau sur la période

2004-2010 correspondraient à un écart sur la tendance du niveau moyen des océans de 0.32 mm an⁻¹. Ces différences de tendance sont principalement liées aux difficultés rencontrées pour évaluer la dynamique interannuelle de la vapeur d'eau atmosphérique. Ces difficultés résultent de l'instabilité potentielle des instruments mais également du principe de la mesure. Ce sont en effet les événements ENSO qui expliquent la plus grande part de la variabilité interannuelle, à l'échelle globale, de la vapeur d'eau atmosphérique. Or, c'est dans les tropiques que l'incertitude sur les estimations de la vapeur d'eau est la plus importante en radiométrie micro-ondes et pour les modèles météorologiques. La mesure radiométrique, pour les forts contenus en vapeur dans ces régions, est limitée par notre connaissance du modèle de transfert radiatif pour des conditions atmosphériques diffusantes. De même, les modèles sont sensibles à la paramétrisation utilisée pour prendre en compte l'activité convective intense de ces régions. Dans le chapitre 3, nous avons d'ailleurs observé des différences significatives dans les tropiques sur les tendances régionales observées par les radiomètres et les réanalyses ERA-Interim.

II. PERSPECTIVES

Ainsi, lors de ce travail de thèse, de potentielles anomalies relatives à l'étalonnage des radiomètres ont été soulevées. Il convient alors par la suite de confirmer ces résultats et d'en apprendre davantage sur l'origine exacte de ces anomalies. Des études complémentaires sont donc nécessaires, le travail réalisé jusqu'à maintenant n'est en effet qu'un premier pas vers une meilleure compréhension des disparités entre produits de correction troposphérique humide.

Pour confirmer les résultats observés, il serait pertinent de réitérer ces analyses avec des méthodes complémentaires. Ainsi, pour le suivi de la correction troposphérique humide et des températures de brillance, une analyse basée sur des mesures colocalisées serait profitable. Elle permettrait de réduire le bruit d'échantillonnage sur les comparaisons. En contrepartie, il faudra s'assurer de la représentativité des mesures colocalisées, en tenant compte notamment de leur distribution spatiale et temporelle. On sait notamment que les points de croisement ont plus fréquemment lieu à proximité des pôles. Notre étude basée sur des grilles régulières mensuelles de trois degrés avait les avantages et désavantages inverses : l'espace géographique observé était le même chaque mois mais le bruit d'échantillonnage plus important et la faible résolution spatiale et temporelle ne permettait pas d'observer les phénomènes de petite échelle. L'analyse des températures de brillance profiterait également de l'apport de la méthode des doubles différences pour prendre en compte les différences de fréquences entre radiomètres. Elle serait complémentaire à la méthode empirique des fonctions de transfert. Cette méthode de comparaison est cependant dépendante de la qualité du modèle de transfert radiatif utilisé pour la simulation des températures de brillance. Enfin, l'utilisation d'une référence froide telle que proposée par Ruf (2000) pourrait fournir une référence supplémentaire pour le suivi de l'étalonnage des radiomètres. L'information spatiale serait en revanche perdue.

Toutes ces analyses peuvent être réalisées à l'échelle globale mais il peut également être intéressant de travailler à l'échelle locale. Nous avons commencé à analyser dans ce manuscrit les différences entre radiomètres par bande de latitude grâce aux diagrammes de Hovmöller mais il pourrait être utile d'aller un cran plus loin et de travailler sur des régions aux comportements homogènes. Cela nous amènerait à une analyse plus fine des disparités entre radiomètres tout en prenant en compte la dynamique spatiale et temporelle de la vapeur d'eau. En classifiant les régions selon l'accord des radiomètres, cela pourrait mettre en exergue certaines conditions, par exemple météorologiques, propices aux désaccords entre radiomètres ou à l'inverse d'identifier les conditions pour lesquelles notre confiance dans les mesures est plus élevée.

Pour en apprendre davantage sur les causes des potentielles anomalies relevées, il serait intéressant de pouvoir remonter plus en amont dans l'analyse des erreurs afin de déterminer si les anomalies détectées sont purement liées au traitement de la donnée ou bien à des limitations ou des dérives instrumentales. Pour cela, une analyse des comptes et des températures d'antenne pourrait être utile.

De même, harmoniser la chaîne de traitement de la donnée radiométrique entre les différentes missions faciliterait l'analyse des anomalies. Il serait alors plus simple de détecter les anomalies et d'en identifier la cause. L'idéal serait de créer plusieurs séries de mesures homogènes afin de tester un nombre important de configurations et espérer entrevoir la sensibilité des estimations à la méthodologie utilisée. Par exemple, une étude de ce genre sur la constitution de la base d'apprentissage serait sûrement bénéfique. Pour l'analyse des algorithmes d'inversion, nous avons seulement fait varier l'étape d'inversion et nous avons pu voir l'importance de la base d'apprentissage. Il aurait fallu étendre l'étude sur l'ensemble de la période pour pouvoir en observer l'influence sur le long-terme. Différentes bases d'apprentissage gagneraient également à être testées.

Une fois les potentielles anomalies identifiées, il reste à proposer des corrections qu'il convient par la suite d'évaluer. Suite à cette thèse, une nouvelle correction des lobes secondaires pour le radiomètre de la mission Envisat, est en cours d'étude à CLS¹⁸. Il s'avèrerait en fait que les anomalies observées sur les zones côtières évoluant selon un cycle saisonnier soient liées aux traitements des données Envisat. Le retraitement de toute la série Envisat a notamment modifié la distribution des températures de brillance et il semble que la correction des lobes secondaires employée était trop élevée. Une nouvelle version des températures de brillance et de la correction des lobes secondaires montre des résultats encourageants (Figure 71, Figure 72).

¹⁸ Collecte Localisation Satellites

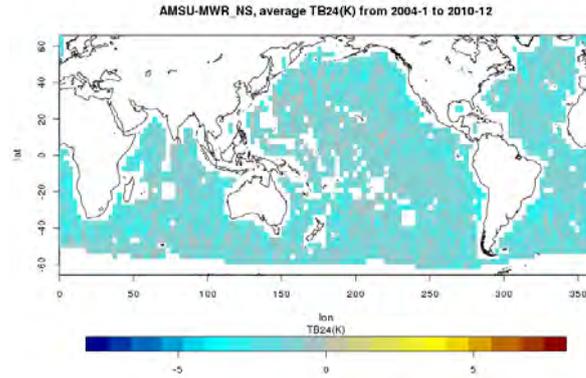


Figure 71 : Cartes des biais relatifs moyens et régionaux entre les températures de brillance à 24 GHz des radiomètres AMSU et MWR après le retraitement des températures de brillance et l'application d'une nouvelle correction des lobes secondaires

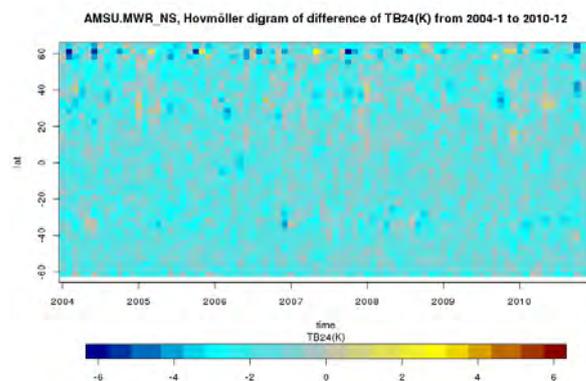


Figure 72 : Diagramme de Hovmöller des biais relatifs par bande de latitude des températures de brillance à 24 GHz entre les radiomètres AMSU et MWR après le retraitement des températures de brillance et l'application d'une nouvelle correction des lobes secondaires.

Cette nouvelle version des températures de brillance et de la correction des lobes secondaires corrige de façon efficace les biais saisonniers. Le biais global entre les radiomètres reste cependant toujours présent. D'autres diagnostics sont bien sûr nécessaires avant d'atteindre une conclusion définitive.

Enfin, l'objectif ultime de ce travail de thèse, mais qui est resté hors de portée, était de proposer une méthodologie permettant de combiner de façon optimale les séries de données radiométriques, en tenant compte des erreurs et des incertitudes sur chaque produit, pour ainsi former une série homogène de correction troposphérique sur l'ensemble de l'ère altimétrique. Nous en sommes encore loin, mais nous espérons que ce travail de thèse aura permis de faire un pas, aussi petit soit-il, dans cette direction.

BIBLIOGRAPHIE

54 références.

Ablain, M., A. Cazenave, G. Valladeau, and S. Guinehut, 2009: A new assessment of the error budget of global mean sea level rate estimated by satellite altimetry over 1993–2008. *Ocean Science*, 193–201.

Bernard, R., L. Comec, L. Eymard, L. Tabary, and A. M. Characteristics, 1993: The Microwave Radiometer Aboard ERS-1: part 1 - Characteristics and Performances. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 31.

Boukabara, S. A., L. Eymard, C. Guillou, D. Lemaire, P. Sobieski, and A. Guissard, 2002: Development of a modified two-scale electromagnetic model simulating both active and passive microwave measurements: Comparison to data remotely sensed over the ocean. *Radio Science*, 37, 16–1–16–11, doi:10.1029/1999RS002240.

Church, J. A., and N. J. White, 2006: A 20th century acceleration in global sea-level rise. *Geophysical Research Letters*, 33, doi:10.1029/2005GL024826..

Brown, S., C. Ruf, S. Keihm, and A. M. I. Kitiyakara, 2004: Jason Microwave Radiometer Performance and On-Orbit Calibration. *Marine Geodesy*, 27, 199–220, doi:10.1080/01490410490465643.

Brown, S. T., and C. S. Ruf, 2005: Determination of an Amazon Hot Reference Target for the On-Orbit Calibration of Microwave Radiometers. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 22, 1340–1352, doi:10.1175/JTECH1769.1.

Brown, S. T., S. Desai, and a. B. Tanner, 2007: On the Long-Term Stability of Microwave Radiometers Using Noise Diodes for Calibration. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45, 1908–1920, doi:10.1109/TGRS.2006.888098..

Brown, S., S. Desai, S. Keihm, and W. Lu, 2009: Microwave Radiometer Calibration on Decadal Time Scales Using On-Earth Brightness Temperature References: Application to the TOPEX Microwave Radiometer. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 26, 2579–2591, doi:10.1175/2009JTECHA1305.1.

Brown, S., 2013: Maintaining the Long-Term Calibration of the Jason-2 / OSTM Advanced Microwave Radiometer Through Intersatellite Calibration. 51, 1531–1543.

Brown, S., and S. Misra, 2013: An End-of-Mission Climate Quality Calibration for the JMR – Inter-satellite Calibration with the SSM/I Fundamental Climate Data Record. Ocean Surface Topography Science Team Meeting, Boulder.

Buhlmann, P., 1996: Confidence Regions for Trends in Time Series: a Simultaneous Approach with a Sieve Bootstrap, 1-27. Available at <http://statistics.berkeley.edu/tech-reports/447>

Chelton, D. B., 2001: Report of the High-Resolution Ocean Topography Science Working Group Meeting.

Church, J. A., and N. J. White, 2011: Sea-level rise from the late 19th to the early 21st century, *Surv. Geophys.*, 32(4-5), 585–602, doi:10.1007/s10712-011-9119-1.

Dai, A., J. Wang, R. H. Ware, and T. Van Hove, 2002: Diurnal variation in water vapor over North America and its implications for sampling errors in radiosonde humidity. *Journal of Geophysical Research*, 107, 11–1 – 11–14.

Dee, D. P. and Coauthors, 2011: The ERA-Interim reanalysis: configuration and performance of the data assimilation system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 137, 553–597, doi:10.1002/qj.828. <http://doi.wiley.com/10.1002/qj.828> (Accessed January 30, 2013).

Desportes, C., 2008: Quelle correction troposphérique humide pour l'altimétrie côtière et continentale ? Université Toulouse III – Paul Sabatier,

Eymard, L., L. Tabary, S. Boukabara, and A. Le Cornec, 1996: The Microwave Radiometer Aboard ERS- 1: Part II-Validation of the Geophysical Products. 34.

Eymard, L., E. Obligis, N. Tran, F. Karbou, and M. Dedieu, 2005: Long-Term Stability of ERS-2 and TOPEX Microwave Radiometer In-Flight Calibration. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43, 1144–1158.

Eymard, L., and E. Obligis, 2006: The altimetric Wet Tropospheric Correction : Progress since the ERS-1 mission.

Faugère, Y., J. D. Dorandeu, F. Lefevre, N. Picot, and P. Femenias, 2006: Envisat Ocean Altimetry Performance Assessment and Cross-calibration. *Sensors*, 100–130.

Fu, L.-L., and A. Cazenave, 2000: *Satellite Altimetry and Earth Sciences, Volume 69: A Handbook of Techniques and Applications*.

Guisard, A., and P. Sobieski, 1987: An approximate model for the microwave brightness temperature of the sea. *International Journal of Remote Sensing*, 8, 1607–1627.

Hollinger, J., R. Lo, G. Poe, R. Savage, J. Peirce. 1987. Special Sensor Microwave/Imager User's Guide. Naval Research Laboratory, Washington, DC, 120 pp

Janssen, M. A., C. S. Ruf, and S. J. Keihm, 1995: TOPEX/Poseidon Microwave Radiometer (TMR): II. Antenna Pattern Correction and Brightness Temperature Algorithm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33, 138–147.

Janssen, P., S. Abdalla, H. Hersbach, and J.-R. Bidlot, 2007: Error Estimation of Buoy, Satellite, and Model Wave Height Data. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 24, 1665–1677, doi:10.1175/JTECH2069.1.

Keihm, S. J., M. A. Janssen, and C. S. Ruf, 1995: TOPEX/Poseidon Microwave Radiometer (TMR): III/ Wet Troposphere Range Correction Algorithm and Pre-Launch Error Budget. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33, 138–147.

Keihm, S. and Coauthors, 2009: Ocean water vapor and cloud liquid water trends from 1992 to 2005 TOPEX Microwave Radiometer data. *Journal of Geophysical Research*, 114, D18101, doi:10.1029/2009JD012145.

Mieruch, S., S. Noël, H. Bovensmann, and J. P. Burrows, 2008: Analysis of global water vapour trends from satellite measurements in the visible spectral range. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 8, 491–504, doi:10.5194/acp-8-491-2008.

Kroodsmā, R. a., D. S. McKague, and C. S. Ruf, 2012: Inter-Calibration of Microwave Radiometers Using the Vicarious Cold Calibration Double Difference Method. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 5, 1006–1013, doi:10.1109/JSTARS.2012.2195773.

John Lillibridge, Remko Scharroo, Saleh Abdalla, and Doug Vandemark, 2014: One- and two-dimensional wind speed models for ka-band altimetry. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, 31, 630–638. doi: <http://dx.doi.org/10.1175/JTECH-D-13-00167.1>

Mo, T., 2010: A Study of the NOAA Near-Nadir AMSU-A Brightness Temperatures over Antarctica. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 27, 995–1004, doi:10.1175/2010JTECHA1417.1.

Nicholls, R. J., and A. Cazenave, 2010: Sea-level rise and its impact on coastal zones. *Science (New York, N.Y.)*, 328, 1517–1520, doi:10.1126/science.1185782.

Njoku, E. G., 1993: *Passive Microwave Remote Sensing for Land Resources*.

Obligis, E., L. Eymard, N. Tran, S. Labroue, and P. Femenias, 2006: First Three Years of the Microwave Radiometer aboard Envisat: In-Flight Calibration, Processing, and Validation of the Geophysical Products. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 802–814.

Obligis, E., L. Eymard, and N. Tran, 2007: A New Sidelobe Correction Algorithm for Microwave Radiometers: Application to the Envisat Instrument. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45, 602–612, doi:10.1109/TGRS.2006.887165..

Obligis, E., a. Rahmani, L. Eymard, S. Labroue, and E. Bronner, 2009: An Improved Retrieval Algorithm for Water Vapor Retrieval: Application to the Envisat Microwave Radiometer. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47, 3057–3064, doi:10.1109/TGRS.2009.2020433.

Ollivier, A., 2006: Nouvelle approche pour l' extraction de paramètres géophysiques à partir des mesures en altimétrie radar. INPG, .Parkinson, C. L., and D. J. Cavalieri, 2012: Antarctic sea ice variability and trends, 1979–2010. *The Cryosphere*, 6, 871-880.

Ruf, C. S., S. J. Keihm, B. Subramanya, and M. A. Janssen, 1994: TOPEX/POSEIDON microwave radiometer performance and in-flight calibration. *Journal of Geophysical Research*, 99.

Ruf, C. S., and M. A. Janssen, 1995: TOPEX Poseidon Microwave Radiometer (TMR): I. Instrument Description and Antenna Temperature Calibration. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33, 125–137.

Ruf, C. S., 2000: Detection of Calibration Drifts in Spaceborne Microwave Radiometers Using a Vicarious Cold Reference. 38, 44–52.

Sohn, B.-J., and E. A. Smith, 2003: Explaining Sources of Discrepancy in SSM/I Water Vapor Algorithms. *Journal of Climate*, 16, 3229–3255.

Stum, J., 1994: A comparison between TOPEX microwave radiometer, ERS 1 microwave radiometer, and European Centre for Medium-Range Weather Forecasting derived wet tropospheric corrections. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 99, 24927–24939, doi:10.1029/94JC01104.

Stum, J., J.-P. Dumont, and S. Brown, 2012: Algorithm Definition, Accuracy and Specification – Bibli_Alti : Altimeter Level 2, Processing SALP-ST-M2-EA-15598-CN.

Sun, J., 1993: Effects of vertical distribution of water vapor and temperature on total column water vapor retrieval error. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 98, 7069–7079, doi:10.1029/93JC00010.

Swift, C. T., 1980: Passive microwave remote sensing of the ocean—A review. *Boundary-Layer Meteorology*, 18, 25–54, doi:10.1007/BF00117909.

Trenberth, K. E., J. Fasullo, and L. Smith, 2005: Trends and variability in column-integrated atmospheric water vapor. *Climate Dynamics*, 24, 741–758, doi:10.1007/s00382-005-0017-4.

Ulaby, F. T., R. K. Moore, and A.K. Fung, *Microwave Remote Sensing: Active and Passive, Vol. I -- Microwave Remote Sensing Fundamentals and Radiometry*, Addison-Wesley, Advanced Book Program, Reading, Massachusetts, 1981, 456 pages.

Wentz, F. J. and S. Rosa, “A Well Calibrated Ocean Algorithm for SSM/I,” pp. 0–34.

Wentz, F. J., C. Gentemann, and P. Ashcroft, 2003: ON-ORBIT CALIBRATION OF AMSR-E AND THE RETRIEVAL OF OCEAN PRODUCTS. available at: http://www.ssmi.com/papers/amr/on-orbit_calibration_amsre_and_ocean_products.pdf

Wentz, F. J., and T. Meissner, 2007: Supplement 1 Algorithm Theoretical Basis Document for AMSR-E Ocean Algorithms. *Training*, 1-6. available at http://www.ssmi.com/support/rss_tech_reports_by_year.html

Wilheit Jr., T., 1978: A review of applications of microwave radiometry to oceanography. *Boundary-Layer Meteorology*, 13, 277–293, doi:10.1007/BF00913878. <http://dx.doi.org/10.1007/BF00913878>.

Wilheit, T. T., and A. T. C. Chang, 1980: An algorithm for retrieval of ocean surface and atmospheric parameters from the observations of the scanning multichannel microwave radiometer. *Radio Science*, 15, 525–544, doi:10.1029/RS015i003p00525. <http://dx.doi.org/10.1029/RS015i003p00525>.

Yacoub, M., and Y. Bennani, 1997: HVS: A Heuristic for Variable Selection in Multilayer Artificial Neural Network Classifier. *International Conference on Artificial Neural Networks and Intelligent Engineering, ANNIE'97*, Missouri, USA, 527–532.

