

THESE DE DOCTORAT
de l'UNIVERSITE PARIS VI

présentée par:

TRAN Vinh Bao Ngan

pour l'obtention du titre de Docteur de l'Université Pierre et Marie Curie (Paris VI)
Spécialité: Méthodes Physiques en Télédétection

sujet de thèse:

**Contribution à l'étude des diffusiomètres
NSCAT et ERS-2
par modélisation neuronale
Influence de la hauteur des vagues
sur le signal diffusiométrique**

Soutenue le 15 décembre 1999 devant le jury composé de:

Pr. Sylvie Thiria
Pr. Gérard Caudal
Dr. Younès Bennani
Dr. Philippe Courtier
Pr. Maurice Milgram
Dr. Hubert Branger
Dr. Bertrand Chapron
Dr. Michel Crepon

Directrice de thèse
Co-directeur de thèse
Rapporteur
Rapporteur
Examinateur
Examinateur
Examinateur
Invité

Travail de recherche effectué au Laboratoire D'Océanographie DYnamique et de Climatologie (LODYC/IPSL), Paris 6.

THESE DE DOCTORAT
de l'UNIVERSITE PARIS VI

**Contribution à l'étude des diffusiomètres
NSCAT et ERS-2
par modélisation neuronale
Influence de la hauteur des vagues
sur le signal diffusiométrique**

TRAN Vinh Bao Ngan

Travail de recherche effectué au Laboratoire D'Océanographie DYnamique et de Climatologie (LODYC/IPSL), Paris 6.

Remerciements

Je voudrais tout d'abord adresser tous mes remerciements à mes directeurs de thèse: Mme Sylvie Thiria et M. Gérard Caudal pour leur aide précieuse dans le déroulement de cette thèse.

Je suis très reconnaissante envers M. Michel Crépon pour son intérêt constant aux travaux de ma thèse et pour tous les échanges fructueux que nous avons pu avoir au cours de ces années.

Je tiens particulièrement à remercier M. Carlos Mejia pour son amitié et pour son aide très précieuse en informatique.

Je voudrais exprimer mes remerciements à M. Bertrand Chapron pour m'avoir fait partager au travers de nombreuses discussions une partie de son expérience et de son intérêt pour la recherche.

Mes remerciements vont également à MM. Philippe Courtier et Younès Bennani qui ont accepté d'être rapporteurs de mes travaux, à MM. Hubert Branger et Maurice Milgram pour leur participation au jury de thèse et à MM. Abderrahim Bentamy, Yves Quilfen et Jean Tournadre pour leurs conseils au cours de mes brefs séjours au Département d'Océanographie Spatiale de l'IFREMER à Brest.

Un grand merci à Mme Katia Laval pour m'avoir ouvert les portes de la recherche scientifique en m'accueillant en DEA et à M. Douglas Vandemark pour l'opportunité qu'il m'offre de poursuivre mes travaux.

Je remercie également Mme Sabine Arnault, Mme Jacqueline Boutin, les personnes de l'équipe réseau, le personnel administratif et technique du LODYC.

Mes remerciements les plus vifs et ma reconnaissance vont à tous les membres de ma famille, petits et grands, pour leur soutien infaillible.

Résumé

Que pouvons nous apprendre des mesures de rétrodiffusion des radars diffusiométriques spatiaux NSCAT (bande Ku) et ERS-2 (bande C) et des modèles empiriques liant ces mesures aux vecteurs vent au-dessus de la surface ?

La grande difficulté de ces approches de télédétection réside dans la description des divers mécanismes d'interaction des ondes électromagnétiques radar avec la surface marine qui sont dictés par les propriétés diélectriques et par la rugosité de la surface. Il s'ensuit que la relation entre l'état de rugosité de la mer (vagues de 1 à 10 cm de longueur d'onde) sous l'action du vent et la diffusion des ondes radar est encore loin d'être bien définie. Ces estimations de vent nécessitent l'utilisation de modèles empiriques.

L'amélioration de la compréhension des informations contenues dans les signaux mesurés doit permettre une amélioration de la compréhension des processus d'interaction, des modèles utilisés et donc de la qualité des vents restitués. Cela permettra également l'amélioration de la résolution des champs de vent moyen, pour les études climatologiques, qui passe par un échantillonnage plus important de ces mesures. Celui-ci pourra être obtenu par la combinaison des mesures de plusieurs capteurs. Il est donc vraiment important de renforcer la cohérence entre les estimations de vent déduites de différents capteurs. Tout cela nécessite d'avoir une description analytique raisonnable des processus pour extraire le vent de ces mesures.

Nous avons utilisé pour ces études une modélisation statistique reposant sur des réseaux de neurones de type perceptrons multi-couches pour relier les mesures diffusiométriques au vent. Les fonctions déterminées pour NSCAT et ERS-2 ont ensuite été analysées pour en extraire des informations géophysiques.

Abstract

What can we learn from the scatterometer measurements of NSCAT (Ku-band) and ERS-2 (C-band) and from empirical models linking these measurements to the ocean surface wind vector?

The main difficulty of these approaches of remote sensing of sea surface wind from scatterometers proceeds from the description of the various mechanisms of interaction between sea surfaces and microwaves which have not been made clear in detail. The backscattering from the sea surface are related to the sea surface roughness which depends on the wind and the wind vector is deduced from the scatterometer backscatter measurement by using empirical models. The accuracy of wind vector measurements depends on the geophysical model function used.

The better understanding of the information contained in the measured signals has to lead to improve the description of the mechanisms of interaction, the models used and then the accuracy of the sea surface wind. The merging wind data from different sensors is also still of interest to improve the time and space samplings, to further provide significant field of data for climate studies. Before merging such data, consistency among the various sources has to be verified. To this end, we need a good analytical description of the processes to extract wind from measurements.

We used for these studies a statistical model based on neural networks by the use of multilayer perceptron to relate the scatterometer measurements to the wind. The determined functions for NSCAT and ERS-2 have been analyzed in order to extract some geophysical informations.

Table des matières

1	Introduction	17
1.1	Télédétection hyperfréquence de la surface marine	17
1.2	Motivations et approches	20
1.2.1	Mesure du vent à la surface de la mer par diffusiométrie satellitaire .	23
1.2.2	Approche et outils	29
1.3	Structure de la thèse	31
2	Les diffusiomètres	33
2.1	Equation radar et coefficient de rétrodiffusion: σ_0	33
2.2	Géométrie des diffusiomètres	35
2.2.1	NSCAT, QSCAT et SeaWind en bande Ku	35
2.2.2	ERS-1/2 et ASCAT en bande C	37
3	Du vent au signal diffusiométrique: modélisation empirique	39
3.1	Description du vent dans la couche de surface	39
3.2	Modélisation empirique et description des jeux de donnée	41
3.2.1	Caractérisation des mesures par les paramètres A_0 , A_1 et A_2 - Tables	43
3.2.2	Discussion sur le positionnement des minima	47
3.3	Modèles empiriques opérationnels	49
3.3.1	Modèles en bande Ku	49
3.3.2	Modèles en bande C	51
3.4	Conclusion	52
4	Le Perceptron Multi-Couche (PMC)	53
4.1	Le modèle général: description	54
4.2	Approximation de fonction et approche neuronale	58
4.2.1	Apprentissage par PMC	58
4.2.2	Une approche statistique de l'apprentissage	59
4.3	Algorithme d'apprentissage	62
4.3.1	La rétropropagation du gradient	62
4.3.2	Rétropropagation stochastique de l'erreur	63
4.3.3	Variantes de l'algorithme	65
4.4	Approximation de la matrice de variance-covariance des observations	67

4.4.1	Approximation de la variance des observations: algorithme de Weigend et Nix [1994]	69
4.4.2	Approximation de la matrice de variance-covariance des observations: algorithme de Williams [1996]	70
4.5	Conclusion	72
5	Caractérisation des mesures de NSCAT et de ERS-2	73
5.1	Les modèles neuronaux	75
5.1.1	Description	75
5.1.2	Données d'apprentissage et de test	75
5.1.3	Comparaison des modèles NSCAT-NN-1/2	80
5.2	Caractéristiques des mesures diffusiométriques en bande Ku et C	85
5.2.1	Biais et erreurs RMS des différents modèles	86
5.2.2	Le coefficient de rétrodiffusion moyen: A_0	87
5.2.3	Le coefficient de Fourier d'ordre 1: A_1	90
5.2.4	Le coefficient de Fourier d'ordre 2: A_2 et β	93
5.2.5	Interprétation	96
5.3	Exploitation des résultats	99
5.4	Conclusion	107
6	Etude de $(\sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH})$ en fonction de la vitesse du vent	109
6.1	Description statistique de la surface océanique	109
6.1.1	Spectre des énergies des vagues	110
6.1.2	Evolution du spectre d'énergie	111
6.2	Modèles théoriques de rétrodiffusion	112
6.2.1	Rétrodiffusion spéculaire: mécanisme des facettes	112
6.2.2	Modèle de Bragg et composite	113
6.3	Approche simplifiée	117
6.3.1	Analyse et résultats	117
6.3.2	Caractérisation du spectre des vagues par l'analyse de $(\sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH})$	122
6.4	Conclusion	132
7	Analyse de la variabilité du signal diffusiométrique	135
7.1	Distribution spatiale des erreurs relatives en bande Ku et en bande C	135
7.1.1	Méthode	135
7.1.2	Résultats	136
7.1.3	Discussion sur la source des anomalies observées	141
7.1.4	Interprétation des anomalies en terme de perturbations atmosphériques et océaniques agissant sur le signal mesuré	145
7.1.5	Discussion sur la méthode	151
7.2	Estimation neuronale des variances de σ_0^{VV} et de σ_0^{HH} de NSCAT	152
7.3	Conclusion	155

8 Analyse de l'influence de la hauteur des vagues	157
8.1 Sur les estimations diffusiométriques des vents	159
8.2 Sur les mesures diffusiométriques de σ_0	164
8.3 Sur la différence, $\sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH}$, des mesures de NSCAT	174
8.4 Conclusion	178
9 Conclusion	179
9.1 Pourquoi utiliser les PMC comme outil statistique ?	180
9.2 Quelles informations a-t-il été possible d'extraire?	181
A Modèles neuronaux	185
A.1 Modèle NSCAT-NN-2	185
A.2 Modèle ERS2-NN	188
B Tableaux de biais et d'erreur RMS du Chapitre 5	193
C Figures complémentaires du Chapitre 5	203
D Exemples de spectre directionnel des vagues	217
D.1 Formulation du spectre de Liu et Yan [Liu et Yan, 1995]	217
D.2 Formulation du spectre de Elfouhaily et al. [Elfouhaily et al., 1997]	217
Bibliographie	221
Bibliographie	

Acronymes et Abréviations

ADEOS	Advanced Earth Observing Satellite
ASCAT	Advanced SCATterometer
CERSAT	Centre ERS d'Archivage et de Traitement
CMOD4	modèle opérationnel de l'ESA (bande C)
CMOD2-IFR	modèle opérationnel de l'IFREMER (bande C)
DHWM	modèle de Donnelly et al. [Donnelly et al., 1999] pour les bandes C et Ku
DNMI	The Norwegian Meteorological Institute
ECMWF	European center for Medium-Range Weather Forecast
EM	électromagnétique
ERS	European Remote Sensing satellites
ERS2-NN	modèle neuronal pour ERS2
ESA	European Space Agency
GMF	Geophysical Model Function
HH-pol.	polarisations horizontales des ondes EM: émises et reçues
IFREMER	Institut Français de Recherche pour l'Exploitation de la MER
ITCZ	Inter Tropical Convergence Zone
JASIN	the Joint-Air-Sea INteraction experiment
JGR	Journal of Geophysical Research
JPL	Jet Propulsion Laboratory
LODYC	Laboratoire d'Océanographie DYnamique et de Climatologie
METOP	METeorological Operational Satellite
MLE	Maximum Likelihood Estimator
NASA	National Aeronautics and Space Administration
NDBC	National Data Buoy Center
NN	Neural Network
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
NSCAT	NASA Scatterometer

NSCAT-1	modèle opérationnel du JPL/NASA (bande Ku)
NSCAT-NN	(-1) modèle neuronal pour NSCAT [Mejia et al., 1999];
	(-2) deuxième modèle neuronal proposé pour NSCAT et déterminé dans cette étude;
	(-VARCOVAR) modèle neuronal pour NSCAT estimant les éléments de la matrice de variance-covariance des observations [Cheuoua, 1999]
PDF	Probability Density Function
PMC	Perceptron Multi-Couche
QSCAT	Quick SCATterometer
RMS	root-mean-square
SAR	Synthetic Aperture Radar
SASS-1/2	modèles du diffusiomètre SEASAT (bande Ku)
SEASAT	SEA state SATellite
SER	Surface Equivalente Radar
SKYLAB	laboratoire spatial américain
SSM/I	Special Sensor Microwave/Imager
SWH	Surface Wave Height
TAO	Tropical Atmosphere-Ocean (bouées)
TOPEX/Poseidon	satellite comportant 2 altimètres respectivement américain et français de the Ocean Topography Experiment
VV-pol.	polarisations verticales des ondes EM: émises et reçues

Chapitre 1

Introduction

1.1 Télédétection hyperfréquence de la surface marine

Lancé le 26 juin 1978, le programme SEASAT de la NASA apporta la preuve, malgré la brièveté de sa mission (100 jours) de l'efficacité des techniques de télédétection hyperfréquence spatiale pour l'étude du milieu océanique. Il aura néanmoins fallu 13 ans avant le lancement d'un autre satellite de télédétection, cette fois-ci européen, ERS-1 en 1991 suivi par ERS-2 en 1995. Ces satellites sont des exemples pertinents du succès de l'océanographie spatiale au vu des nombreux travaux publiés utilisant les données recueillies dans des sections spéciales de la revue *Journal of Geophysical Research*: pour le programme SEASAT (87, C5 et 88, C3) et pour le programme ERS (103, C4, 1998).

Actuellement, nous nous trouvons dans une phase d'intensification des programmes d'océanographie par capteurs hyperfréquences spatiaux avec notamment le lancement des diffusiomètres de la NASA: NSCAT en août 1996 (section spéciale de la même revue *JGR* (104, C5, 1999)), suivi par QSCAT le 19 juin 1999 et SeaWinds prévu pour l'an 2000. Le prochain diffusiomètre européen programmé est ASCAT sur METOP pour 2003.

Mesures indépendantes de la nébulosité et tout temps

Cet intérêt pour la télédétection hyperfréquence n'est pas né spontanément comme pour le visible ou même l'infrarouge mais au fur et à mesure que la présence trop fréquente ou permanente des nuages rendait impossible l'utilisation de ces images. Les instruments hyperfréquences s'affranchissent des problèmes de nébulosité. Les fréquences d'observations se situent dans la gamme 1 GHz à 100 GHz correspondant à des longueurs d'onde de 30 cm à 3 mm pour lesquelles l'atmosphère se présente comme un milieu transparent. Néanmoins dans le cas d'un ciel clair, une faible atténuation des ondes est observée lors de leur propagation dans l'atmosphère par l'oxygène et la vapeur d'eau, mais elle est corrigée lors de la calibration des capteurs.

La présence de couverture nuageuse, de pluie, de brouillard et de neige ne devrait par ailleurs pas affecter la propagation de ces ondes électromagnétiques. L'atténuation

due à la pluie sur le trajet de l'onde mesurée en $\text{dB} \cdot \text{km}^{-1}$ en fonction de la fréquence de l'onde radar est représentée sur la Figure 1.1. Comme nous pouvons le constater, cette atténuation est faible. Elle est cependant plus forte pour la bande Ku (14 GHz) que pour la bande C (5 GHz). Et seules des conditions météorologiques exceptionnelles, c'est à dire des taux de pluie supérieurs à $10 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$, peuvent entraîner une erreur de même amplitude que le seuil de précision du radar qui est de l'ordre de 0.5 dB [Ulaby et al., 1981; Schanda, 1976]. Cette atténuation due à la présence d'eau liquide dans l'atmosphère n'est par contre pas corrigée sur les mesures. C'est pourquoi les mesures des diffusiomètres en bande Ku peuvent être perturbées par la pluie.

Les instruments hyperfréquences actifs se distinguent de plus par leur capacité d'observation de jour comme de nuit. En effet ils disposent de leur propre source hyperfréquence, elle leur permet d'illuminer la scène observée et de mesurer en retour l'écho reçu.

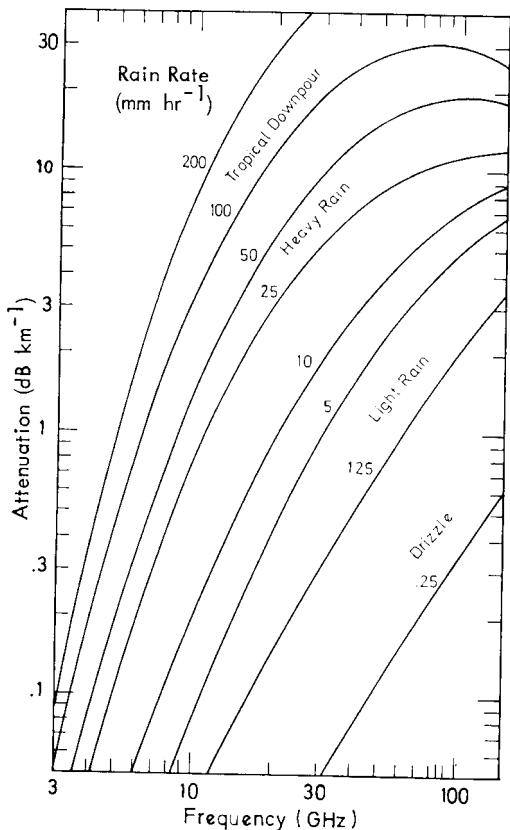


FIG. 1.1 – Mesure de l'atténuation de l'onde radar par la pluie lors de sa propagation dans l'atmosphère en fonction la fréquence de l'onde [Ulaby et al., 1981; Schanda, 1976]. Les taux de pluie varient de $0.25 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ (bruine) à $200 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ (forte pluie tropicale). Cette atténuation augmente avec la fréquence des ondes radars et le taux de pluie.

Pénétration quasi-nulle des ondes radars hyperfréquences dans le milieu marin

Les études développées afin de mieux comprendre les processus d'interaction d'une onde électromagnétique haute fréquence avec la surface marine ont montré que les constantes diélectriques de l'eau de mer [Bonn and Rochon, 1992; Jackson and Schmugge, 1988] sont telles que ce rayonnement électromagnétique a une pénétration quasi-nulle dans le

milieu marin (quelques millimètres) et que la rugosité de cette dernière joue un rôle essentiel dans les phénomènes de rétrodiffusion.

Mesure de la rugosité marine par diffusion des ondes radars

Les phénomènes responsables de la diffusion des ondes radar par la surface marine sont raisonnablement bien connus. Si la mer était simplement une surface d'eau calme, la quasi-totalité de l'énergie incidente des ondes hyperfréquences serait réfléchie de manière spéculaire comme par un miroir. La rugosité de la surface marine est donc la principale responsable de toute diffusion de la part de l'océan. La diffusion sera isotrope, c'est à dire équivalente dans toutes les directions dans le cas d'une surface très rugueuse mais plus généralement on observe un cas intermédiaire: une diffusion anisotrope, une partie de l'énergie incidente est réfléchie de manière spéculaire et le reste diffusé dans toutes les autres directions comme illustré à la Figure 1.2 pour une incidence oblique des ondes par rapport à la surface.

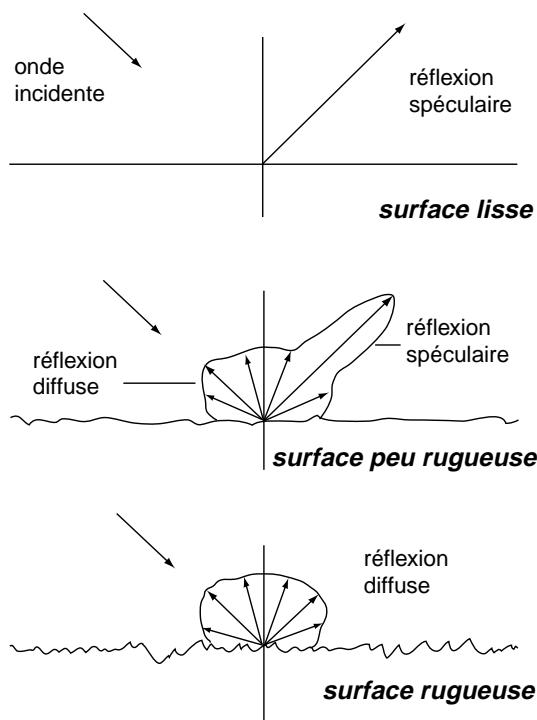


FIG. 1.2 – Réflexion sur plusieurs types de surface: (a) surface lisse, (b) surface peu rugueuse et (c) surface rugueuse.

Pour une surface, on peut ainsi définir un coefficient de rétrodiffusion (σ_0), rapport de la puissance rétrodiffusée (renvoyée en direction de la source de signal) à la puissance incidente reçue pour une aire donnée. Ce coefficient va caractériser cette surface par sa rugosité. Il est fonction de la géométrie d'observation donc de l'angle d'incidence. Pour les angles d'incidence supérieurs à 10° , on observe une augmentation de la rétrodiffusion dans la direction de la source hyperfréquence lorsque la rugosité de la surface augmente. Pour les angles d'incidence inférieurs, le comportement contraire est observé.

La surface marine est “rugueuse” pour les ondes hyperfréquences. Cela a pour conséquence que l'imagerie obtenue sera significative des effets de surface ou de phénomènes plus profonds ayant une manifestation en surface. La télédétection hyperfréquence de la surface marine permet ainsi de rendre compte du comportement de certains paramètres géophysiques de l'interface océan-atmosphère.

Cette rugosité est intimement liée à la formation de toutes sortes de vagues. La plupart de ces vagues, petites et grandes, se forment sous l'action du vent. Les capteurs actifs utilisés pour mesurer les rugosités de surface sont:

- l'altimètre: il mesure la vitesse du vent de surface et la topographie de la surface de la mer (hauteur significative des vagues);
- le diffusiomètre: il mesure le vecteur vent;
- le radar imageur à synthèse d'ouverture (SAR): il mesure les caractéristiques de la propagation de la houle.

Les études en télédétection hyperfréquence de la mer permettent la détection des conditions de vagues et de vents en surface.

Echantillonnage spatio-temporel de l'océan

Ces capteurs hyperfréquences fournissent aujourd'hui de manière quasi-continue de grandes quantités d'observation à l'échelle globale de l'interface océan-atmosphère. Ils permettent ainsi de pallier l'inhomogénéité des couvertures spatiales et temporelles des mesures conventionnelles *in-situ*: par bouées, par navires océanographiques et par bateaux marchands (lignes de navigation régulières).

Les mesures faites par bateaux sont les plus répandues. Elles sont de qualité inégale en raison de la difficulté de corriger le vent apparent de la vitesse du bateau et de l'influence des structures du navire sur le vent local. La Figure 1.3 (a) montre la répartition de ce jeu de données. L'échantillonnage spatial des mesures est cantonné aux routes commerciales et est inégalement réparti sur les 2 hémisphères. L'échantillonnage temporel est quant à lui irrégulier.

Les mesures par bouées fixes constituent un ensemble de mesures très fiables avec une grande résolution temporelle (horaire). Cependant, ces observations sont très localisées dans l'espace et restreintes à des régions particulières. Citons pour exemple, le réseau de 70 bouées de la TAO (Tropical Atmosphere-Ocean) qui sont réparties le long de la bande équatoriale de l'océan Pacifique entre 8° N et 8° S et les bouées du réseau NDBC (National Data Buoy Center) de la NOAA qui sont implantées le long des côtes nord-américaines.

1.2 Motivations et approches

Cette surveillance de l'océan mondial doit permettre une meilleure compréhension de notre climat. En effet, la connaissance des états de mer et des champs de vent à travers un océan de façon quasi-instantanée doit permettre d'améliorer considérablement les modèles de circulation océanique et atmosphérique générale et les modèles de prévision du temps et d'état de mer par l'assimilation de ces données dans les modèles. Depuis janvier 1996,

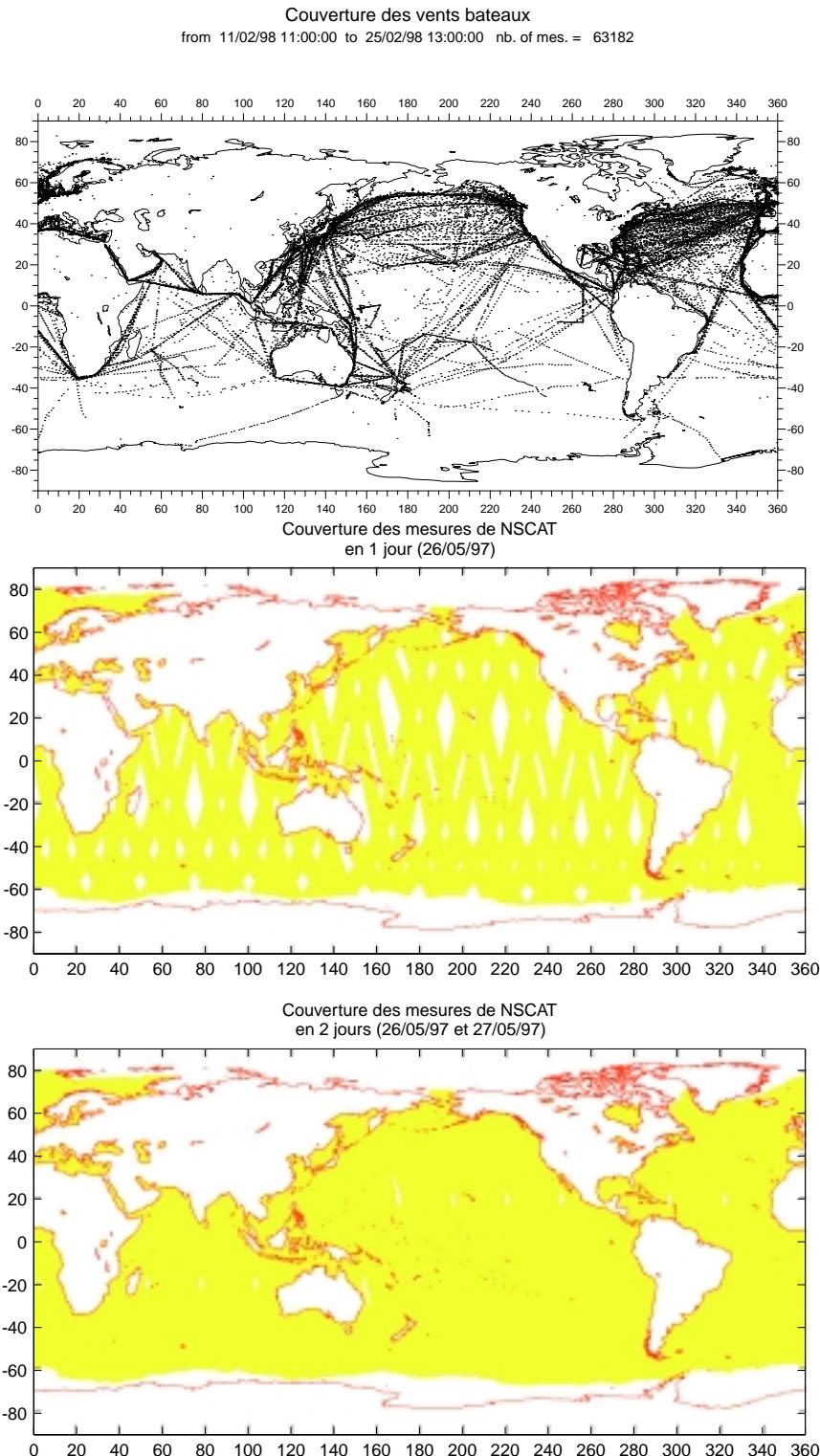


FIG. 1.3 – (a) Distribution des données *in-situ* bateaux sur une période de 14 jours. On observe un inégal échantillonnage des mesures entre les 2 hémisphères (Merci à J. Boutin (LODYC) pour cette carte). Couverture globale des vents à la surface des océans (libres de glace) par le diffusiomètre NSCAT en l'espace (b) d'une journée et (c) de 2 jours.

par exemple, le modèle météorologique de l'European Center for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) assimile les données de vent des diffusiomètres ERS-1/2 [Courtier et al., 1998; Andersson et al., 1998]. En océanographie les données de vent contribuent à l'étude de la dynamique océanique dont la tension du vent est le principal paramètre de forçage. Les travaux de thèse de N. Grima [Grima, 1997] ont d'ailleurs montré l'apport positif des champs de tension de vent satellitaux provenant des mesures du diffusiomètre de ERS-1 pour le forçage d'un modèle de circulation océanique dans les régions tropicales.

A plus long terme, ces mesures seront un outil exceptionnel pour les études climatologiques. C'est en effet à travers cet interface océan-atmosphère que s'échangent rappelons-le les flux interfaciaux (transferts radiatifs et mécaniques) qui constituent le moteur des mouvements marins, régulateurs¹ des climats.

Ainsi la compréhension des processus physiques qui prennent siège à l'interface entre l'océan et l'atmosphère est d'un enjeu considérable. La grande difficulté de ces approches de télédétection hyperfréquence réside dans la description des divers mécanismes d'interaction des ondes électromagnétiques avec la surface marine qui sont dictés par les propriétés diélectriques et par la rugosité de la surface de l'eau. Il s'ensuit que la relation entre l'état de la surface marine et la diffusion des hyperfréquences est encore loin d'être bien définie. Cela impose de devoir mieux analyser la relation entre les différentes échelles de rugosité qui composent la surface et les mesures satellitaires obtenues de manière à les exploiter du mieux possible.

Dans le cadre de cette thèse, nous nous sommes intéressés aux mesures des instruments diffusiométriques NSCAT de la National Aeronautics and Space Administration (NASA) et ERS2 de l'Agence Spatiale Européenne (ESA). Ils fournissent respectivement en l'espace de 2 et 7 jours une couverture globale des vents sur les océans. Les Figures 1.3 (b) et (c) montrent la distribution des mesures de NSCAT respectivement sur une période d'une journée et de 2 jours où approximativement 90 % des océans sont échantillonnés contre 62 % pour ERS2. Ces deux instruments se distinguent ainsi par leur couverture spatiale des océans liée à leur géométrie de mesure et par leur fréquence radar qui est de 13.9 GHz (bande Ku) pour NSCAT et de 5.3 GHz (bande C) pour ERS2 correspondant respectivement à des longueurs d'onde de 2.1 cm et de 5.7 cm.

D'autres capteurs fournissent des mesures de la vitesse du vent, les altimètres et les radiomètres SSM/I, mais seuls les diffusiomètres permettent l'estimation de sa direction. En effet, le caractère anisotrope de la rétrodiffusion, en fonction de la direction relative de visée par rapport à celle du vent, permet de déduire la direction du vent à partir des mesures faites par plusieurs antennes orientées différemment [Ulaby et al., 1986]. Les principes de détermination du vent à partir des mesures de ces différents capteurs spatiaux sont basés sur des techniques indirectes de mesure et requièrent l'utilisation de modèle "géophysique" liant le paramètre mesuré au vent de surface.

¹les systèmes de vent, comme ceux des courants qu'ils gouvernent, remodèlent la répartition des caractéristiques physiques de l'atmosphère et de la mer, par l'intermédiaire des flux thermiques qu'ils véhiculent. Ces transferts thermiques jouent un rôle majeur dans le "conditionnement" thermique de notre globe, alimenté par l'énergie du rayonnement solaire inégalement répartie à la surface, ils transportent la chaleur des zones chaudes vers les zones froides.

1.2.1 Mesure du vent à la surface de la mer par diffusiométrie satellitaire

La détermination du vent de surface par diffusiométrie est basée sur la modification de la structure fine de la rugosité de surface sous l'action du vent et donc de la mesure de la rétrodiffusion des ondes radars. Il a été en effet montré expérimentalement que la sensibilité du coefficient de rétrodiffusion de la surface marine était bien décrite par les variations du vent de surface [Moore and Young, 1977; Jones et al., 1977] et la diffusiométrie a ainsi été développée.

C'est pourtant dès 1966 que Moore et Pierson [Moore and Pierson, 1966] proposèrent d'inverser les mesures de σ_0 pour déterminer la vitesse du vent à la surface de la mer à partir de mesures satellitaires. Cette tâche nécessite la calibration des capteurs qui consiste en la détermination d'un modèle empirique reliant la mesure diffusiométrique au vecteur vent et le développement d'un algorithme de restitution du vent à partir de la mesure par inversion du modèle précédent. De nombreuses expériences furent alors menées pour déterminer l'influence du vent sur le coefficient de rétrodiffusion.

En 1979, Moore et Fung [Moore and Fung, 1979] établirent quantitativement une corrélation entre la vitesse des vents et la diffusion des ondes hyperfréquences à l'aide des données aéroportées et spatiales de SKYLAB et SEASAT. Globalement, ils établirent que la diffusion augmente avec la vitesse du vent et diminue lorsque l'angle d'incidence augmente.

Description de la surface marine en terme d'onde cylindrique monochromatique

Le vent, en transférant une partie de son énergie mécanique à la surface de la mer, est à l'origine des oscillations qui agitent la surface océanique. En première approximation, l'analyse mathématique de ces oscillations repose sur l'hypothèse que les mouvements au sein de la masse de liquide sont irrotationnels et incompressibles. Ces mouvements sont alors totalement caractérisés par une fonction "potentiel des vitesses" satisfaisant à l'équation de Laplace.

Les principales conditions aux limites² utilisées traduisent, d'une part, le fait qu'une particule fluide située à la surface de l'eau restera sur cette surface au cours du temps et, d'autre part, le fait que la différence des pressions qui règnent des deux côtés de la surface de l'eau est due aux seuls effets de la tension superficielle³.

²La difficulté, encore insurmontée, du problème mathématique ainsi posé est due, pour une large part, au caractère non-linéaire des conditions aux limites. Les résultats théoriques se limitent donc à des approximations des conditions réelles. Des analyses mathématiques approximatives, reposant sur la théorie des petites perturbations, permettent dans le cas où la cambrure γ (rapport entre la hauteur $2a$ et la longueur d'onde λ_w) est infiniment petite ($\gamma \ll 1$) de linéariser les conditions aux limites (on s'intéresse ici aux solutions de ce système qui correspondent à des petites perturbations de la solution exacte constituée par la surface libre au repos, les vagues considérées ont une cambrure qui reste très faible. Elles correspondent aux solutions au premier ordre en γ).

³L'équilibre à l'interface océan-atmosphère implique l'égalité de la pression atmosphérique et de la pression du liquide, modifiée par la tension de surface de l'océan.

Le système constitué par l'équation de Laplace et ces conditions aux limites possède alors une solution conduisant à des ondes cylindriques monochromatiques de cambrure γ infiniment petite.

Ces ondes évoluent de manière sinusoïdale dans le temps et l'espace. Le niveau ζ de la surface de l'eau varie en fonction de la position \vec{x} dans le plan horizontal et du temps t comme:

$$\zeta = a \cos(\vec{k}_w \cdot \vec{x} - \omega t) \quad (1.1)$$

avec a l'amplitude des oscillations, \vec{k}_w le vecteur d'onde horizontal et ω la pulsation de l'onde. Le vecteur d'onde peut être décomposé en nombre d'onde $k_w = 2\pi/\lambda_w$ et en direction de propagation. La direction de propagation de l'onde, l'amplitude et la longueur d'onde peuvent prendre des valeurs arbitraires (à condition de respecter $\gamma \ll 1$, avec $\gamma = a/k_w$). Par contre, la pulsation ω et le nombre d'onde k_w se trouvent reliés par la relation de dispersion suivante:

$$c = \frac{\omega}{k_w} = \sqrt{\frac{g\lambda_w}{2\pi} \left(1 + \frac{A}{g\rho} \frac{4\pi^2}{\lambda_w^2} \right) \operatorname{th}\left(2\pi \frac{h}{\lambda_w}\right)} \quad (1.2)$$

avec c la célérité de l'onde (ou vitesse de phase), g l'accélération de la pesanteur ($g = 981 \text{ cm.s}^{-2}$), A la tension superficielle à l'interface air-eau ($A = 75 \text{ dynes.cm}^{-1}$), h la profondeur d'eau et ρ la masse volumique du fluide ($\rho = 1 \text{ g.cm}^{-3}$).