Zlotnicki, V., and S. Desai, Assessment of the Jason Microwave Radiometer's measurement of the Wet Tropospheric Path Delay Using Comparisons to SSM/I and TMI. *Marine Geodesy*, 241–253.

TABLES DES ILLUSTRATIONS

Figure 1 : Estimation de la surface moyenne océanique (MSS) réalisée sur une période de 16 ans grâce au données Topex/Poseidon, Jason-1, ERS-1/2, Envisat et GFO (source : AVISO).....	3
Figure 2 : Estimation des anomalies de hauteur de mer entre le 4 et le 14 juillet 2008 (SLA) réalisée grâce au données Jason-2 (source : CNES).....	3
Figure 3 : Evolution du niveau moyen des mers depuis 1993 telle que mesurée par les missions altimétriques Topex/Poseidon, Jason-1 et Jason-2. Les séries ont été filtrées par moyenne glissante de deux mois pour la série en bleu et de six mois pour série en rouge. Le cycle annuel a également été retiré des séries. (Source : CLS/Cnes/Legos).....	4
Figure 4 : Principe de l'altimétrie satellitaire (source : CNES).....	6
Figure 5 : Réduction de l'erreur d'orbite sur les mesures altimétriques de la hauteur de mer depuis la mission GEOS 3 lancée en 1975 (source : CNES).....	9
Figure 6 : Illustration du satellite Envisat (source : ESA).....	12
Figure 7 : Illustration du satellite Jason-1 (source : NASA/CNES).....	13
Figure 8 : Echelles temporelles et spatiales de quelques phénomènes océanographiques. Les pointillés indiquent les échelles spatiales et temporelles minimales des phénomènes observables par un altimètre à visée nadir sur une orbite similaire à celle des missions Topex/Poseidon et Jason. L'échelle temporelle des phénomènes observables est limitée par la fréquence de revisite des lieux par l'altimètre. L'échelle spatiale est quant à elle limitée par la distance entre les traces de passage du satellite, qui est d'environ 300 km à l'équateur pour les missions Topex/Poseidon et Jason-1 (source : Chelton, 2001).	14
Figure 9 : Traces au sol des missions ERS et Topex/Poseidon superposées. Les traces au sol d'Envisat et de Jason-1 sont respectivement les mêmes que les traces d'ERS ou de Topex/Poseidon (source : Aviso)	16
Figure 10 : Géométrie de visée du radiomètre Envisat/MWR, à gauche, comparée à la géométrie de visée des radiomètres DMSP/ SSMI, à droite (sources : ESA, Hollinger et al. 1987).....	17
Figure 11 : Traces des mesures du radiomètre MWR (à gauche) et du radiomètre SSMI F15 (à droite). Les traces sont séparées entre traces ascendantes et descendantes pour SSMI F15.....	17
Figure 12 : Principales sources du rayonnement électromagnétique capté par le radiomètre.	26
Figure 13 : Transmission atmosphérique en fonction de la fréquence.....	28
Figure 14 : Régions de l'Amazonie utilisées comme référence auxiliaire chaude pour l'étalonnage des radiomètres micro-ondes. Elles présentent des caractéristiques proches du	

corps noir avec une influence faible de la polarisation, de l'angle d'incidence et de la fréquence (source: Brown et Ruf, 2005)..... 34

Figure 15. Scatterplot of wet tropospheric path delay (cm) versus integrated water vapor content (g cm^{-2}). Original atmospheric profiles come from ECMWF analyses from 2008 and 2009. 46

Figure 16. Hovmöller diagrams of number of bins with at least one match-up between AMSR-E and JMR. 50

Figure 17. Averaged maps of water vapor (g cm^{-2}) between 2004 and 2010 (top) and averaged maps of the differences of water vapor (g cm^{-2}) between 2004 and 2010 (bottom). 52

Figure 18. Scatterplots of differences of water vapor (g cm^{-2}) with respect to water vapor from AMSR-E (g cm^{-2}). 52

Figure 19. Time series of water vapor anomalies (top) and time series of differences of water vapor anomalies (bottom) expressed in g cm^{-2} 54

Figure 20. AMSR-E times series of anomalies (left) and its decomposition in trend T, seasonality S and residuals R (right) expressed in g cm^{-2} 55

Figure 21. Non-linear trends of the anomalies differences time series expressed in g cm^{-2} . The non-linear trends have been estimated using a loess filter and the 95%-confidences intervals have been built using Sieve's Bootstrap scheme, considering first order autoregressive residuals. 57

Figure 22. Hovmöller diagrams of atmospheric water vapor content over oceans in g cm^{-2} . Top panels graphs are AMSR-E, JMR, MWR and ERA-Interim. Bottom panels correspond to Hovmöller diagrams of the differences of water vapor between AMSR-E and the other products expressed in g cm^{-2} 59

Figure 23. Hovmöller diagrams of atmospheric water vapor content monthly anomalies over oceans in g cm^{-2} . Top panels graphs are AMSR-E, JMR, MWR and ERA. Bottom panels correspond to Hovmöller diagrams of the differences of water vapor between AMSR-E and the other water vapor products expressed in g cm^{-2} 60

Figure 24. Local linear trends of water vapor monthly anomalies over oceans in $\text{g cm}^{-2} \text{ year}^{-1}$ (a). Only areas where the trends of water vapor content are significant are shown (b). Local linear trends of the differences of monthly anomalies in $\text{g cm}^{-2} \text{ year}^{-1}$ (c) Only areas where the trends of the differences are significant are shown (d). 61

Figure 25. Results of the triple collocation between AMSR-E, MWR and JMR. The left panel gives monthly scatter index (i.e. the ratio between the standard deviation of the errors and the average water vapor signal) expressed in percent. The middle panel shows the evolution of the adjustment coefficient b (without unit). The right panel shows the evolution of the adjustment coefficient a in g cm^{-2} 66

Figure 26. Results of the triple collocation ERA, MWR and AMSR-E. The left panel gives monthly scatter index (i.e. the ratio between the standard deviation of the errors and the average water vapor signal) expressed in percent. The middle panel shows the evolution

of the adjustment coefficient b (without unit). The right panel shows the evolution of the adjustment coefficient a in g cm^{-2} 66

Fig. 27. Scatterplot of the model residuals (cm) with respect to the reference dh (cm). The full line gives the average value of the differences computed by bins of 2cm. The dashed lines give the average values of the differences plus or minus the standard deviation of the differences computed by bins of 2cm..... 87

Fig. 28. Maps of the regression model residuals (cm). The color scale ranges from -1 to 1 cm..... 87

Fig. 29. Relative importance of inputs in each neural network model. 88

Fig. 30. Sensitivity of the neural network models to the different explanatory inputs used: sigKu (in dB), tb18.7 , tb23.8 , tb34 (in cm). For each input, the model response (dh in cm) is tested by varying one exploratory input between its first and third quartile. The other inputs are kept fixed. The model response to the varying exploratory input is tested for different levels of the fixed inputs to see the interaction between the exploratory inputs. Top, middle and bottom panels are respectively dedicated to the JMR_NN, MWR_NN and ALK_NN algorithms. For instance the top left panel, for the split 0.50, shows the variation of the predicted dh with respect to the value of tb18.7 , with the other two inputs involved in the retrieval being set at their median value (quantile 0.50)..... 91

Fig. 31. Results of the forward variable-selection procedure. The diagrams presents the different model tested at each step of the procedure and in parenthesis the associated rms (cm), obtained on test database. For each step, the variables in green represent the input added to the model, which gives the best performances. 93

Fig. 32. Graphical representation of the correlation matrix of radiometer and environmental variables. The color blue denotes a positive correlation and the color red a negative correlation. The correlation is the largest when the ellipse is close to a thin line and the correlation is close to zero when the ellipse is close to a circle. Variables are ordered according to their correlation with water vapor. 94

Fig. 33. Correlation circle given by the first plane of the Principal Component Analysis. The representation accounts for 82% of the inertia of the dataset. The correlation between two variables is given by the cosine of the angles between the two vectors they are represented by..... 95

Fig. 34. Maps of the differences of SSH variance at crossovers (cm^2). The color scale ranges from -5 to 5 cm^2 98

Fig. 35. Scatterplots of the retrieved dh using the algorithms from this paper with respect to the retrieved dh from Jason-2 operational product. The scale of dh is between 0 and 50 cm. 99

Fig. 36. Map of differences between the retrieved dh using the algorithms from this paper minus the retrieved dh from Jason-2 operational product. The color scale is between -2 and 2 cm..... 100

Figure 37 : Moyenne sur l'année 2005 du paramètre gamma, le taux de décroissance des profils de température estimé à partir des profils ECMWF. L'échelle de couleur est comprise entre -10 et +1 K/km (source : Obligis et al. 2009).....	105
Figure 38: Nuages de points des résidus du modèle statistique (cm) par rapport à la dh de référence (cm). Les lignes pleines correspondent à la moyenne des résidus par classe de correction troposphérique de 2 cm. Les pointillés correspondent à la moyenne des résidus plus ou moins leur écart-type sur ces mêmes classes.	108
Figure 39: Cartes des résidus d'estimation (cm). L'échelle de couleur est comprise entre -1 et 1 cm	109
Figure 40: Cartes des différences des résidus d'estimation (cm) par rapport à l'utilisation ou non du paramètre gamma. L'échelle de couleur est comprise entre -1 et 1 cm.	109
Figure 41: Cartes des différences moyennes de correction troposphérique entre les algorithmes utilisant le paramètre gamma et ceux ne l'utilisant pas. L'échelle de couleur est comprise entre -1 et 1 cm.	112
Figure 42: Cartes des différences de variance des différences de SSH aux points de croisement (cm ²) par rapport à l'algorithme opérationnel, JMR_OP. L'échelle de couleur est comprise entre -5 et 5 cm ²	113
Figure 43: Nuages de points des dh estimées à partir des algorithmes étudiés (en abscisse) par rapport à l'algorithme opérationnel de la mission Jason-2 (en ordonnée). L'échelle des corrections troposphériques humides est comprise 0 et 50 cm.	114
Figure 44: Cartes de différences entre la dh estimée par les algorithmes de l'étude et la dh estimée par l'algorithme opérationnel de la mission Jason-2. L'échelle de couleur est comprise entre -2 et 2 cm.	115
Figure 45 : Différences moyennes de tb24 entre AMSU et MWR sans filtrer les boîtes à proximité des côtes.	122
Figure 46 : Cartes moyennes de tb24 par boîte de 3 degrés entre 2004 et 2010 (en haut) et cartes moyennes des différences de tb24 entre 2004 et 2010 (en bas).	123
Figure 47 : Nuages de points des différences par boîte des tb24 moyennées par rapport aux tb24 AMSU	125
Figure 48 : Séries temporelles des anomalies de tb24 (en haut) et séries temporelles des différences d'anomalies de tb24 (en bas). Les températures de brillance sont exprimées en Kelvin.	126
Figure 49 : Tendances non-linéaires des séries temporelles d'anomalies et de leurs différences exprimées en Kelvin. Les tendances ont été estimées en appliquant un filtre de lœss et les intervalles de confiance sont construits suivant la méthode Sieve's Bootstrap, en considérant des résidus autorégressifs d'ordre 1.	129

Figure 50 : En haut, diagrammes de Hovmöller des moyennes mensuelles de tb24 pour AMSU, JMR, MWR. En bas, diagrammes de Hovmöller des différences des moyennes mensuelles de tb24 entre AMSU et JMR et entre AMSU et MWR. 131

Figure 51 : En haut, diagrammes de Hovmöller des anomalies mensuelles de tb24 moyennées pour AMSU, JMR, MWR. En bas, diagrammes de Hovmöller des différences d’anomalies mensuelles moyennées de tb24 entre AMSU et JMR et entre AMSU et MWR. 132

Figure 52 : Tendances non-linéaires et intervalles de confiance à 95% par bande de latitude estimées par la méthode de Sieve’s Bootstrap. 133

Figure 53 : Tendances linéaires des moyennes mensuelles de tb24 par boîtes de 3 degrés (a). Pareil que (a) mais seules les tendances significatives sont montrées ($\alpha=0.05$) (b). Tendances linéaires des moyennes mensuelles des différences entre radiomètres par boîtes de 3 degrés (c) Pareil que (c) mais seules les tendances significatives sont montrées ($\alpha=0.05$) (d) 135

Figure 54 : Résultats de la méthode de triple collocation. A gauche, les séries temporelles des « scatter-index » (i.e. le ratio entre l’écart-type du bruit et la moyenne mensuelle de tb24). Au milieu, les séries temporelles du paramètre d’ajustement, « intercept ». A droite, les séries temporelles du paramètre d’ajustement, « slope». 136

Figure 55 : Triple collocation sur fenêtre glissante d’un an et évolution de la droite d’ajustement. 138

Figure 56 : Nuages de points des températures de brillance, exprimées en Kelvin, dans la gamme des 30 GHz en fonction de la température de brillance à 24 GHz, à gauche pour JMR et à droite pour le radiomètre MWR. L’échelle en abscisse et en ordonnée est comprise entre 140 et 220 K. 142

Figure 57: Nuages de points des températures de brillance estimées à partir des fonctions de transfert «intra» (en abscisse) comparées à la tb3x (en ordonnée), à gauche pour JMR et à droite pour MWR. Les températures de brillance sont exprimées en Kelvin 144

Figure 58 : Cartes des différences moyennes, exprimées en Kelvins, entre les estimations des fonctions de transfert «intra » et les tb3x. A gauche pour JMR et à droite pour MWR. 145

Figure 59 : Carte moyenne du contenu en eau liquide nuageuse (kg/m^2) entre janvier 2004 et décembre 2010, estimée à partir du radiomètre MWR de la mission Envisat. 146

Figure 60 : Nuages de points des températures de brillance, exprimées en Kelvins, dans la gamme des 30 GHz en fonction de la tb31 du radiomètre AMSU, à gauche pour JMR et à droite pour MWR. 147

Figure 61 : Nuages de points des températures de brillance, exprimées en Kelvins, dans la gamme des 30 GHz, en ordonnée, en fonction de l’estimation par fonction de transfert des radiomètres AMSU, en abscisse. A gauche pour JMR et à droite pour MWR. 149

Figure 62 : Cartes des différences moyennes, exprimées en Kelvins, entre les fonctions de transfert «inter » et les températures de brillance à 3x GHz. A gauche pour JMR et à droite pour MWR. 150

Figure 63: Séries temporelles des tb3x et des fonctions de transfert à gauche. Séries temporelles des différences entre tb3x et les fonctions de transfert à droite. En haut, pour les séries JMR, en bas pour les séries MWR. 152

Figure 64 : Tendances non-linéaires des différences entre fonctions de transfert et la tb3x, estimées par la méthode du Sieve's Bootstrap. En rouge, la fonction de transfert « inter » et en noir, la fonction « intra ». A gauche, les tendances pour JMR et à droite, les tendances pour MWR..... 153

Figure 65: En haut, diagrammes de Hovmöller des anomalies mensuelles de la tb34 de JMR et des fonctions de transfert. En bas, diagrammes de Hovmöller des tendances non-linéaires et de leurs intervalles de confiance estimés par la méthode de Sieve's Bootstrap des différences d'anomalies mensuelles entre fonctions de transfert et la tb34 de JMR..... 155

Figure 66: En haut, diagramme de Hovmöller des anomalies mensuelles de la tb37 de MWR et des fonctions de transfert. En bas, diagramme de Hovmöller des tendances non-linéaires et de leurs intervalles de confiance estimés par la méthode de Sieve's Bootstrap des différences d'anomalies mensuelles entre fonctions de transfert et la tb37 de MWR 156

Figure 67: Estimation des tendances linéaires par boîte, en haut de la tb34 JMR et des fonctions de transfert, en bas des différences entre la tb34 JMR et les fonctions de transfert. En bas, seules les tendances significatives à un risque $\alpha = 5\%$ sont montrées..... 158

Figure 68: Estimation des tendances linéaires par boîte, en haut de la tb37 MWR et des fonctions de transfert, en bas des différences entre la tb37 MWR et la fonction de transfert. Dans la ligne du bas, seules les tendances significatives à un risque $\alpha = 5\%$ sont montrées..... 159

Figure 69 : Triple collocation appliquée à la tb34 JMR et aux fonctions de transfert, en haut pour chaque mois, en bas sur une fenêtre glissante de 1 an. La ligne du bas montre l'évolution de la droite d'ajustement en termes de biais par rapport à la tb34 JMR entre le début et la fin de la période. 161

Figure 70 : Triple collocation appliquée à la tb37 MWR et aux fonctions de transfert, en haut pour chaque mois, en bas sur une fenêtre glissante de 1 an. La ligne du bas montre l'évolution de la droite d'ajustement en termes de biais par rapport à la tb37 MWR entre le début et la fin de la période. 164

Figure 71 : Cartes des biais relatifs moyens et régionaux entre les températures de brillance à 24 GHz des radiomètres AMSU et MWR après le retraitement des températures de brillance et l'application d'une nouvelle correction des lobes secondaires 174

Figure 72 : Diagramme de Hovmöller des biais relatifs par bande de latitude des températures de brillance à 24 GHz entre les radiomètres AMSU et MWR après le retraitement des températures de brillance et l'application d'une nouvelle correction des lobes secondaires..... 174

Figure 73 : Séries temporelles des moyennes mensuelles des températures de brillance et de leurs différences; à gauche à 24 GHz et à droite à 31 GHz, pour les radiomètres AMSU et leur séries moyennes..... 210

Figure 74 : Tendances non-linéaire des différences de températures de brillance AMSU avec le produit moyen AMSU en haut pour la tb24 et en bas pour la tb31. Les courbes sont respectivement noires, rouges et vertes pour AMSU-15, 16 et 17..... 213

Figure 75 En haut, cartes de différences moyennes de tb24 entre les radiomètres AMSU (15,16 ou 17) et la carte moyenne des AMSU. En bas, nuages de points des différences entre cartes moyennes (en ordonnée) par rapport à la température moyenne mesurée par l'ensemble des AMSU (en abscisse)..... 215

Figure 76 : En haut, cartes de différences moyennes de tb31 entre les radiomètres AMSU (15, 16 ou 17) et la carte moyenne des AMSU. En bas, nuages de points des différences entre cartes moyennes par rapport à la température moyenne mesurée par l'ensemble des AMSU..... 217

Figure 77 : Diagrammes de Hovmöller des différences de tb24 et d'anomalies mensuelles entre les radiomètres AMSU (15, 16 ou 17) et leur produit moyen. 218

Figure 78 : Diagrammes de Hovmöller des différences de tb31 et d'anomalies mensuelles entre les radiomètres AMSU (15, 16 ou 17) et leur produit moyen. 219

Figure 79 : Triple collocation sur fenêtre glissante d'un an des températures de brillance à 24 GHz du radiomètre AMSU avec pour référence le produit moyen AMSU. ... 221

Figure 80 : Triple collocation sur fenêtre glissante d'un an des températures de brillance à 31 GHz du radiomètre AMSU avec pour référence le produit moyen AMSU. ... 222

TABLE DES TABLEAUX

Tableau 1 : Ordre de grandeur des corrections de la distance altimétrique R. (source : Ollivier, 2006)	7
Tableau 2 : Incertitudes sur la pente du niveau moyen de la mer entre 1993 et 2008..	8
Tableau 3 : Caractéristiques nominales des missions altimétriques et de leurs radiomètres (source : Desportes, 2008)	11
Table 4: Nominal characteristics of the studied radiometers and their mission.....	47
Table 5: Statistics of water vapor bins composing the averaged maps of water vapor between 2004 and 2010.....	51
Table 6: Test of nullity of the trend of water vapor content measured by each mission and test of nullity for the trend of differences between missions. The tests are made using knowing that the estimators are asymptotically normal. The t-value is the computed value of the test statistics. The p-value indicates the percentage of chance to be wrong (under the assumptions of the models) when concluding to a significant change in the water vapor content level in this period.	56
Table 7: Nominal characteristics of the radiometers used in altimetry missions	80
Table 8: Root mean square error (rms) and average bias of the regression models on the test database	86
Table 9: Average sensitivity of the models to their input parameters for median conditions.....	90
Table 10: Differences of SSH variance at crossovers with respect to Jason-2 operational product, JMR_OP. Differences are positive when the algorithm performances are worse than those of JMR_OP.	97
Table 11 : Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (rms) en cm des modèles de régression statistique sur la base de test et sur la base d'apprentissage.....	106
Table 12 : Différences de variance des différences de SSH aux points de croisement par rapport au produit opérationnel Jason-2, JMR_OP.....	110
Table 13 : Différences de variance des différences de SSH aux points de croisement par rapport au produit opérationnel Jason-2, JMR_OP pour des mesures de correction troposphérique inférieures à 35 cm uniquement.....	116
Tableau 14 : Date de lancement et temps de passage à l'équateur des radiomètres AMSU (source : Mo, 2010).....	121
Tableau 15 : Statistiques des tb24 moyennées par boîtes entre 2004 et 2010.....	124
Tableau 16: Test de nullité de la tendance linéaire de la tb24 pour chaque mission et pour les différences entre missions. Les tests sont réalisés en supposant le comportement	

asymptotiquement normal des estimateurs. La p-valeur indique le pourcentage de chance d'observer une pente supérieure à la pente mesurée sous l'hypothèse que la pente est nulle. 128

Tableau 17: rms des fonctions de transfert « intra » sur la base d'apprentissage et sur l'ensemble des données (base de test). Le suffixe « NONE » désigne les comparaisons réalisées de manière directe (i.e. sans l'aide de fonction de transfert) entre les tb24 et les tb3x. 143

Tableau 18 : rms des fonctions de transfert « inter » sur la base d'apprentissage et sur l'ensemble des données (base de test). Le suffixe « NONE » désigne les comparaisons réalisées de manière directe (i.e. sans l'aide de fonction de transfert) entre les radiomètres. 148

Tableau 19: Tendances linéaires estimées et tests de nullité de la tendance pour les différences entre tb3x et les fonctions de transfert. Les tests de nullité sont réalisés en supposant le comportement asymptotiquement normal des estimateurs de pente. 154

Tableau 20: Corrélations des séries temporelles des moyennes mensuelles de tb24 avec la moyenne des AMSU en fonction de la date initiale de la série. 211

Tableau 21 : Ecart-types des différences des séries temporelles de moyennes mensuelles de tb24 et de la série moyenne des AMSU en fonction de la date initiale de la série. 211

Tableau 22 : corrélations des séries temporelles des moyennes mensuelles de tb31 avec la moyenne des AMSU en fonction de la date initiale de la série. 211

Tableau 23 : Écart-type des différences des séries temporelles de moyennes mensuelles de tb31 et de la série moyenne des AMSU en fonction de la date initiale de la série. 212

Tableau 24 : Ecart-types des différences entre cartes moyennes de tb24. 214

Tableau 25 : Ecart-types des différences entre cartes moyennes de tb31. 216

ANNEXES

SOMMAIRE

ANNEXE I : ARTICLE SOUMIS DANS OCEAN SCIENCE, LEGEAIS ET AL (2014)	193
ANNEXE II: COHERENCE DES CAPTEURS AMSUA.....	209
A. SÉRIES TEMPORELLES	209
B. DISTRIBUTION SPATIALE.....	213
C. DYNAMIQUE SPATIO-TEMPORELLE	217
D. TRIPLE COLLOCATION	219
E. CONCLUSIONS	223

ANNEXE I : ARTICLE SOUMIS DANS OCEAN SCIENCE, LEGEAI ET AL (2014)



Evaluation of wet troposphere path delays from atmospheric reanalyses and radiometers and their impact on the altimeter sea level

J.-F. Legeais, M. Ablain, and S. Thao

Collecte Localisation Satellites, Parc Technologique du canal, 8–10 rue Hermès, 31520 Ramonville Saint-Agne, France

Correspondence to: J.-F. Legeais (jlegeais@cls.fr)

Received: 26 March 2014 – Published in Ocean Sci. Discuss.: 23 June 2014

Revised: 27 August 2014 – Accepted: 26 September 2014 – Published: 10 November 2014

Abstract. The assessment of long-term errors in altimeter sea level measurements is essential for studies related to the mean sea level (MSL) evolution. One of the main contributors to the long-term sea level uncertainties is the correction of the altimeter range from the wet troposphere path delay, which is provided by onboard microwave radiometers for the main altimeter missions. The wet troposphere correction (WTC) derived from the operational European Centre for Medium-Range Weather Forecast (ECMWF) atmospheric model is usually used as a reference for comparison with the radiometer WTC. However, due to several improvements in the processing, this model is not homogenous over the altimetry period (from 1993 onwards), preventing the detection of errors in the radiometer WTC, especially in the first altimetry decade. In this study, we determine the quality of WTC provided by the operational ECMWF atmospheric model in comparison with the fields derived from the ERA-Interim (ECMWF) and the National Centers for Environmental Predictions/National Center for Atmospheric Research (NCEP/NCAR) reanalyses. Separating our analyses on several temporal and spatial scales, we demonstrate that ERA-Interim provides the best modeled WTC for the altimeter sea level at climate scales. This allows us to better evaluate the radiometer WTC errors, especially for the first altimetry decade (1993–2002), and thus to improve the altimeter MSL error budget. This work also demonstrates the relevance of the interactions between the “altimetry” and “atmosphere” communities, since the expertise of each is of benefit to the other.

1 Introduction

Since the early 1990s, sea level has been monitored by several altimeter space missions. These measurements have become essential in the understanding of the impact of climate change on mean sea level (MSL) evolution at global and regional scales, particularly in the coastal areas of the world (Willis and Church, 2012). However, ensuring the long-term consistency and stability of altimeter measurements is challenging. The rate of change of the global MSL has been determined to be around 3.2 mm yr^{-1} , with an error close to 0.6 mm yr^{-1} over the 1993–2012 period (Ablain et al., 2012). The main contributors to such an uncertainty are the orbit errors, the ageing of the altimeter instrument and the correction of the altimeter range path delay (PD) associated with the water vapor and cloud liquid water in the troposphere (Ablain et al., 2009; Couhert et al., 2014). The wet troposphere correction (WTC) used in the estimation of sea level is usually computed from onboard nadir-looking microwave radiometers, which are well adapted for monitoring the highly variable wet troposphere signals at a variety of spatial scales. However, the errors associated with this WTC may be the largest contributor to the uncertainty of the global MSL estimation. Indeed, the long-term stability of the global WTC is estimated to be at the level of $\pm 0.3 \text{ mm yr}^{-1}$ (Obligis et al., 2010; Ablain et al., 2009). At regional scales, the correction displays strong geographical variations with higher values in areas of strong evaporation such as the tropics, and the uncertainty on the WTC stability may reach 1.0 mm yr^{-1} in these regions (Brown et al., 2010; Ablain et al., 2012).

The radiometer instrumental drift that potentially affects the long-term stability of the WTC may result from not

only the components' ageing but also from internal temperature variations induced by maneuvers or when the instrument is turned off. Almost all radiometers onboard past or current altimetry missions have suffered instrumental drifts (18.7 GHz channel for the TOPEX MicroWave Radiometer/TMR, 23.8 GHz channel for ERS-2/MWR, 36.5 GHz channel for the Envisat/MWR, mainly 34 GHz channels for the Jason-1 JMR and Jason-2 Advanced AMR). The detection of these instrumental drifts is critical for altimetry and MSL studies, especially as atmospheric water vapor is strongly correlated with interannual El Niño–Southern Oscillations (ENSOs), and in the meantime, its long-term evolution is affected by climate warming. These natural variations represent a limiting factor for an accurate calibration of the radiometer WTC. An instrumental drift could thus be wrongly interpreted as a geophysical trend or even the opposite. Thus, a careful radiometer calibration is required to accurately measure the global and regional trends of the sea level (Cazenave et al., 2010).

To reduce the risks of misinterpreting the observed drifts, different methods have been developed to detect, assess and correct these instrumental drifts. Examples include comparison with other radiometers and with other independent data sets (GPS, radio sounding, etc.) (Keihm et al., 2000; Niell et al., 2001; Zlotnicki and Desai, 2004). An illustration of this was the detection of the spurious drift of the early TOPEX TMR measurements (Fu and Haines, 2012). The Jason-1 and Jason-2 radiometers (JMR and AMR, respectively) have benefited from an internal calibration thanks to the noise diode system (Brown et al., 2007), but the associated WTC is affected by spurious jumps (Brown et al., 2011). The long-term survey of the measured brightness temperatures over naturally stable cold or hot terrestrial targets has provided a reduction of the JMR drift from 3 to 0.1 mm yr⁻¹ (Brown et al., 2007). For Jason-2, a semiautonomous radiometer calibration system (ARCS) aims to remove the largest jumps of the AMR measurements before the production of geophysical data records. However, it was not designed for climate-oriented calibration (Brown et al., 2011). For Jason-3, planned to be launched in 2015, a periodic cold-sky look has been proposed that can be achieved by pointing the radiometer antenna into open space. This should improve the stability of the associated WTC and significantly reduce the time required to perform a climate-quality calibration. Finally, the radiometer drift can also be detected by comparison with the WTC derived from meteorological numerical models. The instrumental WTC is preferred to the modeled correction since it provides a better estimation of the wet troposphere path delay with respect to precision, sensitivity and spatial sampling (Stum, 1994; Urban et al., 2001). However, the modeled corrections remain one of the few independent references to assess the long-term stability of the radiometer corrections. Usually, the operational model derived from ECMWF (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts) (Molteni et al., 1996) is used to make

these comparisons. Drift, jumps and maneuvers have already been highlighted on TOPEX, Jason-1, Jason-2 and Envisat onboard radiometers (Obligis et al., 2010). The quality of ECMWF operational WTC is not, however, homogenous over the altimetry period (from 1993 onwards). This is due to several processing evolutions which produce jumps or drift, preventing or reducing our ability to detect errors on radiometer WTC, especially in the first altimetry decade. Atmospheric reanalyses such as the ECMWF ERA-Interim (Dee et al., 2011) or that of the National Centers for Environmental Predictions/National Center for Atmospheric Research (NCEP/NCAR) (Kalnay et al., 1996) have been more uniformly processed than the operational model, thereby eliminating jumps due to changes to the processing strategy. The objective of this study is to better characterize the radiometer uncertainties by comparing the instrumental correction of the main altimeter missions over the entire altimeter era with all of these modeled WTC. This should determine whether one of these modeled corrections can be used as a reference to assess the radiometer WTC performances. The novelty of our approach is that the assessment of the modeled and instrumental WTC is performed through the analysis of altimeter sea level calculation and by separating several spatial and temporal scales well representative of climate signals.

A description of the method of comparison and the data used in this study is described in the next section. Then the quality of the modeled WTC is analyzed at short temporal scales. In the following section, the long-term stability of the WTC is discussed at global and regional scales. The ability to reproduce annual and interannual signals is then presented and a summary and discussion are provided.

2 Data and methods

2.1 Models of wet troposphere corrections

The ERA-Interim WTC is based on the ECMWF interim reanalyses (Dee et al., 2011) and it corresponds to the latest global atmospheric reanalysis of the model. The operational ECMWF WTC is produced by EUMETSAT using 3-D data from the ECMWF model to generate wet troposphere estimations. The NCEP/NCAR reanalysis (Kalnay et al., 1996) is provided by NOAA/OAR/ESRL PSD, Boulder, Colorado, USA, and is available from their website at <http://www.esrl.noaa.gov/psd/>. These three data sets are available as 4-times-daily global grids with a 0.75° × 0.75° spatial resolution for ERA-Interim, an increasing resolution over the altimetry era from 0.5° × 0.5° up to 0.12° × 0.12° for the operational ECMWF model and 2.5° × 2.5° for the NCEP/NCAR reanalysis.

2.2 Altimeter data used

The altimetry era (1993–2012) has been sampled by two time series derived from the TOPEX/Poseidon (TP), Jason-1 (J1)

and Jason-2 (J2) missions, and also from the ERS-1 (E1), ERS-2 (E2) and Envisat (EN) missions. As each satellite platform has its own onboard radiometer with different spatial coverage and temporal resolution, both time series have been used for this study in order to better validate the results. The altimeter measurements used are the Archiving, Validation, Interpretation of Satellite Oceanographic (AVISO) data (AVISO, 2013). The radiometer WTC is generally directly derived from level-2 altimeter products, usually called geophysical data records (GDR). However in order to use the latest and best correction available, there are some exceptions. For Jason-1, we have applied the enhanced Jason-1 Microwave Radiometer (Brown, 2010) corrections containing better wet troposphere path delay corrections along with better land, rain and ice flagging for coastal regions than that found in the GDR-C release. For TOPEX, the radiometer WTC included in TP merged GDR products (M-GDR) has been corrected with a drift correction (Scharoo et al., 2004) and empirical correction of yaw maneuvers (TOPEX 2005 annual validation report, AVISO, 2006). For Jason-2, the correction is derived from the GDR-D release. Concerning ESA missions, for Envisat, we use a very recent correction (internal technical note: reprocessing of RA2-MWR v2.1b. CLS-DOS-NT-13-114.), allowing for improvement in the small temporal scales (< 20 days) of sea level. For ERS-2, we use an updated correction derived from a neural algorithm (Obligis et al., 2006). For the ERS-1 mission, the correction of the ocean products (OPR, ERS equivalent of GDR product) is used. For all radiometer WTC, an editing criterion is used so that the values of the correction out of the range $[-0.50, 0.0 \text{ m}]$ are edited.

2.3 Strategy and method of comparison

In order to accurately compare WTC between models and radiometers, we interpolate the model's grids in space and time (by bilinear interpolation) on the satellite ground tracks. Note that we have used the already interpolated along-track values provided in the altimeter products for the WTC derived from the operational ECMWF model, whereas we have computed the WTC derived from the two atmospheric reanalyses. We have been able to check with some 3-D output fields of the operational ECMWF model that our computation algorithm is correct and does not contribute to any difference between the different modeled WTC. The comparison of along-track interpolated values reduces the effect of the spatiotemporal sampling of altimeters. Another main interest is to directly calculate the altimeter sea surface height (SSH) successively using WTC derived from models and radiometers. Through analysis of the differences between altimeter sea level estimations computed with different corrections, we are able to assess the quality of the WTC by evaluating the primary signals that are representative of climate scales.

The analyses are focused on the long-term evolution (trend over a period longer than 10 years) of the global and regional

sea level, which is relevant for climate studies. Global and regional trend differences between models and radiometers are computed over the 20 years of the altimetry era (from 1993 onwards) applying the MSL calculation method described on the AVISO website (<http://www.aviso.altimetry.fr/en/data/products/ocean-indicators-products/mean-sea-level.html>).

The biases between the different radiometers are removed when calculating the temporal evolution of the differences between altimeter sea levels corrected from different WTC over the altimetry era. These biases are precisely estimated thanks to the measurements from the verification phases when the satellites follow each other in close succession and the same atmosphere is measured by the onboard radiometers.

We also analyze interannual (signals between 2 and 5 years) and annual signals, which are of great interest in explaining the complex mechanisms of the ocean variability. Llovel et al. (2011) have shown that the interannual global MSL variations could be linked to land water storage oscillations, especially during ENSO events. A better description of these signals requires a very accurate calculation of the global MSL at interannual timescales, and thus it is fundamental to determine WTC errors at these temporal scales.

Finally, we also estimate the impact of WTC at shorter scales (lower than 10 days). These scales are indirectly linked with climate scales since high temporal frequency errors increase the formal error estimation of larger temporal signals previously described. The impact of using various models of WTC on the SSH performances is estimated by computing the variance of the SSH differences between ascending and descending tracks of each altimeter. Crossover points with time lags less than 10 days are selected so that, at each point of comparison, the altimeter is considered to measure near-identical sea state at the same place. As the atmospheric temporal autocorrelation scale is relatively close to a few hours (Stum, 1998), this allows for a good estimation of the impact of this correction on the high-frequency part of the altimeter SSH. Moreover, in order to keep the regions where the signal will be stronger, additional editing of the crossover points is performed, using only data with latitudes lower than 50° , bathymetry deeper than -1000 m and regions of ocean variability lower than 400 cm^2 . This selection is performed only for the crossover points analysis in Sect. 3. In this study, the term "SSH performances" is used to assess to what extent altimeter sea levels are similar at the crossover points between ascending and descending tracks.

3 High frequencies of the sea level

3.1 Global scale

The impact of the modeled or radiometer WTC in the calculation of SSH for high-frequency signals (lower than 10 days) is quantified by plotting the temporal evolution of the SSH

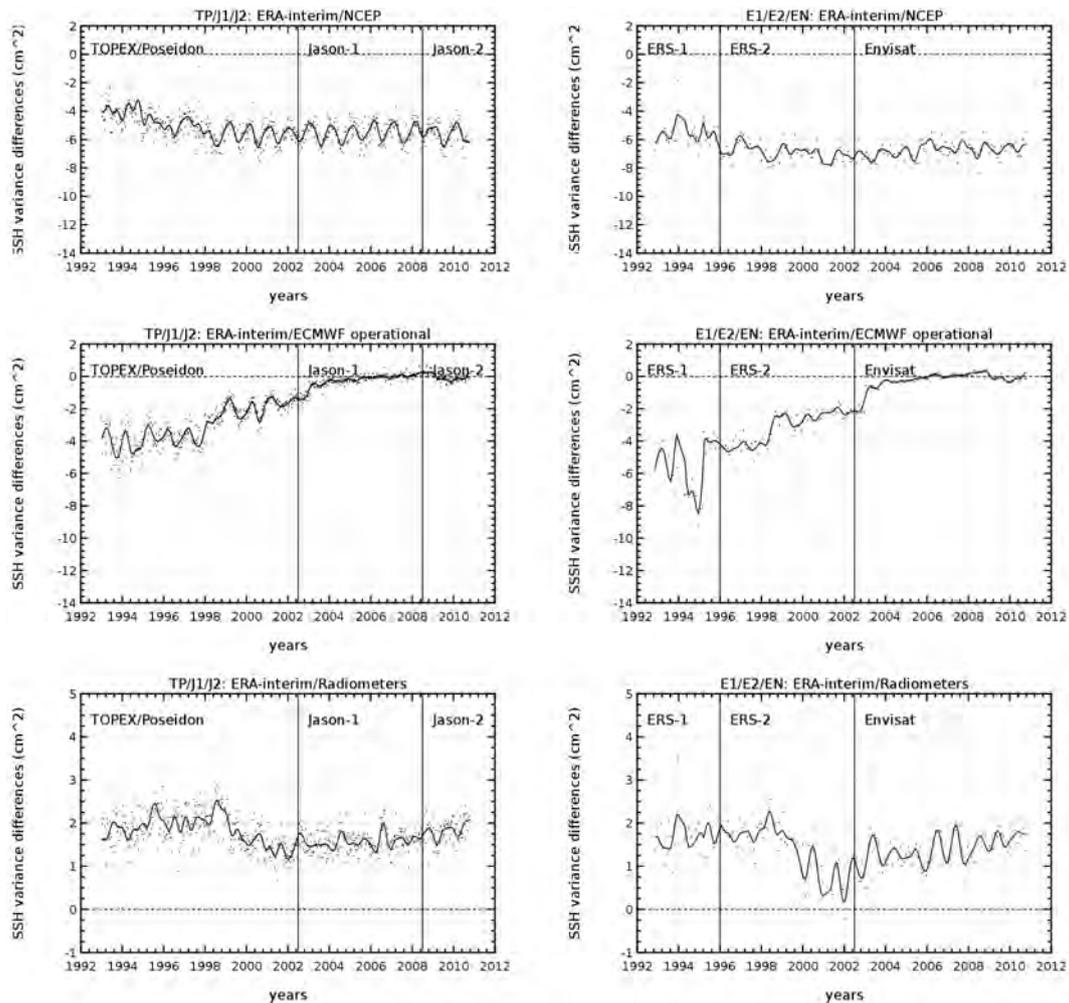


Figure 1. Temporal evolution of sea surface height (SSH) variance differences at crossovers (in cm^2) using different wet troposphere corrections successively in the calculation of SSH: ERA-Interim and NCEP/NCAR reanalysis (top), ERA-Interim and ECMWF operational (middle), ERA-Interim and radiometer (bottom). Statistics have been computed with TOPEX/Jason-1/Jason-2 data on the left and ERS-1/ERS-2/Envisat on the right without any selection of the data.