Dès que h dépasse $\lambda_w/2$, l'expression se simplifie et se réduit à:

$$c^2 = \frac{g\lambda_w}{2\pi} + \frac{2\pi A}{\rho\lambda_w} \quad (1.3)$$

qui est la relation en eau profonde.

Cette relation montre que pour une longueur d'onde λ_w donnée, c^2 est la somme d'un premier terme dépendant uniquement de l'accélération de la pesanteur, et d'un second terme dépendant essentiellement de la tension superficielle A . L'analyse des influences relatives de ces deux termes conduit à la distinction entre (voir Figure 1.4):

- les ondes de gravité: pour lesquelles les effets de la tension superficielle sont négligeables. La vitesse de phase de ces ondes augmentent avec la longueur d'onde:

$$c^2 = \frac{g\lambda_w}{2\pi} \quad (1.4)$$

- les ondes de capillarité: pour lesquelles les effets de la pesanteur sont négligeables.

Le comportement de ces ondes est vraiment différent de celui des ondes de gravité, leur vitesse diminue avec l'augmentation de la longueur d'onde:

$$c^2 = \frac{2\pi A}{\rho\lambda_w} \quad (1.5)$$

- et les ondes de capillarité-gravité: pour lesquelles les effets de la pesanteur et de la tension superficielle sont comparables:

$$c^2 = \frac{g\lambda_w}{2\pi} + \frac{2\pi A}{\rho\lambda_w}. \quad (1.6)$$

Compte tenu des variations différentes de la vitesse de phase des ondes de gravité et de capillarité en fonction de la longueur d'onde, il existe une valeur λ_{wm} de λ_w pour laquelle ces 2 effets sont égaux. Pour cette valeur particulière de λ_w , c^2 passe par un minimum. Dans le cas de l'interface air-eau, λ_{wm} est de 1.73 cm et la vitesse de propagation correspondante est de 23.2 cm.s⁻¹.

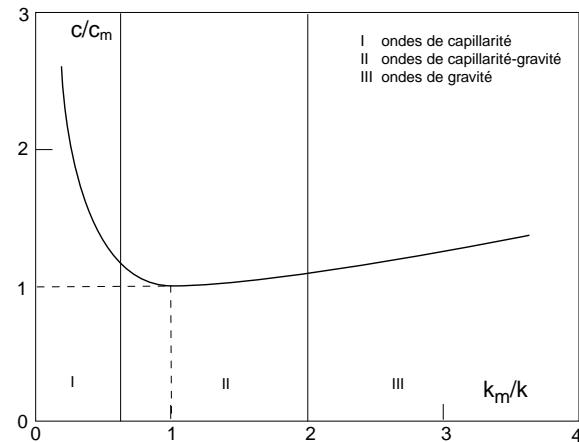


FIG. 1.4 – *Relation de dispersion en eau profonde: 3 régions apparaissent associées respectivement aux ondes de capillarité, aux ondes de capillarité-gravité et aux ondes de gravité.*

Les ondes de capillarité et les ondes de gravité ont respectivement des longueurs d'ondes λ_w inférieures à 1 cm et comprises entre 5 cm et 500 m.

Diffusion en terme de résonance de Bragg

Les diffusiomètres utilisent des faisceaux radars inclinés. Il est bien établi aujourd'hui que pour des angles d'incidence compris entre 25° et 65°, le mécanisme prépondérant contribuant à l'interaction ondes électromagnétiques-surface océanique est la diffusion résonante de Bragg par analogie avec la cristallographie [Rice, 1951; Valenzuela 1968].

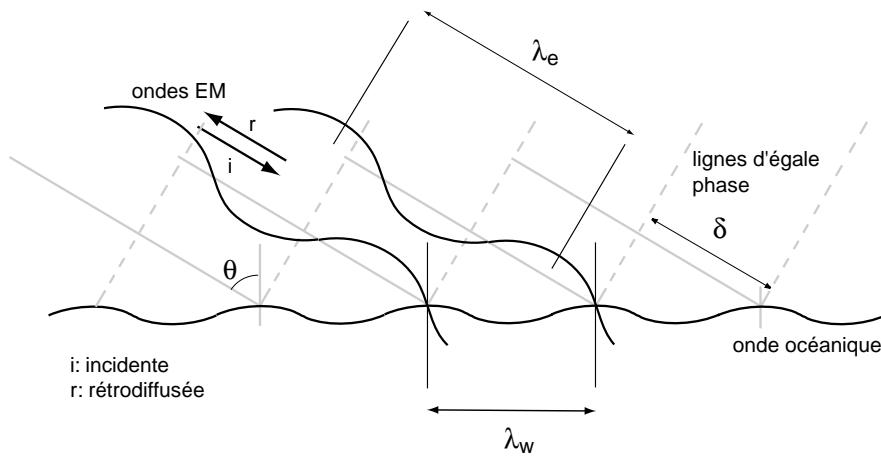


FIG. 1.5 – *Phénomène de résonance de Bragg.*

La diffusion de Bragg est un mécanisme de diffusion par une surface présentant des motifs réguliers donnant lieu à une différence de trajet optique égale à la demi-longueur d'onde ou à un nombre entier de demi-longueur d'onde de l'onde incidente radar.

La Figure 1.5 illustre ce phénomène de résonance. Une composante sinusoïdale de la surface, de longueur d'onde λ_w , est éclairée par une onde plane électromagnétique de longueur d'onde λ_e et d'incidence θ . Notons δ la différence de trajet optique entre les rayons renvoyés par 2 éléments consécutifs de la structure périodique, elle est définie par:

$$\delta = \lambda_w \sin\theta \quad (1.7)$$

et dépend de la longueur d'onde de l'élément périodique et de l'angle d'incidence.

Si l'onde émise par la source parcourt une distance supplémentaire $\lambda_e/2$ à chaque crête successive du train de vague, la différence de phase entre deux signaux successifs rétrodiffusés est de 360° , ils s'additionnent alors en phase au niveau du récepteur. Si ce parcourt supplémentaire entre ces deux signaux n'est pas un multiple de $\lambda_e/2$, les signaux s'ajoutent déphasés et statistiquement, sur un grand nombre, la puissance résultante est négligeable.

Ainsi ces ondes seront en phase si $\delta = n\lambda_e/2$ (condition de résonance) avec n un entier, soit pour $n = 1$:

$$\lambda_w = \frac{\lambda_e}{2 \sin\theta} \quad (1.8)$$

Cette condition de résonance peut être exprimée en fonction des nombres d'onde ($k = 2\pi/\lambda$) soit:

$$k_w = 2k_e \sin\theta \quad (1.9)$$

Le signal rétrodiffusé est ainsi proportionnel à l'énergie de ces vaguelettes résonantes appelées vagues de Bragg et va dépendre des caractéristiques de cette population.

Dans ce cadre, le concept de rugosité est relatif car une longueur d'onde ne sera affectée que par une rugosité de dimension voisine de la sienne. Elle sera au contraire peu modifiée lorsque les dimensions sont beaucoup plus faibles ou beaucoup plus grandes.

Vagues de capillarité-gravité

Cette hypothèse de rétrodiffusion des ondes radar en terme de résonance de Bragg a été très largement étudiée et validée dans des bassins de simulations [Van Halsema et al., 1989; Calkoen et al., 1990]. Compte-tenu des longueurs d'onde radar utilisées, les études théoriques et les expérimentations réalisées en bassin ou en mer identifient les vagues de capillarité-gravité comme l'élément essentiel et indispensable pour créer la rétrodiffusion en terme de résonance de Bragg de ces vaguelettes avec les ondes radar. Dans le Tableau 1.1, nous avons calculé la longueur d'onde des vagues de capillarité-gravité qui "résonnent" pour quelques angles d'incidence pour les bandes de fréquence Ku et C. Les observations en bande C sont liées aux petites vagues de gravité et aux vagues de capillarité-gravité de longueur d'onde comprise entre 10 et 3 cm tandis que les observations en bande Ku ne font intervenir que les vagues de capillarité-gravité de 3 à 1 cm de longueur d'onde.

TAB. 1.1 – Longueurs d’onde λ_w (en cm) des vagues résonantes pour les angles d’incidence de 20° , 30° , 40° et 50° en bande Ku et en bande C.

angle d’incidence		20°	30°	40°	50°
λ_w (en cm)	bande Ku ($\lambda_e = 2.14$ cm)	3.15	2.16	1.68	1.41
	bande C ($\lambda_e = 5.66$ cm)	8.27	5.66	4.40	3.69

Ainsi, même si globalement la rugosité de la mer est intimement liée à la formation de toutes sortes de vague, les petites (vagues de vent) comme les grandes (houles) et même si la houle est haute de plusieurs mètres, c’est la résonance des ondes radars avec les vagues de capillarité-gravité qui la surmontent qui domine la diffusion pour des angles d’incidence radar supérieurs à 20° .

Transfert d’énergie mécanique du vent vers la surface

Ces vagues de petites longueurs d’onde réagissent quasi-instantanément sous l’action du vent et disparaissent aussi vite dès qu’il cesse. D’où en fait ce choix des bandes Ku et C en diffusiométrie. En effet outre quelques phénomènes parasites, la présence de ces échelles à la surface est principalement liée aux fluctuations de pression dues à la turbulence atmosphérique induite par la différence de vitesse entre le milieu fluide et l’air, caractérisée par la vitesse de frottement u_* .

Si on suppose une surface d’eau plane qui est agitée par une brise légère, des vagues de capillarité, de capillarité-gravité et des vagues de gravité de courte longueur d’onde apparaissent de manière quasi-instantanée en réponse à l’action induite par la force de frottement ou tension du vent sur la surface (phénomène de résonance entre les fluctuations de pression et l’apparition des petites vagues). Cela correspond à la théorie de Phillips sur la croissance initiale des vagues [Phillips, 1957; Komen et al., 1994]. Ces ondes qui apparaissent sont caractérisées par les contraintes qui les font naître et par les processus physiques qui les entretiennent. Elles vont pouvoir évacuer en se propageant l’excédent d’énergie induit par l’excitation et s’amortiront progressivement avec la dissipation de cette énergie (par déferlement essentiellement).

La rétrodiffusion des ondes radar va être dominée par les caractéristiques de la population de ces vaguelettes. Elles sont directement générées par le vent et rendent compte de ses caractéristiques avec des constantes de temps très faibles (quelques secondes) et ont des longueurs d’onde de quelques centimètres [Ulaby et al., 1986]. On a ainsi un moyen indirect de mesurer le vent au dessus de l’océan.

Description complexe de l’état de la surface

En pleine mer, le vent qui a engendré des oscillations continue à souffler et entretient le phénomène tout en le rendant beaucoup plus complexe. En effet dès que l’eau se met à osciller apparaissent des creux et des bosses offrant plus de prise au vent; le mouvement

oscillant s'amplifie en même temps qu'il se propage. Cependant il est clair, même si ces phénomènes sont peu connus, que la houle modifie l'écoulement de l'air au-dessus du plan d'eau ainsi que le comportement hydrodynamique des vagues de vent [Kudryavtsev et al., 1997]. Cela a pour conséquence de modifier la répartition spatiale des vagues de Bragg dont la théorie repose sur l'hypothèse de l'étude de petites perturbations d'une surface en moyenne plane. La pente des vagues longues va donc elle-même moduler la rétrodiffusion de Bragg car elle modifie la répartition directionnelle de ces vaguelettes et l'angle d'incidence local.

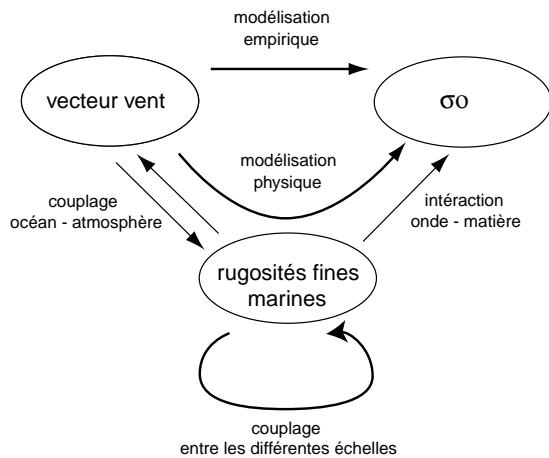


FIG. 1.6 – *Diagramme des interactions vent/vagues/ondes radar reliant la description de la surface marine aux paramètres de la couche limite atmosphérique et aux mesures de télédétection hyperfréquence.*

La surface marine est perturbée par des mouvements de surface non stationnaires et par des phénomènes diphasiques (déferlements), ce qui complique la modélisation et l'analyse du signal électromagnétique. Bien que des efforts importants soient réalisés pour établir un modèle physique, la connaissance des phénomènes mis en jeu est loin d'être parfaite. Il faut en effet modéliser à la fois l'interaction entre l'onde électromagnétique et la surface de la mer et l'effet du vent sur cette surface comme schématisé sur la Figure 1.6.

Le signal radar rétrodiffusé par la surface de l'océan est ainsi lié aux caractéristiques géométriques et cinétiques de la surface, qui sont elles-mêmes gouvernées par de nombreux processus complexes et pas toujours bien connus comme la génération des vagues sous l'effet de la vitesse de frottement à la surface, les effets rétroactifs des vagues sur l'écoulement atmosphérique, les interactions hydrodynamiques entre vagues et les interactions vagues-courants entre autres.

En résumé, L'influence du vent sur le coefficient de rétrodiffusion n'est pas simple. En effet, il dépend bien entendu de la force et de la direction du vent soufflant au moment de la mesure mais également des effets préalables, forces, directions et durées des vents précédents qui ont modifié l'état de la surface de la mer.

Outre le vent, d'autres paramètres peuvent par ailleurs avoir une influence significative sur le développement des vagues. Citons par exemple: la stabilité de l'air liée à la différence de température air-mer ou la viscosité qui varie fortement avec la température de l'eau de

surface [Weissman et al., 1980; Donelan and Pierson, 1987]. De même, des effets des courants, du degré de développement de la mer, ou de la hauteur des vagues sur la répartition des vaguelettes ont pu être mis en évidence [Keller et al., 1985; Phillips and Hasselmann, 1986]. L'écume ou la présence de pluie peuvent également modifier le σ_0 . L'ensemble de ces facteurs modulera la réponse de la surface sous l'action du vent et par conséquent la mesure de télédétection.

1.2.2 Approche et outils

Finalement, la complexité du problème a conduit les utilisateurs à employer dans un premier temps une approche pragmatique basée sur le développement de modèle empirique ou semi-empirique pour restituer le vent à partir des observations satellitaires. Seuls les modèles empiriques permettent actuellement d'établir de manière satisfaisante la relation entre le coefficient de rétrodiffusion et le vecteur vent pour l'exploitation de ces mesures hyperfréquences de manière opérationnelle en faisant abstraction d'une description complexe des différents processus interagissants.

La mesure du radar diffusiométrique, dépendant principalement de la vitesse de frottement, est reliée au vent neutre (vent dans des conditions de stabilité neutre) à 10 m dans les modèles actuellement utilisés aussi bien pour les modèles en bande C: CMOD2-IFR de l'IFREMER [Bentamy et al., 1994] et CMOD4 de l'ESA [Stoffelen and Anderson, 1995] que pour le modèle NSCAT-1 du diffusiomètre NSCAT en bande Ku [Wentz and Smith, 1999]. Et bien qu'il y ait une nette différence de concept physique si l'on considère la vitesse du vent à 10 m au dessus de l'océan ou la vitesse de frottement, il n'a pas encore été possible de définir un modèle empirique reliant la vitesse de frottement au coefficient de rétrodiffusion par manque de donnée coïncidente et à cause des incertitudes inhérentes à la mesure de u_* (cf chapitre 3).

Cependant, ces méthodes statistiques classiques présentent plusieurs inconvénients. En premier lieu, un modèle n'est pas transposable à une autre configuration d'observations (autre polarisation, fréquence, incidence). Par ailleurs il sera lié à une forme choisie explicitant la relation cherchée. Or dans le cas où cette forme ne rend pas compte de toute la complexité de cette relation, cette approche ne donnera pas de très bon résultat aussi bien en terme de prédiction, qu'en terme d'étude de processus.

Le premier inconvénient est inhérent aux méthodes statistiques et ne peut être surmonté. Par contre il est possible de "capturer" des dépendances relationnelles complexes, entre les variables, présentes dans les données sans qu'aucune réelle connaissance sur la représentation mathématique sous-jacente ne soit nécessaire, c'est à dire de déterminer une fonction $g : R^n \rightarrow R^m$ paramétrée par $W \in R^p$ telle que:

$$\vec{x} \rightarrow \vec{y} = g(W, \vec{x})$$

Les valeurs de W sont fixées par régression sur un échantillon de N couples $\{\vec{x}^i, \vec{y}^i\}_{i=1,N}$. C'est notamment le principe développé dans les modèles statistiques de type réseaux de neurones et plus particulièrement dans le cas des perceptrons multi-couches (PMC) [Rumelhart et al., 1986]. Ce sont des systèmes paramétrés dont les paramètres sont déterminés

de manière itérative par régression non-linéaire. Ces méthodes ont d'ailleurs déjà été appliquées dans le cas des diffusiomètres dans les précédents travaux de Thiria et al. [Thiria et al., 1993] et Mejia [Mejia, 1992].

Le propos de ce travail de thèse n'est pas de travailler sur la restitution des vents de surface à partir des mesures satellitaires mais d'essayer de contribuer à une meilleure compréhension des informations contenues dans les signaux mesurés au moyen d'une modélisation par réseaux de neurones de la relation vent-coefficient de rétrodiffusion. Ce travail s'articule autour de 4 axes: (1) validation et apport des modèles neuronaux à l'étude des caractéristiques des mesures des diffusiomètres NSCAT et ERS-2; (2) interprétation en terme de propriété de surface du comportement du coefficient de rétrodiffusion; (3) étude de la variabilité des mesures en terme de variance et analyse de la répartition spatiale des erreurs relatives de ces modèles neuronaux par rapport aux observations; (4) et finalement analyse de l'influence de la hauteur des vagues sur la mesure diffusiométrique dans les 2 bandes de fréquence.

Validation et apport des modèles neuronaux

Nous comparerons dans un premier temps, les modèles neuronaux établis pour NSCAT et ERS-2 avec les modèles empiriques actuellement utilisés en bande Ku et en bande C. Ces diffusiomètres se distinguent par la fréquence de l'onde radar et leur géométrie de mesure. Les américains ont choisi la bande Ku qui est plus sensible aux vents faibles en raison de la réponse quasi-instantanée des vagues de capillarité-gravité concernées, alors que les européens ont choisi la bande C, moins sensible aux conditions atmosphériques et notamment à la présence de pluie (cf Figure 1.1). Nous regarderons également les différences de comportement entre les observations des diffusiomètres NSCAT et ERS-2.

Interprétation en terme de propriété de surface

Dans un deuxième temps, nous essayerons d'interpréter en terme de propriété de surface le comportement du coefficient de rétrodiffusion en utilisant les 2 polarisations (HH-pol. et VV-pol.) de NSCAT et en calculant $(\sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH})$. Ceci permettra de relier de façon plus physique l'état de la mer au vent par le biais du coefficient de rétrodiffusion.

En effet la modélisation purement empirique des phénomènes donnant de bons résultats en moyenne, nous pouvons espérer expliciter les mécanismes qui gouvernent les comportements du signal rétrodiffusé et du champ de vague en comparant des modèles semi-physiques aux modèles empiriques et permettre ainsi une meilleure compréhension des phénomènes physiques sous-jacents.

Il est attendu une amélioration de la description à la fois de l'état de la mer et des processus agissants qui en retour peut permettre d'améliorer la description et la prévision des champs météorologiques et océanographiques.

Variabilité des mesures et répartition spatiale des erreurs relatives

Dans les modèles empiriques actuellement utilisés pour l'inversion du vent à partir des mesures de coefficient de rétrodiffusion par diffusiométrie, seule l'influence du vent est prise en compte, or il apparaît que d'autres facteurs peuvent avoir un effet non négligeable sur la mesure et pourraient expliquer la dispersion observée dans les mesures. Or les paramètres sont nombreux et la détection de leurs effets est difficile, car la mesure de l'ensemble de ces paramètres est impossible et leurs effets sont cumulés.

Nous essayerons d'identifier les variables géophysiques dont l'influence est suffisamment importante pour perturber de façon significative la mesure du vent et qui ne sont pas pris en compte dans les modèles empiriques. Pour cela, nous étudierons la répartition spatiale des erreurs relatives de ces modèles par rapport aux observations afin de délimiter les régions à forte anomalie.

Analyse de l'influence de la hauteur des vagues

Afin d'évaluer l'influence de l'état de la mer, par le biais de la mesure de la hauteur des vagues, sur le coefficient de rétrodiffusion, nous utiliserons la complémentarité des instruments diffusiométriques et altimétriques.

Aucune information sur l'état de la mer n'étant prise en compte dans les modèles empiriques actuellement utilisés, la mesure du vent diffusiométrique obtenu par inversion de ces modèles peut être mal interprétée en terme de vitesse et de direction du vent si ces effets perturbent de manière importante le coefficient de rétrodiffusion en occasionnant une erreur supérieure aux seuils de précision des vents diffusiométriques qui est de 2 m.s^{-1} pour le module du vent et de 20° pour la direction.

Cette seule motivation est suffisante pour essayer de comprendre comment le signal radar est modifié par l'état de la mer. Cette étude permettra donc d'apporter un complément d'information pour améliorer les algorithmes de restitution du vent à partir des mesures diffusiométriques dans le cas d'un effet significatif de la hauteur des vagues sur le signal. Elle permettra également de mieux comprendre comment s'effectuent les interactions entre les différentes échelles de rugosité et comment ces dernières agissent sur le signal diffusiométrique.

1.3 Structure de la thèse

Ce mémoire de thèse est organisé en 9 chapitres auxquels s'ajoutent les annexes. La présente introduction forme le chapitre 1. La conclusion sera donnée au chapitre 9. Le chapitre 2 est consacré à la présentation du principe de mesure d'un radar et de la géométrie des différents diffusomètres mentionnés. Un survol succinct des modèles empiriques existants est exposé dans le chapitre 3. Une présentation de la modélisation par réseaux de neurones, qui est une techniques de régression non linéaire, constitue le chapitre 4. Le chapitre 5 est consacré à la validation des modèles neuronaux avec une analyse des caractéristiques des coefficients de rétrodiffusion en fonction de la vitesse du

vent, de sa direction, de l'angle d'incidence, de la fréquence et de la polarisation de l'onde radar utilisée. Dans le chapitre 6, les résultats de l'étude de $(\sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH})$ en fonction de la vitesse du vent sont présentés. Le chapitre 7 est consacré à l'étude de la variabilité du signal diffusiométrique et le chapitre 8 termine la présentation de ce travail de thèse avec l'analyse de l'influence de la hauteur des vagues sur le signal diffusiométrique.

Chapitre 2

Les diffusiomètres

Les diffusiomètres embarqués sur satellite offrent une couverture globale de l'océan. Ils permettent l'obtention de champ de vent de bonne qualité, homogène dans le temps, et présentant une résolution spatiale satisfaisant les besoins de la recherche mais également des centres opérationnels (centres de prévision météorologique).

Dans le cadre de ce chapitre, nous regarderons comment le coefficient de rétrodiffusion peut être déduit des mesures radar et présenterons les différentes géométries de mesure des diffusiomètres en bande Ku et en bande C.

2.1 Equation radar et coefficient de rétrodiffusion: σ_0

Lorsqu'un radar illumine une cible isolée, la puissance rétrodiffusée P_r est fonction de la surface équivalente radar (SER) de la cible notée σ et s'exprime par:

$$P_r = \frac{P_e}{4\pi R^2} G_e \sigma \frac{A_r}{4\pi R^2} \quad (2.1)$$

avec P_e la puissance émise par le radar, G_e le gain de l'antenne à l'émission, R la distance radar-cible et A_r la surface équivalente de l'antenne de réception qui vaut $G_r \lambda^2 / 4\pi$ où λ représente la longueur d'onde radar et G_r le gain de l'antenne en réception.

L'équation radar mentionnée ci-dessus n'est plus valable lorsqu'il s'agit d'une source étendue comme la surface marine. On introduit alors le concept de SER moyenne par unité de surface, le coefficient de rétrodiffusion σ_0 . En considérant qu'une cible étendue est constituée par un ensemble de cible statistiquement identique diffusant les ondes électromagnétiques radar et de SER $d\sigma$, nous avons alors:

$$dP_r = \frac{P_e G_e G_r \lambda^2}{(4\pi)^3 R^4} d\sigma = \frac{P_e G_e G_r \lambda^2}{(4\pi)^3 R^4} \sigma_0 dS \quad (2.2)$$

et la puissance moyenne rétrodiffusée par la cible étendue est obtenue par intégration sur la surface A_0 éclairée par le radar:

$$P_r = \int \int_{A_0} \frac{P_e G_e G_r \lambda^2}{(4\pi)^3 R^4} \sigma_0 dS \quad (2.3)$$

En considérant le terme sous l'intégrale constant sur la cellule de résolution:

$$P_r = \frac{P_e G_e G_r \lambda^2}{(4\pi)^3 R^4} \sigma_0 \int \int_{A_0} dS \quad (2.4)$$

nous obtenons par intégration pour la puissance rétrodiffusée, en fonction des caractéristiques du radar, de la géométrie de mesure et de la surface visée, l'expression suivante:

$$P_r = \frac{P_e G_e G_r \lambda^2}{(4\pi)^3 R^4} \sigma_0 A_0 \quad (2.5)$$

Le raisonnement qui précède ne présume pas des atténuations diverses subies par le signal initial. En pratique, il faut pondérer le résultat par un coefficient de perte L . Les pertes sont dues principalement à la propagation du signal dans l'atmosphère, dans les circuits hyperfréquences du radar et aux traitements appliqués sur le signal. Nous obtenons alors l'équation radar classique:

$$P_r = \frac{P_e G_e G_r \lambda^2}{(4\pi)^3 R^4 L} \sigma_0 A_0 \quad (2.6)$$

Le coefficient de rétrodiffusion σ_0 est donc proportionnel au rapport de la puissance rétrodiffusée (renvoyée en direction de la source de signal) à la puissance incidente reçue pour une aire donnée:

$$\sigma_0 = \frac{(4\pi)^3 R^3 L}{G_e G_r \lambda^2 A_0} \frac{P_r}{P_e} \quad (2.7)$$

σ_0 est une fonction des paramètres du radar (fréquence, polarisation), de la géométrie d'observation donc de l'angle d'incidence et des paramètres de la cible (rugosité, permittivité, ...). La dépendance selon la polarisation peut être explicitée en introduisant des indices à σ_0 et à P_r . Le coefficient de rétrodiffusion est souvent exprimé en décibels (dB) de manière à travailler dans un espace où les mesures présentent un intervalle de variation plus faible:

$$\sigma_0^{dB} = 10 \log_{10}(\sigma_0). \quad (2.8)$$

En effet, les valeurs en dB sont comprises globalement entre 0 et -40 dB ce qui représentent en linéaire des valeurs entre 1 et 10^{-4} et donc des ordres de grandeurs entre les mesures qui sont vraiment différents.

Le coefficient de rétrodiffusion va donc permettre de caractériser une surface par sa rugosité. Il est à noter que, dans le cas présent où la surface réfléchissante est la surface océanique, les éléments rugueux de la surface marine vont dépendre des conditions locales de vent qui présentent une grande variabilité sur la cellule de résolution du diffusiomètre (qui est au minimum de 25 km x 25 km pour NSCAT et plus généralement de 50 km x 50 km). L'hypothèse utilisée dans le calcul de l'intégrale (2.3) est donc inexacte dans le cas des diffusiomètres satellitaux puisque l'on suppose que σ_0 ne varie pas sur la cellule de mesure. Or l'importante variabilité des conditions locales de vent entraîne une grande variabilité locale du σ_0 au sein de cette cellule [Ulaby et al., 1981; 1982; 1986]. La définition même de la mesure est donc assujettie à une hypothèse et introduit par conséquent une source de bruit supplémentaire pour les traitements ultérieurs appliqués sur ces données.

2.2 Géométrie des diffusiomètres

Contrairement aux altimètres, les diffusiomètres utilisent des faisceaux radar inclinés de sorte à ne pas mesurer pratiquement de réflexion spéculaire. C'est la diffusion qui domine le signal mesuré.

Ainsi lorsque la rugosité de la surface augmente, une fraction plus importante de la puissance incidente radar est renvoyée en direction de la source de signal; on observe alors une augmentation du coefficient de rétrodiffusion. La détermination du vent de surface par diffusiométrie est basée sur la modification de la rugosité de surface sous l'action du vent, elle-même modifiant à son tour la rétrodiffusion des ondes radar.

La rétrodiffusion des ondes radar dans le cas des diffusiomètres permet donc d'obtenir les caractéristiques locales de la surface marine par l'intermédiaire de 4 signatures différentes: une signature de l'intensité moyenne du signal réfléchi, une signature angulaire selon l'angle d'incidence, une signature angulaire selon l'azimut associée à l'anisotropie de la répartition des vagues de capillarité-gravité qui tendent à s'aligner dans la direction du vent, et une signature liée à la polarisation du signal¹.

2.2.1 NSCAT, QSCAT et SeaWind en bande Ku

Le premier diffusiomètre placé sur satellite était SASS (NASA SeaSat-A Scatterometer System) sur SEASAT lancé le 26 juin 1978. Malgré la brièveté de sa mission (100 jours) il a apporté la preuve éclatante de l'efficacité de ces techniques pour l'étude de la surface océanique [Ulaby et al., 1981; 1982; 1986].

Le projet de diffusiomètre NSCAT est la continuation de SEASAT. Il était monté sur le satellite japonais ADEOS-I (Advanced Earth Observation Satellite) et lancé en août 1996. Ce dernier avait une orbite circulaire de période approximative de 101 minutes, une hauteur nominale de 796 km et un cycle de répétition de 41 jours. NSCAT a arrêté de fonctionner fin juin 1997 suite à la perte totale de puissance du satellite ADEOS-I, mais il a néanmoins permis l'obtention de 9 mois de données globales, jeu de donnée sur lequel est basée une grande partie de cette thèse.

Sa géométrie de mesure est présentée sur la Figure 2.1. NSCAT est pourvu de 6 antennes (3 pour chacune des 2 fauchées de part et d'autre de la trace au sol du satellite) à 13.9 GHz. Les 2 antennes centrales permettent à la fois d'effectuer des mesures en polarisation verticale (ondes radar émises et reçues en polarisation verticale et notée VV-pol.) et en polarisation horizontale (HH-pol.), les autres antennes n'effectuent des mesures qu'en polarisation verticale. Pour la polarisation horizontale, la relation entre le coefficient de rétrodiffusion et le vecteur vent de surface est différente de celle pour la polarisation verticale. Ainsi ces mesures en HH-pol. vont permettre l'obtention d'une

¹L'énergie émise est habituellement polarisée dans une direction donnée horizontale (H) ou verticale (V); l'énergie rétrodiffusée par la surface visée et reçue par l'antenne est mesurée dans un plan de polarisation donné H ou V, ce qui donne les quatre combinaisons de mesures suivantes: HH, VV, HV et VH. La première lettre indique la polarisation du signal émis par l'antenne et la deuxième celle dans laquelle on mesure le signal rétrodiffusé.

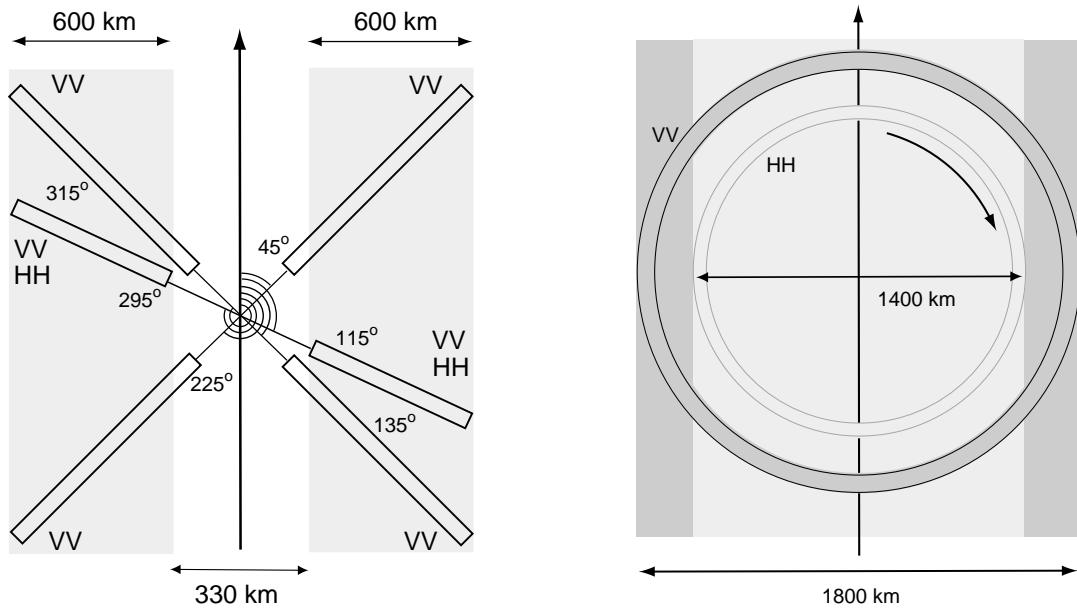


FIG. 2.1 – Géométrie de NSCAT (à gauche) et de QSCAT (à droite)

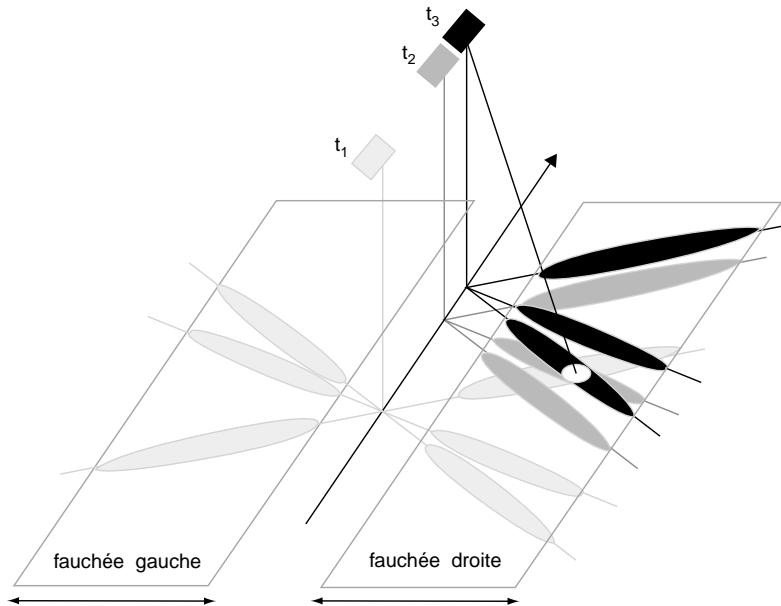


FIG. 2.2 – Observation d'une cellule de résolution par les 3 antennes de NSCAT de manière successive.

information complémentaire sur la rugosité de surface et donc sur le vent. L'utilisation de ces antennes en double polarisation permet d'obtenir en chaque cellule de résolution 4 mesures différentes comme illustré sur la Figure 2.2. Une cellule est vue par les 3 antennes de manière successive avec le déplacement du satellite. La géométrie de visée des antennes centrales est un peu différente de celle des diffusiomètres ERS-1/2, comme nous le verrons par la suite, à cause des techniques différentes utilisées pour l'obtention de la résolution spatiale radar. Chaque fauchée de NSCAT contient 12 cellules de 50 km x 50 km, qui sont appelées cellules de vent (WVC; Wind Vector Cells) et constituent la maille du champ de vent diffusiométrique. La résolution spatiale du capteur est de 25 km à la surface du globe. Les angles d'incidence des antennes centrales varient de 16° à 52° et de 19° à 63° pour les antennes avant et arrière.