variance differences at crossovers (see Sect. 2) computed successively with different WTC in the estimation of SSH (Fig. 1). Compared with the use of the operational ECMWF model (middle panels of Fig. 1), the altimeter SSH performances are significantly improved with the ERA-Interim reanalysis. The improvement is greater over the first decade of the altimetry era, with a variance reduction of 6 cm^2 before 1995 and close to 2 cm^2 around 2002. Note that a strong deterioration is observed in 1994 (a relative 4 cm^2 decrease) for ERS-1 crossovers, which is not detected with the TP measurements in the same period. This most likely highlights an anomaly in the operational ECMWF WTC available in the ERS-1 products. Over the second decade, the improvement is lower than 2 cm^2 and becomes insignificant from 2006 onwards (lower than 0.5 cm^2), but no deterioration is measured with ERA-Interim. This result is not expected, since the operational ECMWF model has benefited

from significant improvements, mainly associated with an increased spatial resolution, an improvement in the data assimilation process, and evolutions of the model (Andersson et al., 2005). Thus, the operational model should better solve the small spatial and temporal scales than its reanalysis. This smaller impact than expected could be related to coastal areas which are not included in these statistics (bathymetry deeper than -1000 m), but this remains to be investigated. Charts in the top panels of Fig. 1 indicate that the ERA-Interim reanalysis provides a significant improvement in the altimeter SSH performances compared with the NCEP/NCAR model (negative variance differences). The variance reduction remains relatively constant over the altimetry era, regardless of whether it is computed with the TP/J1/J2 time series (5 cm^2) or with the E1/E2/EN measurements (6 cm^2). Thanks to this gain in performance with the ERA-Interim WTC, the impact of using this reanalysis is now estimated by comparison with

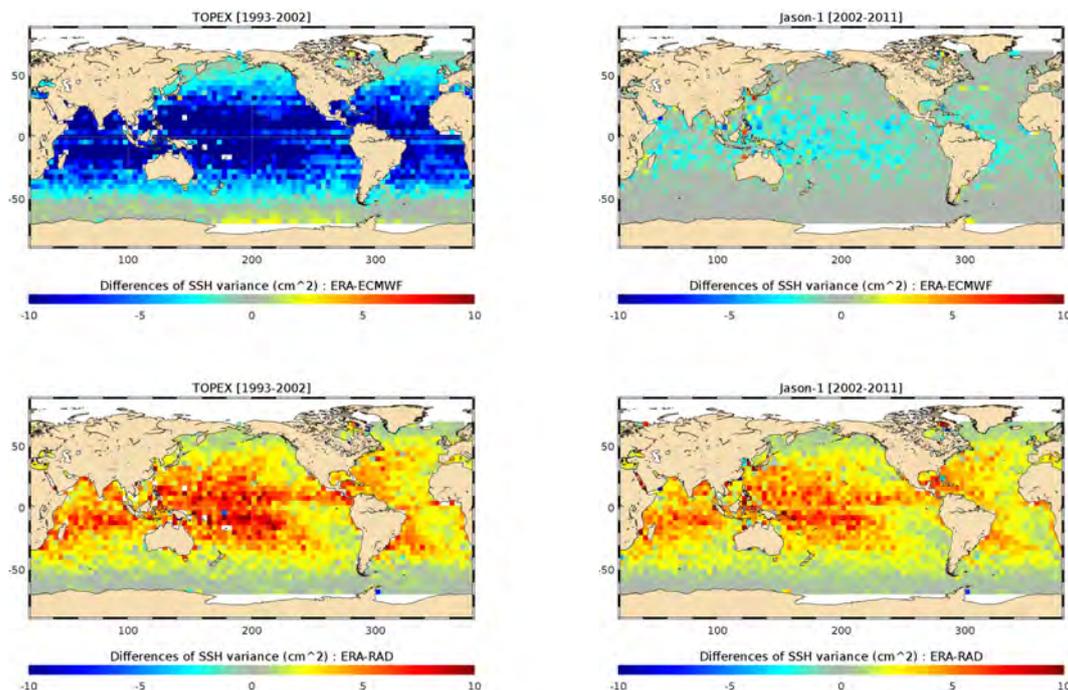


Figure 2. Map of SSH variance differences at crossovers (in cm^2) using the ERA-Interim and radiometer wet troposphere corrections (bottom) and the ERA-Interim and ECMWF wet troposphere correction (top) successively in the calculation of SSH. Statistics have been computed over the first altimetry decade (from 1993 to 2002) using TOPEX data (left) and the second altimetry decade (from 2002 to 2011) using Jason-1 data (right).

radiometer WTC at crossovers. The bottom panels of Fig. 1 display the temporal evolutions of the variance differences and clearly indicate better performances of the radiometers (positive variance differences) at these timescales. The increase in variance is relatively constant over the 20 years of both altimeter time series (between 1 and 2 cm^2).

3.2 Regional scales

Figure 2 displays the spatial distribution of the crossover SSH variance differences. The period of study is separated over the two decades of the altimetry era (1993–2002, 2002–2011) in order to take into account the evolution of the operational ECMWF model's quality. The better results obtained with ERA-Interim compared with the operational ECMWF model over the first decade are spatially homogeneously distributed between 50° S and 50° N , with a variance reduction of 10 cm^2 at low latitudes. This constitutes a drastic improvement in the SSH estimations. Over the second decade (upper right panel of Fig. 2), the SSH variance reduction obtained with the reanalysis is restricted to latitudes lower than 30° , where the wet troposphere physical content is higher, with differences less than 3 cm^2 . No impact is observed at these timescales at higher latitudes.

The bottom panels of Fig. 2 show the impact of using the ERA-Interim reanalysis WTC compared with the use of the radiometer WTC. The positive values indicate that the

altimeter SSH performances are deteriorated with the model by a relatively homogeneous magnitude over the altimetry period. Slightly higher differences are observed in the western part of the Atlantic and Pacific oceans, with values up to 5 cm^2 in this latter basin.

Thus, at short temporal scales and as expected, improved altimeter SSH performances are obtained with the use of microwave radiometers, demonstrating the importance of the availability of such instruments onboard satellite altimeters. However, the radiometer WTC performances are better characterized at small temporal scales with the ERA-Interim reanalysis since it provides significantly improved results compared with the use of the operational ECMWF model (notably over the first altimetry decade) and the NCEP/NCAR reanalysis (over the entire altimetry era). The quality assessment of the WTC at longer timescales will benefit from improved precision at shorter ones. Indeed, reduced high-frequency errors will decrease the formal error estimation of the signals at longer wavelengths such as the annual cycle or the trend.

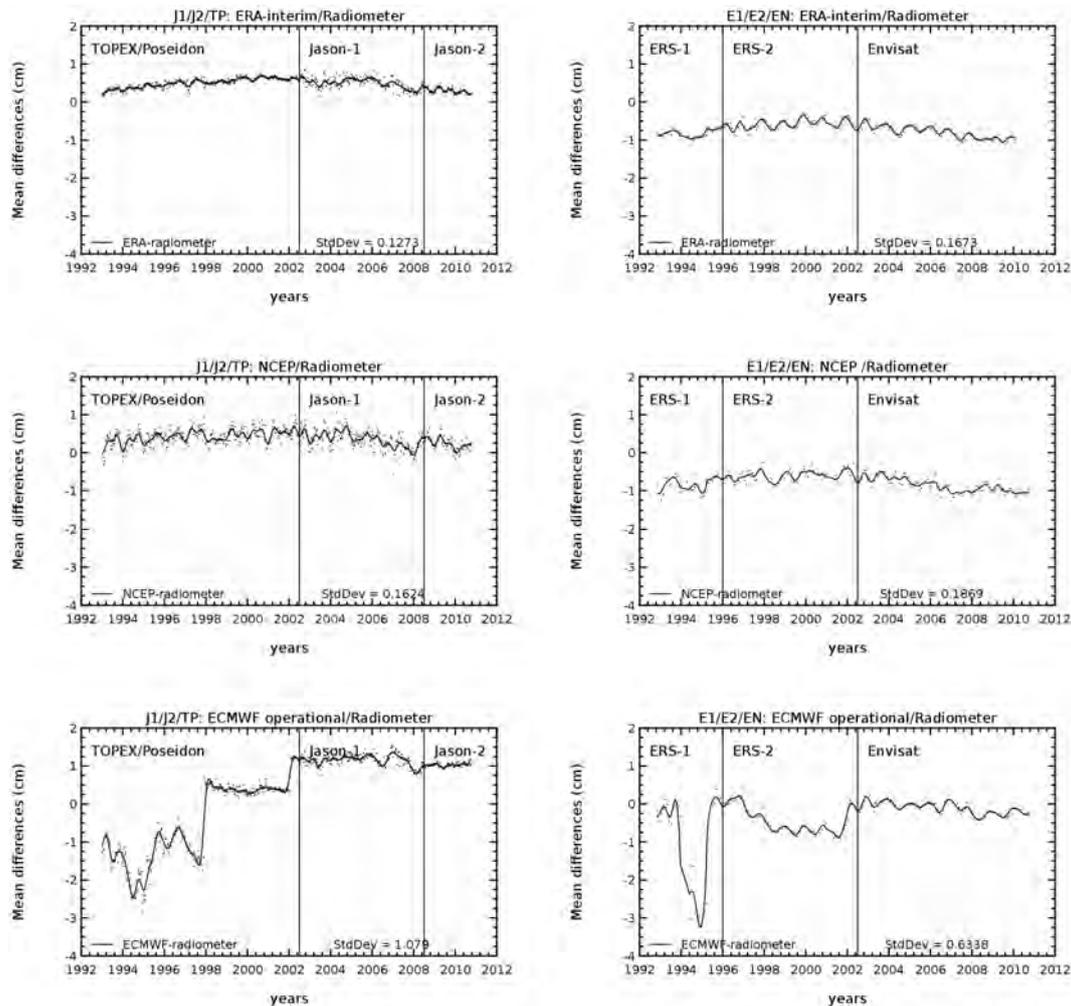


Figure 3. Temporal evolution of global mean differences between altimeter SSHs corrected from wet troposphere corrections computed with several models and the radiometers (in cm): ERA-Interim reanalysis (top), NCEP/NCAR reanalysis (middle) and ECMWF operational (bottom). Statistics have been computed with TOPEX/Jason-1/Jason-2 data on the left and ERS-1/ERS-2/Envisat on the right without any geographical selection of the data. The biases between the radiometer measurements of the altimeter missions have been removed.

4 The long-term stability of the altimeter sea level

4.1 Global mean sea level

The impact of using the modeled WTC instead of the radiometer correction is now analyzed in terms of the global drift of the altimeter SSH anomalies. The suitability of reanalyses to characterize trends and the drift of the wet troposphere correction in particular has already been discussed (Bengtsson et al., 2004; Dessler and Davis, 2010; Thorne and Vose, 2010); those studies suggest a strong sensitivity to the computational methods and to the data assimilation (changes in the global observing system). Here, we want to determine whether a modeled WTC can be used to detect a drift of the radiometers and which model is the most adapted for such a detection.

Figure 3 presents the temporal evolution of differences between altimeter sea levels corrected from different WTC, where the biases between the different radiometers have been removed, as described in Sect. 2. The differences between the operational ECMWF model and the radiometer correction (bottom panels) present a high variability (standard deviation of 1.1 and 0.6 cm for the TP/J1/J2 and E1/E2/EN time series, respectively) with some jumps as in 2002 (1 cm). This evolution is attributed to the upgrades of the operational model and illustrates that the stability of the operational model's outputs can not be guaranteed (Fernandes et al., 2014). Similar to the case of the ERS-1 anomaly observed in 1994 (see Sect. 3), we believe that the 2 cm jump observed in 1998 with TP data only is related to the update of the correction in the altimeter products. The variability of the global MSL differences is drastically reduced when the ERA-Interim (upper panels) and NCEP/NCAR (middle panels) reanalyses are compared

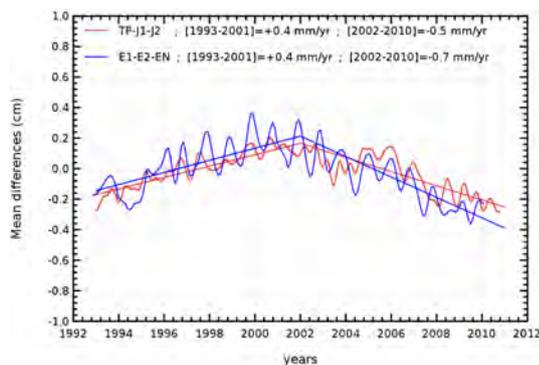


Figure 4. Temporal evolution of global mean differences between altimeter SSHs corrected from wet troposphere corrections computed with ERA-Interim and the radiometers (in cm). Statistics are computed with TOPEX/Jason-1/Jason-2 data (in red) and ERS-1/ERS-2/Envisat data (in blue) without any geographical selection. The drifts between ERA-Interim and radiometer WTC have been computed according to decades (1993–2001 and 2002–2010) for both time series and are indicated at the top.

with the instrumental correction since the reanalyzed time series are much more stable than the outputs of the operational model. A stronger annual signal is observed in the differences with ERS-1 and 2 and Envisat than with TOPEX and Jason-1 and 2, which is mainly associated with the difference of spatial coverage. The standard deviation of the differences is slightly smaller with ERA-Interim compared to the NCEP/NCAR reanalysis, regardless of the altimeter data used (0.1 cm vs. 0.2 cm for the TP/J1/J2 time series). The ERA-Interim WTC has the closest long-term behavior to the radiometers, which suggests that the stability of the instrumental WTC can be analyzed in more detail by comparison with this reanalysis.

From thorough analysis of the temporal evolution of the differences between the modeled and the instrumental WTC, a “parabolic” signal is highlighted (Fig. 3, top panels) for the TP/J1/J2 time series as well as for the E1/E2/EN one. Similar evolution is depicted with the NCEP/NCAR reanalysis but not as significantly (middle panels). To better highlight this signal, the temporal evolution of the former difference is shown in Fig. 4 with a reduced range of the ordinate axis, with both altimeter time series and the associated trends computed separately for the two decades. The drift of the ERA-Interim reanalysis compared with the radiometer correction is of $+0.4 \text{ mm yr}^{-1}$ over the first period and -0.5 and -0.7 mm yr^{-1} over the second period with the TP/J1/J2 and E1/E2/EN time series, respectively. We would like to know whether this evolution is attributed to the radiometers or to the reanalyzed fields.

The answer to this is not obvious. On the one hand, as the two consecutive linear signals are similarly observed when using the two different radiometer time series, and as the onboard microwave radiometers are different and a priori

independent, this suggests that the error could be related to the modeled WTC. On the other hand, as the consecutive linear signals are similarly detected with both ERA-Interim and NCEP/NCAR reanalyses, and as both of these reanalyses are a priori independent, this leads to the opposite conclusion: errors will be due to radiometers. Therefore, an immediate conclusion can not be made on the origin of the errors between radiometer and models at these timescales.

Furthermore, the hypothesis that radiometers are completely independent might be inappropriate. On the one hand, some similarities exist between the algorithms that reconstitute the WTC from the brightness temperatures, and, on the other hand, similar channels are exploited by the radiometers (as the 23.7 Hz) to measure the wet troposphere content. Therefore, even if the instruments are independent, a correlated signal error could be introduced by these potential dependences. In the same way, the independence of ERA-Interim and NCEP reanalyses could also be questioned since a common data assimilation anomaly has been introduced in both reanalyses (Dee et al., 2011; Kalnay et al., 1996). Thus, the determination of the origin of these parabolic signals requires further investigations on the processing of radiometer WTC as well as on the data assimilation in models.

4.2 Regional mean sea level

As strong differences can be distinguished in the spatial distribution of the water vapor troposphere content (30 cm path delay differences between low and high latitudes), the regional MSL trends may be significantly affected by the altimeter WTC. At high latitudes, the radiometer measurements are deteriorated in the ice-covered regions, which should explain major discrepancies with the modeled WTC. The impact of the modeled or radiometer WTC on the regional MSL is analyzed in terms of the spatial distribution of the sea level trend differences (Fig. 5), and we focus on low and midlatitudes.

Firstly, when comparing the operational ECMWF model with the radiometer correction, strong differences of several millimeters per year in absolute values are obtained over the first altimetry decade (middle left panel). Over the second period (middle right), the MSL trend differences reach almost $+1.0 \text{ mm yr}^{-1}$ in the equatorial Indian and Pacific oceans and they are relatively homogeneously distributed elsewhere, with an average of -0.5 mm yr^{-1} . This confirms that the operational model is not adapted to assess the regional MSL trends, particularly with the first altimetry records. Secondly, the MSL trends obtained with the WTC derived from the NCEP/NCAR reanalysis and the radiometer (bottom panels) depict differences of more than $\pm 3.0 \text{ mm yr}^{-1}$, with a strong spatial variability at low and midlatitudes over the global altimetry period. Finally, the ERA-Interim WTC provides the smallest differences in regional altimeter MSL trends compared to those derived from the radiometer (Fig. 5, upper panels). The discrepancies are mainly distributed along the

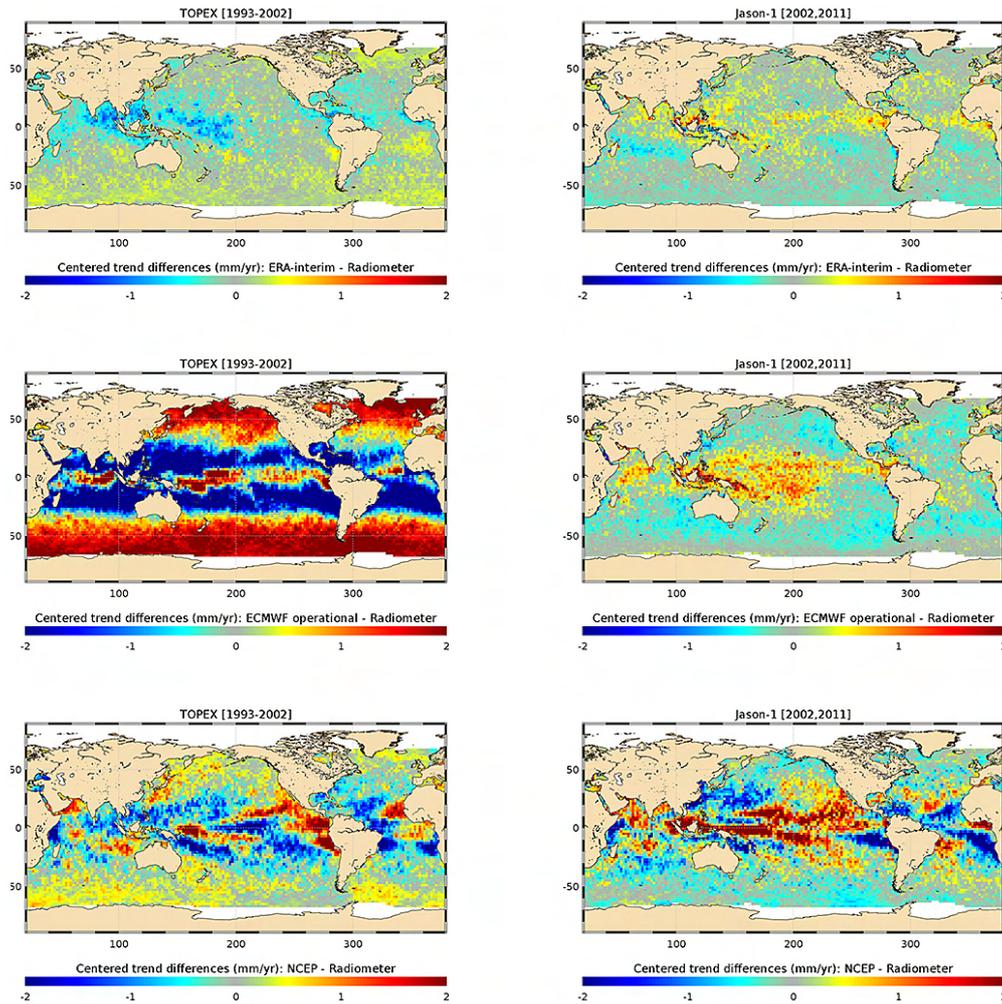


Figure 5. Map of the regional differences (centered on the mean, in mm yr^{-1}) between the trends of altimeter sea levels, successively corrected from modeled wet troposphere corrections and the radiometer corrections: ERA-Interim reanalysis (top), ECMWF operational (middle) and NCEP/NCAR reanalysis (bottom). Statistics have been computed over the first altimetry decade (from 1993 to 2002) with TOPEX data (left) and over the second altimetry decade (from 2002 to 2011) with Jason-1 data (right).

Equator and are in the range of $\pm 0.5 \text{ mm yr}^{-1}$ over both altimetry decades. No significant geographical bias is observed. However, smaller differences do not necessarily constitute an improvement. From looking at the spatial variability of the MSL trend differences, a more homogeneous distribution will suggest an improved quality. This spatial variability is reduced the most with the ERA-Interim reanalysis, especially for the first altimetry decade.

The performances of both reanalyses could not really be distinguished with regard to the impact on the global MSL trend (see previous section), but the regional approach reveals that the WTC derived from the ERA-Interim reanalysis is substantially better for assessing the radiometer's stability and thus the long-term evolution of the altimeter MSL. We can not determine whether the remaining MSL trend differences obtained when comparing the ERA-Interim reanalysis and the radiometer are attributed to the model or

to the instrument. However, these comparisons contribute to better estimation of the errors in the radiometer at these timescales.

5 Annual and interannual signals

5.1 Annual signals

The annual signal of the atmospheric water vapor content (Nedoluha et al., 1996; Seele and Hartogh, 1999) directly affects the sea level estimation at this temporal scale through the altimeter range correction of the path delay. Over the first altimetry decade (TP measurements), the WTCs derived from both the ERA-Interim reanalysis and the operational ECMWF model provide altimeter SSH with amplitudes of the annual signal of about 3 cm (Fig. 6, top). This is very

close to the one obtained with the radiometer correction (difference of less than 1 mm). With the NCEP/NCAR reanalysis, this amplitude is significantly reduced, by more than 6 mm, over this period. When considering Jason-1 records over the second altimetry decade (Fig. 6, bottom), the small difference previously observed between the operational ECMWF model, its reanalysis and the instrumental correction has now disappeared. A 3 cm amplitude of the annual signal is observed with all the associated corrections. The NCEP/NCAR reanalysis still provides significantly reduced amplitude compared with the others. These comparisons suggest that less confidence in the estimation of the annual signal derived should be attributed to this model. Similar results (not shown here) have been obtained with ESA missions (E1, E2, EN). Contrary to the high frequencies and long-term evolution previously discussed, the corrections derived from the ERA-Interim reanalysis and the operational ECMWF model have similar performances to all the instrumental corrections in order to estimate the annual signal of the global altimeter MSL.

5.2 Regional annual signals

When considering the global ocean, the impact of the WTC on the annual signal amplitude has been discussed in terms of altimeter SSH anomalies, but at regional scales, the impact will be less pronounced and it is more relevant to estimate it through the WTC itself. The bottom panels of Fig. 7 reveal significant differences of more than 1 cm between the annual signal amplitudes estimated with the WTC derived from the NCEP/NCAR reanalysis and from the radiometers, with a strong spatial variability at low and midlatitudes regardless of which period is considered. Secondly, the difference in amplitude obtained with the ECMWF operational model vs. the radiometer (Fig. 7, middle panels) is large (1 cm) over the first altimetry decade and displays significant discrepancies until 50° latitude. Improved results are observed over the second decade, with differences less than 5 mm. Finally, the smallest differences and the most reduced spatial variability is detected with the ERA-Interim reanalysis over the first decade (top left panel of Fig. 7), with differences in the radiometer of less than 5 mm, mainly zonally distributed at low and midlatitudes (< 30°). The reanalysis provides slightly greater amplitude along the Equator and reduced at 10–30° latitude. After the year 2000, the results are similar to those obtained with the operational model but the consistency with the radiometer is slightly deteriorated with ERA-Interim in some regions. The ERA-Interim reanalysis is thus considered to have the best performances for the regional estimation of the annual signal of the WTC. This result is confirmed by the analysis of the phase of the annual signal (Fig. 8): very low phase differences are obtained with ERA-Interim reanalysis (< 5 days) over the whole altimetry period, whereas the ECMWF operational model and the NCEP/NCAR reanalysis provide stronger differences (up

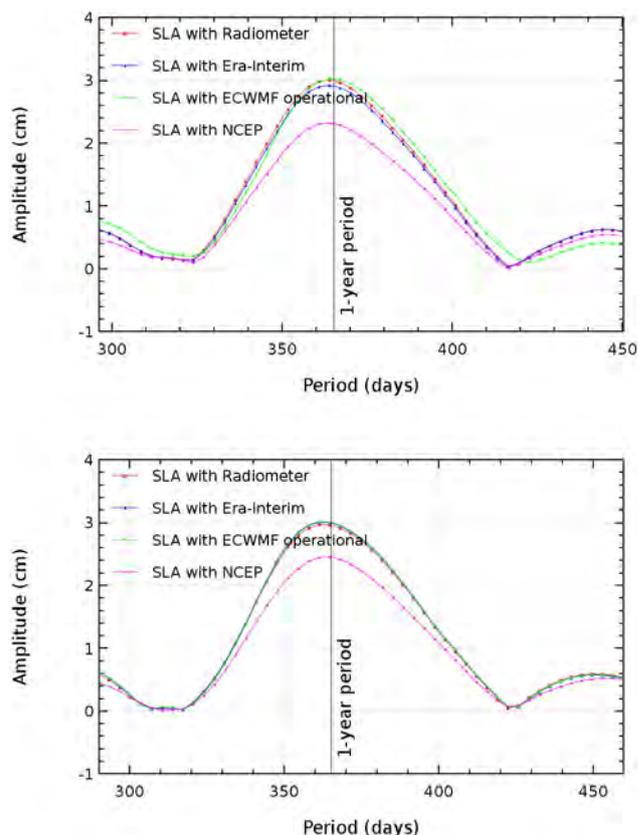


Figure 6. Amplitude of the annual signal (in cm) of the global altimeter mean sea level derived with different wet troposphere corrections over the first (top, TP data) and the second (bottom, Jason-1 data) altimetry decade.

to 30 days). There is no evidence to attribute the remaining differences between ERA-Interim and the radiometer to the model or to the instrument. However, like for the MSL trends, these results contribute to better estimation of the radiometer errors for the estimation of the annual signals and thus refine the altimeter sea level budget error at these timescales.

5.3 Interannual signals

As explained previously, MSL variations at interannual timescales (2–5 years) are of main interest for climate studies. Thus, very good knowledge of the altimetry errors is required at these timescales, especially for the water vapor in the atmosphere, whose natural variations may be on the same order as that of the global MSL (a few millimeters) (Lagerloef et al., 1999; Cazenave et al., 2010). In both cases, for the MSL and wet troposphere contents, these interannual evolutions are strongly correlated with interannual ENSOs (Nerem et al., 1999).

To analyze the differences at these timescales, we compare time series of different WTC over a few years (Fig. 9).

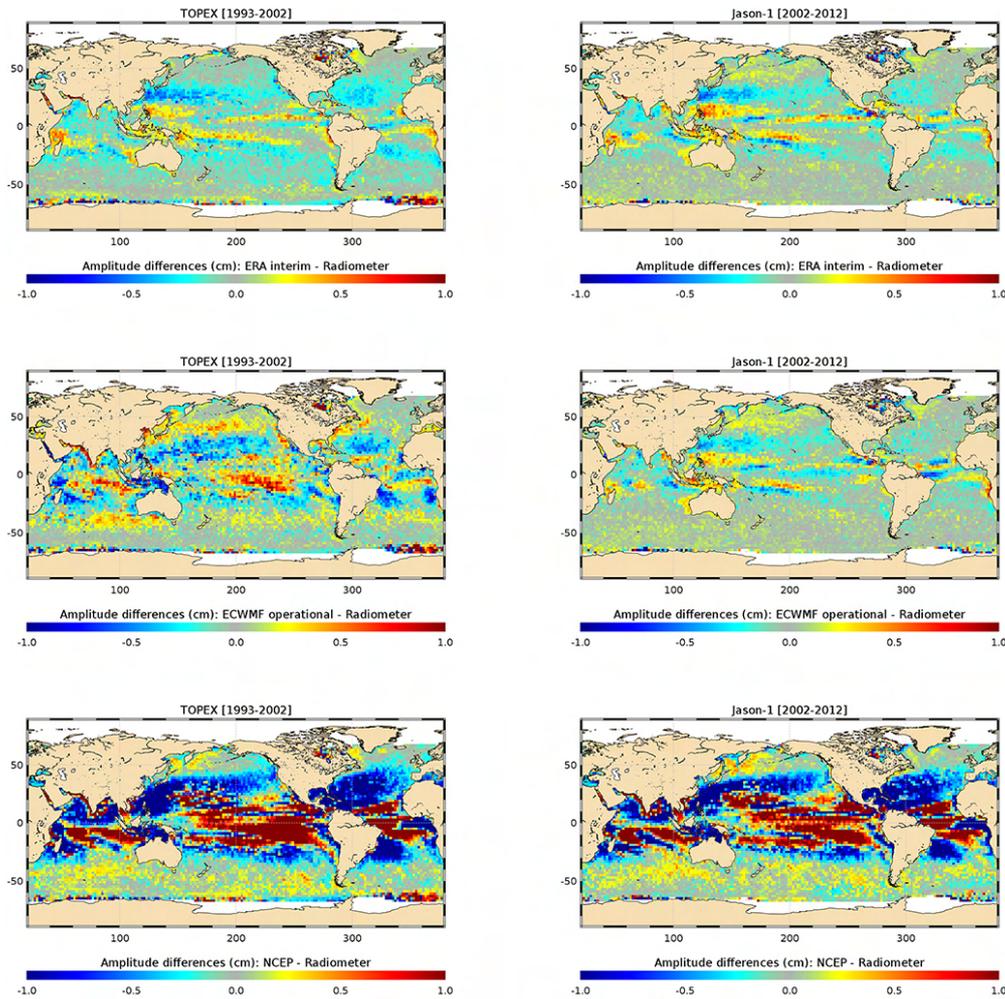


Figure 7. Regional differences in the annual signal's amplitude of the wet troposphere corrections (in cm) comparing each model (top: ERA-Interim; middle: operational ECMWF; bottom: NCEP/NCAR) with the radiometers over the first (left, TP data) and the second (right, Jason-1 data) altimetry decade. Contrary to other figures, we compare here the annual signal of the WTC itself.

Differences between the modeled and a radiometer WTC reveal distinct behaviors during the ENSO La Niña event of 2008. Except for the one derived from the operational ECMWF model, all corrections display a decrease in the wet troposphere path delay from the end of 2007 (drier atmosphere) followed by an increase after mid-2008. A global difference of 3 mm is observed compared with the radiometer and the other modeled corrections. As it corresponds to the order of magnitude of the signals that we want to detect, this illustrates the difficulty in providing an appropriate reference to assess the performances of the microwave radiometers at the interannual timescales. This also highlights that the associated variations of the water cycle in the atmosphere are better reproduced with global reanalyses rather than with operational models. The estimation of the interannual signals could thus constitute an improvement target in these models.

6 Discussion and conclusions

The radar altimeter range needs to be corrected from the path delay associated with water vapor content of the troposphere. Onboard microwave radiometers are preferred to provide the associated WTC since they remain the most precise and sensitive solution for estimating the highly variable wet troposphere signals with enough spatial and temporal sampling. The aim of this study was to determine to which extent a modeled correction could be used as a reference to assess the quality of the instrumental WTC, which further enables MSL climate estimations. To do this, the instrumental corrections of main altimeter missions have been compared with modeled WTC over the whole altimetry era. This has been done after interpolating the grids of the models on the satellite ground tracks in order to accurately compare both types of corrections through the estimation of the altimeter SSH. This also allows for the separation of different wavelengths representative of climate scales. The WTC derived from the

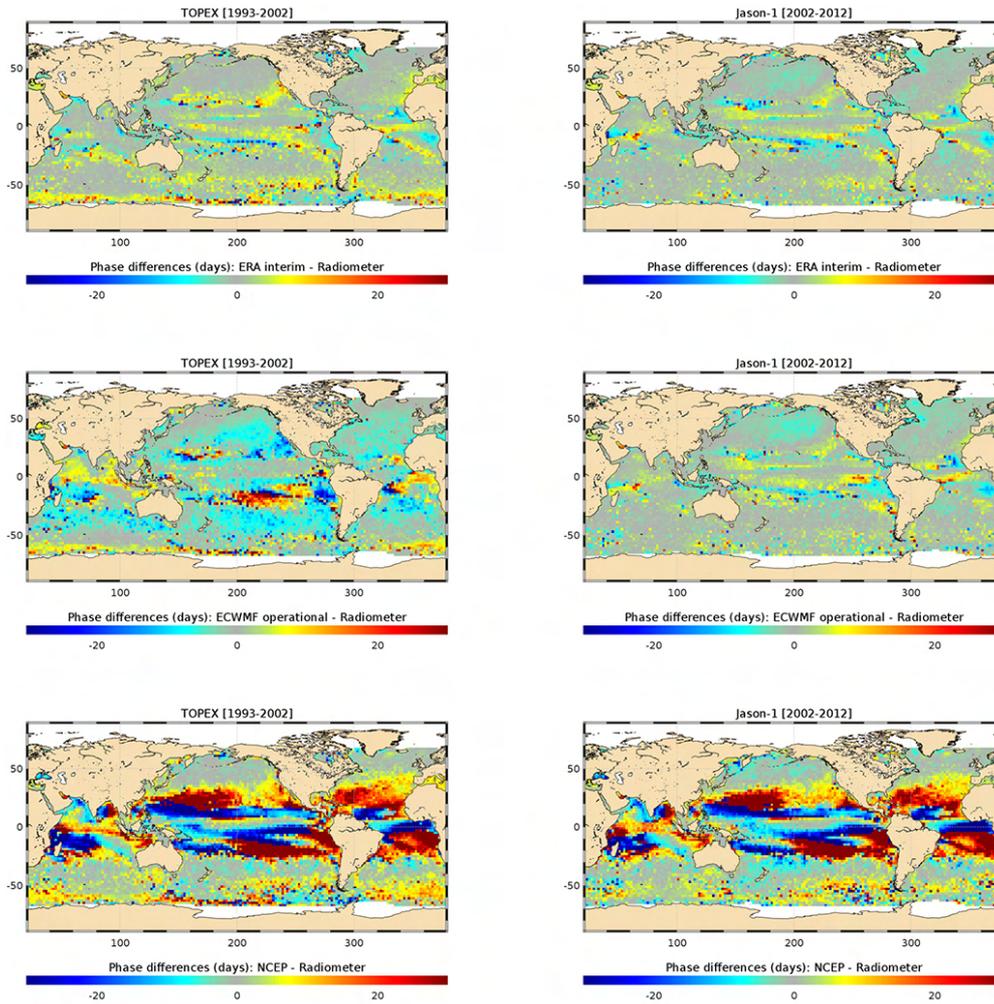


Figure 8. Regional differences in the annual signal’s phase of the wet troposphere corrections (in days) comparing each model (top: ERA-Interim; middle: operational ECMWF; bottom: NCEP/NCAR) with the radiometers over the first (left, TP data) and the second (right, Jason-1 data) altimetry decade. As in Fig. 8, we compare here the annual signal of the WTC itself.

ERA-Interim reanalysis appears to be the most adapted modeled reference to perform this quality assessment, particularly over the first altimetry decade: it provides a significant improvement in the altimeter SSH performances at small scales (less than 10 days) compared with the ECMWF operational modeled correction and it is substantially better for assessing the radiometer’s stability and thus the long-term evolution of the altimeter MSL at regional scales. These results help to better characterize the altimeter sea level uncertainties associated with the wet troposphere path delay. This directly contributes to the refinement of the altimeter MSL error budget, which is fundamental for answering the user’s requirements for climate applications.

However, some errors remain, particularly for the representation of the low-frequency variability of the water cycle in atmospheric reanalyses. The two linear evolutions observed over both altimetry decades when comparing the modeled WTC with the instrumental correction (Fig. 4)

could be related to an anomaly detected in global atmospheric reanalyses such as ERA-Interim. Indeed, in the context of the so-called “rain assimilation”, the greater the number of total column water vapor retrievals from SSM/I satellites, the greater the drying induced by the analysis increments. This results in the atmosphere being represented in ERA-Interim as more dry (wet) whenever an SSM/I satellite is introduced (withdrawn) in the rain assimilation process (P. Poli, personal communication, 2013). As several increases in the number of PWC (precipitable water content) retrievals occurred before 2001 and some decreases occurred from 2002 onwards, this could contribute to the observed evolution in Fig. 4.

This study demonstrates the benefit of using independent altimeter measurements to validate some fields of atmospheric reanalyses, such as the water vapor content of the wet troposphere. Similar work has also recently been performed for the pressure and wind fields derived from ERA-Interim

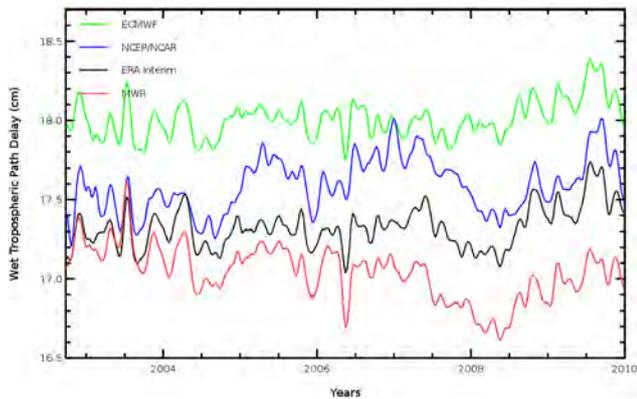


Figure 9. Time series of wet path delays (opposite of the wet troposphere correction, in cm) derived from the Envisat MWR radiometer, the ERA-Interim and NCEP/NCAR reanalyses, and the operational ECMWF model. Data at latitudes lower than 66° are selected and time series are 2-month-filtered and adjusted from annual and semiannual signals.

and other models (Carrère, 2014). In this way, interactions between the “altimetry” and “atmosphere” communities are relevant, since the expertise of each is of benefit to the other. Our approach will be adapted to assess the performances of other atmospheric reanalyses such as the new JRA-55 (Ebita et al., 2011) or the ERA-Clim/ERA-Sat reanalysis (Dee, 2012). The Japanese product, now available, is very promising, particularly because it may be free of the aforementioned problems related to the “rain assimilation”.

Acknowledgements. This work has been performed within the framework of the ESA Climate Change Initiative (CCI) project. We are grateful for the contribution of Jérôme Benveniste from ESA and also for the fruitful discussions with Nicolas Picot from CNES within the SALP project. We thank Paul Poli from ECMWF for the elements of discussion he gave us on the ERA-Interim reanalysis.