Le diffusiomètre SeaWinds de la mission QSCAT (QuickSCAT), mis sur orbite le 19 juin 1999, est le dernier diffusiomètre en bande Ku lancé à ce jour. Ce programme a été rapidement mis en place après la perte de NSCAT et de manière à combler l'intervalle de temps entre les missions ADEOS-I et ADEOS-II, cette dernière étant programmée pour l'an 2000 avec à son bord un diffusiomètre à l'identique de SeaWinds. Nous appellerons pour simplifier QSCAT le diffusiomètre SeaWinds de la mission QSCAT et SeaWinds celui prévu sur ADEOS-II. Ils présentent une toute nouvelle géométrie de mesure. Ils utilisent une antenne parabolique tournante et effectuent des mesures à 13.402 GHz sur 2 fauchées à incidence constante (46° et 54°). Le faisceau intérieur fonctionne en polarisation HH-pol. (fauchée de 1400 km) alors que le faisceau extérieur fonctionne en polarisation VV-pol. (fauchée de 1800 km) comme visualisé sur la Figure 2.1. Cette configuration permet d'augmenter l'échantillonnage spatial et temporel des océans. Alors que NSCAT couvrait 90 % des océans du globe en l'espace de 2 jours, cette durée est réduite à une journée avec cette nouvelle géométrie de mesure. Pour chaque position sur la fauchée 4 mesures de σ_0 à des azimuts différents sont effectuées: 2 sont obtenues par le faisceau intérieur (en HH-pol.) lorsqu'il vise devant puis derrière et les 2 autres par le faisceau extérieur (en VV-pol.). Les 3 inconvénients de ce système sont que: (1) pour les positions supérieures à 700 km de la trace centrale du satellite, seul le faisceau extérieur effectue des mesures et il ne reste alors que 2 mesures à des azimuts différents; (2) pour les positions en bordure de la fauchée extérieure, le nombre de mesure se réduit à l'unité; et (3) pour les positions sur la trace centrale du satellite, les 4 mesures ne sont associées qu'à 2 azimuts qui sont en exacte opposition. Dans ces configurations l'échantillonnage faible en azimut ne permettra pas une bonne détermination de la direction des vents. Mais mis à part ces cas particuliers, la détermination du vecteur vent devrait être obtenue avec une bonne précision sur le reste de la très importante couverture spatiale de l'instrument.

2.2.2 ERS-1/2 et ASCAT en bande C

Les satellites européens de télédétection, ERS-1 et ERS-2, ont été lancés respectivement en 1991 et 1995. Ils ont une orbite circulaire à une altitude nominale de 785 km et un cycle de répétition de 35 jours. Leurs diffusiomètres sont identiques. Ils effectuent des mesures de rétrodiffusion à 5.3 GHz en polarisation verticale par l'intermédiaire de 3

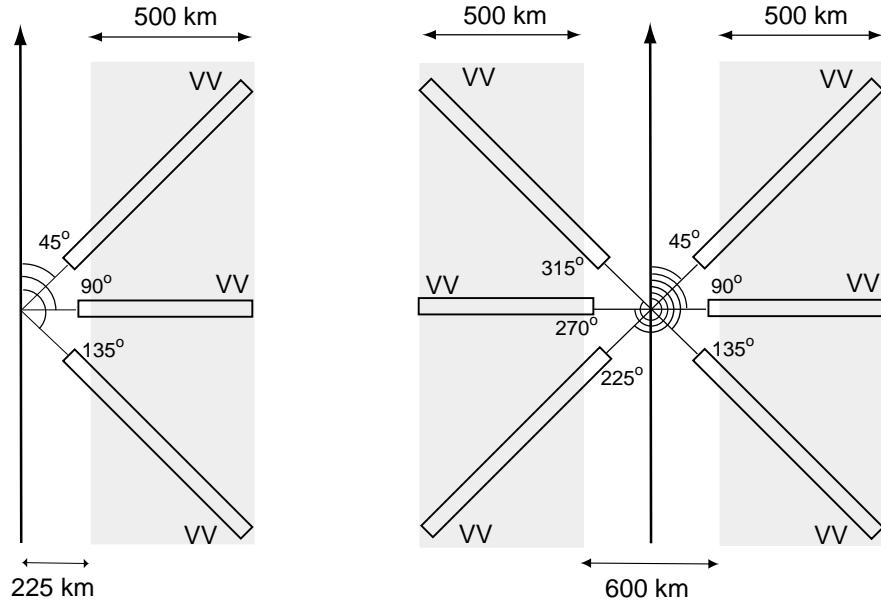


FIG. 2.3 – Géométrie de ERS-1/2 (à gauche) et de ASCAT (à droite)

antennes et uniquement sur une fauchée de 500 km de large à droite de la trace au sol du satellite comme illustré sur la Figure 2.3. Les cellules de résolution sont de 50 km x 50 km. Les angles d’incidence varient de 18° à 47° pour l’antenne centrale et de 25° à 59° pour les antennes avant et arrière. Pour chaque position sur la fauchée 3 mesures de σ_0 à des azimuts différents sont effectuées. Ils permettent une couverture plus faible du globe que le diffusiomètre NSCAT (2 fauchées de 600 km) sur un même intervalle de temps. De plus la source hyperfréquence est partagée avec l’instrument SAR. Ce dernier ne peut pas être utilisé en même temps que le diffusiomètre. Bien que les satellites ERS-1 et ERS-2 aient tous deux les instruments diffusiomètres et SAR opérationnels et soient en orbite autour de la Terre, seuls les capteurs de ERS-2 sont exploités en ce moment.

Le projet de diffusiomètre ASCAT prévu sur METOP (METeorological Operational Satellite) pour 2003 reprend la même géométrie que celle utilisée pour les diffusiomètres de ERS et fonctionnera également à 5.3 GHz en polarisation verticale (Figure 2.3). La différence est que cet instrument effectuera ses mesures sur une double fauchée et aura une source hyperfréquence propre (pas de partage avec un autre instrument comme dans le cas de ERS avec le SAR). Pour chaque position sur la fauchée 3 mesures de σ_0 à des azimuts différents seront obtenues. Les angles d’incidence de la visée radar varieront de 25° à 54.6° pour les antennes centrales et de 33.7° à 65.3° pour les autres antennes. Cela permettra, par rapport à ERS, un décalage de la fauchée vers les incidences plus élevées, ce qui nécessitera de plus ample investigation sur la relation rétrodiffusion-vent.

Chapitre 3

Du vent au signal diffusiométrique: modélisation empirique

Ce chapitre nous permettra dans un premier temps d'avoir un bref aperçu de la description du vent dans la couche limite atmosphérique et de fournir quelques arguments à l'utilisation de la donnée de vent dans les modèles de rétrodiffusion empirique et non pas de la vitesse de frottement pourtant à l'origine des rugosités marines de petite échelle. Nous décrirons également les jeux de donnée qui seront utilisées dans la suite de cette thèse. Puis dans un deuxième temps, nous regarderons comment est décrite la relation entre le coefficient de rétrodiffusion et le vecteur vent dans les modèles empiriques en bande Ku et C.

3.1 Description du vent dans la couche de surface

La mesure du radar diffusiométrique, dépendant principalement de la vitesse de friction, est reliée au vent neutre à 10 m dans les modèles empiriques des fonctions de transfert des diffusiomètres ERS-2 et NSCAT.

La tension du vent

Le terme d'apport d'énergie par le vent aux océans s'exprime en fonction de la vitesse de frottement u_* . Elle est reliée à la tension du vent $\vec{\tau}$ à la surface de la mer par la relation:

$$u_* = \sqrt{\frac{\tau}{\rho_a}} \quad (3.1)$$

avec ρ_a la masse volumique de l'air (1.29 kg.m^{-3}). $\vec{\tau}$ décrit le transfert de quantité de mouvement turbulent résultant des fluctuation des composantes du vent et est défini par:

$$\vec{\tau} = -\rho_a \langle \vec{u}' w' \rangle \quad (3.2)$$

où u' et w' désignent respectivement les fluctuations des composantes horizontales et de la composante verticale du vent autour de leur moyenne. L'opérateur $\langle \rangle$ représente la moyenne d'ensemble.

Dans cette équation, on suppose que les directions de $\vec{\tau}$ et de \vec{U} sont les mêmes. C'est une hypothèse raisonnable dans la couche de surface, sous-couche de la couche limite atmosphérique d'une épaisseur de quelques dizaines de mètre. $\vec{\tau}$ reste constant en grandeur comme en direction dans cette couche, ce qui implique que la direction du vent reste constante alors que la vitesse du vent augmente avec l'altitude.

La tension du vent n'est pas une variable facile à utiliser pour la calibration ou la validation des modèles car elle est difficile à mesurer de manière directe au dessus de l'océan. En effet, son estimation nécessite la mesure locale de la turbulence de petite échelle dans la couche limite atmosphérique et donc des moyens très particuliers à mettre en oeuvre.

La relation expérimentalement obtenue entre la tension du vent et le vent à une altitude de référence, ici à 10 m notée \vec{U}_{10} , la plus couramment employée est:

$$\vec{\tau} = \rho_a C_{DN10} U_{10} \vec{U}_{10} \quad (3.3)$$

où C_{DN10} représente le coefficient de traînée C_D à 10 m dans des conditions de stabilité neutre.

Ce coefficient de traînée a été étudié lors de nombreuses campagnes expérimentales et présente une grande variabilité [Large and Pond, 1982; Smith, 1988; Geernaert et al., 1987]. Il existe ainsi dans la littérature un nombre important de paramétrisation de C_{DN10} défini en fonction de U_{10} . Il dépend de façon générale des conditions atmosphériques moyennes, des conditions de fetch et de profondeur d'eau. Nous renvoyons pour plus de détail aux travaux de thèse de N. Grima [Grima, 1997] pour une synthèse et description des différentes formes analytiques proposées pour C_D .

Le profil logarithmique du vent

Cette difficulté de relier la tension de surface à la vitesse du vent à une hauteur donnée est liée à la description de la couche limite surfacique. En utilisant la théorie de la similitude de Monin-Obukhov, le profil du vent est décrit de manière logarithmique selon l'altitude:

$$U_z = \frac{u_*}{K} \left[\ln \left(\frac{z}{z_0} \right) - \Psi \left(\frac{z-z_0}{L} \right) \right] \quad (3.4)$$

où K est la constante de Von Karman ($K = 0.4$), z_0 la hauteur de rugosité, L la longueur d'échelle de Monin-Obukhov qui représente la hauteur au-delà de laquelle les effets de stabilité deviennent importants et Ψ une fonction de correction du profil logarithmique qui tient compte de la stabilité atmosphérique. Au dessus de la mer, on utilise les expressions suivantes de z_0 (relation de Charnock [Charnock, 1955]) et de L :

$$z_0 = \frac{m_0 u_*^2}{g} \quad (3.5)$$

$$L = \frac{(C_D)^{1/2} T_A U^2}{K g \Delta T}. \quad (3.6)$$

Elles dépendent de la température de l'air T_A , de C_D à la même hauteur de référence que U , de la différence de température air-mer ΔT , de g l'accélération de la pesanteur ($g = 981 \text{ cm.s}^{-2}$) et de m_0 la constante dite de Charnock (il existe une littérature importante sur la paramétrisation de ce terme). L'estimation de u_* à partir d'une vitesse de vent mesurée à une altitude particulière z est obtenue par un processus de minimisation de fonction à 1 variable sur un intervalle donné. La relation entre u_* et U_z est donc complexe et dépend de nombreuses constantes empiriques.

Ainsi de manière à déterminer une relation empirique, il apparaît plus favorable de corrélérer σ_0 avec U_{10} plutôt qu'avec la tension du vent (ou avec la vitesse de frottement) même si physiquement il est plus satisfaisant et correct de relier les vaguelettes responsables de la rétrodiffusion des ondes radar à la tension du vent. Cette dernière est calculée à partir d'équations empiriques qui ajoutent des incertitudes supplémentaires sur la relation cherchée. De manière à s'abstraire des effets de la stabilité de l'air, les fonctions de transfert diffusiométriques relient σ_0 à U_{N10} (vent estimé dans des conditions de stabilité neutre).

3.2 Modélisation empirique et description des jeux de donnée

Actuellement, seuls les modèles empiriques permettent d'établir de manière satisfaisante la relation entre le coefficient de rétrodiffusion et le vecteur vent de surface \vec{U}_{N10} . Ces modèles directs aussi appelés GMFs (Geophysical model function) permettent de connaître la dynamique propre de chaque diffusiomètre et l'inversion de ces modèles permet de déterminer \vec{U}_{N10} à partir de plusieurs observations diffusiométriques en un même point.

Le coefficient de rétrodiffusion σ_0 est modélisé, pour une polarisation et une fréquence radar données, comme une fonction de:

- θ : l'angle d'incidence mesuré dans le plan vertical entre le faisceau radar incident et la normale à la surface;
- U : la vitesse du vent à 10 m en condition de stabilité neutre (U_{N10} est notée U dans toute la suite pour simplifier) et
- χ : l'angle d'azimut mesuré dans le plan horizontal entre la direction de pointage de l'antenne et celle du vecteur vent.

Ces différentes variables sont présentées sur la Figure 3.1 et la convention des angles en azimut utilisée sur la Figure 3.2. Tous ces modèles peuvent être résumés par l'équation fonctionnelle suivante:

$$\sigma_0 = f(\theta, U, \chi) \quad (3.7)$$

Ce sont entre autre les expériences effectuées lors de vols circulaires, dans les années 1970 [Moore et Young, 1977; Jones et al., 1977], qui ont permis de mettre en évidence que la réponse radar était fortement sensible à la répartition directionnelle des vaguelettes de quelques centimètres de longueur d'onde. Cette répartition spatiale étant symétrique par rapport à la direction du vent, on retrouve cette symétrie dans la réponse radar en azimut

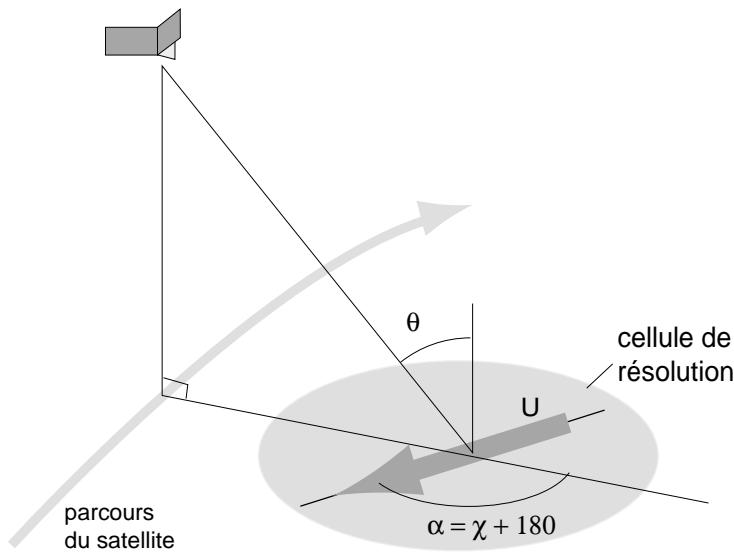


FIG. 3.1 – Définition des variables géophysiques d'angle d'incidence θ et d'angle d'azimut χ par rapport à une cellule de mesure diffusiométrique.

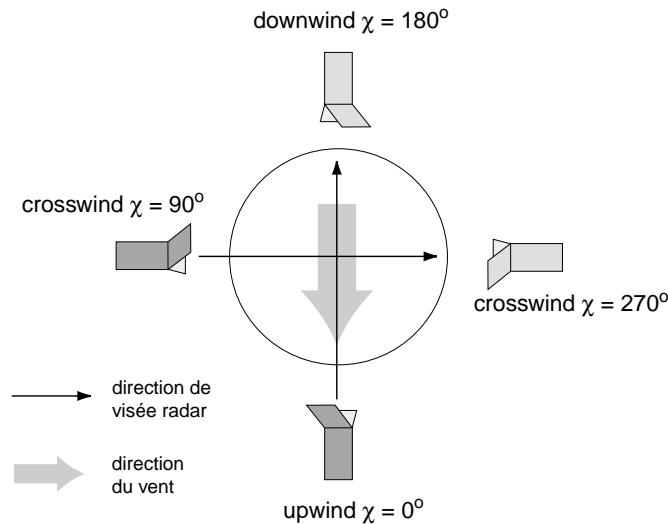


FIG. 3.2 – Convention sur les angles de visée radar en azimuth. Lorsque le radar vise dans la direction d'où vient le vent, la direction de visée est dite upwind et $\chi = 0^\circ$; lorsqu'il vise dans la direction où va le vent, elle est dite downwind ($\chi = 180^\circ$) et lorsqu'il vise dans les directions perpendiculaires, elle est dite crosswind ($\chi = 90^\circ$ et $\chi = 270^\circ$).

comme nous pouvons le constater sur les Figures 3.3 et 3.4. Lorsque le radar vise dans la direction d'où vient le vent, la direction de visée est dite upwind et $\chi = 0^\circ$; lorsqu'il vise dans la direction où va le vent, elle est dite downwind ($\chi = 180^\circ$) et lorsqu'il vise dans les directions perpendiculaires, elle est dite crosswind ($\chi = 90^\circ$ et $\chi = 270^\circ$). Nous renvoyons à l'article de Carswell et al. [Carswell et al., 1994] pour un rappel historique du développement des expérimentations utilisant des diffusiomètres aéroportés et spatiaux des années 1950 à nos jours.

On note ainsi un maximum de σ_0 dans la direction d'où vient le vent, direction upwind, un maximum secondaire dans la direction downwind et deux minima dans les directions perpendiculaires crosswind. La variation en azimut de σ_0 est maintenant bien connue et elle est décrite dans de nombreux modèles par un développement de Fourier en cosinus en fonction de l'angle d'azimut de la forme:

$$\sigma_0 = A_0 + A_1 \cos(\chi) + A_2 \cos(2\chi) + A_3 \cos(3\chi) + A_4 \cos(4\chi) + \dots \quad (3.8)$$

où les A_i dépendent de la direction du vent, de l'angle d'incidence et de la polarisation de l'onde radar. Ce développement de σ_0 tronqué au deuxième ordre ($\sigma_0 = A_0 + A_1 \cos(\chi) + A_2 \cos(2\chi)$) proposé par Moore et al. [Moore et al., 1978] est adopté depuis lors et semble suffisant pour modéliser l'effet de la direction du vent sur le coefficient de rétrodiffusion comme cela est montré sur la Figure 3.3.

On observe également une augmentation de σ_0 avec la vitesse du vent (Figure 3.4), une diminution en fonction de l'angle d'incidence (non montré ici) pour une même polarisation de l'onde radar et un signal plus fort en VV-pol. qu'en HH-pol. à vent et angle d'incidence fixés (Figure 3.4).

Toutes ces constatations expérimentales permirent l'établissement des différents modèles empiriques de rétrodiffusion que nous allons voir un peu plus en détail dans ce qui suit. Nous rappelons pour mémoire que les modèles en bande Ku dépendent de la polarisation de l'onde radar, verticale (VV-pol.) et horizontale (HH-pol.), alors que les modèles en bande C reposent uniquement sur des données en polarisation verticale. Auparavant nous allons présenter en détail les données qui seront utilisées pour comparer de manière quantitative les différents modèles empiriques entre eux.

3.2.1 Caractérisation des mesures par les paramètres A_0 , A_1 et A_2 - Tables

Dans le cadre de notre étude, nous nous sommes basés sur les vents ECMWF pour analyser les caractéristiques comportementales des coefficients de rétrodiffusion mesurés par NSCAT et ERS-2 via les différents modèles empiriques proposés. Ces comportements sont étudiés en terme de modulation azimutale. Nous avons vu précédemment que les caractéristiques principales des coefficients de rétrodiffusion étaient correctement représentées par un développement en cosinus tronqué à l'ordre 2 en fonction de l'angle d'azimut pour une polarisation donnée:

$$\sigma_0 = A_0 + A_1 \cos(\chi) + A_2 \cos(2\chi) \quad (3.9)$$

FIG. 3.3 – Distribution des mesures du diffusiomètre NSCAT (points) à $40^\circ \pm 1^\circ$ d'angle d'incidence et pour une vitesse de vent de $7.5 \pm 0.5 \text{ m/s}$ en fonction de l'angle d'azimut pour la polarisation verticale (en haut) et pour la polarisation horizontale (en bas); la donnée de vent est co-localisée avec la mesure diffusiométrique et est fournie par le modèle météorologique européen ECMWF. Les carrés représentent la valeur moyenne pour des intervalles d'angle d'azimut de 10° . La courbe est obtenue par régression au moindre carré en utilisant un développement en cosinus au deuxième ordre ($\sigma_0 = A_0 + A_1 \cos(\chi) + A_2 \cos(2\chi)$).

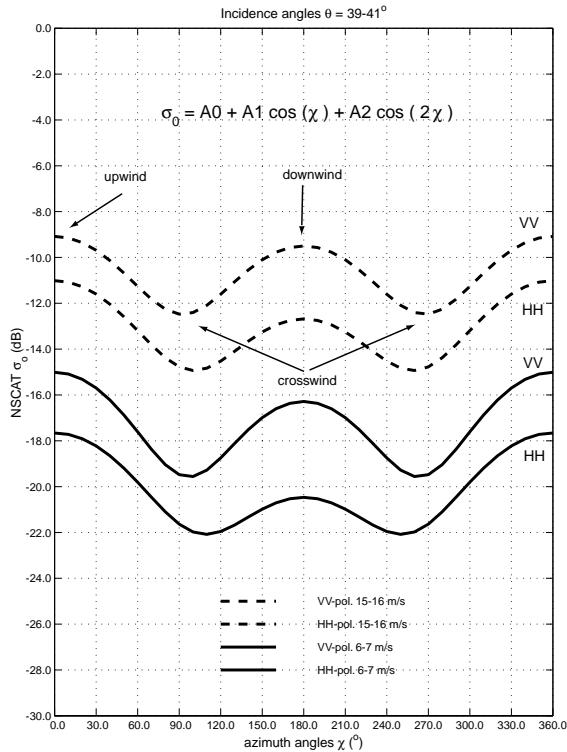
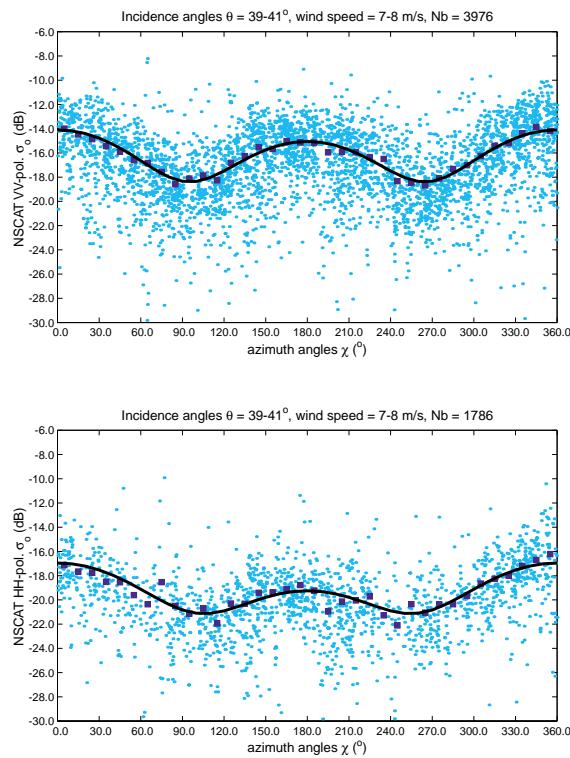


FIG. 3.4 – Courbes obtenues de la même façon que pour la figure précédente à $40^\circ \pm 1^\circ$ d'angle d'incidence pour 2 intervalles de vitesses, $6.5 \pm 0.5 \text{ m/s}$ et $15.5 \pm 0.5 \text{ m/s}$, et pour les 2 polarisations de NSCAT (VV-pol. et HH-pol.).

Dans ce développement en série de Fourier, le paramètre A_0 représente la valeur moyenne du coefficient de rétrodiffusion supportant principalement l'information sur le module du vent. Le paramètre A_1 décrit l'asymétrie des directions upwind et downwind tandis que le paramètre A_2 décrit l'anisotropie upwind-crosswind. Ces trois paramètres sont fonction de la vitesse du vent, de l'angle d'incidence et de la polarisation de l'onde radar et permettent de caractériser de manière concise le comportement des données.

Méthodes et données utilisées

Les différents modèles empiriques de rétrodiffusion proposés reposent sur des formulations mathématiques différentes. De manière à faciliter les comparaisons entre ces différents modèles, nous avons calculé les valeurs types de A_0 , A_1 et A_2 pour chacun de ces modèles en utilisant la méthode donnée par Ulaby et al. [Ulaby et al., 1981], i.e.:

$$A_0 = \frac{1}{4} (\sigma_0^{up} + \sigma_0^{dn} + 2\sigma_0^{cr}), \quad (3.10)$$

$$A_1 = \frac{1}{2} (\sigma_0^{up} - \sigma_0^{dn}), \quad (3.11)$$

$$A_2 = \frac{1}{4} (\sigma_0^{up} + \sigma_0^{dn} - 2\sigma_0^{cr}) \quad (3.12)$$

où $\sigma_0^{up}(pol, U, \theta)$, $\sigma_0^{dn}(pol, U, \theta)$ et $\sigma_0^{cr}(pol, U, \theta)$ représentent les valeurs en linéaire du coefficient de rétrodiffusion estimé par un modèle dans les directions upwind, downwind et crosswind respectivement.

Les valeurs de ces paramètres ont également été estimées et tabulées à partir des coefficients de rétrodiffusion mesurés par les diffusiomètres NSCAT et ERS-2 de manière à analyser la cohérence des modèles proposés en bande Ku et C avec les mesures. Pour générer ces valeurs types d'observation, nous avons utilisé des co-localisations entre les mesures diffusiométriques de ces capteurs et les vents issus des analyses du modèle météorologique européen ECMWF.

Les données de NSCAT proviennent du Jet Propulsion Laboratory (JPL/NASA) et sont décrites dans le Science Data Product User's Manual [NASA, 1996]. Ce sont les données re-calculées (avril 1997) après diverses corrections suite à la calibration de l'instrument par le JPL.

Les données du diffusiomètre ERS-2 sont archivées et distribuées par le Centre ERS d'Archivage et de Traitement (CERSAT) de l'Institut Français de Recherche pour l'Exploitation de la Mer (IFREMER).

Les co-localisations temporelles et spatiales sont effectuées par le CERSAT/IFREMER. Elles sont basées sur des interpolations sur les grilles de champs de vent (provenant de l'analyse) générées par le modèle ECMWF sur le globe aux 4 temps synoptiques (00h, 06h, 12h, 18h) avec une résolution spatiale de 1.125° en longitude et en latitude. Les vecteurs vents utilisés sont décrits en terme de composante zonale et méridienne à une altitude de 10 m en condition de stabilité neutre. Dans notre étude, nous n'avons utilisé que les vents ayant des vitesses comprises entre 3 et 20 m.s^{-1} .

Deux types de base de données différentes ont été utilisés pour NSCAT et ERS-2, une nommée NSCAT-ECMWF (respectivement ERS2-ECMWF) comprenant la totalité des mesures sur plusieurs mois et une autre nommée NSCAT-ECMWF-TOPEX (resp. ERS2-ECMWF-TOPEX) comprenant la co-localisation supplémentaire des mesures de NSCAT (resp. ERS-2) avec les données mesurées par l'altimètre TOPEX (coefficients de rétrodiffusion σ_0^{alt} et hauteur des vagues hs). Cette co-localisation supplémentaire réduit par voie de conséquence le nombre de données de cet ensemble (centaines de mille) par rapport à l'ensemble NSCAT-ECMWF (plusieurs millions). L'ensemble NSCAT-ECMWF-TOPEX couvre la totalité de la mission de NSCAT de septembre 1996 à la fin Juin 1997 et totalise un peu plus de 200 000 co-localisations. L'ensemble ERS2-ECMWF-TOPEX couvre une période allant de Janvier 1996 à Février 1998 avec approximativement 760 000 co-localisations.

Sur la première base (diffusiomètre-ECMWF), nous avons estimé une table de valeurs des paramètres A_i qui est référencée M (Moyennage) à cause de la méthode utilisée pour sa détermination, sur la deuxième base (diffusiomètre-ECMWF-TOPEX) nous avons également estimé une table de valeurs des paramètres A_i mais qui est référencée RC (Régression Classique). Les angles d'azimut sont calculés en utilisant la direction des vents ECMWF comme référence et les σ_0 sont en linéaire.

Table de paramètres A_i référencé M (Moyennage)

Sur les ensembles globaux diffusiomètre-ECMWF, nous avons estimé les valeurs des coefficients A_i en fonction de la vitesse du vent et de l'angle d'incidence dans des bins respectivement de 1 m.s^{-1} et de 1° en utilisant les définitions précédentes (éq. (3.10), (3.11) et (3.12)). Pour obtenir les valeurs de A_0 , A_1 et A_2 pour une bin, nous avons extrait les données correspondant aux directions upwind, downwind et crosswind avec une précision de $\pm 5^\circ$ que nous avons moyennées (plusieurs milliers en général) avant de calculer les A_i .

Table de paramètres A_i référencé RC (Régression Classique)

Sur les ensembles diffusiomètre-ECMWF-TOPEX, nous avons procédé différemment à cause du nombre plus faible de données. Les coefficients de Fourier ont été estimés en utilisant une régression aux moindres carrés à partir de l'équation (3.9) pour différents angles d'incidence avec une précision cette fois de $\pm 1^\circ$ et différentes vitesses de vent avec toujours une précision de $\pm 0.5 \text{ m.s}^{-1}$. Les valeurs des paramètres A_i ne sont utilisées que si leur détermination repose sur un minimum de 200 observations.

L'utilisation du moyennage plutôt que de la régression dans le cas de très important ensemble de données permet une gestion informatique plus simple. Inversement l'utilisation de la régression plutôt que du moyennage dans le cas de petits ensembles permet d'éviter des problèmes liés à l'échantillonnage des situations d'upwind, de downwind et de crosswind.

Comparaison de ces 2 tables

Les coefficients de corrélation entre les estimations des valeurs de A_i par moyennage et par les régressions sont respectivement de 1.0, de 0.53 et de 0.99 pour les paramètres A_0 , A_1 et A_2 de NSCAT en VV-pol.. Bien qu'estimées de manière différente et sur des ensembles de taille différente, les 2 estimations de A_0 et de A_2 sont très cohérentes entre elles. Des différences plus importantes sont obtenues pour les estimations de A_1 . Les mêmes conclusions sont obtenues pour les paramètres A_0 , A_1 et A_2 de NSCAT en HH-pol. avec respectivement des valeurs de R^2 de 1.0, de 0.63 et de 0.99. Pour ERS2 les conclusions sont différentes: les 2 estimations de chacun des 3 paramètres A_i sont très cohérentes entre elles (R^2 respectivement de 1.0, de 0.94 et de 1.0).

3.2.2 Discussion sur le positionnement des minima

Ces 2 méthodes différentes de détermination des valeurs des paramètres A_i sur les ensembles de données soulèvent le problème de détermination du positionnement des minima de ces fonctions. Comme nous pouvons l'observer sur la Figure 3.4 présentant le résultat de ces régressions pour 2 configurations de vent et de polarisation et comme mentionné auparavant par Donelan et Pierson [Donelan and Pierson, 1987] et Li et al. [Li et al., 1988], dans certains cas de figure les minima ne coïncident pas avec les directions crosswinds (qui sont associées aux azimuts de 90° et de 270°) mais sont légèrement décalés vers la direction downwind.

En effet si nous calculons la dérivée de l'expression (3.9) pour obtenir les extrema de cette fonction, nous avons:

$$\frac{\partial \sigma_0}{\partial \chi} = -A_1 \sin \chi - 2A_2 \sin 2\chi = 0 \quad (3.13)$$

Nous obtenons alors avec $\sin 2\chi = 2\sin \chi \cos \chi$:

$$\sin \chi_{max} = 0 \quad (3.14)$$

$$\cos \chi_{min} = \frac{-A_1}{4A_2}. \quad (3.15)$$

Les maxima sont bien obtenus pour les azimuts de 0° et de 180° . Par contre, le positionnement des minima est moins simple. En effet, en remplaçant dans l'expression (3.9), avec $\cos 2\chi = 2\cos^2 \chi - 1$, nous avons en définitive:

$$\sigma_0(\chi_{min}) = A_0 - A_2 - \left(\frac{A_1^2}{8A_2} \right) \quad (3.16)$$

La différence entre cette dernière équation et:

$$\sigma_0(90^\circ) = A_0 - A_2 \quad (3.17)$$

dépend des valeurs de A_1 . S'il n'y avait pas d'asymétrie upwind-downwind, les minima seraient localisés exactement à 90° et 270° . La Table 3.1 montre en effet des valeurs de

χ_{min} supérieures à 90° , ces valeurs ont été déterminées en résolvant l'équation (3.16). Le fait que la valeur en upwind est généralement supérieure à celle en downwind déplace donc les minima de la fonction vers la direction downwind. Les déplacements les plus importants sont observés pour les données de NSCAT en HH-pol. avec des écarts par rapport à $\chi = 90^\circ$ pouvant atteindre $+19^\circ$ (à $\theta = 50^\circ$) alors que, pour les données de NSCAT et de ERS2 en VV-pol., ce déplacement n'est de l'ordre que de quelques degrés. Les estimations de $\sigma_0(\chi_{min})$ et de $\sigma_0(90^\circ)$ montrent des valeurs qui restent néanmoins vraiment très proches.

TAB. 3.1 – Table des valeurs des angles d'azimut (χ_{min}) correspondant aux minima de σ_0 sur l'intervalle d'angle d'azimut [0° , 180°], des estimations de $\sigma_0(\chi_{min})$ et de $\sigma_0(90^\circ)$ pour la vitesse de vent de $8 \pm 0.5 \text{ m.s}^{-1}$ et pour les angles d'incidence de 30° , de 40° et de 50° . Ces valeurs sont déterminées en résolvant l'équation ($\cos\chi_{min} = -A_1/4 A_2$).

$U = 8\text{-}9 \text{ m.s}^{-1}$	$\theta (\circ)$	$\chi_{min} (\circ)$	$\sigma_0(\chi_{min})$ (dB)	$\sigma_0(90^\circ)$ (dB)
NSCAT VV-pol.	30	94.36	-11.61	-11.59
	40	95.68	-17.68	-17.61
	50	94.62	-20.63	-20.59
NSCAT HH-pol.	30	98.75	-12.46	-12.38
	40	103.34	-20.60	-20.33
	50	109.82	-25.05	-24.63
ERS2 VV-pol.	30	92.19	-12.13	-12.13
	40	93.67	-18.39	-18.36
	50	92.48	-22.23	-22.21

Pour analyser l'effet du déplacement des minima sur les estimations des valeurs de A_i , nous avons comparé les valeurs de A_i déterminées par régression et donc associées à χ_{min} avec celles qui ont été re-calculées à partir des mêmes A_i mais en imposant que χ_{min} soit identique¹ à 90° (A'_i).