Edited by: N. Wells

References

- Ablain, M., Cazenave, A., Valladeau, G., and Guinehut, S.: A new assessment of the error budget of global mean sea level rate estimated by satellite altimetry over 1993–2008, *Ocean Sci.*, 5, 193–201, doi:10.5194/os-5-193-2009, 2009.
- Ablain, M., Larnicol, G., Faugere, Y., Cazenave, A., Meyssignac, B., Picot, N., and Benveniste, J.: Error Characterization of Altimetry Measurements at Climate Scales. Proceedings of the 20 years of progress in radar altimetry symposium, Venice, available at: http://www.aviso.altimetry.fr/fileadmin/documents/OSTST/2012/oral/02_friday_28/04_errors_uncertainties_I/03_EU1_Ablain.pdf (last access: 20 March 2014), 2012.
- Andersson, E., Bauer, P., Beljaars, A., Chevallier, F., Holm, E., Janiskova, M., Kallberg, P., Kelly, G., Lopez, P., McNally, A., Moreau, E., Simmons, A. J., Thépaut, J.-N., and Tompkins, A. M.: Assimilation and Modeling of the Atmospheric Hydrological Cycle in the ECMWF Forecasting System, *B. Am. Meteorol. Soc.*, 86, 387–402, doi:10.1175/BAMS-86-3-387, 2005.
- AVISO: TOPEX/Poseidon validation activities, 13 years of T/P data (GDR-Ms), CLS.DOS/NT/05.240. SALP-RP-MA-EA-21315-CLS, available at: www.aviso.altimetry.fr/fileadmin/documents/calval/validation_report/TP/annual_report_tp_2005.pdf (last access: 20 March 2014), 2006.
- AVISO: SSALTO/DUACS User Handbook: (M)SLA and (M)ADT Near-Real Time and Delayed Time Products, CLS-DOS-NT-06-034, SALP-MU-P-EA-21065-CLS, 2013.
- Bengtsson, L., Hagemann, S., and Hodges, K. I.: Can climate trends be calculated from reanalysis data?, *J. Geophys. Res.*, 109, D11111, doi:10.1029/2004JD004536, 2004.
- Brown, S.: A novel near-land radiometer wet path-delay retrieval algorithm: application to the Jason-2/OSTM advanced microwave radiometer, *IEEE T. Geosci. Remote*, 48, 1986–1992, doi:10.1109/TGRS.2009.2037220, 2010.
- Brown, S., Desai, S., Wenwen, L., and Tanner, A. B.: On the long-term stability of microwave radiometers using noise diodes for calibration, *IEEE T. Geosci. Remote*, 45, 1908–1920, doi:10.1109/TGRS.2006.888098, 2007.
- Brown, S., Desai, S., and Sibthorpe, A.: Error structures in the altimetry data from the Wet Tropospheric Path Delay correction, in: Proceedings of the OSTST Meeting, Lisbon, available at: http://www.aviso.altimetry.fr/fileadmin/documents/OSTST/2010/oral/19_Tuesday/Brown.pdf (last access: 20 March 2014), 2010.
- Brown, S., Desai, S., and Sibthorpe, A.: Improvements to the radiometer processing for GDR-D, in: Proceedings of the OSTST meeting, San Diego CA, available at: http://www.aviso.altimetry.fr/fileadmin/documents/OSTST/2011/oral/02_Thursday/Splinter5IP/04_Brown.pdf (last access: 20 March 2014), 2011.
- Carrère, L.: Improvement of DAC for climate and mesoscale studies using the ERA-Interim dataset, in preparation, 2014.
- Cazenave, A., Chambers, D. P., Cipollini, P., Fu, L.-L., Hurrell, J. W., Merrifield, M., Nerem, R. S., Plag, H. P., Shum, C. K., and Willis, J.: The challenge for measuring sea level rise and regional and global trends, in: Proceedings of OceanObs’09: Sustained Ocean Observations and Information for Society, edited by: Hall, J., Harrison, D. E., and Stammer, D., Vol. 1, European Space Agency, Noordwijk, the Netherlands, 135–152, (ESA Special Publication WPP-306), available at: <http://www.oceanobs09.net/proceedings/pp/2A3-Cazenave-OceanObs09.pp.11.pdf> (last access: 3 July 2014), 2010.
- Couhert, A., Cerri, L., Legeais, J.-F., Ablain, M., Zelensky, N., Haines, B., Lemoine, F., Bertiger, W., Desai, S., and Otten, M.: Towards the 1 mm/y stability of the radial orbit error at regional scales, *Adv. Space Res.*, online first, doi:10.1016/j.asr.2014.06.041, 2014.
- Dee, D. P.: The forefront of climate monitoring, International innovation, available at: http://www.era-clim.eu/news/p27-29_ERA_Clim_LowRes.pdf (last access: 20 March 2014), 2012.
- Dee, D. P., Uppala, S. M., Simmons, A. J., Berrisford, P., Poli, P., Kobayashi, S., Andrae, U., Balmaseda, M. A., Balsamo, G., Bauer, P., Bechtold, P., Beljaars, A. C. M., van de Berg, L., Bidlot, J., Bormann, N., Delsol, C., Dragani, R., Fuentes, M., Geer, A. J., Haimberger, L., Healy, S. B., Hersbach, H., Holm, E. V.,

- Isaksen, I., Kallberg, P., Kohler, M., Matricardi, M., McNally, A. P., Monge-Sanz, B. M., Morcrette, J.-J., Park, B.-K., Peubey, C., de Rosnay, P., Tavalato, C., Thépaut, J.-N., and Vitart, F.: The ERA-Interim reanalysis: configuration and performance of the data assimilation system, *Q. J. Roy. Meteor. Soc.*, 137, 553–597, doi:10.1002/qj.828, 2011.
- Dessler, A. E. and Davis, S. M.: Trends in tropospheric humidity from reanalysis systems, *J. Geophys. Res.*, 115, D19127, doi:10.1029/2010JD014192, 2010.
- Ebita, A., Kobayashi, S., Ota, Y., Moriya, M., Kumabe, R., Onogi, K., Harada, Y., Yasui, S., Miyaoka, K., Takahashi, K., Kamahori, H., Kobayashi, C., Endo, H., Soma, M., Oikawa, Y., and Ishimizu, T.: The Japanese 55-year Reanalysis “JRA-55”: An interim report, *SOLA*, 7, 149–152, doi:10.2151/sola.2011-038, 2011.
- Fernandes, M. J., Lazaro, C., Nunes, A. L., and Scharroo, R.: Atmospheric Corrections for Altimetry Studies over Inland Water, *Remote Sens.*, 6, 4952–4997, 2014.
- Fu, L.-L. and Haines, B. J.: The challenges in long-term altimetry calibration for addressing the problem of global sea level change, *Adv. Space Res.*, 51, 1284–1300, doi:10.1016/j.asr.2012.06.005, 2012.
- Kalnay, E., Kanamitsu, M., Kistler, R., Collins, W., Deaven, D., Gandin, L., Iredell, M., Saha, S., White, G., Woollen, J., Zhu, Y., Leetmaa, A., Reynolds, R., Chelliah, M., Ebisuzaki, W., Higgins, W., Janowiak, J., Mo, K. C., Ropelewski, C., Wang, J., Jenne, R., and Joseph, D.: The NCEP/NCAR 40-year reanalysis project, *B. Am. Meteorol. Soc.*, 77, 437–470, doi:10.1175/1520-0477(1996)077<0437:TNYRP>2.0.CO;2, 1996.
- Keilm, S., Zlotnicki, J. V., and Ruf, C. S.: TOPEX microwave radiometer performance evaluation, *IEEE T. Geosci. Remote*, 38, 1379–1386, 2000.
- Lagerloef, G. S. E., Mitchum, G. T., Lukas, R. B., and Niiler, P. P.: Tropical Pacific near-surface currents estimated from altimeter, wind, and drifter data, *J. Geophys. Res.*, 104, 23313–23326, doi:10.1029/1999JC900197, 1999.
- Llovel, W., Becker, M., Cazenave, A., Jevrejeva, S., Alkama, R., Decharme, B., Douville, H., Ablain, M., and Beckley, B.: Terrestrial waters and sea level variations on interannual time scale, *Global Planet. Change*, 75, 76–82, doi:10.1016/j.gloplacha.2010.10.008, 2011.
- Molteni, F., Buizza, R., Palmer, T. N., and Petroliagis, T.: The ECMWF ensemble prediction system: methodology and validation, *Q. J. Roy. Meteor. Soc.*, 122, 73–119, doi:10.1002/qj.49712252905, 1996.
- Nedoluha, G. E., Bevilacqua, R. M., Gomez, R. M., Waltman, W. B., Hicks, B. C., Thacker, D. L., and Matthews, W. A.: Measurements of water vapor in the middle atmosphere and implications for mesospheric transport, *J. Geophys. Res.*, 101, 21183–21193, doi:10.1029/96JD01741, 1996.
- Nerem, R. S., Chambers, D. P., Leuliette, E. W., Mitchum, G. T., and Giese, B. S.: Variations in global mean sea level associated with the 1997–1998 ENSO event: implications for measuring long term sea level change, *Geophys. Res. Lett.*, 26, 3005–3008, 1999.
- Niell, A. E., Coster, A. J., Solheim, F. S., Mendes, V. B., Toor, P. C., Langley, R. B., and Upham, C. A.: Comparison of Measurements of Atmospheric Wet Delay by Radiosonde, Water Vapor Radiometer, GPS, and VLBI, *J. Atmos. Ocean. Tech.*, 18, 830–850, 2001.
- Obligis, E., Eymard, L., Tran, N., Labroue, S., and Femenias, P.: First three years of the microwave radiometer aboard ENVISAT: in-flight calibration, processing, and validation of the geophysical products, *J. Atmos. Ocean. Tech.*, 23, 802–814, 2006.
- Obligis, E., Eymard, L., Ablain, M., Picard, B., Legeais, J.-F., Faugère, Y., and Picot, N.: The wet tropospheric correction for altimetry missions: a Mean Sea Level issue, in: Proceedings of the OSTST meeting, Lisbon, available at: http://www.aviso.altimetry.fr/fileadmin/documents/OSTST/2010/oral/19_Tuesday/OBLIGIS.pdf (last access: 20 March 2014), 2010.
- Scharroo, R., Lillibridge, J., and Smith, W. H. F.: Cross-calibration and long-term monitoring of the microwave radiometers of ERS, Topex, GFO, Jason-1 and Envisat, *Mar. Geod.*, 97, 279–297, doi:10.1080/01490410490465265, 2004.
- Seele, C. and Hartogh, P.: Water vapor of the polar middle atmosphere: annual variation and summer mesosphere Conditions as observed by ground-based microwave spectroscopy, *Geophys. Res. Lett.*, 26, 1517–1520, doi:10.1029/1999GL900315, 1999.
- Stum, J.: A comparison between TOPEX microwave radiometer, ERS 1 microwave radiometer, and European Centre for Medium-Range Weather Forecasting derived wet tropospheric corrections, *J. Geophys. Res.*, 99, 24927–24939, doi:10.1029/94JC01104, 1994.
- Stum, J.: A comparison of the brightness temperatures and water vapor path delays measured by the TOPEX, ERS-1, and ERS-2 Microwave Radiometers, *J. Atmos. Ocean. Tech.*, 15, 987–994, 1998.
- Thorne, P. W. and Vose, R. S.: Reanalyses Suitable for Characterizing Long-Term Trends, *B. Am. Meteorol. Soc.*, 91, 353–361, doi:10.1175/2009BAMS2858.1, 2010.
- Urban, T. J., Pekker, T., Tapley, B. D., Kruizinga, G. L., and Shum, C. K.: A multiyear intercomparison of wet troposphere corrections from TOPEX/Poseidon, ERS-1 and ERS-2 microwave radiometers and the European centre for medium-range weather forecasts model, *J. Geophys. Res.-Oceans*, 106, 19657–19669, doi:10.1029/2001JC000486, 2001.
- Willis, J. K. and Church, J. A.: Regional sea-level projection, *Perspect. Sci.*, 336, 550–551, 2012.
- Zlotnicki, V. and Desai, S. D.: Assessment of Jason Microwave Radiometer’s Measurement of Wet Tropospheric Path Delay using Comparisons with SSM/I and TMI, *Mar. Geod.*, 27, 241–253, 2004.

ANNEXE II : COHERENCE DES CAPTEURS AMSUA

La moyenne des mesures AMSU a été utilisée pour analyser la stabilité des températures de brillance des radiomètres MWR et JMR. La question que l'on se pose ici est de savoir si le choix de travailler avec l'ensemble des données AMSU était pertinent. Il était en effet peut être plus judicieux de ne travailler qu'avec une partie des radiomètres AMSU dont on est sûr de la stabilité. Dans cette partie, nous nous intéressons donc à l'inter-étalonnage des AMSU et nous présenterons quelques résultats quant à leur cohérence. N'ayant pas de critère absolu pour juger de l'étalonnage des radiomètres AMSU, nous la considérerons comme bonne si les radiomètres AMSU sont plus proches de leur produit moyen que ne le sont les radiomètres MWR ou JMR.

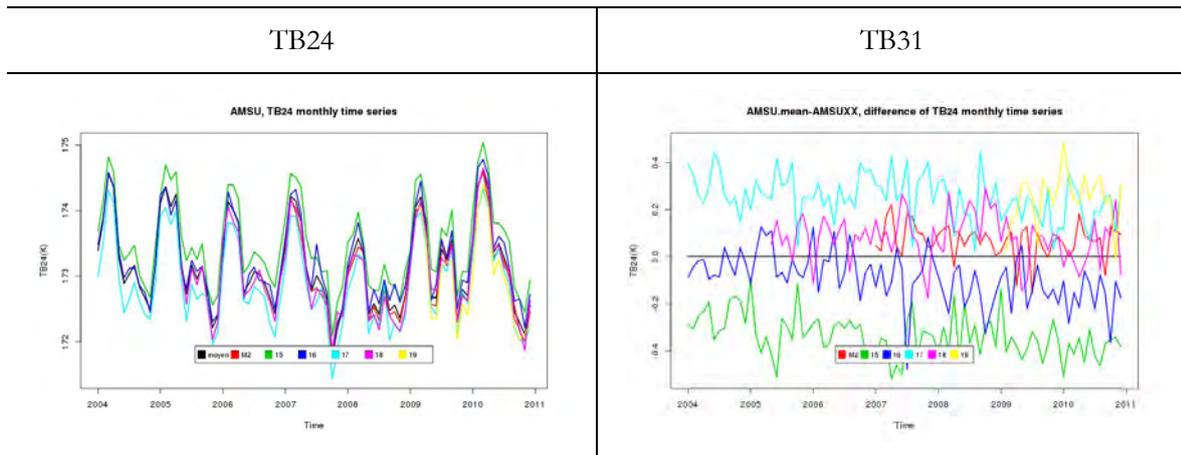
La cohérence des radiomètres AMSU sera étudiée en termes de distribution spatiale et d'évolution temporelle pour les températures de brillance à 23.8 GHz et 31 GHz. On s'intéressera surtout aux radiomètres 15, 16 et 17, présents sur l'ensemble de la période 2004-2010. La cohérence des radiomètres M2, 18, et 19 sera étudiée à travers des statistiques globales.

Pour la comparaison des tb31 AMSU, les radiomètres MWR et JMR serviront de points de comparaison et une fonction de transfert sera utilisée pour corriger les biais dus à la différence de fréquence. Ces fonctions de transfert sont nommées respectivement EN2AMSU_V2 et J12AMSU_V2 pour MWR et JMR. Elles sont construites selon la méthodologie exposée au chapitre 5.

A. SÉRIES TEMPORELLES

La cohérence des séries temporelles, pour les radiomètres AMSU, des moyennes mensuelles des températures de brillance à 24 GHz et à 31 GHz est étudiée. La cohérence des radiomètres AMSU entre eux sera comparé à la cohérence des radiomètres JMR et MWR avec le produit moyen des AMSU. L'accord des séries temporelles sera étudiée selon deux critères : 1) la corrélation des séries temporelles avec le produit moyen AMSU. 2) L'écart-type des différences des séries temporelles avec le produit moyen AMSU.

Séries temporelles des températures de brillance AMSU



Différences des séries temporelles

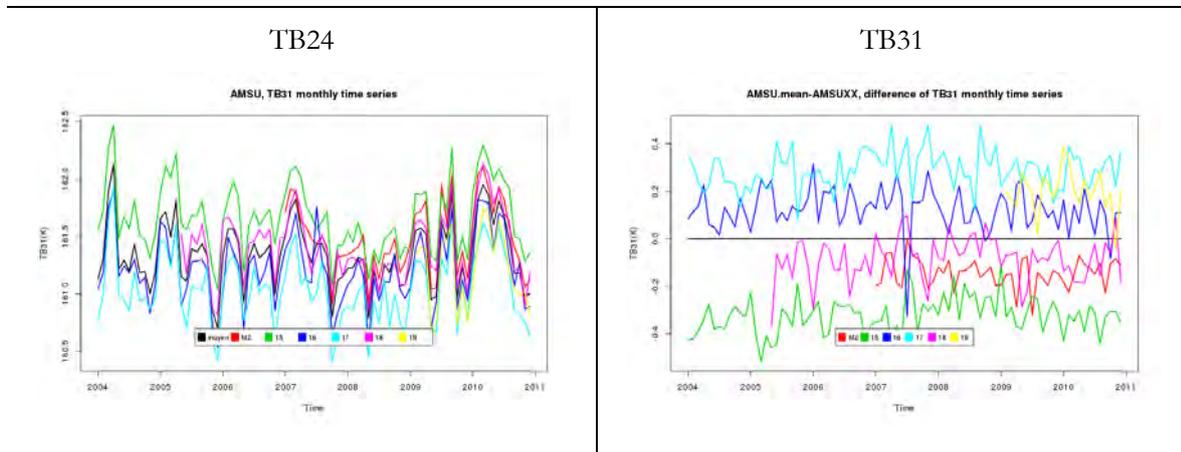


Figure 73 : Séries temporelles des moyennes mensuelles des températures de brillance et de leurs différences; à gauche à 24 GHz et à droite à 31 GHz, pour les radiomètres AMSU et leur séries moyennes.

Les séries temporelles des températures de brillance sont bien corrélées, aussi bien pour la tb31.4 que la tb23.8 (Figure 73). La corrélation entre les séries AMSU et leur moyenne est supérieure à 98% pour la tb23.8, et à 95% pour la tb31. A titre de comparaison, la corrélation de MWR et de JMR avec la série moyenne des AMSU atteint au maximum 98% pour la tb23.8, et 90% pour la tb31 (Tableau 20 ; Tableau 22). L'écart-type des différences est également plus faible entre les AMSU et leur série moyenne qu'entre MWR ou JMR et la série moyenne AMSU (Tableau 21 ; Tableau 23). Seul AMSU-19 montre un écart-type des différences du même ordre de grandeur qu'avec JMR ou MWR. Mis à part AMSU-19, l'écart-type maximum des différences avec les séries moyennes est de 12×10^{-3} K, contre une écart-type minimum de 16×10^{-3} K pour MWR et JMR.

Notons la présence de biais globaux entre les différents capteurs. AMSU-15 est positivement biaisé et AMSU-17 est négativement biaisé par rapport au produit moyen. Les biais entre capteurs AMSU sur les séries temporelles sont inférieurs à 1K. Des biais peuvent être liés aux effets diurnes, les heures locales de passage des satellites n'étant pas les mêmes.

Metop-2 et AMSU-17 sont cependant biaisés l'un par rapport à l'autre bien qu'ayant des heures de passage similaires (Tableau 14).

Tableau 20: Corrélations des séries temporelles des moyennes mensuelles de tb24 avec la moyenne des AMSU en fonction de la date initiale de la série.

		TB24 : Corrélation (XXX,MOY)								
		MOY	M2	15	16	17	18	19	MWR	JMR
Période	MOY 2004 -	1		0,99	0,99	0,99			0,98	0,97
	18 Mai 2005 -	1		0,99	0,98	0,98	0,98		0,97	0,97
	M2 Oct. 2006 -	1	0,41	0,99	0,99	0,98	0,98		0,97	0,97
	19 Fév. 2009-	1	0,52	0,99	0,99	0,99	0,99	0,98	0,98	0,98

Tableau 21 : Ecart-types des différences des séries temporelles de moyennes mensuelles de tb24 et de la série moyenne des AMSU en fonction de la date initiale de la série.

		Séries temporelles des différences de TB24 (XXX -MOY) : écart-type (10 ⁻³ K)								
		MOY	M2	15	16	17	18	19	EN2AMSU_V2	J12AMSU_V2
Période	MOY 2004 -	0		8	11	9			18	22
	18 Mai 2005 -	0		7	12	10	10		18	22
	M2 Oct. 2006 -	0	5	7	11	10	12		16	19
	19 Fév. 2009-	0	6	3	8	6	9	12	11	18

Tableau 22 : corrélations des séries temporelles des moyennes mensuelles de tb31 avec la moyenne des AMSU en fonction de la date initiale de la série.

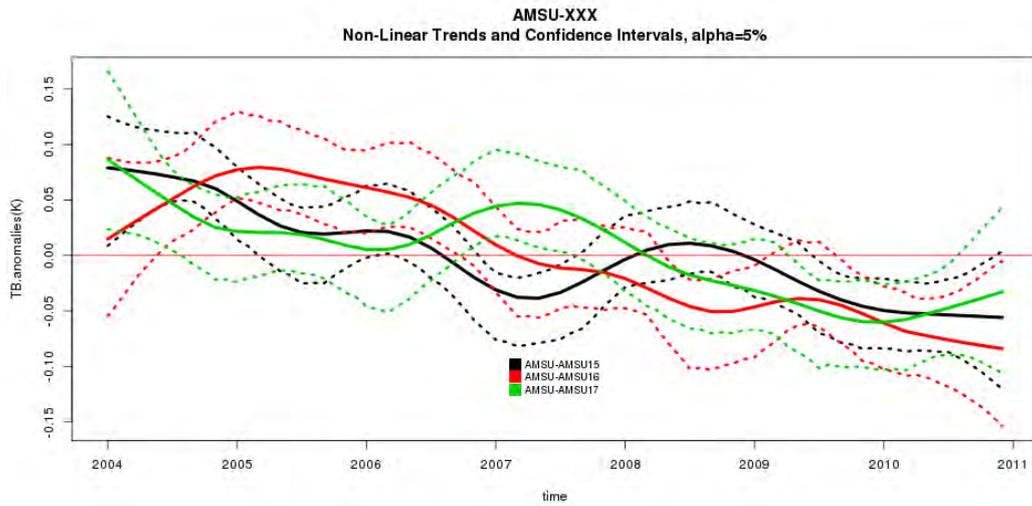
		TB31 Corrélation (XXX,MOY)								
		MOY	M2	15	16	17	18	19	EN2AMSU_V2	J12AMSU_V2
Période	MOY 2004 -	1		0,96	0,95	0,95			0,85	0,90
	18 Mai 2005 -	1		0,95	0,95	0,95	0,98		0,86	0,89
	M2 Oct. 2006 -	1	0,97	0,96	0,95	0,95	0,98		0,87	0,90
	19 Fév. 2009-	1	0,96	0,97	0,98	0,97	0,99	0,94	0,86	0,90

Tableau 23 : Écart-type des différences des séries temporelles de moyennes mensuelles de tb31 et de la série moyenne des AMSU en fonction de la date initiale de la série.

		Séries temporelles des différences de TB31 (XXX -MOY) :								
		écart-type (10^{-3} K)								
		MOY	M2	15	16	17	18	19	EN2AMSU_V2	J12AMSU_V2
Période	MOY 2004 -	0		8	9	8			26	18
	18 Mai 2005 -	0		8	10	9	9		23	17
	M2 Oct. 2006 -	0	6	7	12	10	9		24	18
	19 Fév. 2009-	0	8	5	5	7	7	14	30	22

En termes de dynamiques interannuelles, des différences sont également présentes entre AMSU-15, 16 et 17 sur la tb24 et la tb31, mais l'amplitude maximale ne dépasse pas les 0,2 K (Figure 74). En comparaison, l'amplitude maximale des différences avec MWR ou JMR à l'échelle interannuelle est également de 0, 2 K pour la tb24 (Figure 49) mais peut atteindre 0,5 K pour la tb3x (Figure 64). Pour la tb24, on observe un biais négatif, en fin de période, entre le produit moyen et les radiomètres 15 à 17. Ce biais est vraisemblablement imputable aux séries temporelles Metop-2 et AMSU-19 qui ont un comportement plus proche du radiomètre 17 que des radiomètres 15 et 16 en fin de période.

TB24



TB31

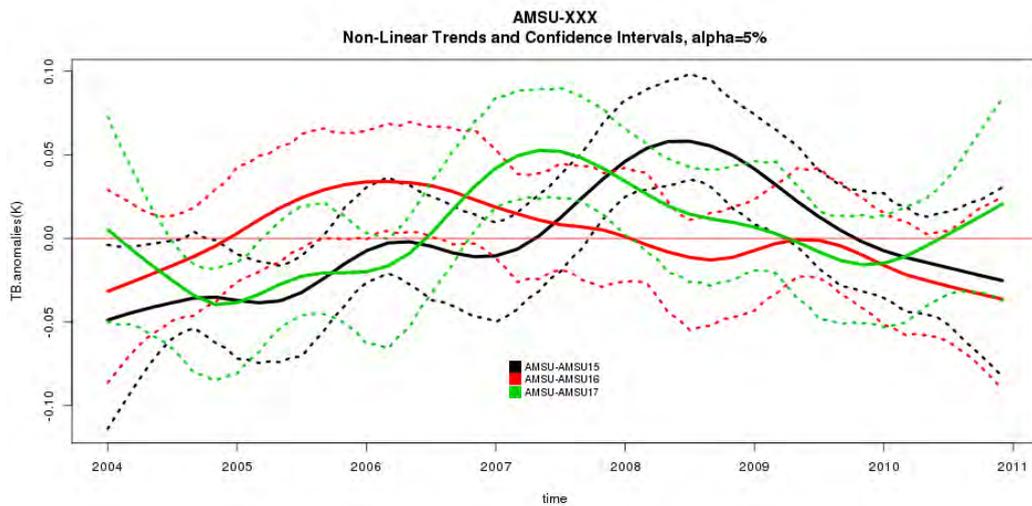


Figure 74 : Tendances non-linéaire des différences de températures de brillance AMSU avec le produit moyen AMSU en haut pour la tb24 et en bas pour la tb31. Les courbes sont respectivement noires, rouges et vertes pour AMSU-15, 16 et 17.

B. DISTRIBUTION SPATIALE

La distribution spatiale des moyennes des températures de brillance est comparée à la carte obtenue avec l'ensemble des radiomètres AMSU.

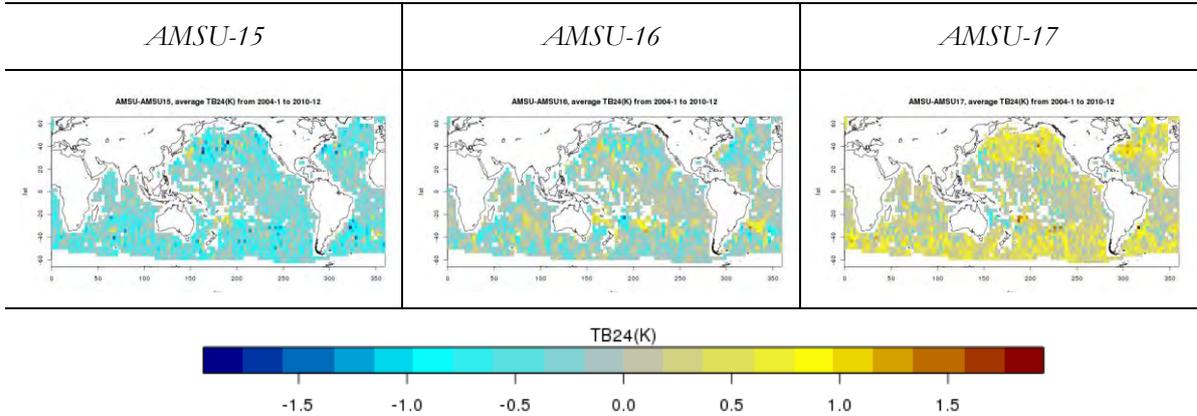
Pour la tb24, les différences entre les cartes AMSU et leur carte moyenne ont un écart-type maximum de 0,44 K contre une écarte type minimum de 0,48 K entre la carte moyenne des AMSU et les cartes JMR ou MWR (Tableau 24). De ce point de vue, les cartes AMSU sont plus proches entre elles que des cartes JMR ou MWR.

Tableau 24 : Ecart-types des différences entre cartes moyennes de tb24.

		Climatologie : TB24 XXX-MOY : écart-type (K)								
		MOY	M2	15	16	17	18	19	MWR	JMR
Période	MOY 2004 -	0		0,31	0,30	0,32			0,67	0,48
	18 Mai 2005 -	0		0,35	0,35	0,36	0,39		0,70	0,52
	M2 Oct. 2006 -	0	0,41	0,42	0,42	0,43	0,44		0,77	0,60
	19 Fév. -2009	0	0,52	0,61	0,59	0,62	0,65	0,67	0,94	0,83

Pour AMSU-15, 16 et 17, les cartes des différences moyennes de températures de brillance à 24 GHz montrent très peu de dépendance spatiale. Un biais existe entre les différents capteurs mais celui est presque uniforme sur l'ensemble de la surface océanique. Pour AMSU-16 et AMSU-17, les différences ont l'air légèrement plus importantes en valeur absolue pour les latitudes supérieures à 40 degrés (Figure 75). Les biais sont également très peu dépendants de la valeur de température de brillance mesurée.

Carte des différences moyennes



Scatterplot des différences moyennes en fonction de la tb24

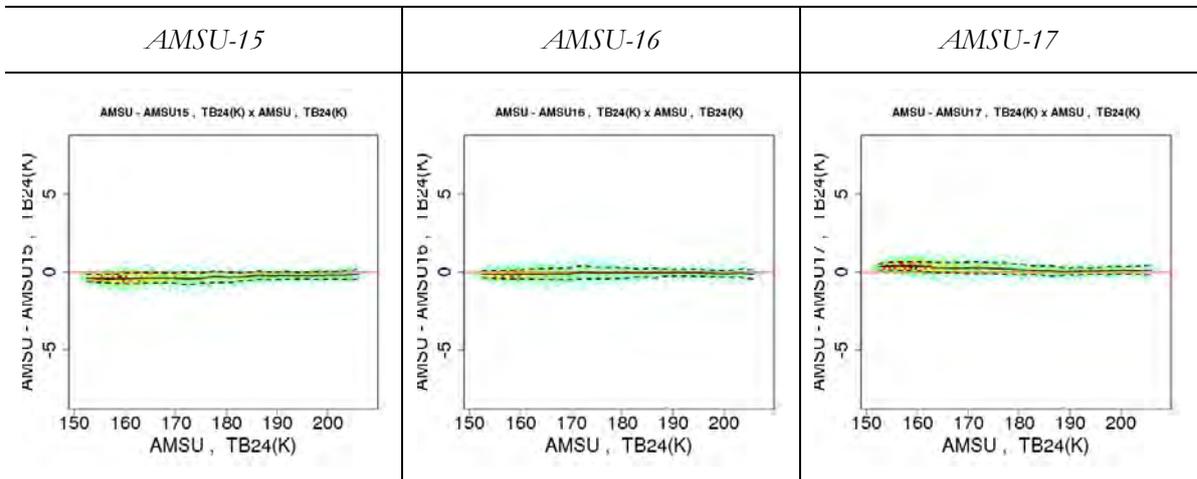


Figure 75 En haut, cartes de différences moyennes de tb24 entre les radiomètres AMSU (15,16 ou 17) et la carte moyenne des AMSU. En bas, nuages de points des différences entre cartes moyennes (en ordonnée) par rapport à la température moyenne mesurée par l'ensemble des AMSU (en abscisse).

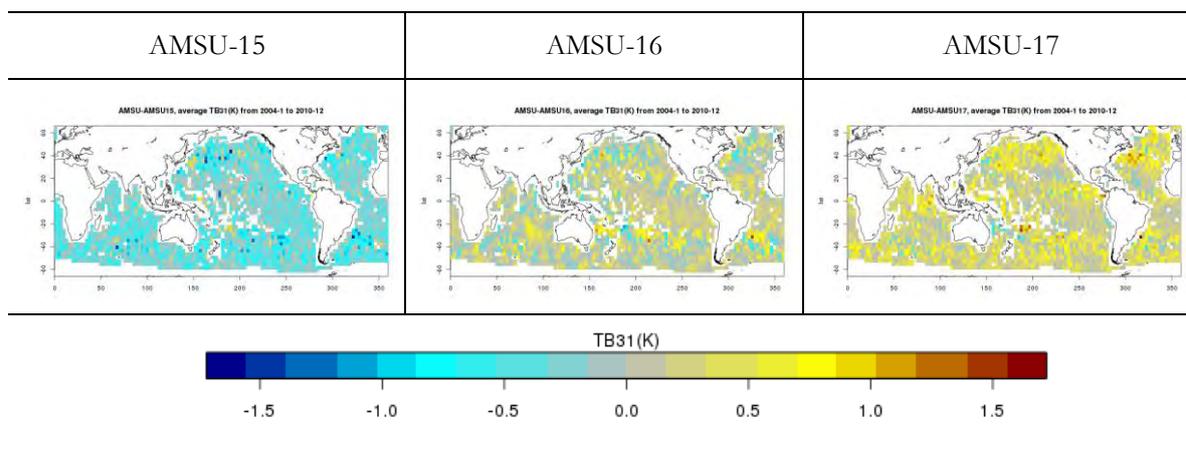
Pour la tb31, les différences entre les cartes AMSU et leur cartes moyenne ont un écart-type maximum de 0,38 K contre un écart type minimum de 1,00 K entre la carte moyenne des AMSU et les cartes JMR ou MWR (Tableau 25). En considérant ce critère, les cartes AMSU sont plus proches entre elles que des cartes JMR ou MWR.

Tableau 25 : Ecart-types des différences entre cartes moyennes de tb31.

		Climatologie : TB24 XXX-MOY : rms (K)								
		MOY	M2	15	16	17	18	19	EN2AM SU_V2	J12AMS U_2V
Période	MOY 2004 -	0		0.27	0.26	0.26			1.01	1.00
	18 Mai 2005 -	0		0.31	0.30	0.30	0.32		1.02	1.01
	M2 Oct. 2006 -	0	0.36	0.38	0.36	0.30	0.38		1.03	1.02
	19 Fév. - 200	0	0.50	0.54	0.51	0.54	0.56	0.58	1.06	1.06

Pour AMSU-15, 16 et 17, les cartes des différences moyennes de températures de brillance à 31 GHz montrent très peu de dépendance spatiale. Un biais existe entre les différents capteurs mais celui-ci est presque uniforme sur l'ensemble de la surface océanique. Les biais sont également très peu dépendants de la valeur de température de brillance mesurée (Figure 76).

Carte des différences moyennes



Scatterplot des différences moyenne en fonction de la tb31

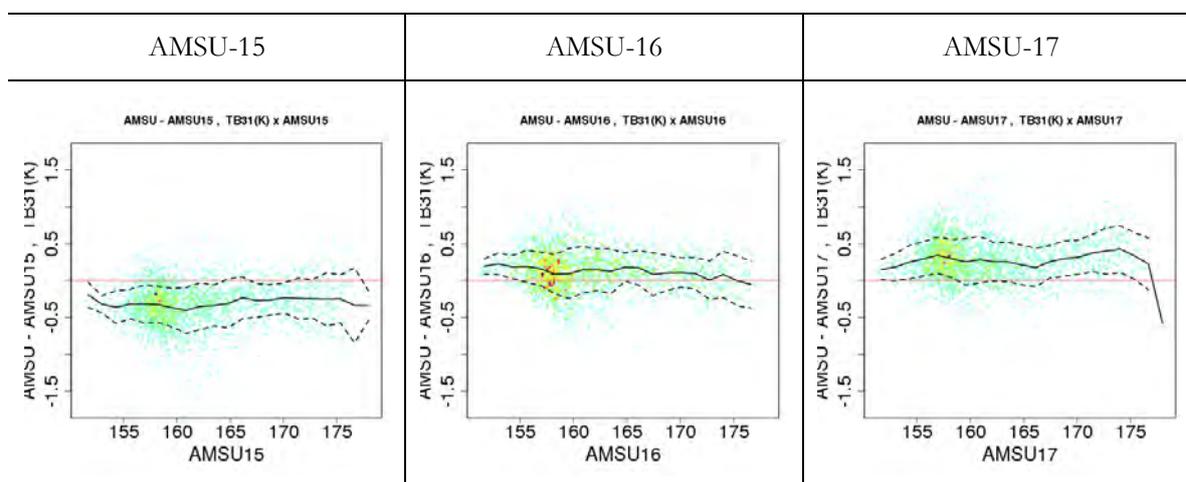


Figure 76 : En haut, cartes de différences moyennes de tb_{31} entre les radiomètres AMSU (15, 16 ou 17) et la carte moyenne des AMSU. En bas, nuages de points des différences entre cartes moyennes par rapport à la température moyenne mesurée par l'ensemble des AMSU.

C. DYNAMIQUE SPATIO-TEMPORELLE

La dynamique spatiale et temporelle des radiomètres AMSU est comparée à la moyenne des mesures AMSU à travers les diagrammes de Hovmöller. Ceux-ci fournissent une série temporelle par bande de latitude de 3 degrés. Seule la dynamique des radiomètres AMSU-15, 16 et 17 sera étudiée, les autres radiomètres n'étant pas disponibles sur l'ensemble de la période 2004-2010.

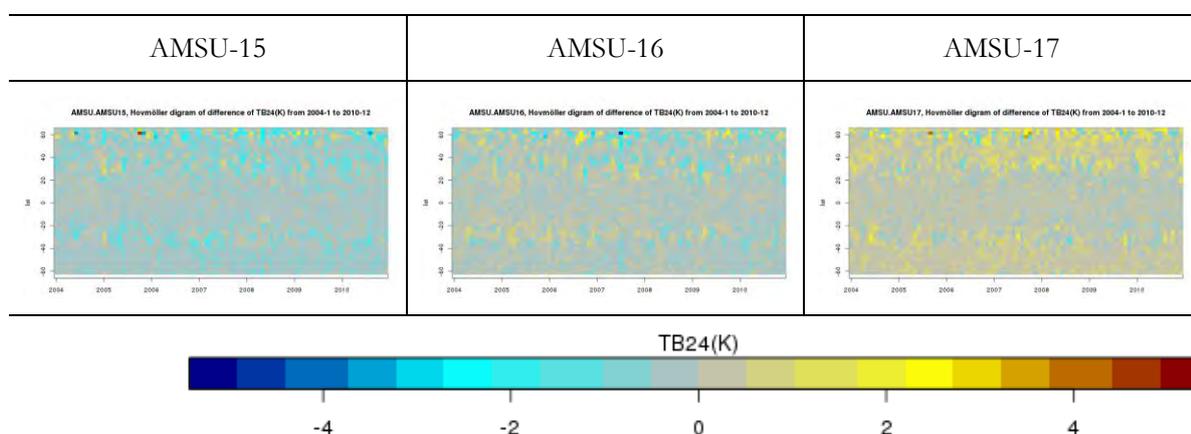
Aussi bien pour la tb_{24} que pour la tb_{31} , il y a peu de différences entre les diagrammes de Hovmöller des différences directes et les diagrammes de différences d'anomalies mensuelles pour lesquels le cycle annuel et la moyenne ont été retirés (Figure 77, Figure 78). Ainsi, mis à part des différences liées à un biais général, il semblerait que le cycle annuel soit retranscrit de manière similaire entre la série moyenne et les radiomètres 15, 16 et

17. Les différences sont cependant plus importantes pour des latitudes supérieures à 40 degrés en valeur absolue. Les diagrammes de Hovmöller ne mettent pas en évidence une dynamique forte des différences à l'échelle interannuelle que ce soit pour la tb24 ou la tb31.