Les valeur de A_i et de A'_i sont quasiment identiques même dans le cas de NSCAT HH-pol., cela est dû au fait que le déplacement, s'il existe, est faible de l'ordre de quelques degrés et qu'au voisinage des minima les fonctions présentent des variations faibles. Nous pouvons donc dans la suite estimer les valeurs de A_0 , A_1 et A_2 en considérant simplement $\sigma_0(90^\circ)$ pour σ_0^{cr} . Les estimations de ces paramètres, à partir des modèles empiriques utilisées pour les diffusiomètres NSCAT et ERS2 et qui présentent des formes analytiques différentes comme nous allons le voir, seront facilitées.

¹Utilisation des équations suivantes:

$$\sigma_0^{up} = A_0 + A_1 + A_2$$

$$\sigma_0^{dn} = A_0 - A_1 + A_2$$

$$\sigma_0^{cr}(90^\circ) = A_0 - A_2$$

ainsi que les équations (3.10), (3.11) et (3.12)

3.3 Modèles empiriques opérationnels

3.3.1 Modèles en bande Ku

SASS-1

Après la proposition de Moore et Pierson [Moore and Pierson, 1966] d'utiliser les données diffusiométriques spatiales pour déterminer la vitesse du vent en mer, un grand nombre de modèle empirique virent le jour depuis les années 1970 [Valenzuela et al., 1971; Jones et al., 1977; Moore and Fung, 1979; Schroeder et al., 1982]. Le plus célèbre d'entre eux fut sans conteste le modèle SASS-1 [Schroeder et al., 1982] pour le diffusiomètre de SEASAT. Ce modèle fut élaboré à partir des mesures de SEASAT par comparaison avec des données in-situ recueillies lors de la campagne JASIN (the Joint-Air-Sea INteraction experiment), le jeu de donnée de vent était de dimension relativement faible (700 observations de vent). La relation de rétrodiffusion était modélisée par une loi en puissance entre σ_0 en linéaire et la vitesse du vent:

$$\sigma_0 = 10^G U^H \quad (3.18)$$

où G et H sont deux coefficients dépendant de l'angle d'azimut, de l'angle d'incidence et de la polarisation des ondes électromagnétiques. Ces coefficients ont été calculés et tabulés tous les 2° selon l'angle d'incidence et tous les 10° en fonction de l'angle d'azimut. Ce modèle est défini pour les angles d'incidence de 0° à 70° .

Toutefois les études ultérieures de Woiceshyn et al. [Woiceshyn et al., 1986] mirent l'accent sur certaines faiblesses de ce modèle. Compte tenu du peu de données utilisées pour l'étalonnage et de problèmes liés à la précision des mesures in-situ, ce modèle donnait dans certains cas des résultats erronés. En particulier, les vents faibles étaient systématiquement sur-estimés et inversement les vents forts étaient sous-estimés. De plus, les vents obtenus par les modèles en polarisation horizontale et verticale n'étaient pas cohérents entre eux et suggéraient de ce fait que cette relation en loi de puissance permettant de relier σ_0 et U n'était pas adéquate.

SASS-2

Wentz et al. [Wentz et al., 1984] ont étalonné par la suite un autre modèle SASS-2, à partir de statistique sur les 3 mois de mesure de SASS mais sans utiliser de mesures in-situ de vent. Leur approche fut de considérer des statistiques sur la distribution des vecteurs vent. En effet, ils ont supposé que la distribution des vitesses de vent sur le globe à la résolution de 50 km et pendant la période d'activité de SEASAT était une distribution de Rayleigh et que la distribution des directions des vents par rapport aux antennes de l'instrument était une distribution uniforme. Des statistiques (moyenne et variance) ont été également calculées sur les 20 millions de mesures de SASS en fonction de la polarisation et de l'angle d'incidence. Ils ont par la suite relié simplement par un modèle les statistiques sur les σ_0 avec les statistiques sur les vecteurs vents en fonction

de la polarisation et de l'angle d'incidence. Le modèle a 6 paramètres et s'exprime, dans l'espace linéaire, de la manière suivante:

$$\sigma_0 = A_0 + A_1 \cos(\chi) + A_2 \cos(2\chi) \quad (3.19)$$

avec

$$A_0 = a_0 U^{\alpha_0} \quad (3.20)$$

$$A_1 = [a_1 + \alpha_1 \log(U)] A_0 \quad (3.21)$$

$$A_2 = [a_2 + \alpha_2 \log(U)] A_0 \quad (3.22)$$

Les coefficients a_0 , a_1 , a_2 , α_0 , α_1 et α_2 sont calculés et tabulés en fonction de l'angle d'incidence de 0° à 70° par pas de 2° et de la polarisation. Les coefficients indicés 0 et 2 proviennent des statistiques des mesures de SEASAT tandis que les coefficients indicés 1 ont été déterminés à partir des mesures de σ_0 obtenues par un radar aéroporté AAFE RADSCAT par le NASA Langley Research Center. Nous renvoyons à l'article de Wentz et al. [Wentz et al., 1984] pour le descriptif précis de la méthode d'obtention des coefficients.

NSCAT-1

En Avril 1997, le modèle NSCAT-1 (pour le diffusiomètre NSCAT) fut établi. Il a été étalonné à partir de 3 mois d'observation de l'instrument: de Septembre à Décembre 1996. Ce modèle empirique résulte de co-localisations entre les données de NSCAT et les estimations de vent du capteur SSM/I (Special Sensor Microwave/ Imager) et les vents provenant du modèle météorologique du centre européen ECMWF [Wentz et Smith, 1999]. Les vitesses de vent utilisées proviennent de SSM/I et/ou de ECMWF. Les directions de vent proviennent exclusivement des vents ECMWF.

Pour les vents faibles ($< 5 \text{ m.s}^{-1}$), ce sont les données NSCAT-SSM/I qui ont été utilisées (grille des vitesses de vent SSM/I a la résolution spatiale de 0.25° de latitude par 0.25° de longitude [Wentz, 1997]). Pour les vents supérieurs à 15 m.s^{-1} , les données de vent proviennent d'interpolation en espace et en temps des vents ECMWF (les champs de vent produits par le modèle météorologique ont une résolution spatiale de 1.125° de latitude par 1.125° de longitude et une résolution temporelle de 6 heures). Une combinaison des vents SSM/I et ECMWF est utilisée pour les vents compris entre 5 et 15 m.s^{-1} . La valeur moyenne du coefficient de rétrodiffusion est estimée sur la base des travaux de Wentz alors que les caractéristiques azimutales sont déterminées par les travaux de Freilich [Wentz and Smith, 1999].

Ce modèle exprime σ_0 sous la forme:

$$\sigma_0 = A_0(1 + a_1 \cos(\chi) + a_2 \cos(2\chi)) \quad (3.23)$$

pour laquelle A_0 , a_1 et a_2 sont fonction de la polarisation (VV-pol. et HH-pol.), de l'angle d'incidence et de la vitesse du vent. A_0 est de la forme:

$$A_0 = GU^H e^{\beta U} \quad (3.24)$$

avec G , H et β fonction de la polarisation et de l'incidence.

Les paramètres a_1 et a_2 sont déterminés par régression, sur des intervalles élémentaires en U et θ , sur des données moyennées par intervalles élémentaires selon l'azimut [Freilich et al., 1999]. Le domaine des paramètres est donc décomposé en intervalles élémentaires (ou "bins") en U , θ et χ . Les vitesses de vent sont échantillonnées tous les 1 m.s^{-1} , l'échantillonnage en angle d'incidence correspond aux différents angles moyens associés aux 12 cellules de mesures pour lesquelles la variation intra-cellule de θ est de $\pm 3^\circ$ et l'échantillonnage en azimut est de 5° .

Les différents paramètres du modèle sont calculés et tabulés en fonction des différentes variables mentionnées. Cela permet une grande souplesse pour des corrections éventuelles du modèle qui pourront être faites sans avoir à modifier le code des programmes d'inversion utilisés pour la détermination des vecteurs vents. Il suffira de mettre à jour les tables à 3 dimensions (polarisation, vitesse du vent et angle d'incidence).

3.3.2 Modèles en bande C

A l'occasion du lancement du satellite ERS-1, un effort important a été fait en Europe pour fournir des modèles empiriques en bande C. Ils reposent aussi sur une décomposition simple en série de Fourier limitée au second harmonique mais, contrairement aux modèles en bande Ku, les différents paramètres intervenant dans les modèles ne sont pas tabulés. Les dépendances de ces paramètres en fonction de l'angle d'incidence sont exprimées sous la forme de décomposition en polynôme de Legendre jusqu'au second degré dans le cas du modèle de l'ESA: CMOD4 [Stoffelen and Anderson, 1995] et au troisième degré pour le modèle de l'IFREMER: CMOD2-IFR [Bentamy et al., 1994].

CMOD4

Ce modèle se présente sous la forme suivante:

$$\sigma_0 = A_0(1 + a_1 \cos(\chi) + a_2 \tanh(b) \cos(2\chi))^{1.6} \quad (3.25)$$

avec:

$$A_0 = b_r 10 \{\alpha(x) + \gamma(x)f(U + \beta(x))\} \quad (3.26)$$

$$f(y) = \begin{cases} 0 & : y \leq 0 \\ \log(y) & : 0 < y \leq 5 \\ \sqrt{y/3.2} & : y > 5 \end{cases} \quad (3.27)$$

$$x = \frac{\theta - 40}{25} \quad (3.28)$$

où les valeurs de b_r sont tabulées selon θ variant de 16° à 60° par pas de 1° ; les fonctions α , γ et β ne dépendent que de l'angle d'incidence et les fonctions a_1 , a_2 et b dépendent à la fois de l'angle d'incidence et de la vitesse du vent.

CMOD2-IFR

Ce modèle est de la forme suivante:

$$\sigma_0 = A_0(1 + a_1 \cos(\chi) + a_2 \cos(2\chi)) \quad (3.29)$$

avec:

$$A_0 = 10 \{ \alpha(x) + \beta(x) \sqrt{U - \delta(x)} \} \quad \text{et} \quad x = \frac{\theta - 36}{19} \quad (3.30)$$

les fonctions α , β et δ ne dépendent que de l'angle d'incidence tandis que les fonctions a_1 et a_2 dépendent à la fois de l'angle d'incidence et de la vitesse du vent.

Outre la légère différence de forme analytique entre ces 2 modèles, ces modèles ont été également étalonnés sur des données différentes. Le modèle CMOD4 de l'ESA est étalonné sur des données de vent provenant des analyses du modèle météorologique ECMWF (résolution de 100 km) co-localisées avec les mesures diffusiométriques de ERS1 sur la période de septembre 1991 à février 1992. Le modèle CMOD2-IFR de l'IFREMER est étalonné sur 2 types de données de vent: des mesures bouées de la NOAA (moyennées sur 10 minutes) et des analyses des champs de vent provenant du modèle météorologique norvégien DNMI (résolution de 50 km) sur la période de temps de mars 1992 à juillet 1992. Le terme A_0 a été déterminé à partir des vents bouées et les termes a_1 et a_2 à partir des vents DNMI.

Il est à noter dès à présent que les analyses des vents ECMWF que j'ai utilisé dans mes travaux assimilent les vents diffusiométriques ERS-2. Le modèle météorologique n'utilise pas la version officielle de CMOD4 telle que distribuée par l'ESA et que j'ai présentée ci-dessus mais une version dérivée où en particulier une correction de biais sur la vitesse du vent diffusiométrique est appliquée. Ces corrections ont été calculées à partir d'un ensemble de 2 ans de co-localisations avec des bouées [commu. perso. H. Roquet].

3.4 Conclusion

La diversité des formes analytiques prises par les modèles montre bien la complexité de la relation liant le coefficient de rétrodiffusion aux conditions de vent et à la géométrie de mesure. La précision d'un modèle repose sur la forme analytique choisie pour expliciter les différentes dépendances et sur la qualité des données qui ont permis son étalonnage. Nous allons dans le chapitre suivant présenter la méthodologie que nous avons utilisée pour déterminer les modèles neuronaux associés aux diffusiomètres NSCAT et ERS2. Le chapitre 5 présentera les modèles neuronaux déterminés, leur validation et leur comparaison par rapport aux modèles existants par ailleurs et que nous venons de présenter sommairement.

Chapitre 4

Le Perceptron Multi-Couche (PMC)

Les satellites d'observation de la Terre, en nombre croissant, fournissent de manière systématique d'importantes quantités de données permettant une amélioration de la connaissance de notre environnement aussi bien terrestre, océanique qu'atmosphérique. Ces données permettent notamment de préciser les interactions de ces différents systèmes entre eux, de manière à mieux comprendre les mécanismes qui régissent notre climat. Des efforts importants sont développés dans la communauté internationale pour améliorer la compréhension et la modélisation des différents processus mis en jeu, pour développer et valider des modèles, pour développer des méthodes d'utilisation de ces données pour des applications ou encore pour proposer de nouveaux types d'observations par satellite.

Le problème qui se pose à l'heure actuelle est de définir et de mettre en place des méthodes numériques performantes pour le traitement de ces masses de données importantes et bruitées. Ce problème est abordé par des méthodes numériques relevant de la statistique afin de restituer les paramètres d'environnement à partir des observations de télédétection.

Dans ce cadre, les réseaux neuronaux sont adéquats car ce sont des méthodes de traitement numérique de l'information. En analyse numérique, ils fournissent des techniques efficaces dans l'approximation des fonctions et en statistique, ils permettent la prise en compte des bruits de mesure. Les réseaux tels que nous les utilisons sont à classer parmi les techniques de régression non linéaire.

Les techniques neuronales que nous allons présenter dans ce chapitre ne couvrent qu'un domaine très restreint des applications potentielles des réseaux neuronaux. D'une part, elles n'utilisent que des réseaux multi-couches, d'autres part elles se limitent à des applications d'approximation de fonction par apprentissage supervisé. Une vue plus générale des réseaux de neurones et de leurs applications est donnée par exemple dans [Bishop, 1995].

L'organisation de ce chapitre est la suivante: nous allons décrire dans un premier temps le Perceptron Multi-Couche (PMC) défini par Rumelhart et al. [1986] sur lequel repose ce travail. Nous détaillerons ensuite le concept d'approximation de fonction par réseaux multi-couches en rappelant leurs principales propriétés statistiques théoriques ainsi que quelques algorithmes d'apprentissage. Et enfin nous donnerons 2 méthodes de calcul des barres d'erreur sur les observations.

4.1 Le modèle général: description

Les premiers travaux sur les modèles neuronaux remontent aux années 1940 [McCulloch and Pitts, 1943]. Ces modèles furent appelés réseaux neuronaux car ils essayaient de modéliser le réseau de cellules du cerveau (les neurones). C'est de ce travail que date le vocabulaire actuel et particulier: neurones, connexions ... Les conclusions de Minsky et Papert [Minsky and Papert, 1969], qui explicitaient les limites du perceptron, inhibèrent les recherches dans ce domaine et ce n'est qu'à partir des années 1980 que l'enthousiasme pour les modèles neuronaux a refleuri dans un large éventail de discipline. Ce renouveau est principalement dû à l'avancée de l'informatique en général mais surtout à la découverte de nouvelles méthodes d'apprentissage levant les limitations des premiers modèles.

Nous donnons maintenant une définition rapide et générale d'un Réseau de Neurones (RN) et nous spécifierons plus particulièrement par la suite les PMC. Nous verrons en particulier l'algorithme de rétropropagation du gradient pour les PMC à circulation de l'information dirigée vers l'avant qui utilise des méthodes de descente du gradient [Rumelhart et al., 1986; Le Cun, 1985].

Un RN est un ensemble de processeurs élémentaires, les neurones, largement connectés les uns aux autres et qui sont capables d'échanger des informations au moyen des connexions qui les relient.

Les neurones

Un neurone est un processeur élémentaire qui reçoit des signaux provenant de l'extérieur ou des autres neurones et qui calcule son activité par une somme pondérée de ses entrées. Son schéma de fonctionnement est donné en Figure 4.1. Il transmet à son tour en aval une image de cet activité, appelée état du neurone, par une fonction d'activation, vers d'autres neurones ou vers l'extérieur. Les connexions ont un sens et à chacune est associé un réel appelé poids de la connexion. L'information est ainsi transmise de manière unidirectionnelle **du neurone j vers le neurone i**, affectée du coefficient pondérateur w_{ij} . Un neurone se caractérise donc par trois concepts: son état, ses connexions avec d'autres neurones et sa fonction d'activation.

Nous utiliserons dans la suite, les notations suivantes:

- S : l'ensemble des états possibles des neurones.
- S_i : l'état du neurone i , où $S_i \in S$.
- f_i : la fonction d'activation associée au neurone i .
- A_i : l'activité du neurone i .
- w_{ij} : le poids de la connexion entre les neurones j et i .

Ainsi le neurone i recevant les information de n_i neurones effectue l'opération suivante:

$$S_i = f_i \left(\sum_{j=1}^{n_i} w_{ij} S_j \right) \quad (4.1)$$

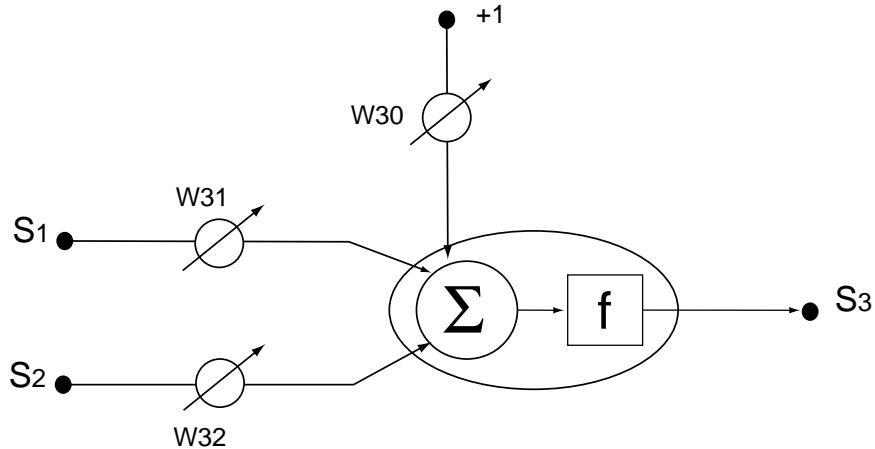


FIG. 4.1 – Schéma de fonctionnement d'un neurone d'un PMC. Il calcule son activité par une somme pondérée (par les poids de connexion) de ses entrées (états des neurones auxquelles il est relié) et transmet à son tour, en aval vers d'autres neurones ou vers l'extérieur, une image de cet activité via sa fonction d'activation f .

Les fonctions d'activation

Les fonctions d'activation les plus souvent utilisées sont la fonction identité et la fonction sigmoïde, plus rarement elles prendront la forme d'ondelette ou de pseudo-Gaussienne.

- **la fonction identité:** les neurones dont la fonction de transition est la fonction identité sont appelés neurones linéaires. Pour un tel neurone, l'état est calculé à l'aide de l'équation suivante:

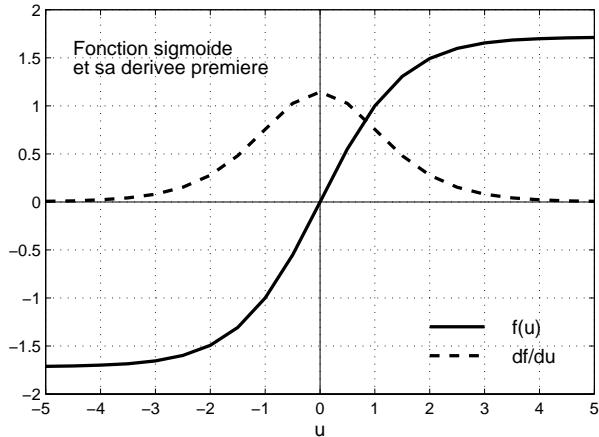
$$S_i = f(A_i) = \sum_j w_{ij} S_j \quad (4.2)$$

- **la fonction sigmoïde:** c'est la plus utilisée car elle introduit de la non-linéarité, mais c'est aussi une fonction continue, différentiable et bornée qui permet l'utilisation de valeurs continues pour les états. Une fonction sigmoïde a la forme suivante:

$$f(u) = A \frac{e^{Ku} - 1}{e^{Ku} + 1} = A \tanh \left(\frac{K}{2} u \right) \quad (4.3)$$

La Figure 4.2 présente les variations de cette fonction et celles de sa dérivée première. Cette fonction, contrairement à la fonction identité, est une fonction bornée. Elle tend vers A quand $u \rightarrow +\infty$ et tend vers $-A$ quand $u \rightarrow -\infty$. Le paramètre A régule la valeur de saturation ; le paramètre K sert à réguler la pente de la courbe en tout point hors saturation. Les valeurs les plus utilisées sont: $A = 1.7159$ et $K = 1.3333$, on obtient $f(-1) = -1$ et $f(1) = 1$. Ces valeurs induisent un comportement proche du linéaire dans l'intervalle $[-1,1]$.

FIG. 4.2 – *Fonction de transfert sigmoïde et sa dérivée première. Elles ont des asymptotes horizontales en $-\infty$ et $+\infty$ et permettent d'éviter que ne se propagent des valeurs trop grandes dans le réseau.*



L'utilisation des fonctions de transition non-linéaire permet l'obtention de modèle statistique non-linéaire. Les réseaux multi-couches qui utilisent comme fonction de transition les sigmoïdes sont appelés réseaux multi-couches quasi-linéaires.

Particularités du PMC

– **Propagation des états:** Le PMC a une structure bien particulière: ses neurones sont organisés en couches successives comme représenté sur la Figure 4.3. Les connexions sont toujours dirigées des couches inférieures vers les couches supérieures et les neurones d'une même couche ne sont pas interconnectés. Un neurone ne peut donc envoyer son résultat qu'à un neurone situé dans une couche postérieure à la sienne. L'orientation du réseau est fixée par le sens unique de propagation de l'information comme indiqué sur la Figure 4.4.

Pour les réseaux considérés, les notions de couches d'entrée et de sortie sont donc systématiques. Ces dernières constituent l'interface du réseau avec l'extérieur. Enfin les neurones des autres couches n'ont aucun lien avec l'extérieur et sont appelés neurones cachés.

– **Dynamique de changement d'état:** Les neurones changent leur états en fonction des informations qui leur parviennent. Les neurones d'une même couche changent leur état simultanément. Les différentes couches opèrent de manière séquentielle.

L'architecture du réseau, déterminée par le schéma de connexion des neurones, figure une composition de fonction élémentaire et représente une famille $G(., W)$ de fonctions incluant un grand nombre de non-linéarité et dont les paramètres sont les poids de connexions du réseau de matrice W . L'état d'un neurone m de la couche de sortie aura une expression de la forme suivante dépendant du nombre de couche composant le réseau:

$$S_m = f_m \left(\sum_{i=1}^{n_m} w_{mi} f_i \left(\sum_{j=1}^{n_i} w_{ij} f_j(\dots) \right) \right) \quad (4.4)$$

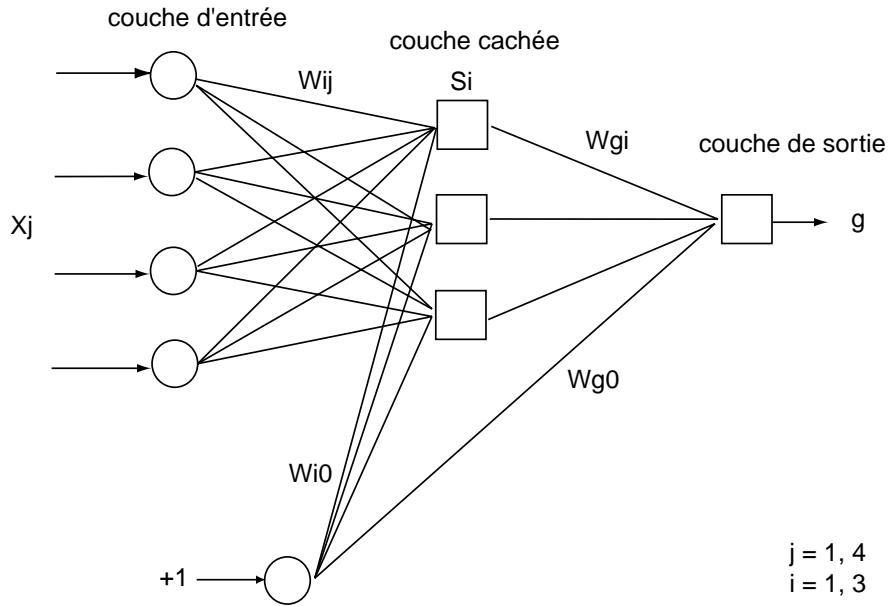


FIG. 4.3 – Exemple d’architecture neuronale: elle est composée d’une couche d’entrée de 4 neurones qui recopient les valeurs des variables d’entrée du réseau, d’une couche cachée de 3 neurones et d’un neurone unique de sortie. Ce modèle réalise une application de R^4 dans R . Les w_{ij} représentent les poids de connexions et les connexions reliées à la valeur +1 représentent les biais du système. Ces dernières sont souvent omises dans la représentation des architectures de manière à simplifier les graphes.

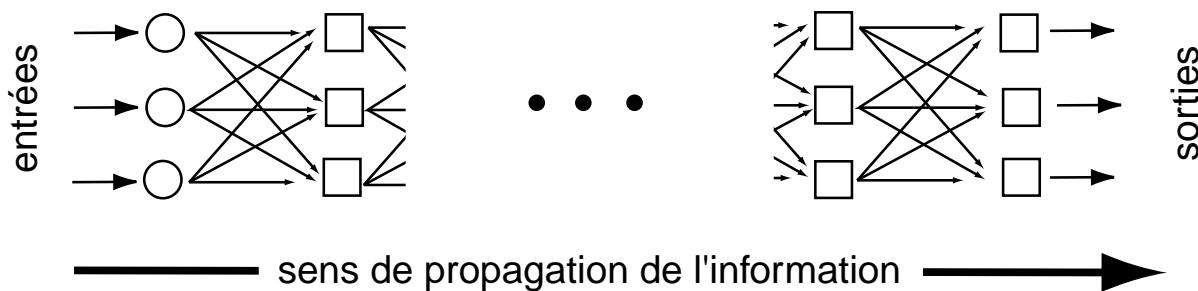


FIG. 4.4 – Sens de Propagation de l’information dans un PMC. Un neurone ne peut transmettre son état qu’à un neurone situé sur une couche postérieure à la sienne. La propagation des états se fait de la couche d’entrée vers la couche de sortie.

4.2 Approximation de fonction et approche neuronale

La détermination d'une fonction neuronale à partir d'observations se ramène au problème classique de la détermination des paramètres du modèle (les poids de connexions) par régression aux moindres carrés. Pour construire cette fonction, deux choses sont indispensables: un ensemble de fonctions candidates, parmi lesquelles on va rechercher celle qui nous intéresse, et un critère d'apprentissage permettant d'en choisir une. Le but de l'apprentissage est donc de déterminer un modèle qui va généraliser un processus décrit par un nombre fini N de comportements qui composent l'ensemble d'apprentissage.

4.2.1 Apprentissage par PMC

Approximer une fonction T de R^{N_x} dans R^{N_y} à l'aide d'un PMC revient à utiliser une fonction $g(., W)$ choisie au sein d'une famille $G(., W)$ associée à une architecture de réseau dont les couches d'entrée et de sortie comportent respectivement N_x et N_y neurones, correspondant aux nombres de variables indépendantes et dépendantes à lier. Si la variable dépendante est unique, la couche de sortie ne possédera qu'un seul neurone. Les valeurs des neurones de la première couche forcées aux valeurs d'un vecteur \vec{x} permettent de calculer couche après couche les états des autres neurones et de déterminer sur la couche de sortie la valeur de $g(\vec{x})$. La famille $G(., W)$ est donc un système paramétrisé qui associe un espace de sortie $B \subset R^{N_y}$ à un espace d'entrée $A \subset R^{N_x}$. Approximer T à partir de $G(., W)$ revient ainsi à rechercher la fonction $g \in G(., W)$ telle que:

$$g(\vec{x}) \approx T(\vec{x}) \quad \forall \vec{x} \in A \quad (4.5)$$

Le nombre de couches cachées et le nombre de neurones sont à déterminer de manière optimale suivant la difficulté de la fonction à approximer et l'ensemble d'apprentissage dont on dispose.

L'étape suivant la détermination de l'architecture adéquate est celle de la détermination des poids optimaux W^* et donc de la fonction g dans $G(., W)$ qui approximera au mieux selon le critère utilisé la fonction T étudiée. Ces poids sont déterminés par un algorithme dit d'apprentissage qui correspond à la phase d'estimation des paramètres du modèle. Cette détermination se fait à partir de N exemples $((\vec{x}^i, \vec{y}^i), i = 1, N)$ qui décrivent la fonction recherchée. Quel que soit le critère utilisé, la fonction $g(\vec{x})$ obtenue en fin d'apprentissage est continue, elle permet donc d'interpoler la fonction entre les N points utilisés durant l'apprentissage.

L'algorithme d'adaptation des poids est connu sous le nom d'algorithme de rétropagation du gradient, nous décrirons une de ses versions en détail dans ce chapitre. La précision de l'approximation va dépendre de l'ensemble d'apprentissage donc de la manière dont le problème est décrit par les données.

Les PMC fournissent une classe de modèles très vaste. En effet, des résultats expérimentaux et théoriques permettent de montrer que les réseaux à 1 ou 2 couches cachées

suffisent pour approximer un grand nombre de fonctions. En particulier, il a été montré par Hornik et al. [Hornik et al., 1989] qu'étant donnée une fonction continue T , définie sur un compact K , il existe un réseau à une seule couche cachée permettant d'approximer cette fonction T sur K à une précision ϵ près fixée à l'avance. Les PMC sont ainsi des approximatrices universels [Funahashi, 1989; Cybenko, 1989; Hornik et al., 1989]. Ce sont des estimateurs flexibles capables de s'adapter à presque tous les problèmes d'estimation.

Les PMC apparaissent donc comme une technique paramétrique: la classe de fonctions atteignables dépend des paramètres W du réseau. Les PMC sont aussi, dans un sens, une technique non paramétrique puisqu'ils n'imposent aucune restriction (déraisonnable) sur la classe de fonctions qu'ils peuvent approximer. La question centrale liée à la mise en oeuvre de ces modèles est celle du contrôle de sa flexibilité, en d'autres termes il s'agit de faire correspondre la "complexité" du modèle à celle présente dans les données. La complexité d'un modèle est liée, en première approximation, au nombre de paramètres de ce modèle. La qualité de l'ajustement de la complexité du modèle neuronal garantit la bonne qualité de l'estimateur. Il faut qu'à l'issue de l'apprentissage, le modèle donne toujours de bons résultats sur des exemples inconnus: c'est le problème de généralisation.

Pour estimer les performances obtenues en généralisation c'est à dire l'adéquation du modèle, on utilise la plupart du temps un ensemble de signaux qui n'ont pas servi à l'apprentissage. Cet ensemble est appelé ensemble de test.

4.2.2 Une approche statistique de l'apprentissage

Le PMC est une alternative à la modélisation paramétrique en raison de sa propriété d'approximateur universel si l'on considère que la fonction T à approximer n'est pas connue analytiquement mais sous la forme de couples $\{(\vec{x}^i, \vec{y}^i), i = 1, N\}$ dont les N observations sont généralement entachées d'erreur. Deux problèmes se posent alors: le premier (que nous n'aborderons pas ici car le nombre de données disponibles en télédétection est très important) est relatif au nombre N de couples nécessaires pour pouvoir prétendre à une estimation satisfaisante de T . Le deuxième est relatif à la détermination de l'architecture du PMC et à l'estimation de ses paramètres pour une taille fixée de l'ensemble d'apprentissage. Une solution satisfaisante sera obtenue en effectuant un compromis entre une flexibilité suffisante du modèle et l'apprentissage par coeur des données disponibles. Nous allons à présent voir que la statistique fournit un cadre à l'apprentissage des réseaux de neurones pour la sélection d'un modèle.

Modèle statistique

De manière à formaliser ce problème d'approximation de fonction par apprentissage supervisé, considérons trois variables aléatoires \vec{x} , \vec{y} et \vec{z} , de dimension respective N_x , N_y et N_z et le système entrée-sortie S de la Figure 4.5 qui à partir des entrées \vec{x} et \vec{z} produit la sortie \vec{y} [Fogelman Soulié, 1997; Friedman, 1995].

Le système réalise l'application (vraie mais inconnue):

$$y_k = T_k(x_1, \dots, x_{N_x}; z_1, \dots, z_{N_z}) \quad \text{pour } k = 1, \dots, N_y \quad (4.6)$$

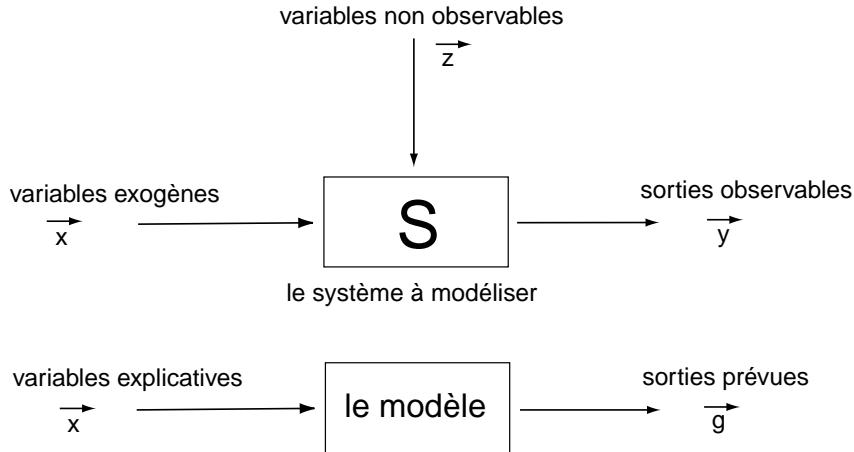


FIG. 4.5 – Modèle statistique: (en haut) le système S à modéliser reliant les différentes variables le décrivant à celles qui agissent sur lui; (en bas) le modèle utilisé en simplifie la représentation.

Cependant, seules les entrées \vec{x} sont observables. On modélise donc le système S par un modèle statistique:

$$y_k = g_k(x_1, \dots, x_{N_x}) + \epsilon_k \quad \text{pour } k = 1, \dots, N_y \quad (4.7)$$

où ϵ_k est un bruit qui modélise notre ignorance de la variable \vec{z} (on parle de variables cachées) non observable ou non considérée dans la modélisation. ϵ_k est une variable aléatoire de distribution P_ϵ inconnue et g_k représente la sortie k du réseau.

Estimation

Supposons alors que l'on dispose d'un échantillon D , de taille N , d'observations des variables (\vec{x}, \vec{y}) . On supposera dorénavant, pour simplifier le problème que \vec{y} , est de dimension 1 ($N_y = 1$). $P(\vec{x}, y)$ est la distribution de probabilité conjointe de (\vec{x}, y) sur un domaine D_x et D_y . Etant donné cet échantillon D , on veut trouver la meilleure fonction g atteignable à l'intérieur de la famille G définie par l'architecture du réseau. Souhaitant prévoir quelle sera la sortie du système S pour tout nouveau vecteur de données $\vec{x} = (x_1, \dots, x_{N_x})$, on va chercher une configuration W^* telle que sur l'ensemble D une fonction $C(W, \vec{x}, y)$ de l'erreur entre la sortie observée y et celle délivrée par le modèle $G(W, \vec{x})$ soit aussi petite que possible:

$$\forall W \quad \| y - G(\vec{x}, W^*) \| \leq \| y - G(\vec{x}, W) \| . \quad (4.8)$$

La notation $\| \dots \|$ est symbolique et désigne une norme sur l'ensemble D (généralement la moyenne des distances quadratiques pour chaque élément de D). Il s'agit donc de chercher la fonction $g(\vec{x}) = G(\vec{x}, W^*)$.