A titre de comparaison, pour les radiomètres MWR et JMR, des différences notables, avec le produit moyen AMSU, sont présentes entre les diagrammes de Hovmöller des différences directes et des différences d'anomalies mensuelles. Cela dénote donc des différences à l'échelle locale dans le cycle annuel entre les radiomètres MWR, JMR et AMSU.

Ainsi la dynamique annuelle et interannuelle, à l'échelle régionale, paraît être retranscrite de manière cohérente par les radiomètres AMSU.

Diagrammes de Hovmöller des différences mensuelles



Diagrammes de Hovmöller des différences d'anomalies mensuelles

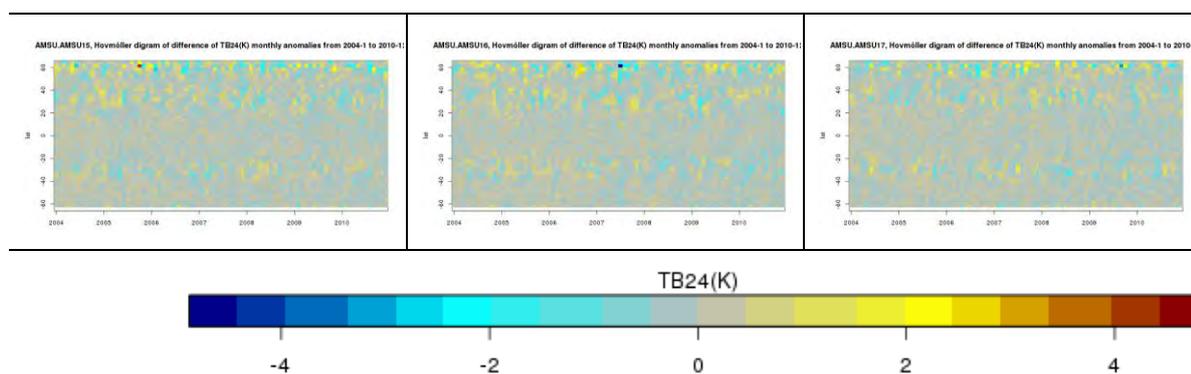
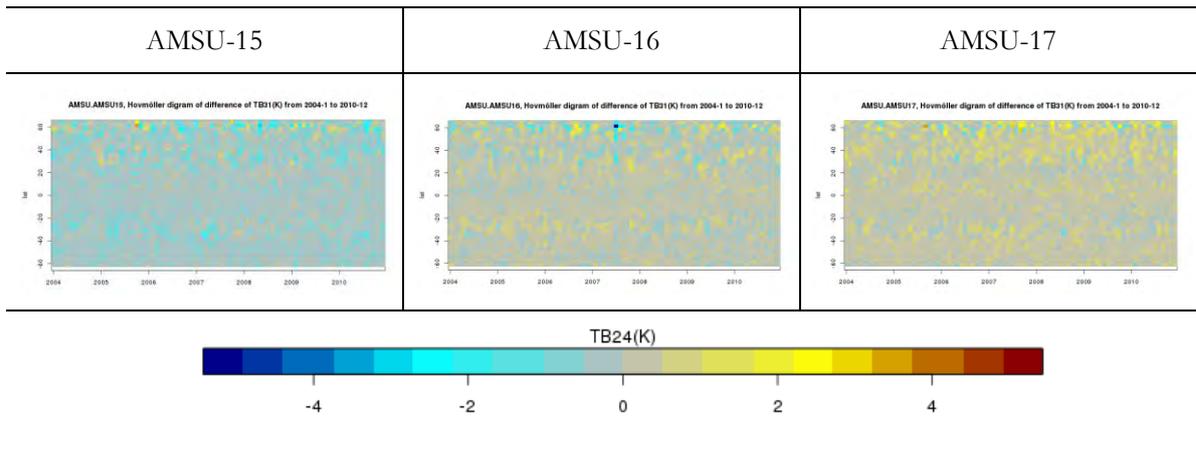


Figure 77 : Diagrammes de Hovmöller des différences de tb24 et d'anomalies mensuelles entre les radiomètres AMSU (15, 16 ou 17) et leur produit moyen.

Diagrammes de Hovmöller des différences mensuelles



Diagrammes de Hovmöller des différences d'anomalies mensuelles

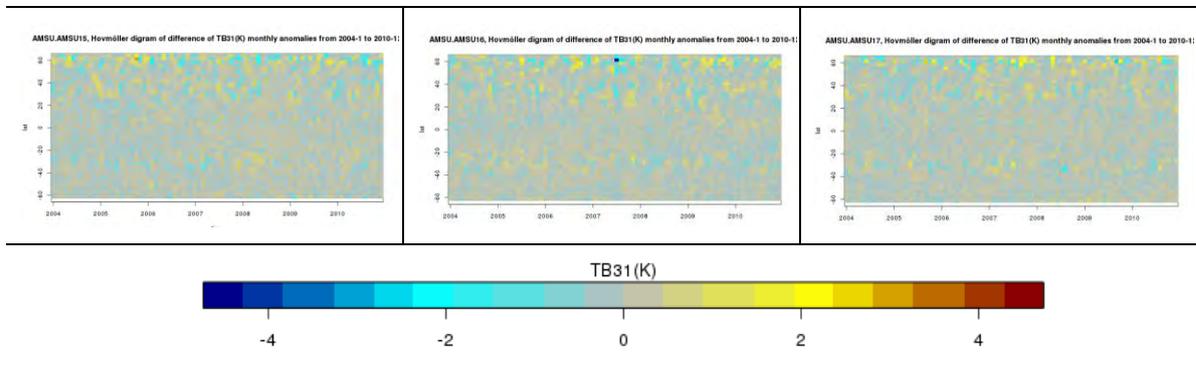


Figure 78 : Diagrammes de Hovmöller des différences de tb_{31} et d'anomalies mensuelles entre les radiomètres AMSU (15, 16 ou 17) et leur produit moyen.

D. TRIPLE COLLOCATION

La méthode de triple collocation permet d'étudier le bruit de mesure des radiomètres. Dans notre cas, nous l'appliquons pour calculer le bruit d'estimation d'une boîte de 3 degrés d'une carte mensuelle. L'étape d'ajustement de la triple collocation permet également de suivre l'évolution temporelle de la relation entre deux jeux de données. Ici, la méthode est appliquée sur une fenêtre glissante d'un an pour réduire l'effet du cycle annuel et faire ressortir la dynamique interannuelle.

La méthode de triple collocation, appliquée aux températures de brillance AMSU à 23.8 GHz et à 31.4 GHz, montre une relative stabilité des mesures à la fois en termes de bruit mais aussi de distribution relative des températures de brillance. Le bruit du produit moyen diminue avec l'ajout de nouveaux radiomètres notamment en 2005 et 2006 avec le lancement d'AMSU-18 et Metop-2. Pour les radiomètres AMSU, le bruit d'estimation représente environ 1.8% du signal mesuré (Figure 79, Figure 80).

Les coefficients d'ajustement ne sont quant à eux pas parfaitement stables. Les mesures ont besoin d'être le plus ajustées pendant le fort événement de La Niña de 2007-2008. Il semble que la réponse des radiomètres à ce genre d'évènement est légèrement

différente, notamment pour AMSU-16 et 17. Dans la comparaison des radiomètres AMSU, MWR et JMR, les radiomètres montraient également des réponses différentes. Les paramètres d'ajustement changent également en 2009 pour AMSU-15 et 16. Cependant, leurs variations restent moindres ou du même ordre de grandeur que celles observées entre AMSU, MWR et JMR. Entre les radiomètres AMSU et leur moyenne, les paramètres d'« intercept » varient sur la période de quelques Kelvins au maximum et le paramètre de « slope », sans unité, de quelques centièmes seulement. Avec les radiomètres JMR et MWR, le paramètre d'« intercept » peut varier de quelques Kelvins et le paramètre de « slope » de quelques dixièmes.

TRIPLE COLLOCATION

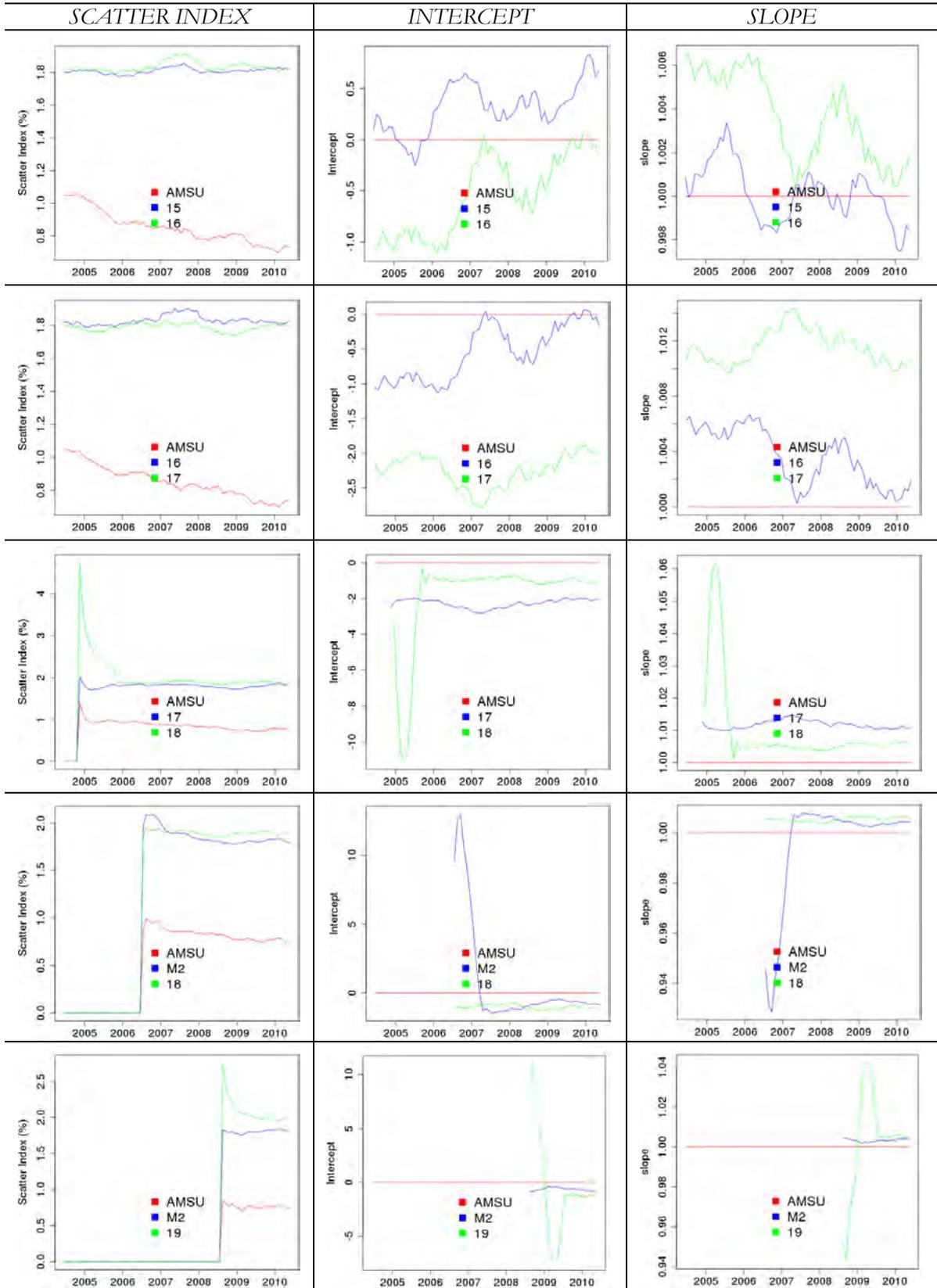


Figure 79 : Triple collocation sur fenêtre glissante d'un an des températures de brillance à 24 GHz du radiomètre AMSU avec pour référence le produit moyen AMSU.

TRIPLE COLLOCATION

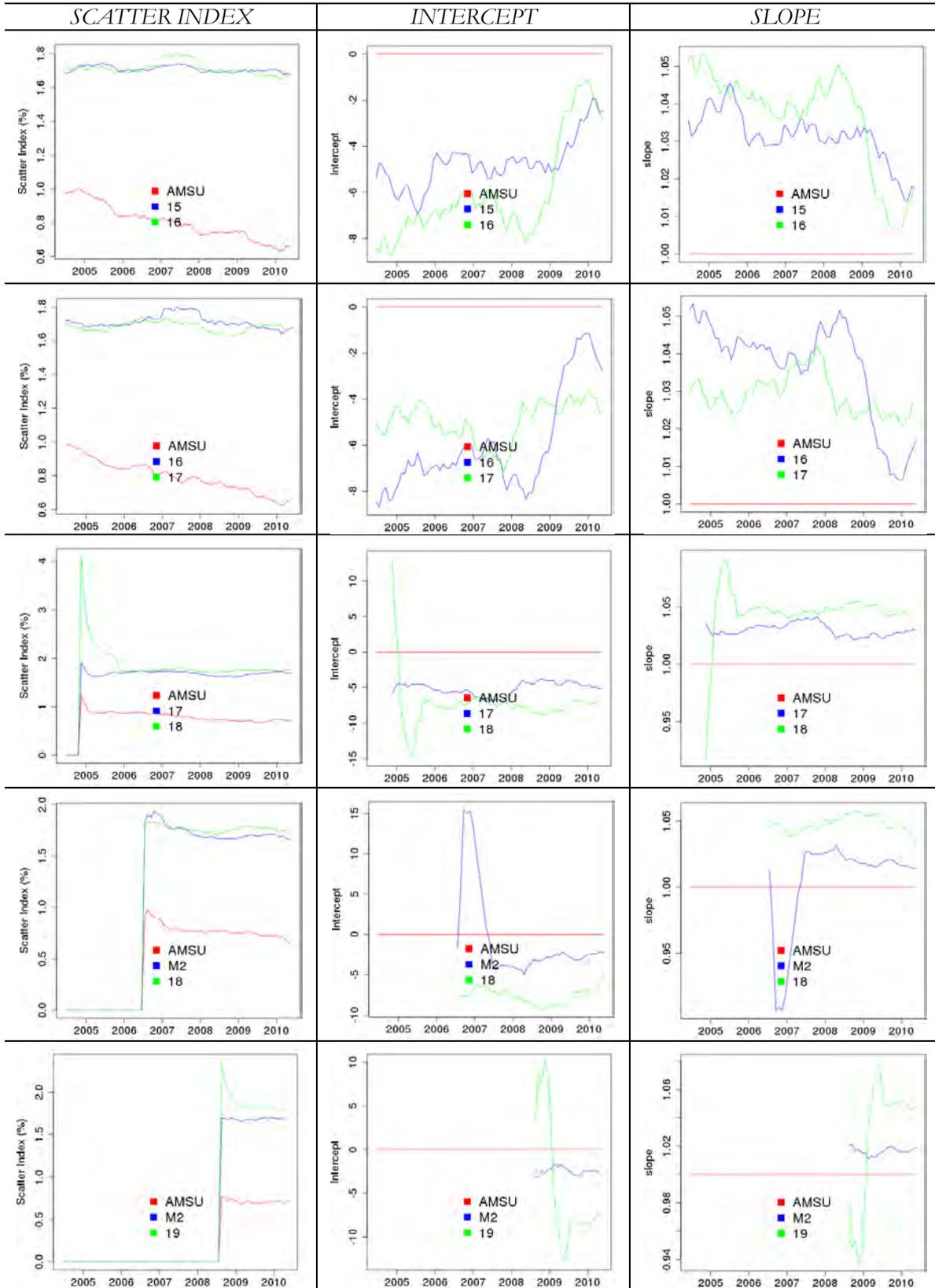


Figure 80 : Triple collocation sur fenêtre glissante d'un an des températures de brillance à 31 GHz du radiomètre AMSU avec pour référence le produit moyen AMSU.

E. CONCLUSIONS

Dans cette brève partie, la cohérence des températures de brillance des radiomètres AMSU a été étudiée. L'étude a mis en avant le bon inter-étalonnage des radiomètres. Leur cohérence est au moins aussi forte, si ce n'est plus, qu'avec les radiomètres AMSU, JMR et MWR. En effet, les séries temporelles et les cartes moyennes de température de brillance des AMSU sont plus proches entre elles qu'elles ne le sont avec les radiomètres MWR ou JMR. Elles possèdent également un cycle annuel similaire à l'échelle globale et régionale. Des différences à l'échelle interannuelle sont néanmoins présentes, notamment pendant l'évènement La Niña de 2007 ou 2008. Durant cet évènement, la distribution relative des températures de brillance évolue également. Cependant, les différences observées à cette échelle temporelle étaient tout au plus de même amplitude que les variations observées entre le produit moyen AMSU et les radiomètres JMR ou MWR.

Ainsi, il ne paraît pas irraisonnable de se servir des radiomètres AMSU comme référence relative pour étudier la stabilité des températures de brillance des autres radiomètres. Moyenner les mesures des radiomètres AMSU permet en effet de réduire le bruit radiométrique.

TREND AND VARIABILITY OF THE ATMOSPHERIC WATER VAPOR: A MEAN SEA LEVEL ISSUE

Measurements of the sea surface height are disturbed by the presence of water vapor in the atmosphere. A microwave radiometer, on altimetric missions, is used to correct the measurements from these disturbances. Requirements on the quality of this correction, called the wet tropospheric correction, are stringent for the survey of climate changes.

This thesis concerns the monitoring of the wet tropospheric correction used in the altimetry missions, Jason-1 and Envisat. The aim is to characterize uncertainties related to this correction and to identify potential anomalies. The analysis brings out a potential drift in the radiometer used on Jason-1, after 2008. For the Envisat missions, the presence of biases near coastlines suggests processing related issues.

Keywords: wet tropospheric correction, water vapor, remote sensing, microwave radiometry, satellite altimetry.

Auteur : Soulivanh THAO

Titre : Tendance et variabilité de la vapeur d'eau atmosphérique : un enjeu pour l'étude du niveau moyen océanique

Directeurs de thèse : Laurence EYMARD (LOCEAN, Paris) et Estelle OBLIGIS (CLS, Toulouse)

Résumé :

La mesure du niveau de la mer par altimétrie satellitaire est perturbée par la présence de vapeur d'eau dans l'atmosphère. Un radiomètre micro-onde, sur les missions altimétriques, est chargé de corriger les mesures de ces perturbations. Les exigences quant à la qualité de cette correction, appelée correction troposphérique humide, sont particulièrement fortes pour l'étude des changements climatiques.

Cette thèse a pour objet l'étude des corrections troposphériques humides utilisées dans le cadre des missions altimétriques Jason-1 et Envisat. L'objectif est de caractériser les incertitudes liées à la correction et d'identifier les potentielles anomalies présentes. L'étude fait ressortir une potentielle dérive dans l'étalonnage du radiomètre de la mission Jason-1 après 2008. Pour la mission Envisat, l'analyse met en avant des biais régionaux à l'approche des côtes. Ces derniers sont probablement liés au traitement de la donnée radiométrique.

Mots-clés : correction troposphérique humide, vapeur d'eau, télédétection, radiométrie micro-ondes, altimétrie satellitaire.