Ainsi dans un cadre stochastique où les variables \vec{x} et y sont aléatoires, notre objectif idéal serait de minimiser si on choisit pour $\|\dots\|$ une distance quadratique:

$$C(W) = \iint (y - G(\vec{x}, W))^2 p(\vec{x}, y) d\vec{x} dy \quad (4.9)$$

Cette erreur est connue sous le nom d'erreur de généralisation et dépend de la loi de probabilité jointe du couple (\vec{x}, y) . En utilisant la règle de Bayes, on obtient:

$$C(W) = \int [\int (y - G(\vec{x}, W))^2 p(y/\vec{x}) dy] p(\vec{x}) d\vec{x} \quad (4.10)$$

$$C(W) = \int I(W) p(\vec{x}) d\vec{x} \quad (4.11)$$

Des manipulations élémentaires dans l'intégrale interne $I(W)$ conduisent à:

$$I(W) = \int (y - E(y/\vec{x}) + E(y/\vec{x}) - G(\vec{x}, W))^2 p(y/\vec{x}) dy \quad (4.12)$$

et à:

$$\begin{aligned} I(W) &= \int (y - E(y/\vec{x}))^2 p(y/\vec{x}) dy \\ &\quad + 2(E(y/\vec{x}) - G(\vec{x}, W)) \int (y - E(y/\vec{x})) p(y/\vec{x}) dy \\ &\quad + \int (E(y/\vec{x}) - G(\vec{x}, W))^2 p(y/\vec{x}) dy \end{aligned} \quad (4.13)$$

Ainsi minimiser $C(W)$ revient à minimiser le troisième terme de droite car le premier ne dépend pas de W et le second est nul ($E(y/\vec{x}) = \int y p(y/\vec{x}) dy$):

$$\min_W C(W) = \min_W \left(\int \int (E(y/\vec{x}) - G(\vec{x}, W))^2 p(y/\vec{x}) dy p(\vec{x}) d\vec{x} \right). \quad (4.14)$$

et donc:

$$\min_W C(W) = \min_W \left(\int (E(y/\vec{x}) - G(\vec{x}, W))^2 p(\vec{x}) d\vec{x} \right) \quad (4.15)$$

Si l'on note $W*$ la valeur de W trouvée en fin d'apprentissage et minimisant $C(W)$, l'algorithme d'apprentissage tend donc à modéliser l'espérance mathématique de y sachant \vec{x} :

$$g(\vec{x}) = G(\vec{x}, W*) \approx E(y/\vec{x}) \quad (4.16)$$

avec une précision qui va dépendre de $p(\vec{x})$. Dans la pratique, cette loi est inconnue et de ce fait cette erreur ne peut pas être calculée. Par conséquent, la matrice $W*$ est estimée en appliquant la procédure d'optimisation non pas à l'erreur $C(W)$ définie auparavant mais à l'erreur empirique $C_N(W)$, dite erreur d'apprentissage, évaluée sur la base d'apprentissage qui contient N couples (\vec{x}, y) constituant la seule source d'information sur le système S:

$$C_N(W) = \sum_{i=1}^N (y^i - G(\vec{x}^i, W))^2 \quad (4.17)$$

Les performances de ces modèles neuronaux dépendent à la fois de la famille de fonctions dans laquelle on va chercher une solution et de la qualité de la base d'apprentissage. Dans le cas où l'architecture est adaptée à la complexité du problème et que l'ensemble d'apprentissage décrit bien le phénomène (données en nombre suffisant et statistiquement représentatives du processus), on peut alors admettre que $G(\vec{x}, W*) \approx E(y/\vec{x})$.

Ce résultat peut être généralisé en supposant que N_y est supérieur à l'unité et que la matrice de variance-covariance de la variable aléatoire conditionnelle \vec{y}/\vec{x} peut dépendre également de la valeur de \vec{x} . Cela conduirait à minimiser la fonction d'erreur en généralisation et la fonction d'erreur empirique suivantes [Stéphan et al., 1999]:

$$C(W) = \iint (\vec{y} - G(\vec{x}, W))^T C_{\vec{y}}^{-1}(\vec{x}) (\vec{y} - G(\vec{x}, W)) p(\vec{x}, \vec{y}) d\vec{x} d\vec{y} \quad (4.18)$$

$$C_N(W) = \sum_{i=1}^N (\vec{y}^i - G(\vec{x}^i, W))^T C_{\vec{y}}^{-1}(\vec{x}^i) (\vec{y}^i - G(\vec{x}^i, W)) \quad (4.19)$$

En utilisant, le même développement que précédemment, minimiser $C(W)$ revient à minimiser la quantité:

$$\int (E(\vec{y}/\vec{x}) - G(\vec{x}, W))^T C_{\vec{y}}^{-1}(E(\vec{y}/\vec{x}) - G(\vec{x}, W)) p(\vec{x}) d\vec{x} \quad (4.20)$$

et montre bien que la minimisation optimale de l'équation (4.18) conduit à l'obtention d'une bonne estimation de:

$$E(\vec{y}/\vec{x}) = \int \vec{y} p(\vec{y}/\vec{x}) d\vec{y} \quad (4.21)$$

et que les sorties du MLP sont telles que:

$$g(\vec{x}) = G(\vec{x}, W*) \approx E(\vec{y}/\vec{x}) \quad (4.22)$$

La méthode d'échantillonnage apparaît primordiale pour l'obtention d'une bonne approximation de la fonction à modéliser.

4.3 Algorithme d'apprentissage

4.3.1 La rétropropagation du gradient

Le problème d'apprentissage se résume donc à minimiser une fonction analogue à celles présentées en (4.17) ou en (4.19). Cette minimisation s'effectue à l'aide de méthodes de descente du gradient. L'algorithme le plus connu, l'algorithme de rétropropagation du gradient [Rumelhart et al., 1986; Le Cun, 1985], est basé sur l'idée suivante: au départ, les poids $\{w_{ij}\}$ sont initialisés à des valeurs aléatoires. Le but de la méthode d'apprentissage est de les faire évoluer de façon à ce que le réseau soit capable, étant donné un vecteur d'entrée, de calculer le bon vecteur en sortie.

L'algorithme de rétropropagation du gradient est un algorithme itératif; les poids sont modifiés à chaque étape selon la règle suivante:

$$w_{ij}(t) = w_{ij}(t - 1) + \Delta w_{ij}(t) \quad (4.23)$$

Les poids à l'itération t correspondent aux poids à l'itération $t - 1$ plus une correction dépendant du signal d'erreur. Cette particularité justifie le nom de l'algorithme.

Définissons la fonction de coût suivante (algorithme stochastique):

$$C_N(W) = \sum_{k=1}^N C_N^k(W) \quad (4.24)$$

L'erreur est minimisée à chaque présentation d'un exemple \vec{x}^k en faisant évoluer les $\{w_{ij}\}$ suivant la courbe de plus grande pente sur la surface définie par la fonction d'erreur $C_N^k(W)$. $\Delta w_{ij}(t)$ ¹ est proportionnel à l'opposé du gradient:

$$\Delta w_{ij}(t) = -\eta \frac{\partial C_N^k(\vec{x}^k, W)}{\partial w_{ij}}. \quad (4.25)$$

avec η un facteur choisi de pondération (pas d'apprentissage). En adoptant une formulation quadratique de l'écart, on a:

$$C_N^k(W) = \sum_{l=1}^{N_y} (y_l^k - G(\vec{x}^k, W))^2 \quad (4.26)$$

4.3.2 Rétropropagation stochastique de l'erreur

Connaissant l'architecture du réseau et les fonctions de transition des neurones, il est possible de calculer numériquement les gradients et donc la loi de variation des poids du PMC dans le cas de l'algorithme stochastique.

Soit un réseau comportant respectivement N_x et N_y neurones sur sa couche d'entrée et de sortie, $G(\vec{x}^m, W) = \vec{S}^m = \{S_i^m, i = 1, N_y\}$ les sorties calculées lors de la présentation du m-ième exemple et $y^m = \{y_i^m, i = 1, N_y\}$ les observations pour le même exemple $x^m = \{x_i^m, i = 1, N_x\}$. On veut minimiser, après la présentation du m-ième exemple, l'erreur quadratique observée sur cet exemple:

$$C(x^m, W) = C_N^m(W) = \sum_i (S_i^m(x^m, W) - y_i^m(x^m))^2 \quad (4.27)$$

Nous allons calculer les signaux d'erreur qui vont être rétropropagés dans le PMC. De manière à simplifier les notations, nous "laisserons tomber" pour ce calcul, le facteur 2

¹Rappel des notations:

$\vec{x}^k = (x_1^k, \dots, x_{N_x}^k), k = 1, N$

$\vec{y}^k = (y_1^k, \dots, y_{N_y}^k), k = 1, N$

résultant de la dérivation du carré que nous allons faire entrer dans la constante η et l'indice m de l'exemple présenté ($y_i^m \rightarrow y_i, S_i^m \rightarrow S_i$).

Soient j et i les neurones reliés par la connexion de poids w_{ij} (rappelons que le neurone j est situé sur une couche en amont de celle comportant le neurone i), d'après la règle de dérivation des fonctions composée, nous avons:

$$\frac{\partial C}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial C}{\partial S_i} \frac{\partial S_i}{\partial A_i} \frac{\partial A_i}{\partial w_{ij}} \quad (4.28)$$

avec $S_i = f_i(A_i)$, $A_i = \sum_j w_{ij} S_j$ et posons:

$$\delta_i = \frac{\partial C}{\partial S_i} \frac{\partial S_i}{\partial A_i} \quad (4.29)$$

δ_i s'interprète comme le signal d'erreur associé au neurone i , c'est à dire la contribution du "neurone" i à l'erreur quadratique constatée en sortie. On obtient alors:

$$\frac{\partial C}{\partial w_{ij}} = \delta_i S_j \quad (4.30)$$

$$\Delta w_{ij} = -\eta \delta_i S_j \quad (4.31)$$

Il nous reste à calculer le signal d'erreur δ_i .

– Si l'indice i caractérise un **neurone de sortie**, nous avons alors:

$$\frac{\partial C}{\partial S_i} = (S_i - y_i) \quad \text{et} \quad \frac{\partial S_i}{\partial A_i} = f'_i(A_i) \quad (4.32)$$

et donc:

$$\delta_i = f'_i(A_i)(S_i - y_i) \quad (4.33)$$

– Si l'indice i est l'indice d'un **neurone caché**, les états de toutes les sorties dépendent de l'état de ce neurone. En notant par k l'indice des neurones qui prennent leur information du neurone i , l'erreur quadratique C relative à la présentation d'un exemple dépend de S_i par l'intermédiaire de tous les S_k , nous avons donc:

$$\begin{aligned} \frac{\partial C}{\partial S_i} &= \sum_k \frac{\partial C}{\partial S_k} \frac{\partial S_k}{\partial A_k} \frac{\partial A_k}{\partial S_i} \\ &= \sum_k \delta_k w_{ki} \end{aligned} \quad (4.34)$$

d'où:

$$\delta_i = f'_i(A_i) \sum_k \delta_k w_{ki} \quad (4.35)$$

Nous avons ainsi la formule de récurrence pour calculer les signaux d'erreur des unités d'une couche à partir de ceux de la suivante. Le calcul s'effectue par couche successive en allant des neurones de sortie vers les neurones d'entrée. Ce calcul est local: le signal

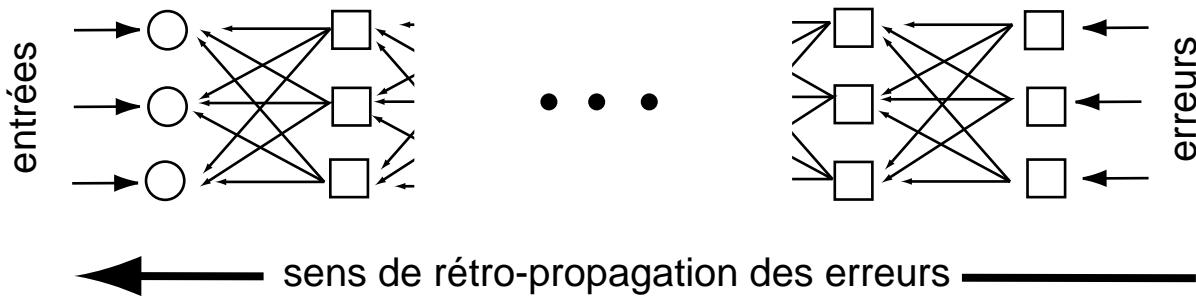


FIG. 4.6 – *Sens de la rétropropagation des erreurs:* Les gradients de la fonction d'erreur $C(W)$ sont calculés à partir des estimations des variables de sortie du réseau et des valeurs que l'on désire leur faire prendre. Ils permettent le calcul d'un signal d'erreur qui sera rétro-propagé de la couche de sortie vers la couche d'entrée de manière à ce que chaque connexion soit modifiée dans la direction qui permettra à l'itération suivante de réduire la fonction d'erreur.

d'erreur d'un neurone n'utilise que des informations relatives aux unités voisines et aux poids des connexions les reliant.

En résumé, la rétropropagation implique l'entraînement du réseau sur des exemples pour lesquel les valeurs correctes de sortie sont connues, et procède de manière itérative par un mécanisme essai-erreur-correction à partir d'un ensemble de poids aléatoires de départ. A chaque itération, le réseau ajuste les poids dans la direction qui réduit l'erreur (c'est à dire l'écart entre la sortie du MLP et les comportements observés de la fonction que l'on cherche à reproduire). Pour cela, le signal d'erreur est rétropropagé à travers le réseau comme illustré par la Figure 4.6, la propagation de ces informations se fait dans le sens inverse du calcul de la réponse à un motif d'entrée donné et les changements dans les poids sont effectués entre chacune des couches. Les poids convergent alors graduellement vers leur valeur optimale et un nombre important d'itérations est nécessaire pour un traitement complet.

4.3.3 Variantes de l'algorithme

Pour déterminer une solution W^* qui minimise $C_N(W)$ la méthode précédente utilise uniquement l'information donnée par la dérivée du premier ordre de la fonction d'erreur. Or il est connu en optimisation classique que l'utilisation des informations données par les dérivées d'ordre supérieur peuvent accélérer le processus de recherche d'une solution optimale.

Les méthodes de gradient peuvent être réparties en deux catégories: les méthodes du premier ordre, qui n'utilise que le gradient de la fonction et dont nous venons de détailler un exemple avec l'algorithme de rétropropagation du gradient, et les méthodes du second ordre, qui généralisent la descente du gradient au deuxième degré de la fonction d'erreur,

comme par exemple les méthodes de Newton, de quasi-Newton, du gradient conjugué et de Levenberg-Marquardt [Press et al., 1992]. La première catégorie de méthodes est la plus simple mais aussi la moins performante, notamment par la lenteur de sa convergence. Une amélioration sensible de la vitesse de convergence est apportée par l'utilisation des méthodes du second ordre.

D'autres variantes de ces algorithmes d'apprentissage sont liés au choix d'une solution particulière. En effet, l'inférence des paramètres du réseau repose sur une base d'apprentissage finie. L'estimation g de la fonction T à partir des données en nombre limité est un problème mal posé. Rappelons qu'un problème est bien posé au sens de Hadamard [Badeva and Morosov, 1991] s'il y a existence, unicité et continuité d'une solution. Le problème d'approximation de fonction est un problème mal posé: la solution obtenue par minimisation de l'écart quadratique moyen empirique existe mais n'est évidemment pas unique. Les techniques de régularisation pour résoudre de tels problèmes introduisent un terme de pénalité à la fonction d'erreur:

$$C_R = C + \lambda \Omega \quad (4.36)$$

Ω est une fonction de pénalité et λ un facteur de pondération. Le choix de Ω est fait dans le but de guider la descente du gradient vers un type particulier de solutions en imposant des contraintes à la fonction g estimant T . Ces contraintes sont de différents types: on peut ajouter du bruit aux exemples d'apprentissage ou aux poids (apprentissage avec bruits), on peut pénaliser les poids grands et petits (weight decay, soft weight-sharing) ou on peut aussi chercher à réduire le nombre de poids et de neurones pour sélectionner progressivement une architecture optimale en adaptant la complexité du modèle neuronal en faisant varier le nombre de couches cachées et le nombre de neurones sur ces couches [Bishop, 1995; Finnoff et al., 1993; Weigend et al., 1991; Chauvin, 1990; Nowlan and Hinton, 1992].

L'intérêt de ces méthodes de régulation apparaît surtout dans le cas de données en petit nombre. En effet, il est souhaitable, pour bien contraindre un PMC, que le nombre de contraintes, N exemples, imposées soit très supérieur au nombre de degré de liberté du réseau (Q le nombre de poids de connexion). Le nombre minimum souhaitable d'exemples dans la base d'apprentissage est lié à la complexité de la fonction à simuler et à l'architecture de réseau choisie.

En effet, un bon estimateur g est caractérisé par une bonne précision c'est à dire un biais faible, et une bonne stabilité c'est à dire une variance faible. Or ces 2 objectifs sont contradictoires et les méthodes de régulation sont utilisées pour contrôler le compromis biais/variance. Geman et al. [Geman et al., 1992] ont développé l'idée suivante: pour un problème donné et des échantillons de taille fixe, un réseau sous-dimensionné aura un nombre de degrés de liberté trop faible, l'erreur du modèle aura donc une composante de biais importante et un terme de variance faible. Un réseau sur-dimensionné possèdera un grand nombre de degrés de liberté et l'optimisation conduira à des solutions pouvant être très différentes, ce qui correspond à une composante de variance importante. L'idée est donc que le biais diminue et que la variance augmente lorsque la taille du réseau (nombre de neurones cachés) augmente. Il y aurait donc une zone de bon compromis

correspondant à une bonne taille du réseau pour le problème traité et le nombre d'exemples d'apprentissage. Il est généralement bien accepté qu'il est nécessaire de disposer d'un échantillon de taille N qui soit au minimum de l'ordre de 10 fois le nombre de paramètres.

4.4 Approximation de la matrice de variance-covariance des observations

En télédétection, prédire la moyenne des comportements est souvent insuffisant. Il s'avère également nécessaire de quantifier la variabilité de la mesure. Les PMC permettent (à partir du moment où l'ensemble d'observations est de taille suffisante) d'estimer, en tout point du compact où la moyenne des comportements est définie, la variabilité du phénomène observé.

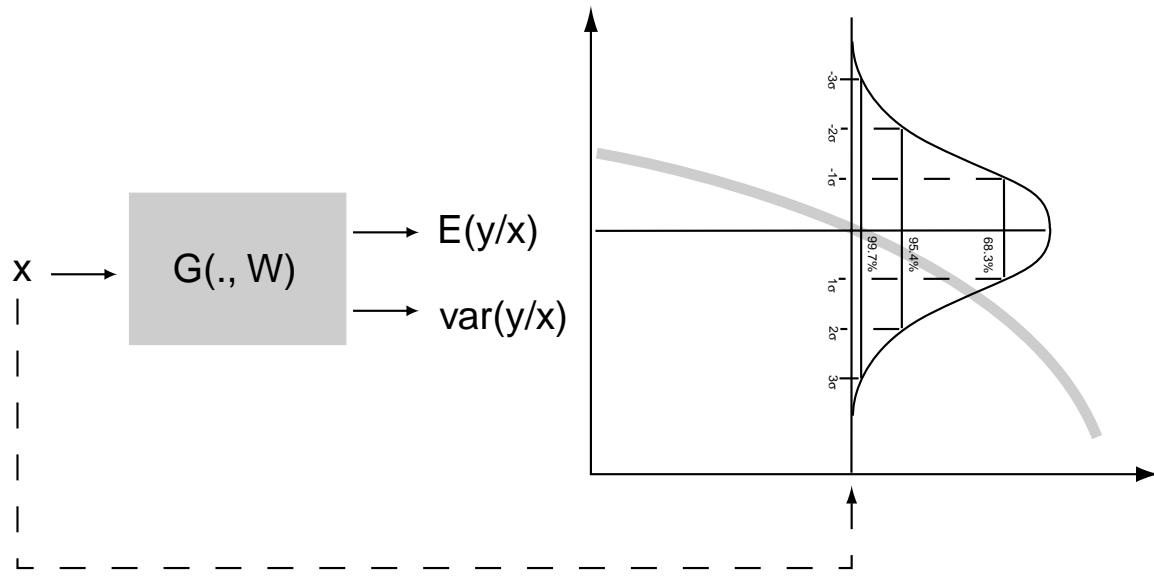


FIG. 4.7 – Approximation des 2 premiers moments conditionnels (moyenne et variance) d'une distribution que l'on suppose gaussienne.

Plusieurs auteurs ont proposé des méthodes pour calculer des barres d'erreurs (ou des incertitudes) sur la valeur de la sortie calculée. Tous font une hypothèse sur la nature de l'erreur, puis considèrent un réseau dont les sorties estimate les grandeurs caractéristiques de cette distribution [Weigend and Nix, 1994; Williams, 1996]. Weigend et Nix proposent sous l'hypothèse d'erreurs gaussiennes sur l'observation de y ($N_y = 1$) de considérer un réseau à deux types de sorties, l'un pour approximer $E(y/\vec{x})$, l'autre pour approximer le vecteur des variances conditionnelles $var(y/\vec{x})$. La Figure 4.7 présente la forme de l'architecture à utiliser. Le critère d'optimisation est le critère du maximum de vraisemblance que nous allons détailler dans le paragraphe suivant et l'algorithme d'apprentissage est

un algorithme de gradient. On peut ainsi calculer pour tout \vec{x} une mesure de l'incertitude sur la réponse.

Williams [Williams, 1996] généralise cette estimation de la variance ($N_y = 1$) par Weigend et Nix à l'estimation de la matrice de variance-covariance dans le cas où cette matrice n'est pas réduite à une matrice diagonale.

Voyons à présent comment pour une architecture de PMC donnée, l'estimation des poids de connexions du réseau peut s'effectuer suivant une méthode du maximum de vraisemblance [Weigend and Nix, 1994; Williams, 1996].

Soit P l'ensemble des paramètres d'un modèle quelconque à estimer sur un ensemble de valeurs $D = (y^1, \dots, y^N)$, la méthode du maximum de vraisemblance consiste à prendre pour valeur de P , celle qui rend maximale la vraisemblance: $L(D, P)$ où L représente la densité de probabilité associées aux $\{y^i; i = 1, N\}$.

Replaçons nous dans le cas de figure du modèle statistique en section 4.2.2 c'est à dire avec une modélisation des observations $\vec{y} = (y_1, \dots, y_{N_y})$ de la forme:

$$y_k = g_k(x_1, \dots, x_{N_x}) + \epsilon_k(x_1, \dots, x_{N_x}) \text{ pour } k = 1, \dots, N_y \quad (4.37)$$

pour lequel g_k (ou $G_k(., W*)$) représente la valeur vraie de la grandeur mesurée et ϵ_k le bruit sur l'observation. Cette valeur vraie sera supposée être estimée par le réseau déterminé. Nous supposerons que ϵ_k est une variable aléatoire gaussienne de moyenne nulle et de variance $\sigma^2(\vec{x})$ qui dépend de \vec{x} . La densité de probabilité associée à chaque couple (\vec{x}, \vec{y}) est alors:

$$f(\vec{y}/\vec{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N_y}{2}} |\Sigma_{\vec{y}}(\vec{x})|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(\vec{y} - \vec{G}(\vec{x}))^T \Sigma_{\vec{y}}^{-1}(\vec{x}) (\vec{y} - \vec{G}(\vec{x}))} \quad (4.38)$$

avec $\Sigma_{\vec{y}}(\vec{x})$ la matrice de variance-covariance conditionnelle des observations. Sur une base d'apprentissage D de taille N pour laquelle nous supposerons l'indépendance des observations et en utilisant la méthode bayesienne², maximiser la vraisemblance reviendra alors à déterminer les valeurs de P qui maximisent $\prod_{i=1}^M f_i(\vec{y}^i/\vec{x}^i, P)$ ou à minimiser $-\sum_i \ln f_i(\vec{y}^i/\vec{x}^i, P)$.

L'utilisation des hypothèses de normalité pour la caractérisation du bruit conduit à une forme analytique de $f(\vec{y}/\vec{x}, P)$ qui permet d'obtenir une expression simple de la fonction de coût $C(W)$ à minimiser. Elle se présente sous la forme suivante:

$$C(W) = - \sum_i \ln f_i(\vec{y}^i/\vec{x}^i, W) \quad (4.39)$$

Ceci peut-être obtenu en utilisant un PMC. Il va permettre d'une part d'estimer la moyenne et d'autre part d'estimer les coefficients de la matrice de variance-covariance de

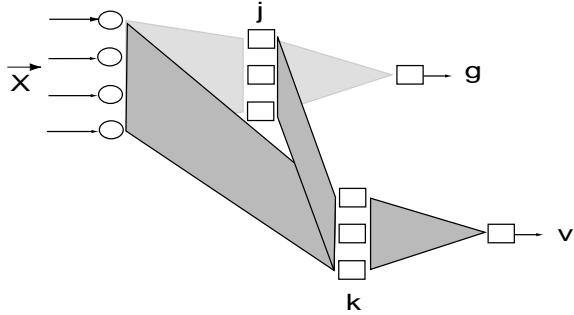
²La méthode bayesienne estime les valeurs de P en maximisant la probabilité $f(P/D)$ qui correspond aux paramètres les plus probables au vue des données empiriques. Nous avons $f(P/D) = f(D/P)f(P)/f(D)$. La probabilité $f(D)$ représente la probabilité a-priori que l'ensemble de ces données se soit réalisé, elle est donc constante. Ainsi maximiser $f(P/D)$ revient à maximiser $f(D/P)f(P)$ soit $f(\vec{y}/\vec{x}, P)f(\vec{x})f(P)$ et donc $f(\vec{y}/\vec{x}, P)$ puisque les entrées sont supposées déterministes (ne dépendent pas de P) et que la loi de P est uniforme ($f(P)$ constante).

chacune des distributions conditionnelles. L'ensemble P des paramètres à estimer sera l'ensemble W des poids du réseau. La variance est supposée conditionnée par \vec{x} et cela est utilisé explicitement dans la fonction d'erreur C .

4.4.1 Approximation de la variance des observations: algorithme de Weigend et Nix [1994]

Dans le cas où $\vec{y} = y$, l'architecture du réseau, présentée sur la Figure 4.8, comporte 2 neurones sur la couche de sortie: l'un estimant la moyenne conditionnelle de la distribution des observations et l'autre la variance conditionnelle de cette même distribution. L'apprentissage de la variance nécessite l'apprentissage au préalable de la moyenne de la distribution. On supposera de plus que le minimum trouvé durant cet apprentissage est bon, c'est à dire que quelque soit \vec{x} : on ait $G(\vec{x}, W*) \approx E(y/\vec{x})$.

FIG. 4.8 – Architecture à utiliser avec l'algorithme de Weigend et de Nix pour estimer la variance conditionnelle des observations. Les polygones grisés symbolisent l'ensemble des connections entre 2 couches du réseau. Les teintes différentes permettent de différencier les connexions utilisées pour chacune des sorties.



Nous avons alors:

$$-\ln f(y^i/\vec{x}^i, W) = \frac{(y^i - G(\vec{x}^i, W))^2}{2 \sigma^2(\vec{x}^i)} + \frac{1}{2} \ln 2\pi\sigma^2(\vec{x}^i) \quad (4.40)$$

et nous obtenons alors pour fonction d'erreur globale:

$$C(W) = \sum_i \frac{1}{2} \left(\frac{(y^i - G(\vec{x}^i, W))^2}{\sigma^2(\vec{x}^i)} + \ln 2\pi\sigma^2(\vec{x}^i) \right) \quad (4.41)$$

La modification appliquée respectivement au poids entre le neurone j (sur la dernière couche cachée) et le neurone de sortie calculant g l'approximation de y (fonction d'activation linéaire pour ce neurone) et au poids entre le neurone k et le neurone de sortie calculant v l'approximation de $\sigma^2(\vec{x})$ (fonction d'activation exponentielle pour ce neurone) devient alors:

$$\Delta w_{gj} = \eta \frac{1}{v(\vec{x}^i)} (y^i - g(\vec{x}^i)) S_j(\vec{x}^i) \quad (4.42)$$

$$\Delta w_{vk} = \eta \frac{1}{2 v^2(\vec{x}^i)} [(y^i - g(\vec{x}^i))^2 - v(\vec{x}^i)] S_k(\vec{x}^i) \quad (4.43)$$

Les corrections appliquées aux poids non connectés à ces deux sorties restent inchangées par rapport à la rétropropagation classique détaillée juste auparavant. Nous pouvons remarquer que la dernière équation est équivalente à celle de l'apprentissage d'une fonction où les valeurs à estimer par $v(\vec{x})$ représenteraient l'erreur quadratique $(y - g(\vec{x}))^2$. L'architecture de la Figure 4.8 peut être simplifiée. Il est en effet possible d'apprendre la sortie y par une fonction $g(\vec{x})$ et estimer la variance par la différence $(y - g(\vec{x}))^2$ par l'intermédiaire d'une autre fonction (autre réseau).

4.4.2 Approximation de la matrice de variance-covariance des observations: algorithme de Williams [1996]

Bien que l'algorithme de Williams que nous allons regarder plus en détail soit tout à fait général et permette de déterminer quelque soit la valeur de N_y la matrice de variance-covariance conditionnelle associée aux observations, nous présentons les formules dans le cas où \vec{y} est de dimension 2. En effet, nous allons appliquer ce modèle aux données provenant des 2 antennes centrales du diffusiomètre NSCAT. Chacune de ces antennes fournit 2 mesures du coefficient de rétrodiffusion d'un même point de la surface marine. Ces mesures diffèrent par la polarisation de l'onde radar utilisée (polarisation verticale et polarisation horizontale).

Ainsi dans le cas où $\vec{y} = \{y_1, y_2\}$, nous allons pouvoir non seulement déterminer $\vec{g} = \{g_1, g_2\}$ mais également la matrice de variance-covariance $\Sigma_{\vec{y}}(\vec{x})$ définie par:

$$\Sigma_{\vec{y}}(\vec{x}) = \begin{pmatrix} \sigma_{y_1}^2(\vec{x}) & \sigma_{y_1}(\vec{x})\sigma_{y_2}(\vec{x})\rho_{y_1y_2}(\vec{x}) \\ \sigma_{y_1}(\vec{x})\sigma_{y_2}(\vec{x})\rho_{y_1y_2}(\vec{x}) & \sigma_{y_2}^2(\vec{x}) \end{pmatrix} \quad (4.44)$$

La méthode proposée par Weigend et Nix [Weigend and Nix, 1994] permet d'estimer $g_1(\vec{x})$, $g_2(\vec{x})$, $\sigma_{y_1}^2(\vec{x})$ et $\sigma_{y_2}^2(\vec{x})$, celle de Williams permet en plus d'estimer le coefficient de corrélation linéaire entre y_1 et y_2 : $\rho_{y_1y_2}(\vec{x})$. Dans ce cadre, nous avons à minimiser pour chaque exemple :

$$-\ln f_i(\vec{y}^i/\vec{x}^i, W) = \frac{1}{2} \{ (\vec{y}^i - \vec{G}(\vec{x}^i, W))^t \Sigma_{\vec{y}}^{-1}(\vec{x}^i) (\vec{y}^i - \vec{G}(\vec{x}^i, W)) + \ln |\Sigma_{\vec{y}}(\vec{x}^i)| \} + \ln 2\pi \quad (4.45)$$

Soit, en omettant la constante:

$$C^i(W) = \frac{1}{2} (\vec{y}^i - \vec{G}(\vec{x}^i, W))^t \Sigma_{\vec{y}}^{-1}(\vec{x}^i) (\vec{y}^i - \vec{G}(\vec{x}^i, W)) + \frac{1}{2} \ln |\Sigma_{\vec{y}}(\vec{x}^i)| \quad (4.46)$$

Williams suggère d'utiliser une décomposition de Cholesky de la matrice de variance-covariance inverse Σ^{-1} pour obtenir des expressions littérales du déterminant et de la fonction d'erreur à minimiser qui soient plus simples dans le cas où Σ est une matrice symétrique définie positive.

$$\Sigma^{-1} = \begin{pmatrix} a_1 & 0 \\ a & a_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 & a \\ 0 & a_2 \end{pmatrix} \text{ avec } a_1 \text{ et } a_2 > 0 \quad (4.47)$$

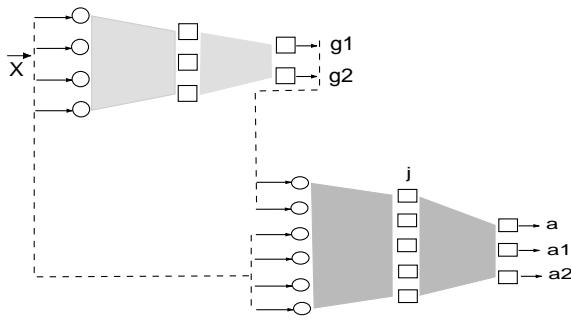


FIG. 4.9 – *Architecture type que nous avons utilisé avec l'algorithme de Williams pour estimer la matrice de variance-covariance conditionnelle des observations. Nous avons séparer les estimations des moyennes conditionnelles et l'estimation de la matrice de variance-covariance en utilisant 2 réseaux différents. Les polygones grisés symbolisent l'ensemble des connexions entre 2 couches du réseau.*

$$\Sigma^{-1} = \begin{pmatrix} a_1^2 & aa_1 \\ aa_1 & a^2 + a_2^2 \end{pmatrix} \quad (4.48)$$

avec $|\Sigma^{-1}| = (a_1 a_2)^2 = |\Sigma|^{-1}$ et donc $|\Sigma| = (a_1 a_2)^{-2}$. Les variances et covariances s'expriment alors en fonction des coefficients a , a_1 et a_2 de la manière suivante:

$$\sigma_{y_1}^2 = \frac{1}{a_2^2} \quad (4.49)$$

$$\sigma_{y_2}^2 = \frac{a^2 + a_2^2}{(a_1 a_2)^2} \quad (4.50)$$

$$cov_{y_1 y_2} = \frac{-a}{a_1 a_2^2} \quad (4.51)$$

et la fonction d'erreur à minimiser devient:

$$C^i(W) = \frac{1}{2} [(a_1 d_1 + ad_2)^2 + (a_2 d_2)^2] - \ln a_1 - \ln a_2 \quad (4.52)$$

en posant $d_1 = y_1 - g_1$ et $d_2 = y_2 - g_2$. Bien qu'il soit possible d'estimer par un même réseau g_1 , g_2 , a , a_1 et a_2 [Williams, 1996; Cheoua, 1999]. Nous avons choisi de séparer les 2 types d'estimation (Figure 4.9). Un PMC sera dédié à l'estimation de g_1 et g_2 . La modélisation des termes de variance et de covariance sera faite à l'aide d'un PMC dont les sorties seront les quantités a , a_1 et a_2 . Nous utiliserons une fonction d'activation linéaire pour le neurone associé à a et des fonctions d'activation exponentielle pour ceux associés à a_1 et a_2 de façon à contraindre les valeurs calculées par le réseau à être positives.

Les erreurs sur les neurones de sortie permettent le calcul de la correction Δw_{ij} à appliquer sur la valeur du poids de connexion w_{ij} (éq. (4.23)) entre le neurone j et le neurone i (j en amont de i). Les corrections des valeurs des connexions entre le neurone j et les 3 sorties du PMC deviennent alors:

$$\Delta w_{aj} = -\eta [a_1 d_1 d_2 + ad_2^2] S_j(\vec{x}^i) \quad (4.53)$$

$$\Delta w_{a_1 j} = -\eta [d_1 a_1 (d_1 a_1 + ad_2) - 1] S_j(\vec{x}^i) \quad (4.54)$$

$$\Delta w_{a_2 j} = -\eta [(d_2 a_2)^2 - 1] S_j(\vec{x}^i) \quad (4.55)$$

Les corrections appliquées aux poids non connectés à ces trois sorties restent inchangées par rapport à la rétropropagation classique.

Les résultats de l'application de cet algorithme sur les données de NSCAT seront présentées dans le chapitre 7.

Une autre approche a été récemment proposée par Bennani et Bossaert [Bennani and Bossaert, 1998; Bennani, 1998] pour la détection d'anomalies en télécommunications. Elle consiste à estimer des intervalles de confiance pour chacune des variables estimées par le modèle. Cette approche est simple et n'impose aucune hypothèse sur les données contrairement à la méthode de Williams qui utilise des hypothèses de normalité pour la caractérisation du bruit sur les variables à estimer de manière à obtenir une expression simple de la fonction de coût $C(W)$ à minimiser.

4.5 Conclusion

Le PMC se présente donc comme un système paramétrisé non-linéaire qui relie des variables d'entrée à des variables de sortie. Les paramètres sont déterminés statistiquement lors d'une phase d'apprentissage par régression sur une base de données d'exemples.

Ces techniques neuronales permettent non seulement d'obtenir une approximation de la moyenne d'une distribution mais également une approximation de la variance de cette même distribution. Dans le cas de l'étude de plusieurs variables de sortie, elles permettent d'avoir en plus une estimation du coefficient de corrélation linéaire entre les différentes variables de sortie étudiées. Toutes ces quantités sont conditionnées par les variables d'entrée et sont représentées sous forme de fonctions continues.

Chapitre 5

Caractérisation des mesures diffusiométriques de NSCAT et de ERS-2 basée sur une approche neuronale

Une première approximation neuronale par PMC de la fonction de transfert du diffusiomètre ERS-1 a été obtenue en 1998 [Mejia et al., 1998]. Cette approximation a nécessité un assez long travail de mise au point de l'architecture et de l'ensemble d'apprentissage. En particulier il a fallu mettre au point toute une méthodologie d'échantillonnage qui a permis d'obtenir une fonction de “bonne qualité”, c'est à dire qui approxime la moyenne de la distribution conditionnelle en tout point de son domaine de définition. Cette première fonction de transfert neuronale a rapidement été suivie par 3 autres fonctions: celle du diffusiomètre de ERS-2, et celles de NSCAT (au nombre de 2). En effet la complexité de la fonction à approximer étant équivalente pour les 3 capteurs, la mise au point s'est avérée très rapide pour ERS-2 et NSCAT.

Pour chacune de ces fonctions, le choix a été de modéliser la fonction de transfert comme une fonction numérique à valeur dans R. Cette approche s'imposait par l'unicité des mesures de ERS-1 et de ERS-2 (une seule polarisation) et est criticable dans le cas des antennes centrales du diffusiomètre NSCAT qui mesurent simultanément la rugosité de la surface marine par l'intermédiaire de 2 polarisations différentes des ondes radar. Les mesures de σ_0^{VV} et de σ_0^{HH} de ces 2 antennes ne sont donc pas indépendantes et la modélisation séparée de chacune de ces 2 mesures revient à négliger l'information mutuelle (la corrélation) contenue dans ce couple de mesure.

Les PMC permettent sans difficulté d'aborder ce problème de dimension multiple. Mon approche et ma contribution à l'étude du diffusiomètre NSCAT a consisté à déterminer une fonction neuronale unique estimant simultanément les coefficients de rétrodiffusion dans les deux polarisations, σ_0^{VV} et σ_0^{HH} , pour les antennes centrales. Cette fonction dépend comme les autres modèles empiriques du module du vent, de l'angle d'incidence et de l'angle d'azimut.

Ce choix s'appuie sur 2 considérations différentes. D'une part, les nombreux travaux

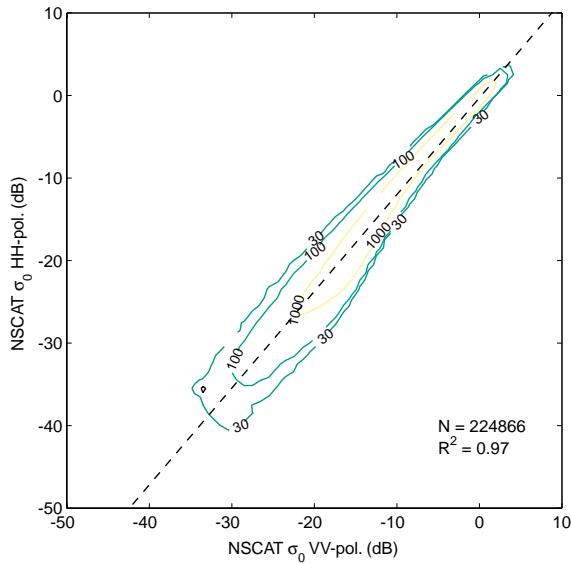


FIG. 5.1 – Diagramme présentant les mesures de σ_0^{HH} en fonction des mesures de σ_0^{VV} des antennes centrales du diffusiomètre NSCAT.

étudiant ces deux polarisations dans le cas de SEASAT ont montré que les deux coefficients de rétrodiffusion pouvaient être modélisés de la même façon et que seuls les paramètres des modèles diffèrent d'une polarisation à l'autre. La Figure 5.1 abonde dans ce sens. Elle présente la liaison existante entre les mesures de σ_0^{HH} et de σ_0^{VV} . La corrélation est linéaire positive avec un coefficient de 0.96.

D'autre part, Woiceshyn et al. [Woiceshyn et al., 1986] ont montré que dans le cas des fonctions SASS-1, l'intercomparaison entre les vents estimés par le modèle en VV-pol. et ceux provenant du modèle en HH-pol. présentent des désaccords importants entre les 2 estimations bien que les modèles aient été déterminés de la même façon. De manière générale aussi bien dans le cas des petits que des grands vents, les vents obtenus en HH-pol. sont supérieurs à ceux obtenus en VV-pol..

Grâce à la grande flexibilité des modèles neuronaux et à la facilité d'introduction de nouvelles variables sur la couche d'entrée ou de sortie d'un PMC, il a été possible de déterminer un modèle unique estimant simultanément σ_0^{VV} et σ_0^{HH} . Ce nouveau modèle neuronal sera référencé dans la suite par NSCAT-NN-2 tandis que les 2 modèles neuronaux estimant chacun les mesures dans une polarisation donnée seront désigné par NSCAT-NN-1(-V ou -H) respectivement pour la polarisation verticale et la polarisation horizontale.

Dans un premier temps nous allons présenter les spécificités de chacun de ces modèles neuronaux: NSCAT-NN-1 et NSCAT-NN-2. Nous les comparerons ensuite afin d'évaluer l'apport introduit par cette modélisation combinée des mesures dans les 2 polarisations. Enfin nous étudierons les caractéristiques des mesures en bande Ku de NSCAT et en bande C de ERS-2 en terme de paramètres A_i (cf chapitre 3) au moyen des modèles neuronaux, NSCAT-NN-2 et ERS2-NN, mais également par l'intermédiaire des modèles SASS-2 et NSCAT-1 pour la bande Ku et des modèles CMOD2-IFR et CMOD4 pour la bande C.

5.1 Les modèles neuronaux

5.1.1 Description

Les modèles NSCAT-NN-1 et NSCAT-NN-2 présentent un certain nombre de différence. Le modèle NSCAT-NN-1 se compose de 2 réseaux différents: un pour chacune des polarisations, verticale et horizontale, nommé respectivement NSCAT-NN-1-V et NSCAT-NN-1-H. Ces réseaux ont des architectures très similaires. Elles sont composés d'une couche d'entrée de 4 neurones correspondant à U , $\sin\chi$, $\cos\chi$ et $\sin\theta$ et d'une couche de sortie avec un neurone unique (de fonction de transition linéaire) estimant la mesure diffusiométrique dans une polarisation donnée. Ils possèdent tous deux 2 couches cachées de neurones dont les fonctions de transition sont des sigmoïdes. Les 2 couches cachées comportent respectivement 8 et 6 neurones pour le réseau NSCAT-NN-1-V et 5 et 4 neurones pour le réseau NSCAT-NN-1-H. Ces réseaux NSCAT-NN-1-V et NSCAT-NN-1-H ont ainsi respectivement 86 et 44 paramètres qui ont été estimé lors de l'apprentissage de ces fonctions.

Le modèle NSCAT-NN-2 se compose d'un réseau unique estimant simultanément σ_0^{VV} et σ_0^{HH} . La couche d'entrée se compose également de 4 neurones mais correspondant à U , θ , $\cos\chi$ et $\cos(2\chi)$ de manière à obtenir des crosswinds de mêmes valeurs ce qui n'est pas toujours le cas avec $\sin\chi$ et $\cos\chi$. Cette décision a été prise après une étude statistique sur les données mesurées. Elle a permis de mettre en évidence que les valeurs observées aux 2 crosswinds sont en moyenne égales. Nous l'imposons donc dans la modélisation pour introduire le maximum d'information a-priori dans la fonction. La couche de sortie comporte 2 neurones linéaires et chacune des 2 couches cachées comporte 10 neurones sigmoïdes. Au total NSCAT-NN-2 est défini par 182 paramètres.

L'architecture du réseau associé à ERS2-NN est le même que celui de NSCAT-NN-1-V. Les paramètres du modèle ont été estimés à partir des données diffusiométriques de ERS-2.

Ces 4 fonctions de transfert ont été estimées en utilisant le critère $C(W)$ représenté par l'équation (4.17). Elles ont été déterminées à l'aide du même algorithme de gradient. Il s'agit d'un algorithme de descente du gradient du second ordre: le gradient conjugué.

5.1.2 Données d'apprentissage et de test

La précision d'un modèle neuronal dépend de son architecture, du nombre de données utilisé pour la détermination de ses paramètres et de la qualité des données utilisées pour son étalonnage.

Dans de nombreux cas de figure, plusieurs architectures neuronales permettent l'obtention de résultats similaires et il faut donc simplement déterminer une architecture suffisamment complexe pour bien représenter le problème. Les bases d'apprentissage sont très importantes, elles permettent de bien représenter statistiquement la relation entre les mesures du coefficient de rétrodiffusion et le vecteur vent qui lui est associé.

L'ensemble de données que nous avons utilisé pour l'étalonnage du modèle NSCAT-

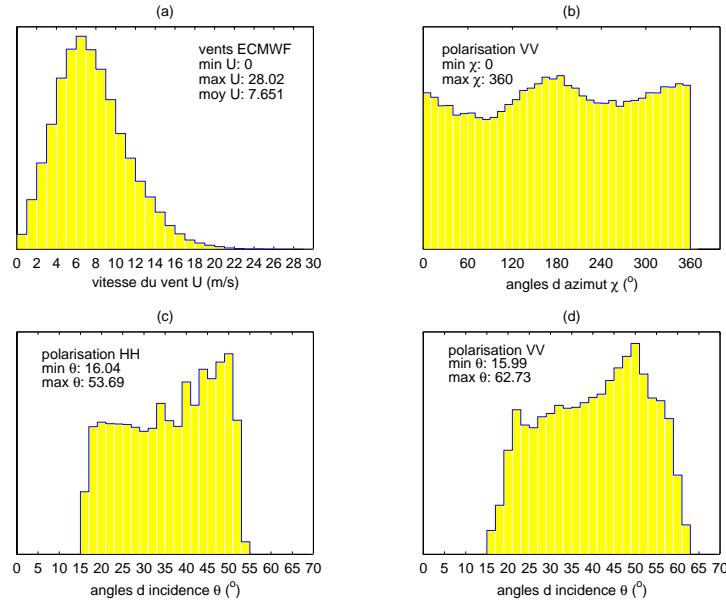


FIG. 5.2 – Histogrammes des distributions naturelles des données de la base NSCAT-ECMWF: (a) de la vitesse du vent, (b) de l’angle d’azimut dans le cas de la polarisation VV-pol. (celui pour HH-pol. est similaire et non présenté), (c) de l’angle d’incidence pour HH-pol. (2 antennes centrales), (d) de l’angle d’incidence pour VV-pol. (6 antennes).

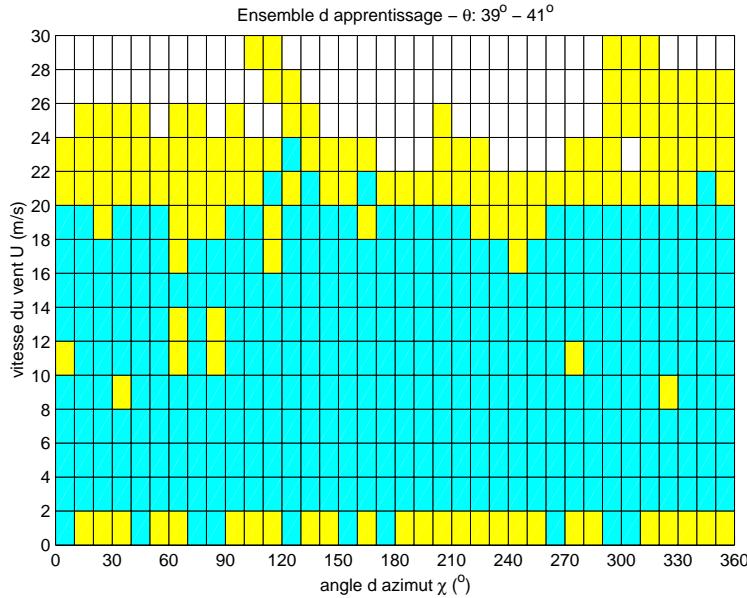


FIG. 5.3 – Histogramme en 2 dimensions dans l’espace (angle d’azimut, vitesse du vent) pour les données de l’ensemble d’apprentissage de NSCAT-NN-2 ayant des angles d’incidence compris entre 39° et 41° . Nous avons essayé de représenter toutes les situations de la même façon de manière à obtenir des ensembles d’apprentissage statistiquement représentatifs selon U , χ et θ : (en blanc) aucune donnée, (en gris clair) nombre de données entre 1 et 29 et (en gris foncé) nombre de données entre 30 et 40.

NN-2 comporte 290 000 exemples ($U, \chi, \theta, \sigma_0^{VV}, \sigma_0^{HH}$), il est extrait du jeu de données NSCAT-ECMWF (voir paragraphe 3.2.1) sur la période de février à juin 1997 et dont la distribution générale est représentée sur la Figure 5.2. Ouvrons une parenthèse pour décrire la distribution en fréquence des mesures en fonction des variables auxquelles nous allons les lier: la vitesse du vent ECMWF, l'angle d'azimut et l'angle d'incidence.

La distribution des vitesses de vent de ECMWF est une distribution de type Rayleigh. Les vitesses comprises entre 6 et 7 m.s^{-1} sont en fréquence les plus importantes et la vitesse moyenne des vents de cet ensemble est de 7.6 m.s^{-1} . Les vitesses comprises entre 1 et 2 m.s^{-1} et entre 13 et 14 m.s^{-1} sont similaires en fréquence. Les vitesses supérieures à 16 m.s^{-1} sont peu nombreuses.

Les angles d'azimut (χ) sont compris entre 0 et 360° . Les variations en fréquence observées proviennent de la variation en fréquence des directions du vecteur vent car les angles d'azimut des antennes (direction de pointage) sont aux nombres de 4 pour chacune des paires d'antennes: avant, centrale et arrière (2 antennes et 2 directions d'azimut par antenne dues aux différences entre orbites ascendantes et descendantes) avec une variation de quelques dizaines de degré à cause de l'orbite polaire de l'instrument. Les directions du vecteur vent ECMWF (par rapport au nord) présentent 2 pics en fréquence (Figure non présentée), au environ de 100° et au environ de 250° dans l'Atlantique nord. Ces pics sont associés aux 2 régimes de vent majoritaires: les vents d'Est (allant vers l'Est) entre 40°N et 60°N de latitude et les vents Alizés entre l'équateur et 40°N .

Les angles d'incidence associés aux mesures en polarisation horizontale varient entre 16° et 54° (angles d'incidence des antennes centrales de l'instrument). Les angles d'incidence associés aux mesures en polarisation verticale ont une plage de variation plus importante que pour les mesures en HH-pol., comprise entre 16° et 63° , car les 6 antennes sont utilisées. Les antennes avant et arrière ont des angles d'incidence plus importants que les antennes centrales compris entre 19° et 63° . La distribution non-uniforme observée en HH-pol. provient de l'utilisation exclusive des mesures sur l'océan. La présence des terres émergées tronque les fauchées de manière non-uniforme. Refermons à présent cette parenthèse.

Le modèle NSCAT-NN-1 a été quant à lui étalonné sur deux bases d'apprentissage différentes d'environ 260 000 exemples, une pour chacune des polarisations. Nous renvoyons à l'article de Mejia et al. [Mejia et al., 1999] pour plus d'information sur cette fonction. Enfin, le modèle de ERS-2, ERS2-NN, a été étalonné sur une base comportant environ 2 000 000 exemples pris entre mars 1996 et mars 1998.

Pour les différents ensembles d'apprentissage, nous avons essayé de représenter toutes les situations de la même façon de manière à obtenir des ensembles d'apprentissage statistiquement représentatifs selon U, χ et θ (cf Figure 5.3 dans le cas de NSCAT-NN-2). Ces ensembles sont à peu près équilibrés pour des vents compris entre 3 et 20 m.s^{-1} et restreignent le domaine de validité de ces fonctions à cet intervalle. Au delà de 20 m.s^{-1} , les estimations ne seront pas fiables car le nombre de données présentes dans l'échantillonnage n'est pas statistiquement représentatif des situations. En dessous de 3 m.s^{-1} nous serons confrontés de manière importante aux erreurs liées au modèle météorologique qui présente alors des biais importants. Certains auteurs mentionnent par ailleurs l'existence d'une vi-

tesse limite en dessous de laquelle il ne peut pas y avoir de formation de vaguelettes par le vent [Donelan and Pierson, 1987].

Les différents modèles neuronaux se fondent sur les évaluations de vents provenant du modèle ECMWF. Liu et Pierson [Liu and Pierson, 1994] et Quilfen [Quilfen, 1992] ont montré que l'utilisation de telles informations dans les modèles de rétrodiffusion pour le diffusiomètre ERS-1 introduisaient des biais systématiques. La qualité de ce modèle météorologique s'est améliorée depuis [Courtier et al., 1998; Andersson et al., 1998] réduisant ces biais potentiels.

Les différents ensembles d'apprentissage sont limités en outre à l'océan Atlantique nord (latitude [20°N, 60°N] et longitude [100°W, 5°W]) pour NSCAT et à l'hémisphère nord pour ERS-2 où les champs de vent provenant des analyses ECMWF sont de meilleure qualité comparativement à l'hémisphère sud par le grand nombre de données d'observation assimilées dans le modèle numérique de prévision. Les biais résiduels éventuellement dus aux erreurs du modèle météorologique dans les modèles de rétrodiffusion sont ainsi minimisés.

Il aurait également été envisageable d'étalonner chacun des modèles pour NSCAT et ERS-2 avec respectivement les vents estimés par ERS-2 et par NSCAT de manière croisée puisque sur la période de fonctionnement de NSCAT, les données de ERS-2 étaient également disponibles. Bentamy et al. [communi. perso., 1998] ont ainsi caractérisé les mesures de NSCAT en se basant sur les observations de vent de ERS-2. Cette co-localisation des mesures de NSCAT et de ERS-2 réduit de manière drastique le bénéfice de l'échantillonnage important apporté par l'instrument NSCAT, limite la taille des ensembles d'apprentissage en diminuant l'échantillonnage statistique selon U , χ et θ et peut en conséquence biaiser les propriétés statistiques des estimateurs. J'ai choisi d'utiliser les données de vent provenant du modèle ECMWF de manière à bénéficier du plus large ensemble de données possible, à étalonner les fonctions neurales de NSCAT et de ERS-2 de la même façon et à étudier les caractéristiques de ces fonctions de manière similaire.

Ces fonctions lient le coefficient de rétrodiffusion codé en dB aux variables U , χ et θ [Stoffelen and Anderson, 1997]. Ce codage est choisi pour faciliter la détermination de ces fonctions en limitant la forte non-linéarité de la relation et l'importante variabilité des mesures en linéaire (entre 1 et 10^{-5}) qui engendre des problèmes d'ordre numérique lors de l'apprentissage.

Nous supposerons de plus que ces ensembles englobent un large échantillonnage de situations permettant un lissage des effets des variables cachées c'est à dire non utilisées dans la modélisation du phénomène tel que l'état de la mer par exemple. Nous allons donc pouvoir explorer dans le dernier chapitre l'effet éventuel de l'état de la mer par l'intermédiaire de la variable hauteur des vagues (H_s) sur le signal en utilisant ces modèles neuronaux et étudier comment cet effet se comporte selon la fréquence de l'onde radar.

Pour estimer les performances des modèles proposés pour NSCAT et les comparer nous avons utilisé l'ensemble de données co-localisées NSCAT-ECMWF-TOPEX comme ensemble de test. Il comporte environ 220 000 exemples distribués sur la totalité du globe de septembre 1996 à mai 1997.

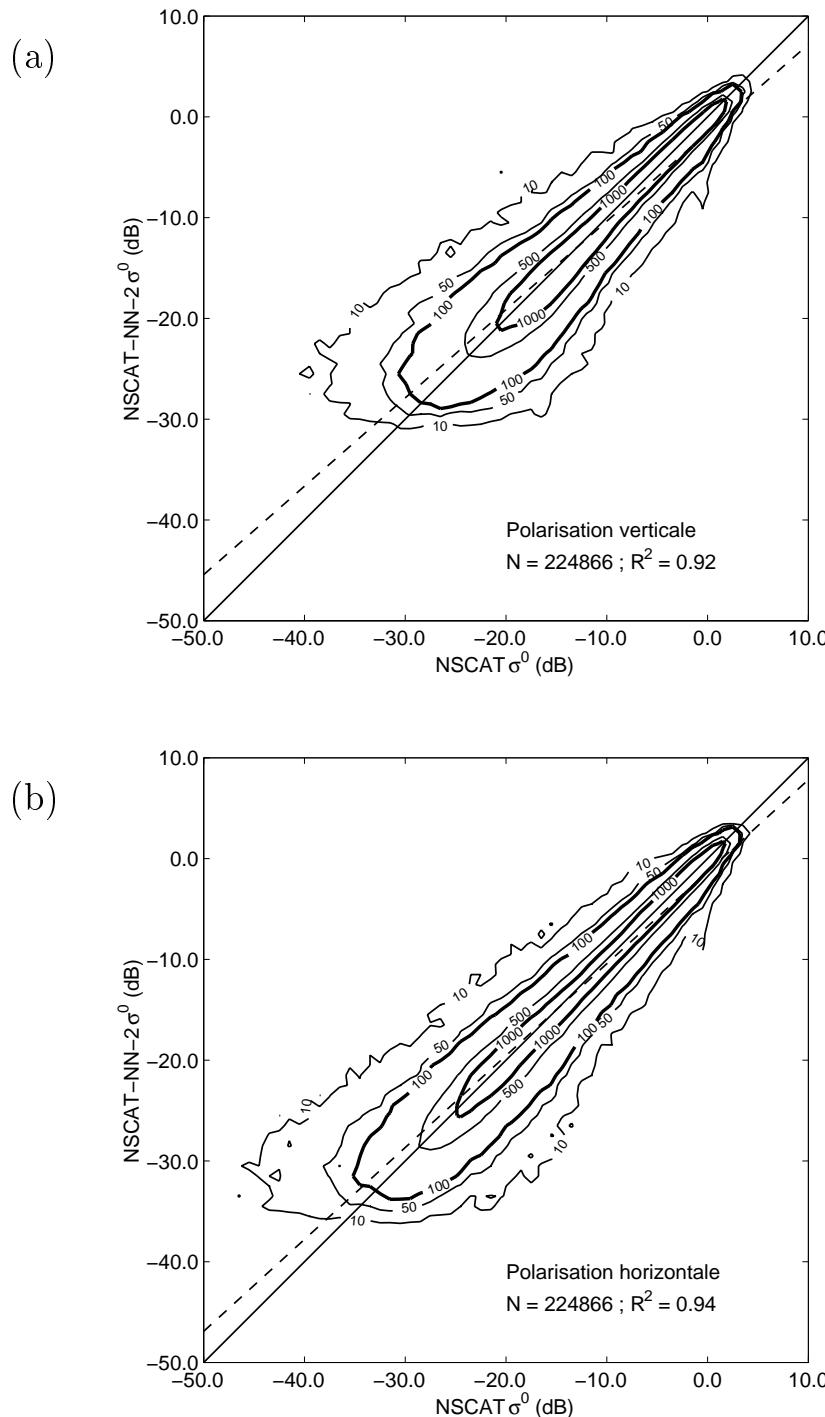
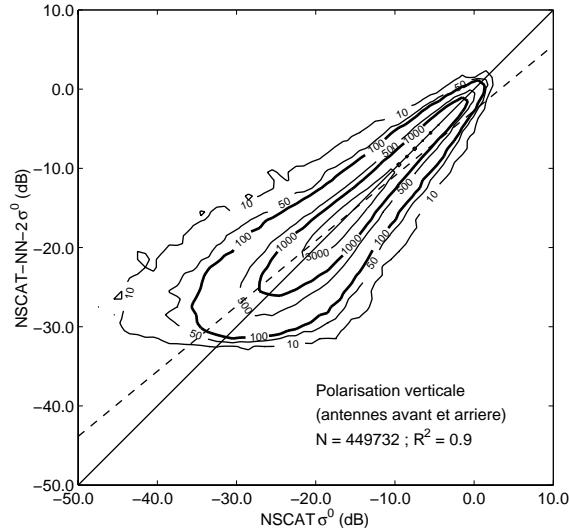


FIG. 5.4 – Diagrammes de dispersion des σ_0 estimés par NSCAT-NN-2 en fonction des valeurs mesurées par NSCAT dans les 2 polarisations sur l'ensemble de test NSCAT-ECMWF-TOPEX: (a) pour VV-pol. et (b) pour HH-pol..

5.1.3 Comparaison des modèles NSCAT-NN-1/2

Pour la validation du modèle NSCAT-NN-1, nous renvoyons à l'article de Mejia et al. [Mejia et al., 1999]. La Figure 5.4 présente les diagrammes de dispersion des σ_0 estimés par NSCAT-NN-2 en fonction des valeurs mesurées par NSCAT dans les 2 polarisations sur l'ensemble de test. Les courbes de densité du nombre des données montrent que les données sont bien distribuées le long de la bissectrice. Les coefficients de corrélation R^2 sont respectivement de 0.92 et de 0.94 pour VV-pol. et HH-pol. indiquant le bon accord entre le modèle et les données.

FIG. 5.5 – Diagrammes de dispersion des σ_0 estimés par NSCAT-NN-2 en fonction des valeurs mesurées par NSCAT pour VV-pol. sur l'ensemble de test NSCAT-ECMWF-TOPEX dans le cas des antennes avant et arrière.



La Figure 5.5 présente le diagramme de dispersion des σ_0^{VV} dans le cas des antennes avant et arrière de l'instrument sur le même ensemble que les diagrammes précédents. Les données de ces antennes n'ont jamais été utilisées dans l'apprentissage de NSCAT-NN-2. Le coefficient de corrélation est de 0.9, il montre l'équivalence entre les différentes antennes en polarisation verticale. NSCAT-NN-2 peut donc être également utilisé pour estimer les coefficients de rétrodiffusion des antennes avant et arrière de l'instrument.

Variation de σ_0 en fonction de l'angle d'azimut

La Figure 5.6 présente les variations des estimations de σ_0 calculées par les modèles NSCAT-NN-1 et NSCAT-NN-2 en fonction de l'angle d'azimut pour 2 angles d'incidence et 4 vitesses de vent pour chacune des polarisations de l'instrument NSCAT. Les 2 modèles fournissent des estimations de σ_0 très similaires.

En terme d'erreurs sur l'ensemble de test

La Table 5.1 présente les valeurs de l'erreur RMS, du biais (cf annexe B pour les définitions du biais (éq. B.1) et de l'erreur RMS (éq. B.2)) et de la pente de la régression

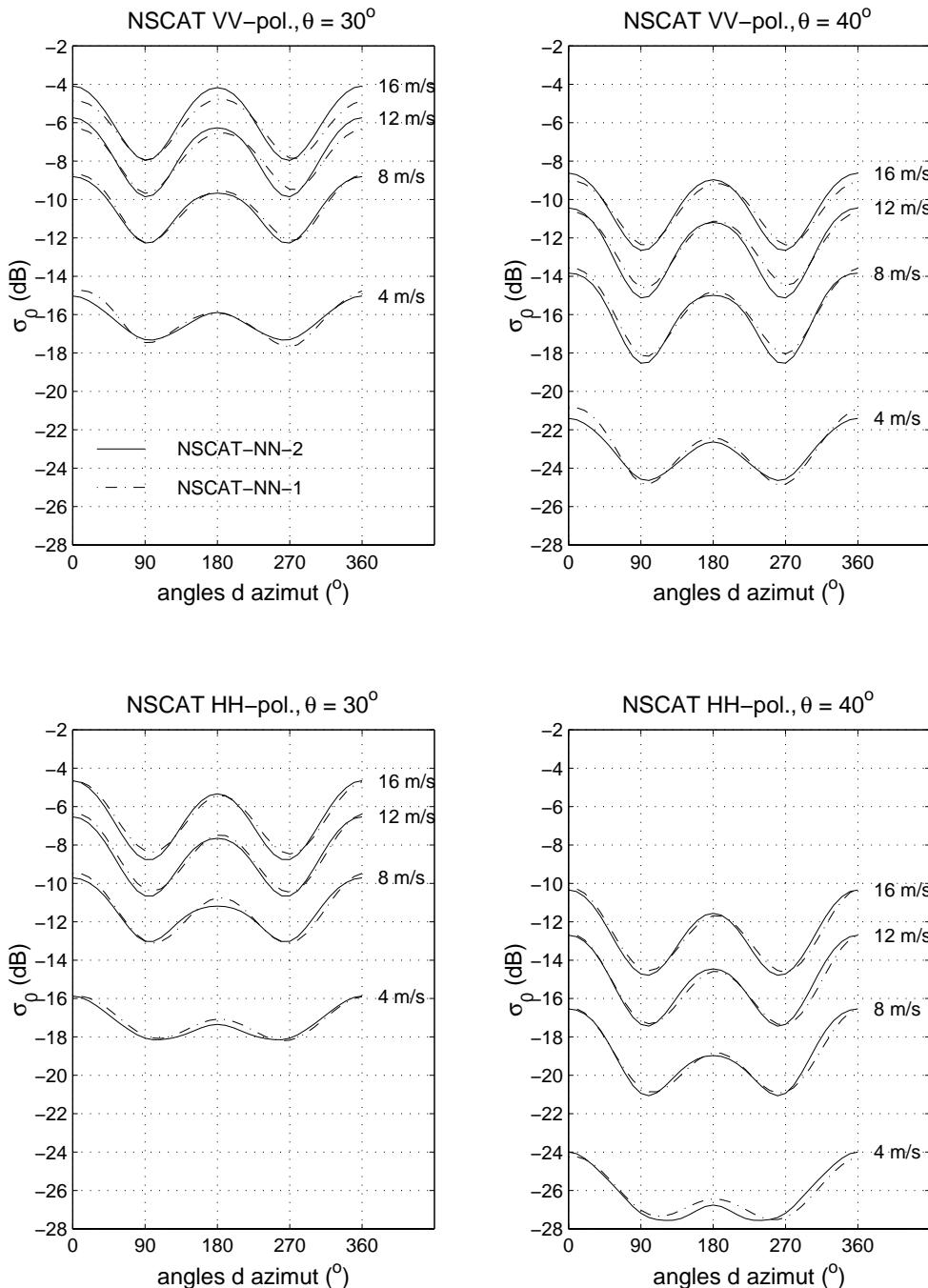


FIG. 5.6 – Comparaisons des variations des σ_0 en fonction de l'angle d'azimut entre les estimations faites par les 2 modèles neuronaux NSCAT-NN-1 (-.-) et NSCAT-NN-2 (traits pleins) aux 2 angles d'incidence de 20° et de 30° selon la polarisation de l'onde radar et pour les vitesses de vent de 4, 8, 12 et 16 m/s.

TAB. 5.1 – Valeurs des erreurs RMS, des biais, des pentes de la régression linéaire et des coefficients de corrélation entre les coefficients de rétrodiffusion observés par NSCAT et estimés par NSCAT-NN-2 et NSCAT-NN-1 respectivement pour VV-pol. et pour HH-pol.

Nb = 224866		erreur RMS (dB)	biais (dB)	pente	R^2
NSCAT-NN-1	VV-pol.	2.95	-0.02	0.96	0.92
	HH-pol.	3.13	-0.09	0.97	0.94
NSCAT-NN-2	VV-pol.	2.93	-0.04	0.97	0.92
	HH-pol.	3.11	-0.08	0.97	0.94

linéaire entre les valeurs de σ_0 observées et estimées par NSCAT-NN-2 et par NSCAT-NN-1. Les biais sont faibles avec des valeurs inférieures à -0.1 dB et les erreurs RMS sont de l'ordre de 3 dB. En utilisant le même ensemble de test, nous avons une erreur RMS de 2.95 dB pour VV-pol. et de 3.13 dB pour HH-pol. dans le cas de NSCAT-NN-1. Ces valeurs sont à comparer aux valeurs respectives de 2.93 dB et 3.11 dB pour NSCAT-NN-2.

Les 2 modèles sont en bon accord avec les données et entre eux. La Figure 5.7 permet cependant de faire apparaître des différences entre ces fonctions. Les données de type M qui ont été présentées au paragraphe 3.2.1, étant donné le grand nombre de mesures utilisées, estiment de manière précise la moyenne des distributions conditionnelles de $\sigma_0/(\vec{v}, \theta)$ et peuvent être considérées comme étant les valeurs vraies (indépendantes du bruit) qui permet de relier (\vec{v}, θ) au signal rétrodiffusé. La Figure 5.7 présente pour les 2 fonctions NSCAT-NN-2 et NSCAT-NN-1 et les 2 polarisations l'écart moyen calculé en linéaire entre cette valeur considérée comme vraie et celle estimée par chaque fonction selon l'angle d'incidence. Les comparaisons entre les valeurs de σ_0 sont réalisées pour les directions parallèle au vent (direction upwind-downwind) et perpendiculaire au vent (direction crosswind¹) sur l'ensemble des vitesses de vent. Les valeurs de σ_0 notées respectivement $\sigma_{0//}$ et $\sigma_{0\perp}$ pour la direction upwind-downwind et pour la direction crosswind sont définies de la manière suivante:

$$\sigma_{0//} = \frac{\sigma_0^{up} + \sigma_0^{dn}}{2} = A_0 + A_2 \quad (5.1)$$

$$\sigma_{0\perp} = \frac{\sigma_0^{cr}(90^\circ) + \sigma_0^{cr}(270^\circ)}{2} = A_0 - A_2 \quad (5.2)$$

Les erreurs RMS sont plus faibles dans le cas de NSCAT-NN-2 que dans le cas de NSCAT-NN-1. Ces erreurs diminuent avec l'angle d'incidence car les valeurs moyennes diminuent avec θ . De manière plus précise nous avons regroupé dans l'annexe B les tableaux de valeurs d'erreur RMS et de biais de ces 2 modèles sur l'ensemble de test selon la classe de vitesse de vent: vents faibles de 3 à 7 m.s⁻¹, vents moyens de 7 à 12 m.s⁻¹ et vents forts de 12 à 20 m.s⁻¹. Sur chacune de ces classes, les calculs ont été faits selon l'angle d'incidence de 20 à 60° par pas de 2°.

¹les valeurs de σ_0 aux 2 directions crosswind: $\sigma_0(90^\circ)$ et $\sigma_0(270^\circ)$

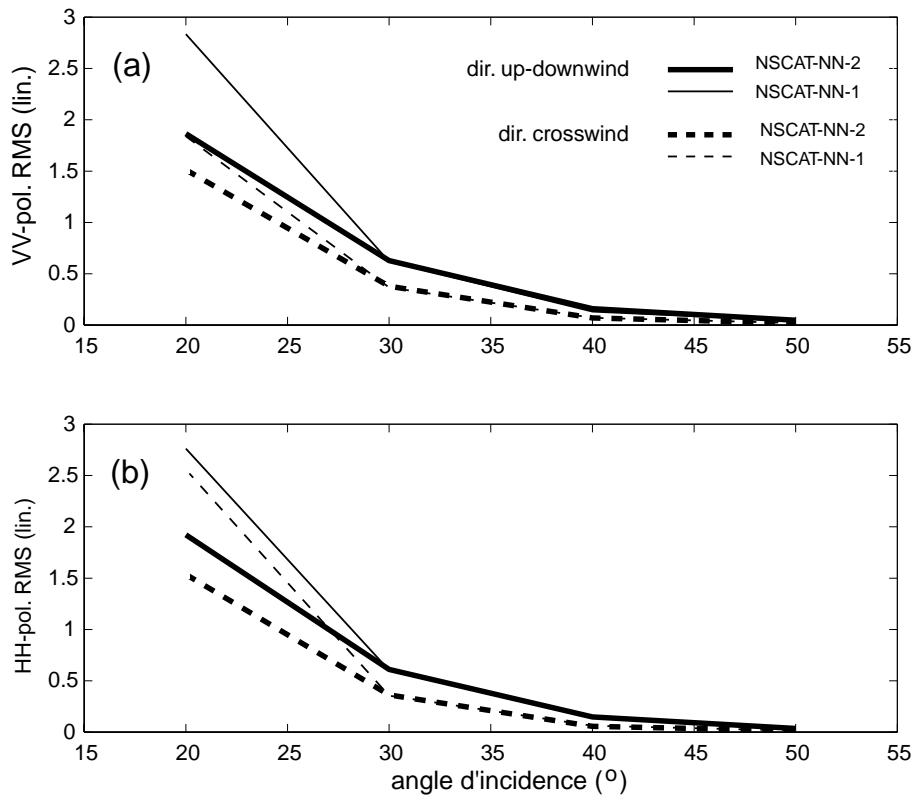


FIG. 5.7 – Variation de l'erreur RMS en linéaire en fonction de l'angle d'incidence entre les données moyennées de type M avec les estimations neuronales estimées aux centres des bins par les 2 modèles NSCAT-NN-1 et NSCAT-NN-2 sur l'ensemble des vitesses de vent pour la direction parallèle au vent et celle perpendiculaire au vent. En (a) pour σ_0^{VV} , en (b) pour σ_0^{HH} .

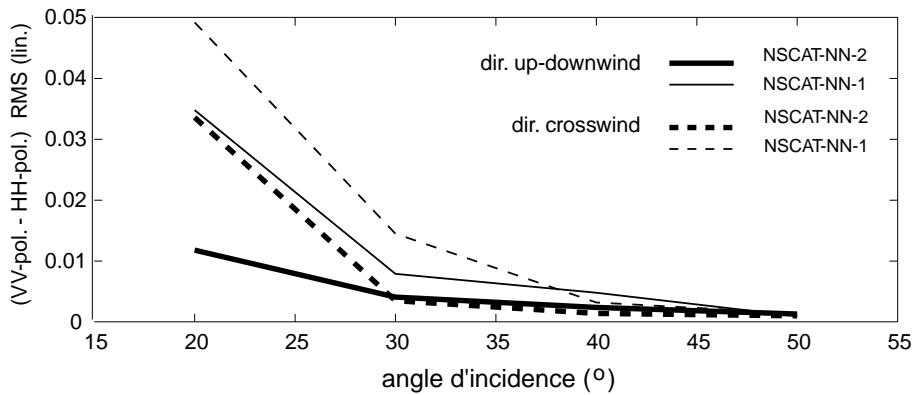


FIG. 5.8 – Idem que 5.7 pour $\sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH}$.

Les différences entre ces 2 fonctions apparaissent encore plus clairement si l'on utilise comme cela sera fait au paragraphe suivant la différence des 2 signaux ($\sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH}$) notée $\delta\sigma_0$. La Figure 5.8 montre dans les mêmes conditions que la Figure 5.7 l'évolution de la différence d'estimation de cette quantité par les 2 fonctions.

En terme d'analyse de la différence $\delta\sigma_0$

La Figure 5.9 montre les variations de la quantité $\delta\sigma_0$ estimée par chacun des 2 modèles en fonction de la vitesse du vent pour 4 angles d'incidence différents: 20° , 30° , 40° et 50° pour les directions upwind-downwind et crosswind. NSCAT-NN-2 permet d'obtenir des comportements pour $\delta\sigma_0$ beaucoup plus réguliers, réalistes et correspondant mieux à la physique de la mesure (cf chapitre 6). Les comportements plus irréguliers de NSCAT-NN-1 s'explique par les effets combinés des erreurs de ce modèle par rapport à la réalité. De faibles améliorations des erreurs RMS peuvent cacher de réelles améliorations qui vont permettre par la suite une interprétation physique des quantités mesurées. Nous n'utiliserons dans la suite que le modèle neuronal NSCAT-NN-2 pour le diffusiomètre NSCAT.

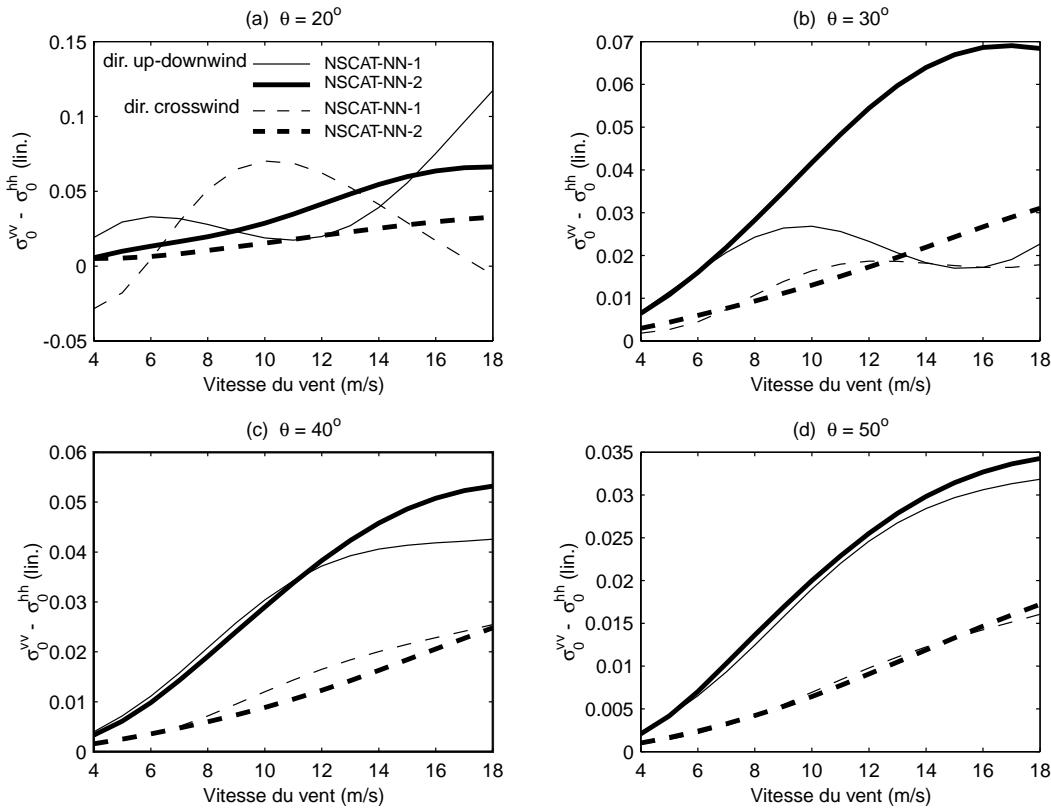


FIG. 5.9 – Variation de la différence des estimations, $\sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH}$, en fonction de la vitesse du vent pour NSCAT-NN-1 et NSCAT-NN-2 à des angles d'incidence de (a) 20° , (b) 30° , (c) 40° et (d) 50° dans les directions upwind-downwind et crosswind.

Nous allons maintenant étudier le comportement des coefficients A_0 , A_1 et A_2 présentées au chapitre 3. Cette étude permettra de comparer nos modèles neuronaux aux modèles empiriques opérationnels: SASS2, NSCAT1, CMOD4 et CMOD2-IFR (présentés également au chapitre 3) et de proposer des interprétations physiques de ces comportements qui doivent permettre de mieux comprendre les processus agissant à l'interface océan-atmosphère.

5.2 Caractéristiques des mesures diffusiométriques en bande Ku et C

De manière à ce que les comparaisons entre les différents modèles soient les plus complètes possibles, nous en avons fait de 3 types:

- (1) nous avons comparé les modèles neuronaux NSCAT-NN-2 (que j'ai développé) et ERS2-NN (développé par C. Mejia, LODYC) respectivement au modèle NSCAT1 du JPL/NASA pour la bande Ku et aux modèles CMOD2-IFR de l'IFREMER et CMOD4 de l'ESA pour la bande C au moyen d'indicateur statistique, erreur RMS et biais, sur les ensembles de test respectifs, c'est à dire NSCAT-ECMWF-TOPEX et ERS2-ECMWF-TOPEX.

Nous n'avons pas calculé les erreurs RMS et biais pour le modèle SASS-2 car il n'est pas d'utilisation facile à cause de sa formulation par tabulation. Ces critères permettront d'apprécier la précision des estimations de ces différents modèles sur un échantillon de données fixé. Ils ont été calculés de manière globale mais également par intervalles de vitesses de vent et d'angles d'incidence pour quantifier plus précisément les différences entre les modèles.

- (2) Nous avons aussi comparé les différents modèles en regardant les estimations des paramètres A_i faites par chacun d'entre eux en terme de variation de ces paramètres en fonction de la vitesse du vent dans le cas de 4 angles d'incidence: 20° , 30° , 40° et 50° . Nous les avons également confrontés avec les valeurs d'observations tabulées et référencées M pour analyser leur aptitude à représenter la variabilité des observations. Nous avons étudié le paramètre A_0 décrivant la dépendance moyenne en fonction de la vitesse du vent, ainsi que les rapports adimensionnels A_1/A_0 représentant la sensibilité upwind-downwind normalisée et A_2/A_0 relié à la modulation upwind/crosswind également normalisée.
- (3) Finalement, puisque les coefficients du développement de Fourier rendent compte des caractéristiques particulières de la surface marine sous l'action du vent, nous avons utilisé une approche proposée par Freilich et Dunbar [Freilich et Dunbar, 1993] pour comparer et étudier les variations globales de ces paramètres en fonction de la vitesse du vent, de l'angle d'incidence, de la polarisation et de la fréquence radar suivant le modèle empirique adopté. Cette approche consiste à calculer les valeurs d'un paramètre en chaque point d'une grille régulière définie par la vitesse du vent

et l'angle d'incidence. Les valeurs de chaque paramètre définissent une surface dans l'espace (vitesse du vent, angle d'incidence) qui est facilement représentée à l'aide d'isocontours. On peut ainsi facilement comparer les différents modèles, paramètre par paramètre, avec une vision globale de leur variation propre selon le modèle utilisé. Ces variations sont interprétables en terme de propriétés de la surface.

Nous avons réalisé ces cartes pour le paramètre A_0 , pour les rapports adimensionnels A_1/A_0 , A_2/A_0 et pour le paramètre β défini par:

$$\beta = \frac{A_0 + A_2}{A_0 - A_2} - 1 \quad (5.3)$$

qui représente une mesure de l'anisotropie azimutale (différence entre ce qui se passe dans la direction du vent et dans la direction perpendiculaire). Ce paramètre est interprétable physiquement alors que A_2/A_0 l'est très difficilement [Quilfen et al., 1999a]. Ces cartes reposent sur des tables couvrant les vitesses de vent de 4 à 18 m.s^{-1} par pas de 1 m.s^{-1} et pour des angles d'incidence de 20 à 60° par pas de 2°.

L'analyse des paramètres A_0 , A_1/A_0 et A_2/A_0 (ou du paramètre β) a une triple vocation: (a) elle permet la comparaison des différents modèles entre eux; (b) elle indique la facilité de restitution du vecteur vent par les algorithmes d'inversion; (c) et enfin elle informe sur le comportement de la surface sous l'action du vent.

Afin de ne pas alourdir le corps de ce chapitre par le nombre de pages important dédié aux Figures et aux Tableaux tout en présentant le maximum d'information utile, j'ai choisi l'option de regrouper les résultats des comparaisons de type (1) et (3) dans les annexes B et C et de ne présenter dans ce chapitre que les Figures des comparaisons de type (2). Les interprétations et conclusions utiliseront l'ensemble des résultats en s'y référant.

5.2.1 Biais et erreurs RMS des différents modèles

Au regard des comparaisons d'erreur RMS et de biais (Annexe B, (T1), (T2), (T3)) entre les modèles NSCAT-NN-2 et NSCAT1, il est difficile de séparer ces 2 modèles. Ils présentent des valeurs moyennes respective du biais de -0.04 et de -0.22 dB pour VV-pol. et de -0.08 et -0.26 dB pour HH-pol.. Les valeurs moyennes de l'erreur RMS sont quant à elles respectivement pour ces 2 modèles de 2.93 et de 2.92 dB pour VV-pol. et de 3.11 et de 3.10 dB pour HH-pol.. Ce que nous pouvons constater c'est que les valeurs de biais selon les intervalles considérés peuvent être très différentes. Par contre les 2 modèles sont en assez bon accord quelque soit la polarisation pour les erreurs RMS: pour chaque intervalle de vitesse (3-7, 7-12 et 12-20 m.s^{-1}), nous avons des erreurs de même ordre de grandeur qui augmentent avec l'angle d'incidence. Ainsi pour les vitesses faibles l'erreur RMS varie de 2.5 à 5 dB; pour les vitesses moyennes elle augmente de 1 à 3 dB et pour les grandes vitesses de 0.8 à 1.9 dB. A même angle d'incidence, cette erreur diminue avec l'augmentation de la vitesse du vent.

Les mêmes conclusions sont obtenues pour la comparaison des modèles ERS2-NN, CMOD2-IFR et CMOD4 avec ces mêmes indicateurs statistiques. Les valeurs moyennes

respectives de biais sont de -0.05, de -0.46 et de -0.05 dB et les erreurs RMS sont respectivement de 1.35, de 1.54 et de 1.36 dB. Nous constatons que les erreurs RMS sont sensiblement inférieures à celles des modèles en bande Ku. Pour les vitesses de vent faibles cette erreur augmente avec l'angle d'incidence de 0.7 à 2.2 dB tous modèles confondus, de 0.6 à 1.9 dB pour les vitesses moyennes et de 0.6 à 1.7 dB pour les grandes vitesses. Ainsi quelque soit l'intervalle de vitesse considéré, les erreurs RMS sont plus faibles dans le cas du diffusiomètre ERS-2 que pour le diffusiomètre NSCAT. Nous ne pouvons néanmoins pas affirmer que les mesures de NSCAT sont plus sensibles aux variables environnementales non prises en compte dans ces modélisations telles que la pluie, l'état de la mer, etc... que celles de ERS-2 au regard de ses plus grandes erreurs RMS car les champs de vent analysés de ECMWF utilisés ici assimilent les données de vent de ERS-2. Une discussion plus détaillée de ce point est proposée au chapitre 7.

5.2.2 Le coefficient de rétrodiffusion moyen: A_0

Les Figures 6.3 (1), (2) et (3) représentent les variations du paramètre A_0 exprimé en dB en fonction de la vitesse du vent respectivement pour NSCAT VV-pol., NSCAT HH-pol. et ERS-2 VV-pol. aux différents angles d'incidence de 20° , 30° , 40° et 50° . Elles montrent le bon accord entre les différents modèles (NSCAT-NN, SASS2 et NSCAT1) et les valeurs d'observation calculées de type M (cf paragraphe 3.2.1). Le coefficient de rétrodiffusion moyen caractérisé par ce paramètre augmente avec la vitesse du vent et diminue avec l'angle d'incidence. Il présente une plus grande sensibilité à l'angle d'incidence aux petites vitesses de vents qu'aux grandes et cela quelles que soient la polarisation et la fréquence de l'onde radar.

Cela est illustré de manière plus évidente avec la représentation de ces variations globales sous la forme de carte dans l'annexe C par les planches (F1), (F2) et (F3). La taille des intervalles dynamiques de variation de A_0 augmente avec un minimum pour ERS-2 VV-pol. et un maximum pour NSCAT HH-pol (tous les modèles expriment le même comportement). La sensibilité de A_0 en fonction de U et θ est plus importante pour la bande Ku en polarisation horizontale qu'en polarisation verticale; et de même à polarisation fixée ici verticale, elle est plus importante en bande Ku qu'en bande C. Ces différences se manifestent de manière d'autant plus importante que la vitesse du vent est faible et que l'angle d'incidence est fort.

Au regard de ces résultats, les fonctions empiriques NSCAT-NN-2, NSCAT1 et SASS2 sont globalement équivalentes dans leur représentation des variations de ce paramètre A_0 avec une même tendance à la sous-estimation des valeurs associées aux vitesses de vent comprises entre 4 et 8 $m.s^{-1}$ en polarisation horizontale. Les fonctions empiriques ERS2-NN, CMOD2-IFR et CMOD4 sont également très similaires avec une légère sur-estimation des valeurs de A_0 par CMOD4 à tous les angles d'incidence et par CMOD2-IFR à 20° d'angle d'incidence. Considérons maintenant les comportements des mesures diffusiométriques par rapport à la direction du vent; nous utiliserons A_0 pour normaliser A_1 et A_2 de manière à analyser la dynamique de ces 2 paramètres.

NSCAT VV-pol.

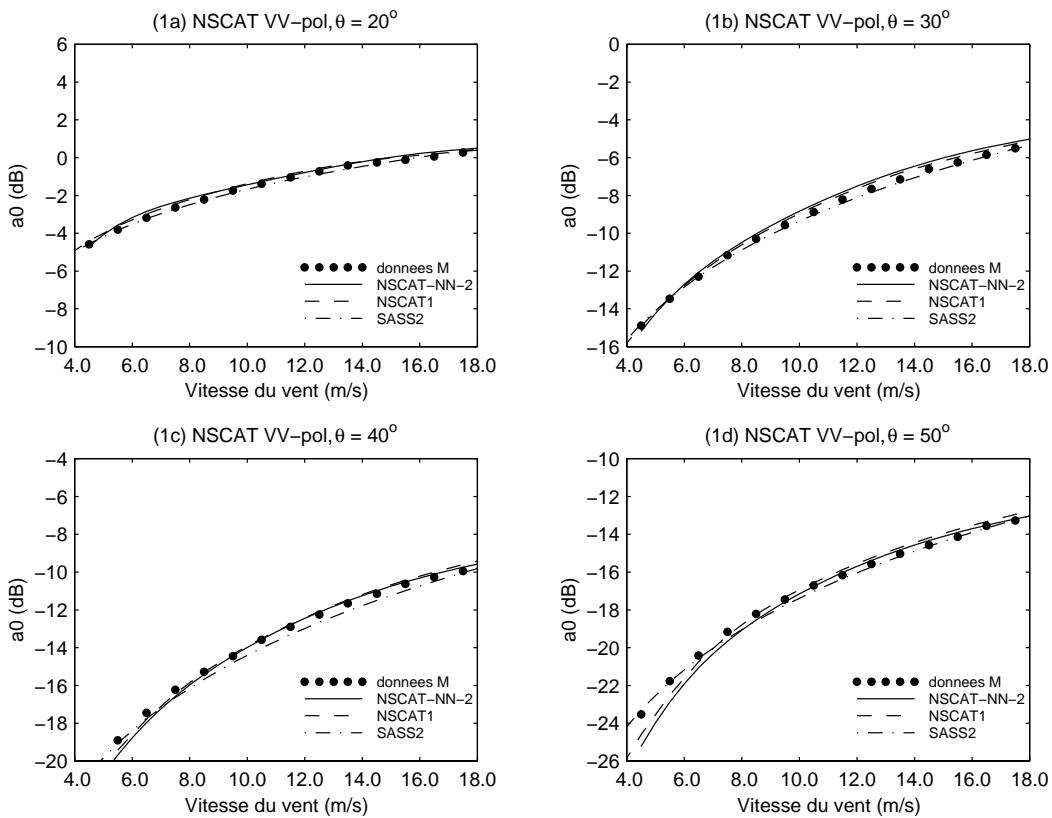
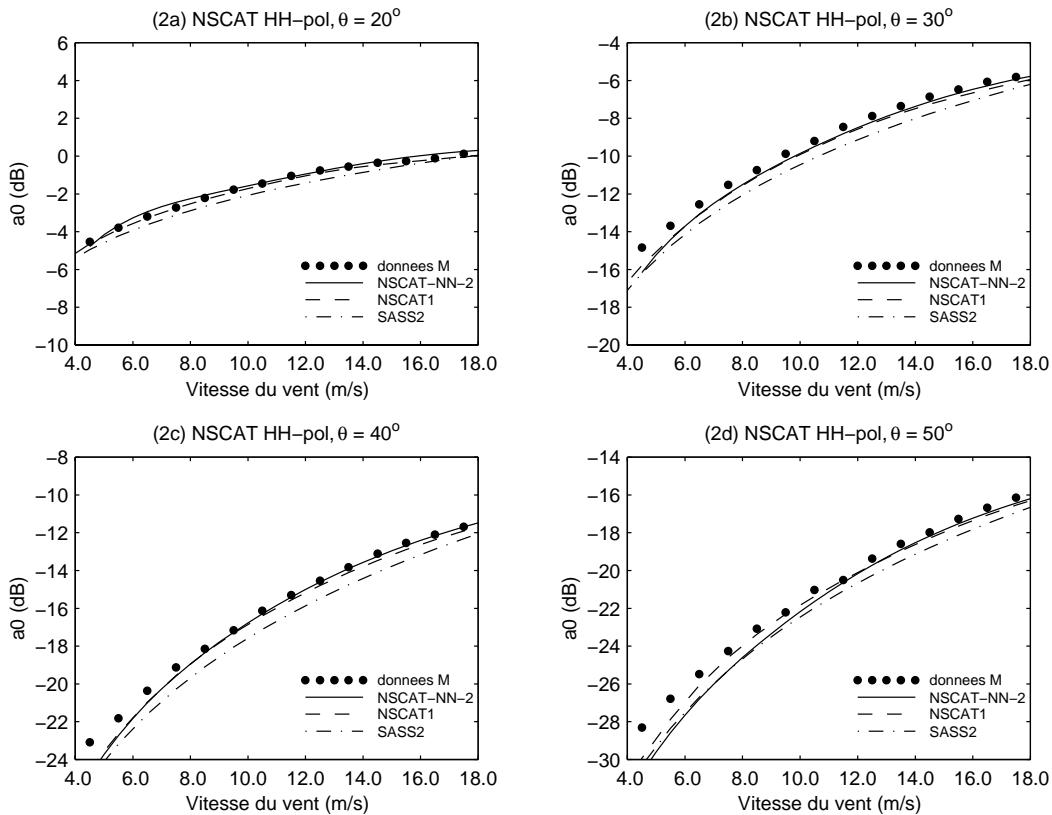
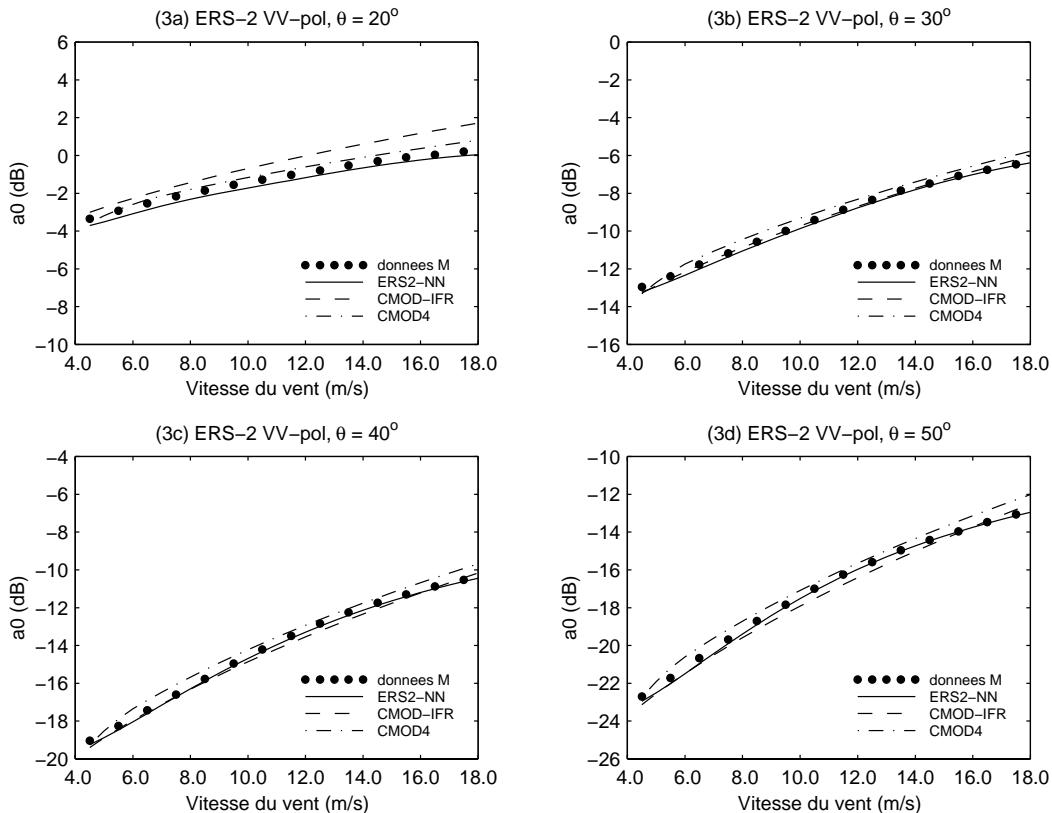


FIG. 5.10 – Comparaisons des variations du paramètre A_0 en fonction de la vitesse du vent entre les estimations faites par les différents modèles et les valeurs d’observation de type M aux différents angles d’incidence de (a) 20° , (b) 30° , (c) 40° et (d) 50° selon la fréquence et la polarisation de l’onde radar; entre les modèles NSCAT-NN-2, SASS-2 et NSCAT-1 pour la bande Ku et la polarisation verticale (1); entre ces mêmes modèles pour la bande Ku mais en polarisation horizontale (page suivante (2)) et entre les modèles ERS2-NN, CMOD2-IFR et CMOD4 pour la bande C et la polarisation verticale (page suivante (3)).

NSCAT HH-pol.**ERS-2 VV-pol.**

5.2.3 Le coefficient de Fourier d'ordre 1: A_1

Les Figures 5.11 (1), (2) et (3) représentent les variations du paramètre A_1/A_0 exprimé en linéaire en fonction de la vitesse du vent respectivement pour NSCAT VV-pol., NSCAT HH-pol. et ERS-2 VV-pol. aux différents angles d'incidence de 20° , 30° , 40° et 50° . Elles montrent l'assez bon accord entre les différents modèles et les données d'observation de type M dans le cas de la polarisation verticale pour la bande Ku et C. En polarisation horizontale les différents modèles ne sont pas concordants et ces désaccords sont importants pour les angles d'incidence de 40° et de 50° . Le modèle neuronal NSCAT-NN-2 semble un peu mieux rendre compte des variations de ce paramètre que les modèles SASS2 et NSCAT1 dans ces situations.

Globalement les valeurs de A_1/A_0 sont faibles et positives quelles que soient la fréquence et la polarisation considérées sauf aux environs de 20° où on observe plutôt des valeurs négatives. Ces valeurs positives indiquent que les coefficients de rétrodiffusion sont plus importants dans la direction upwind que dans la direction downwind de mesure. Les valeurs de A_1/A_0 sont plus importantes en polarisation horizontale qu'en polarisation verticale (bande Ku).

Les différences entre les modèles en bande Ku sont vraiment flagrantes au regard des cartes des planches (F4) et (F5) de l'annexe C. La distribution des estimations de NSCAT-NN-2 selon la vitesse du vent et l'angle d'incidence est en assez bon accord avec celle des observations référencées M pour les 2 polarisations avec des valeurs comprises approximativement entre -0.06 et 0.2 et entre -0.04 et 0.4 pour respectivement VV-pol. et HH-pol.. Le modèle SASS2 simplifie beaucoup les variations de ce paramètre A_1/A_0 en fonction de la vitesse du vent et de l'angle d'incidence. NSCAT1 quant à lui donne des valeurs un peu faibles dans les 2 polarisations avec des estimations atteignant au maximum des valeurs de 0.12 et de 0.26 respectivement pour VV-pol. et HH-pol..

Le modèle NSCAT-NN-2 estime le mieux les valeurs de A_1/A_0 par rapport aux observations de type M. La distribution de ses estimations selon la vitesse du vent et l'angle d'incidence montre que l'asymétrie upwind-downwind représentée par ce paramètre est relativement indépendante de la vitesse du vent avec des valeurs proches de 0 et qu'elle augmente avec l'angle d'incidence pour les angles d'incidence inférieurs à 30° . Pour les angles d'incidence supérieurs à 30° , A_1/A_0 diminue avec la vitesse du vent pour les vitesses supérieures à $8\text{-}9 \text{ m.s}^{-1}$. Pour les vitesses inférieures nous constatons une indépendance de A_1/A_0 en fonction de la vitesse du vent quelque soit l'angle d'incidence. A vitesse de vent fixée, nous observons l'existence d'un maximum en fonction de l'angle d'incidence qui se déplace selon la vitesse du vent. Ce maximum existe pour les 2 polarisations mais est localisé à des angles d'incidence plus grands pour HH-pol. que pour VV-pol..

Pour la bande C (planche (F6) de l'annexe C), les modèles présentent quelques différences entre eux. ERS2-NN représente correctement les variations de A_1/A_0 selon la vitesse du vent et l'angle d'incidence par comparaison avec celles des données d'observation de type M (valeurs comprises entre -0.04 et 0.16). Pour les angles d'incidence inférieurs à 30° , cette asymétrie upwind-downwind est indépendante de la vitesse du vent avec des valeurs proches de 0 et augmente en fonction de l'angle d'incidence. Pour des angles d'incidence

NSCAT VV-pol.

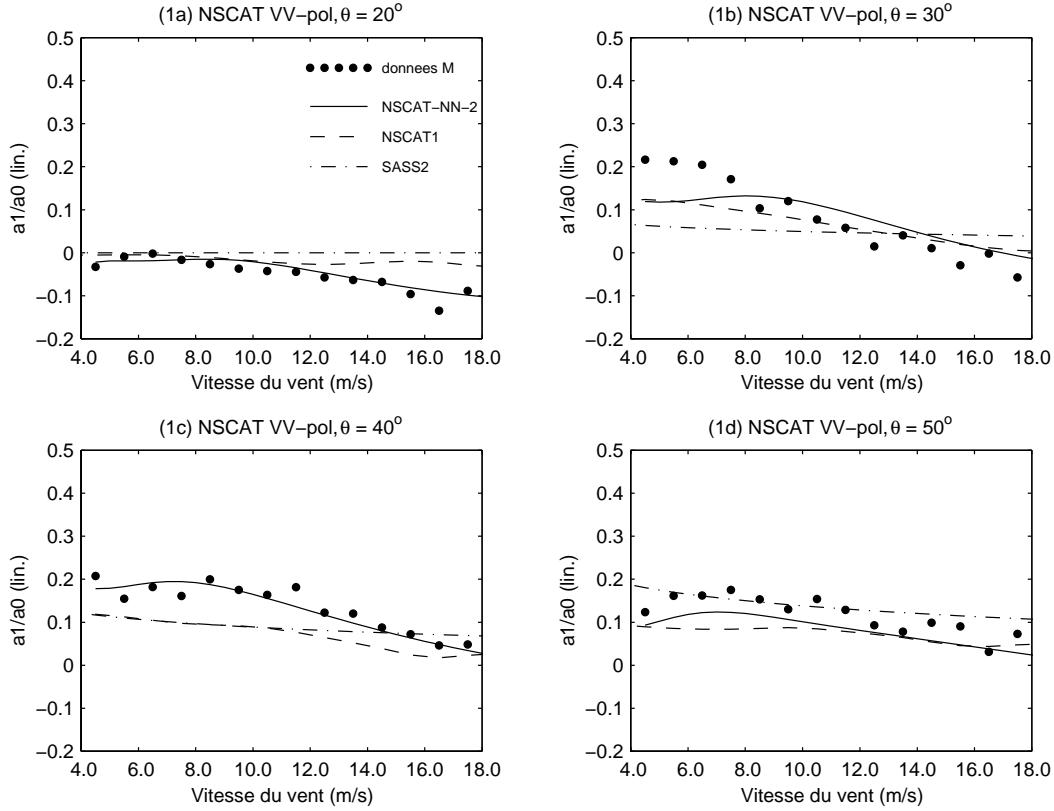
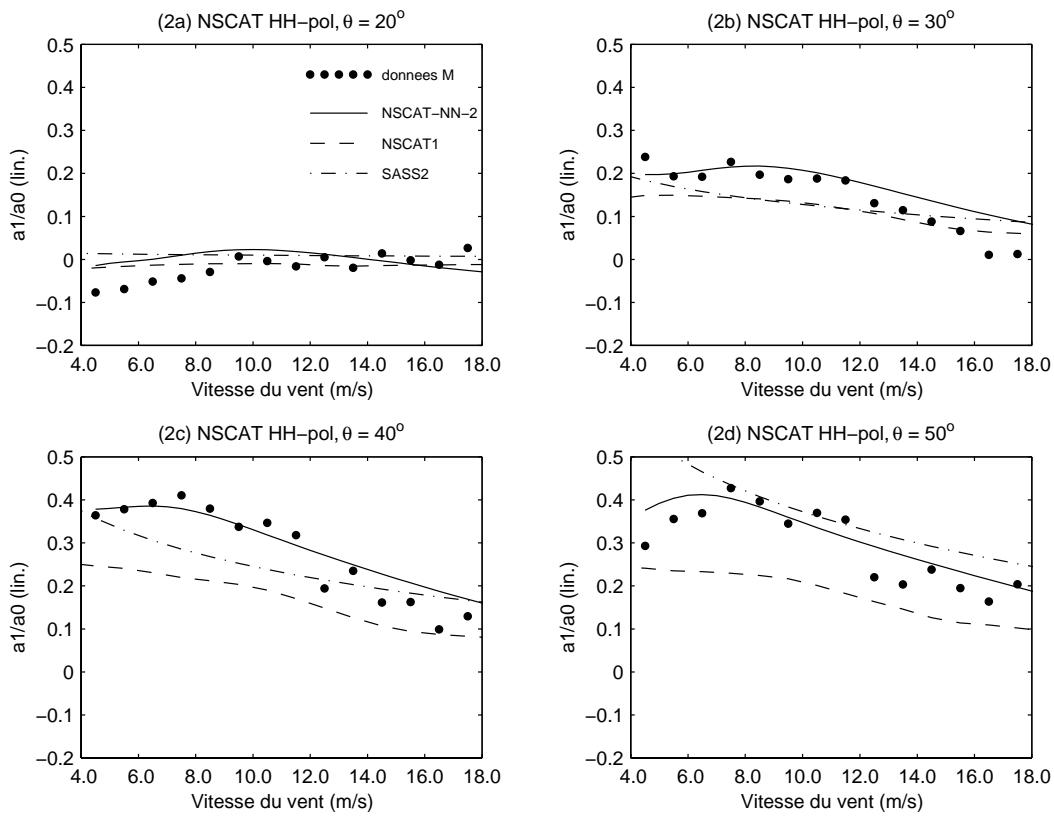
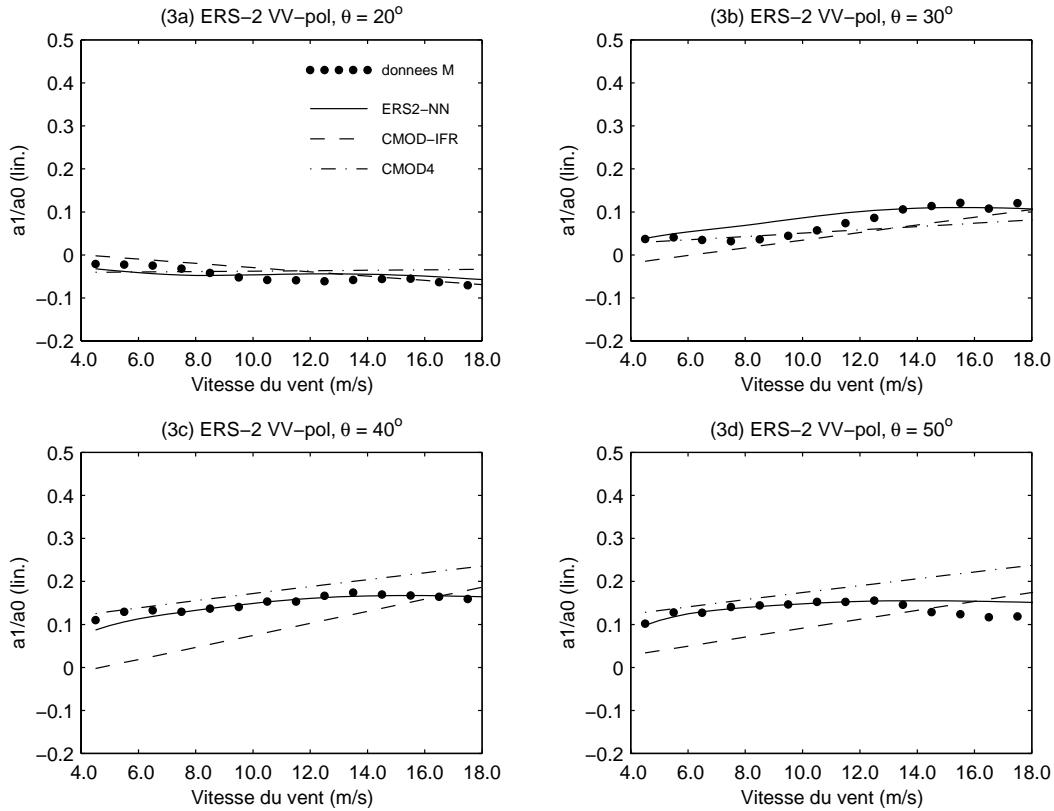


FIG. 5.11 – Comparaisons des variations du paramètre A_1/A_0 en fonction de la vitesse du vent entre les estimations faites par les différents modèles et les valeurs d'observation de type M aux différents angles d'incidence de (a) 20° , (b) 30° , (c) 40° et (d) 50° selon la fréquence et la polarisation de l'onde radar; entre les modèles NSCAT-NN-2, SASS-2 et NSCAT-1 pour la bande Ku et la polarisation verticale (1); entre ces mêmes modèles pour la bande Ku mais en polarisation horizontale (page suivante (2)) et entre les modèles ERS2-NN, CMOD2-IFR et CMOD4 pour la bande C et la polarisation verticale (page suivante (3)).

NSCAT HH-pol.



ERS-2 VV-pol.



supérieurs à 30° , A_1/A_0 augmente avec la vitesse du vent et présente un maximum selon l'angle d'incidence. Comparer à cela, les estimations de CMOD2-IFR et de CMOD4 sont respectivement un peu faible et un peu forte pour les angles d'incidence supérieurs à 30° selon la vitesse du vent.

Comme il a été souligné par Bentamy et al. [Bentamy et al., 1994] dans la présentation de leur modèle CMOD2-IFR, leur utilisation d'une décomposition linéaire pour la modélisation du rapport A_1/A_0 n'est pas bien adaptée et ne représente pas bien le comportement de ce rapport en fonction de la vitesse du vent. Ce rapport a été tout simplement défini comme étant une fonction linéaire de la vitesse du vent. Les différences que nous constatons étaient donc prévisibles sur A_1/A_0 . Ce modèle a été optimisé dans le but de bien représenter les termes dominants, c'est à dire A_0 et A_2 .

5.2.4 Le coefficient de Fourier d'ordre 2: A_2 et β

Les Figures 5.12 (1), (2) et (3) représentent les variations du paramètre A_2/A_0 exprimé en linéaire en fonction de la vitesse du vent respectivement pour NSCAT VV-pol., NSCAT HH-pol. et ERS-2 VV-pol. aux différents angles d'incidence de 20° , 30° , 40° et 50° . Ces Figures montrent le bon accord entre les 2 modèles neuronaux et les données d'observation de type M dans le cas aussi bien de la polarisation verticale pour la bande Ku et C que pour la polarisation horizontale en bande Ku. Les autres modèles étudiés sur-estiment ces valeurs aussi bien en bande Ku qu'en bande C avec des différences par rapport aux observations plus importantes pour la bande Ku. Les valeurs de A_2 sont supérieures à celle de A_1 .

Les modèles en bande Ku présentent quelques différences au regard des cartes des planches (F7) et (F8) de l'annexe C. La distribution des estimations de NSCAT-NN-2 selon la vitesse du vent et l'angle d'incidence reproduit mieux celle des observations M par rapport à SASS2 et NSCAT1 avec des valeurs comprises approximativement entre 0.16 et 0.5 et entre 0.14 et 0.42 pour respectivement VV-pol. et HH-pol.. Le modèle SASS2 simplifie les variations de ce paramètre A_2/A_0 en fonction de la vitesse du vent et de l'angle d'incidence avec des sur-estimations importantes pour les grands angles d'incidence dans les 2 polarisations. Le modèle NSCAT1 quant à lui reproduit mieux les variations de A_2/A_0 dans cet espace (vitesse, angle d'incidence) que SASS2 mais il sur-estime ces valeurs dans le cas de la polarisation verticale avec des estimations pouvant atteindre des valeurs de 0.6. Ses estimations sont plus proches des valeurs d'observation dans le cas de la polarisation horizontale mais le deuxième pic qu'il positionne à 7 m.s^{-1} et 50° n'est pas observé aussi bien sur la carte représentant les valeurs d'observation que sur celle associée à NSCAT-NN-2.

Pour les angles d'incidence inférieurs à 30° , A_2/A_0 augmente avec la vitesse du vent et l'angle d'incidence dans le cas des 2 polarisations. Pour les angles d'incidence supérieurs à 30° , dans le cas de VV-pol., nous observons un maximum positionné à 8 m.s^{-1} pour des angles d'incidence d'environ 50° . Ce maximum est déplacé vers les grandes vitesses lorsque l'angle d'incidence diminue. Dans le cas de HH-pol., nous observons aussi l'existence d'un maximum dépendant de l'angle d'incidence qui se déplace vers les grandes vitesses lorsque

NSCAT VV-pol.

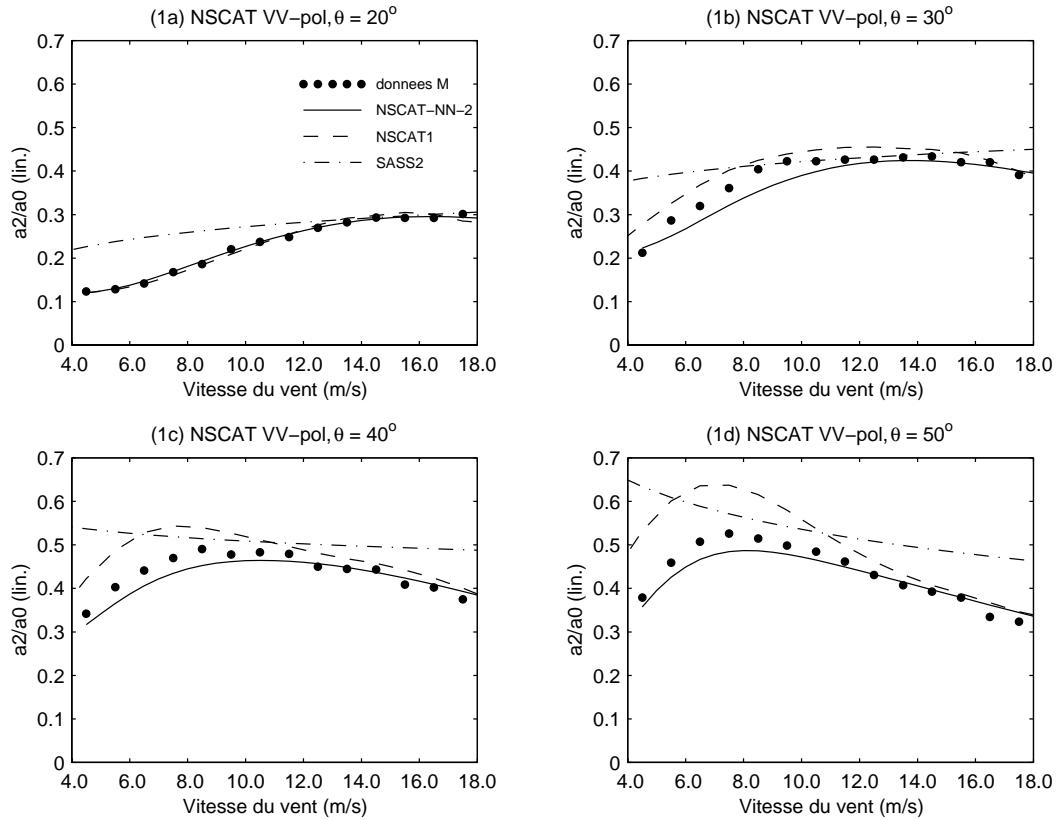
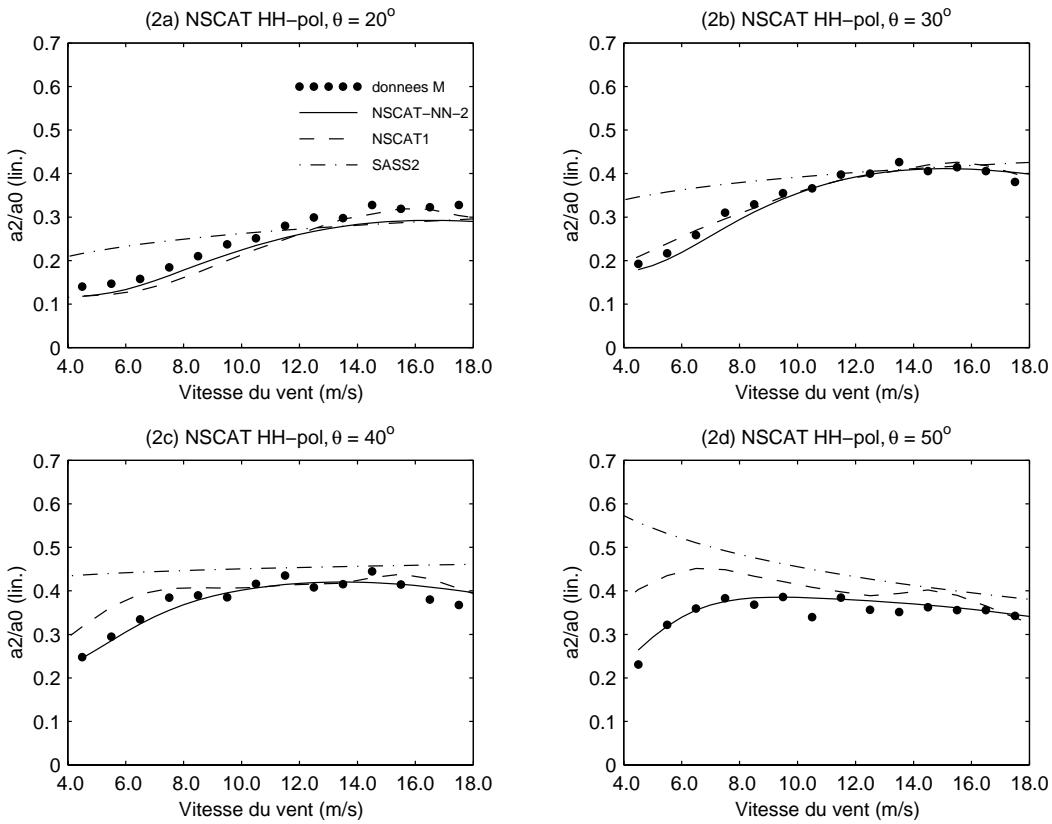
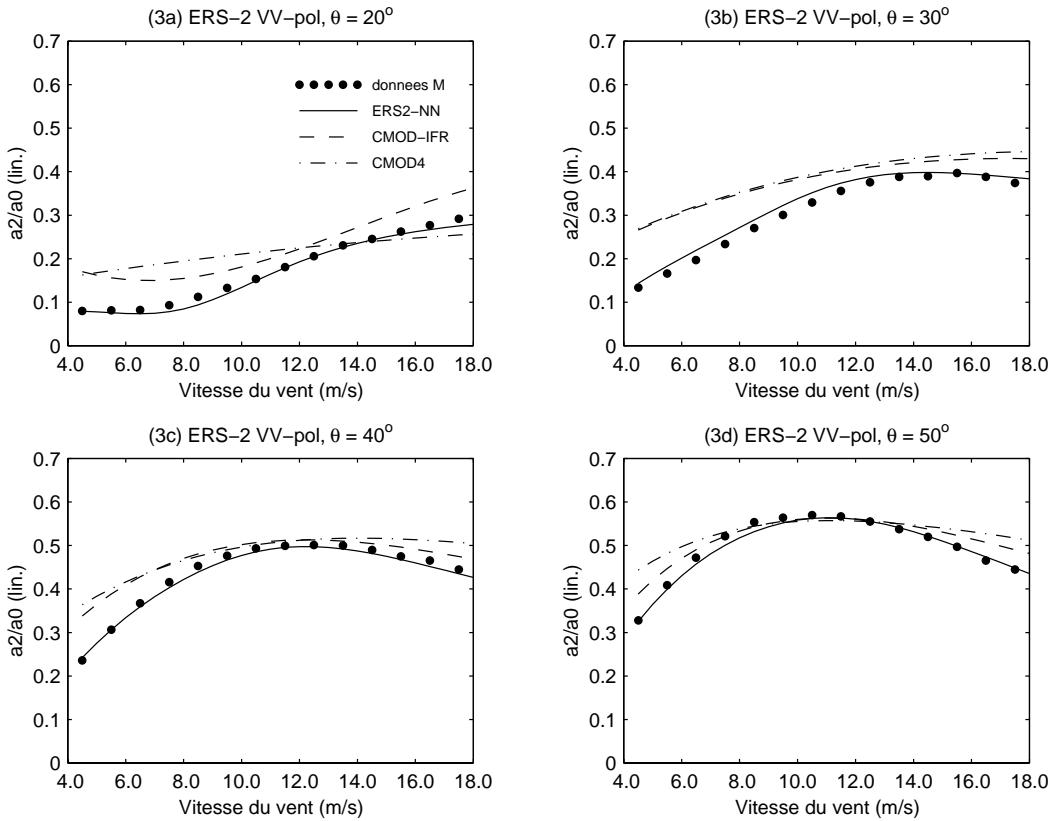


FIG. 5.12 – Comparaisons des variations du paramètre A_2/A_0 en fonction de la vitesse du vent entre les estimations faites par les différents modèles et les valeurs d’observation de type M aux différents angles d’incidence de (a) 20° , (b) 30° , (c) 40° et (d) 50° selon la fréquence et la polarisation de l’onde radar; entre les modèles NSCAT-NN-2, SASS-2 et NSCAT-1 pour la bande Ku et la polarisation verticale (1); entre ces mêmes modèles pour la bande Ku mais en polarisation horizontale (page suivante (2)) et entre les modèles ERS2-NN, CMOD2-IFR et CMOD4 pour la bande C et la polarisation verticale (page suivante (3)).

NSCAT HH-pol.



ERS-2 VV-pol.



θ passe de 54° à 30° .

Pour la bande C (planche (F9) de l'annexe C), les estimations de A_2/A_0 par les 3 modèles sont très similaires entre elles avec des valeurs comprises approximativement entre 0.1 et 0.56. Les variations sont similaires à celle de NSCAT en VV-pol., c'est à dire que pour les angles d'incidence inférieurs à 30° , A_2/A_0 augmente avec la vitesse du vent et l'angle d'incidence. Pour les angles d'incidence supérieurs à 30° on observe également l'existence d'un maximum qui se déplace vers les grandes vitesses lorsque θ diminue. Le maximum d'amplitude de ce maximum est localisé à 54° d'angle d'incidence aux environs de $10\text{-}11 \text{ m.s}^{-1}$ selon le modèle considéré.

Le paramètre β présente les mêmes variations que le paramètre A_2/A_0 (planche (F10), (F11) et (F12) de l'annexe C) et représente une mesure de l'anisotropie azimutale comme A_2/A_0 mais il est plus facilement interprétable que ce dernier. Il est toujours positif. Il présente des maxima en fonction de la vitesse du vent, et le positionnement de ces maxima dépend de l'angle d'incidence. Ce paramètre est interprétable physiquement et permet de différencier ce qui se passe au niveau de la surface dans la direction du vent (information associée à $A_0 + A_2$) de ce qui se passe dans la direction perpendiculaire au vent (information associée à $A_0 - A_2$) [Quilfen et al., 1999a].

5.2.5 Interprétation

Essayons d'analyser les informations que nous apporte cette caractérisation des comportements des paramètres A_1/A_0 , A_2/A_0 et β en terme de possibilité de restituer la direction du vent et en terme de différenciation des processus agissant à l'interface océan-atmosphère puisque la mesure diffusiométrique reflète le comportement de la rugosité de la surface. L'analyse du paramètre A_0 a montré par avance une plus grande sensibilité des mesures diffusiométriques en bande Ku qu'en bande C à la vitesse du vent.

Restitution de la direction du vent

Pour les angles d'incidence inférieurs à 30° , A_2/A_0 augmente avec la vitesse du vent et l'angle d'incidence quelques soient la polarisation et la fréquence. A_2/A_0 caractérise la sensibilité à la direction du vent et ce rapport est faible à vent et angle d'incidence faibles. La détermination de la direction du vent sera donc plus difficile dans ces conditions. Pour ces mêmes angles d'incidence, A_1 est proche de 0 ce qui conduit en outre à une impossibilité de lever l'ambiguïté à 180° existant sur la détermination de la direction du vent.

Pour les angles d'incidence supérieurs à 30° , les valeurs de A_1/A_0 et de A_2/A_0 sont plus importantes et indiquent une plus grande sensibilité des mesures diffusiométriques à la direction du vent et donc la possibilité de le restituer. Les variations de A_1/A_0 en fonction de la vitesse du vent sont de sens opposés entre la bande Ku et la bande C. Le même résultat ressort de l'analyse de l'asymétrie upwind-downwind faite sur les mesures de NSCAT et de ERS2 par Quilfen et al. [Quilfen et al., 1999a]. La levée de l'ambiguïté sera donc plus facile à vent fort dans le cas de la bande C tandis qu'au contraire pour la bande Ku elle sera plus facile pour des vitesses de vent faibles et en polarisation horizontale puisque ce rapport est plus élevé qu'en polarisation verticale.

Caractéristiques de la surface marine

Compte tenu des valeurs positives de A_1/A_0 et de β pour les angles d'incidence supérieurs à 30° , ces 2 paramètres constituent la preuve évidente des caractéristiques non Gaussiennes de la surface et de l'anisotropie directionnelle des vagues impliquées dans le mécanisme de rétrodiffusion des ondes radar par la surface marine. En effet A_1 représente par définition (cf Figure 3.2) la différence dans la direction parallèle au vent entre la rugosité de surface dans la direction upwind et dans la direction downwind. Les valeurs positives de A_1/A_0 montrent que la rugosité de la surface marine vue par le radar est plus importante dans la direction upwind que dans la direction downwind. Le paramètre β , quant à lui, montre que la rugosité de la surface est plus importante dans la direction d'observation qui est parallèle au vent que dans la direction d'observation perpendiculaire.

L'étude intrinsèque de ces paramètres doit donc permettre de mieux comprendre les mécanismes d'interaction entre le vent et la rugosité de surface qu'ils caractérisent. Des interprétations sont d'ailleurs proposées par Quilfen et al. [Quilfen et al., 1999] qui montrent que globalement ces 2 paramètres contiennent une information sur la dépendance du terme de croissance et de dissipation des vagues de capillarité-gravité et des vagues de gravité de petite longueur d'onde en fonction du vent. Les observations en bande C fournissent des informations sur les vagues de gravité de courte longueur d'onde de 10 cm à 3 cm, associées aux angles d'incidence de 20° à 50° du radar (cf table 1.1 du chapitre d'introduction), tandis que celles en bande Ku caractérisent les vagues de capillarité-gravité de longueur d'onde comprise entre 3 cm et 1 cm. Ces dernières plus petites en terme de longueur d'onde devraient être plus rapidement en équilibre sous l'action du vent que les premières citées.

Cette variation azimutale de σ_0 a également été étudié par Masuko et al. [Masuko et al., 1986] qui ont analysé les signatures de rétrodiffusion de la surface marine mesurées par des diffusiomètres aéroportés en bande X (fréquence de 10.00 GHz, longueur d'onde radar de 3.00 cm) et en bande Ka (34.43 GHz et 0.87 cm) en utilisant le développement de Fourier tronqué au deuxième ordre d'approximation. Ils constatent également que les valeurs mesurées dans la direction upwind sont plus importantes que celles obtenues dans la direction downwind de manière générale. L'asymétrie upwind-downwind est également observé plus importante pour HH-pol. que pour VV-pol. par Masuko et al. [Masuko et al., 1986] mais également par Li et al. [Li et al., 1988] durant l'expérience FASINEX.

Une telle signature est généralement expliquée par la croissance anisotrope des petites vagues sous l'action du vent qui sont à l'origine de la diffusion de Bragg. Elles tendent à s'aligner dans la direction du vent mais leur répartition directionnelle est modifiée par la présence des grandes vagues de gravité. Cette modulation dépend de la vitesse du vent [Keller and Wright, 1975; Wentz, 1978].

La présence de la houle donc des vagues de gravité se traduit par 2 effets qui vont moduler le coefficient de rétrodiffusion et permettre dans le cas de l'imagerie SAR la visualisation du champ de houle. Le premier effet est de nature géométrique: lors du passage de la vague la pente de la zone observée varie de plusieurs degrés. Ceci conduit à une variation de l'incidence apparente d'illumination et une variation du coefficient de

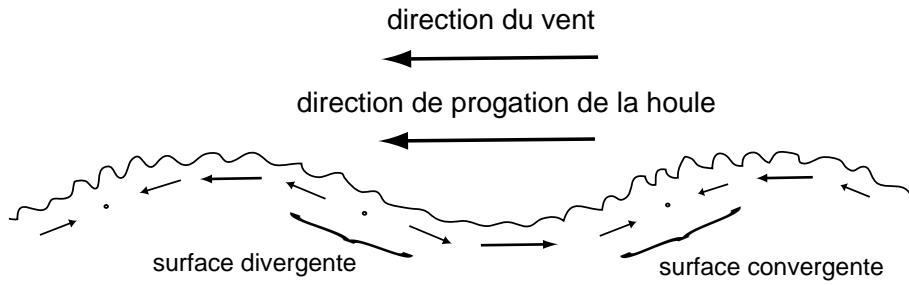


FIG. 5.13 – *Modulation hydrodynamique de la rugosité de surface par les interactions vague-vague des différentes échelles de longueurs d’onde (houle et vagues de vent).*

rétrodiffusion. Le deuxième effet est de nature hydro et aérodynamique et est illustré par la Figure 5.13, il se traduit par une modulation de la densité des vagues de Bragg en fonction de leur position sur la vague. Les vagues de capillarité-gravité apparaissent plus nombreuses et avec des longueurs d’onde plus courtes sur la pente de la vague de grande longueur d’onde contre le vent que sous le vent.

Cela ne semble toutefois pas si simple, Mastenbroek [Mastenbroek, 1996] montre en particulier que si les vagues de quelques dizaines de centimètres sont bien modulées par les gradients de la composante horizontale de la vitesse orbitale induits par la grande vague, les échelles de temps impliquées dans la génération et la dissipation des vagues de capillarité-gravité sont trop courtes pour que ce mécanisme puisse expliquer la modulation apparente des vagues de capillarité-gravité par les grandes vagues de gravité. Il propose un mécanisme de modulation des vagues de capillarité-gravité par les grandes vagues de gravité d’une manière indirecte via la modification de l’écoulement de l’air qui conduit à la modulation de la tension de surface et par conséquent à celle du taux de croissance des vagues de capillarité-gravité.

Les vagues de gravité de courte longueur d’onde (décimétrique) qui ont des taux de relaxation suffisamment faibles et qui surmontent les grandes vagues de gravité sont modulées par la vitesse orbitale de ces dernières conduisant à une localisation majoritairement sur le sommet de la grande vague. Leur présence modifie l’écoulement de l’air et conduit à une augmentation de la tension sur le sommet de la vague qui par voie de conséquence stimule la croissance des vagues de capillarité-gravité [Kudryavtsev et al., 1997]. Leur grand taux de relaxation ou de manière équivalente leur temps de réponse quasi-instantanée leur permet de s’adapter rapidement à cette variation dans leur taux de croissance.

Cette modulation de la répartition spatiale des vaguelettes par la modification de l’écoulement de l’air serait particulièrement efficace pour les vagues de capillarité-gravité et offre une explication au fait que la répartition des vagues de capillarité-gravité est effectivement modulée selon leur position sur la grande vague de gravité en dépit de leur fort taux de relaxation.

En supposant que les petites vagues intervenant dans la rétrodiffusion de ces ondes radar sont principalement développées sur un coté de la crête de la houle, ce résultat semblerait montrer que l’influence de l’inclinaison locale de la surface est plus faible pour

les mesures en VV-pol. qu'en HH-pol..

Finalement, Les processus agissant à l'interface sont nombreux, complexes et notre connaissance des phénomènes mis en jeu est limitée et loin d'être parfaite. Outre la possibilité d'estimer le vecteur vent à partir des coefficients de rétrodiffusion, les relations étroites entre le signal radar rétrodiffusé par la surface et les caractéristiques de la rugosité de la surface devraient inversement conduire à une meilleure compréhension de ces processus par l'intermédiaire de l'analyse des informations contenues dans les signaux mesurés. Les modèles empiriques doivent ainsi être exploités pour améliorer la perception que nous avons des phénomènes agitant l'interface marine.

5.3 Exploitation des résultats

Les modèles empiriques essayent de décrire la relation entre le vecteur vent et le coefficient de rétrodiffusion. Nous venons de voir que cette modélisation est très complexe et que cette relation est plus ou moins bien représentée selon les modèles. Les modèles neuronaux NSCAT-NN-2 et ERS2-NN semblent globalement aussi bien approximer cette relation voire mieux que les autres modèles empiriques (SASS2, NSCAT1, CMOD4 et CMOD2-IFR) auxquels nous les avons comparés. Nous allons donc les utiliser pour étudier la sensibilité de σ_0 à la vitesse du vent en fonction de l'angle d'incidence. Cette dernière variable est reliée aux vagues de capillarité-gravité par l'intermédiaire du phénomène de diffusion de Bragg. Nous obtiendrons ainsi la sensibilité de ces vagues de capillarité-gravité à la vitesse du vent en fonction de leur longueur d'onde. Avant d'aborder cette analyse, nous allons en délimiter le domaine de validité.

Comparaison avec les modèles de Donnelly et al. [1999] (notés DHWM) pour les grands vents en bande Ku et C

Nous avons regardé le comportement de nos modèles neuronaux pour les grandes vitesses de vent. Nous nous attendons à avoir des estimations incorrectes au delà de 20 m.s^{-1} , vitesses pour lesquelles le modèle n'a pas été étalonné. Nous avons comparé ces modèles neuronaux aux modèles déterminés spécialement pour les grands vents par Donnelly et al. [Donnelly et al., 1999] (modèles qui seront référencés par DHWM), à partir de mesures aéroportés en bande Ku et C et des mesures de vent in-situ, qui ont montré la limitation attendue des modèles empiriques courants: SASS-2, NSCAT-1 et CMOD4. Cette divergence apparaît pour des vitesses de vent excédant 15 m.s^{-1} [Donnelly et al., 1999; Quilfen et al., 1999a]. Pour ces grandes vitesses ces différents modèles surestiment systématiquement le coefficient de rétrodiffusion.

Les modèles de Donnelly et al. [Donnelly et al., 1999] ont été développés pour la polarisation verticale et pour les 4 angles d'incidence de 20.0° , 30.5° , 40.9° et 50.9° et de 22.0° , 32.3° , 43.5° et 54.1° respectivement pour la bande Ku et C en se basant sur les 3 premiers harmoniques du développement de Fourier en cosinus. La modulation azimutale du coefficient de rétrodiffusion pour les 2 bandes de fréquence est modélisée en utilisant une forme similaire à celle de CMOD4. Les coefficients des modèles sont déterminés pour

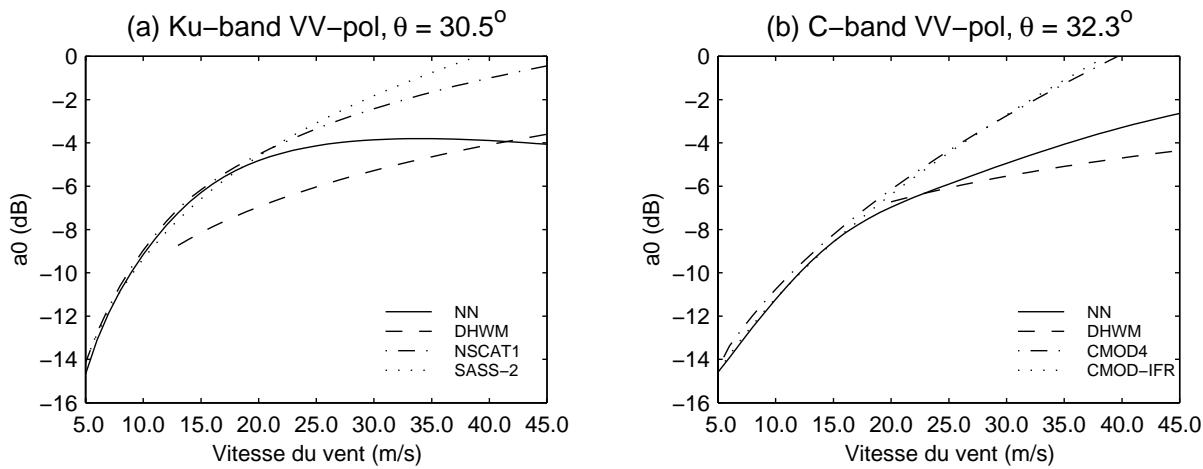


FIG. 5.14 – Variation du paramètre A_0 en polarisation verticale en fonction de la vitesse du vent (a) pour la bande Ku à 30.5° d'incidence et (b) pour la bande C à 32.3° d'incidence. Le paramètre A_0 est estimé (a) par les modèles NSCAT-NN, Ku-DHWM, NSCAT-1 et SASS-2 et (b) par les modèles ERS2-NN, C-DHWM, CMOD4 et CMOD2-IFR.

des vitesses de vent U_{10N} supérieures à 19 m.s^{-1} pour la bande C et à 12 m.s^{-1} pour la bande Ku.

La Figure 5.14 présente les comparaisons entre les modèles DHWM déterminés pour chacune des bandes (Ku-DHWM et C-DHWM) et les modèles SASS2, NSCAT1 et NSCAT-NN-2 et entre les modèles CMOD4, CMOD2-IFR et ERS2-NN en fonction de la vitesse du vent pour l'angle d'incidence de 30.5° et de 32.3° respectivement pour la bande Ku et pour la bande C. Les comparaisons sont présentées pour le paramètre A_0 . Comme attendu les différents modèles ne sont pas adaptés pour les grandes vitesses, ils surestiment systématiquement le coefficient de rétrodiffusion. Les mêmes résultats sont constatés pour les autres angles d'incidence.

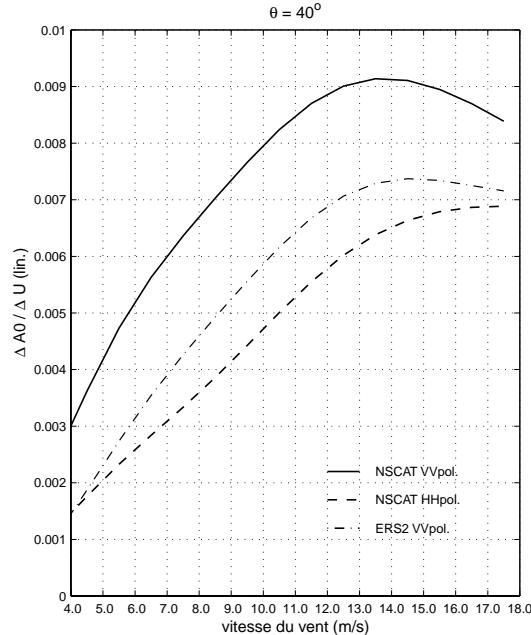
Le modèle Ku-DHWM présente une plus grande sensibilité à la vitesse du vent que le modèle C-DHWM au regard des variations de A_0 entre 20 et 45 m.s^{-1} . Cette sensibilité de A_0 à fort vent est cependant inférieure à la sensibilité pour des vitesses de 5 à $15\text{-}20 \text{ m.s}^{-1}$. Pour les vitesses supérieures à $15\text{-}20 \text{ m.s}^{-1}$ le rapport A_2/A_0 décroît avec la vitesse du vent et présente une saturation en bande Ku à partir de 30 m.s^{-1} .

Les modèles empiriques actuellement utilisés ne sont pas adaptés à l'étude de la relation entre le coefficient de rétrodiffusion et les vents forts. Donnelly et al. [Donnelly et al., 1999] ont de plus montré que la limitation des modèles empiriques: SASS2, NSCAT1 et CMOD4 apparaît pour des vitesses de vent excédant 15 m.s^{-1} . Les modèles neuronaux, bien que n'ayant pas été étalonnés pour ces très grandes vitesses de vent présentent des différences plus faibles avec les modèles DHWM que les modèles opérationnels.

Changement de sensibilité du coefficient de rétrodiffusion avec le vent

La Figure 5.15 illustre la difficulté d'estimer les σ_0 pour les vitesses de vent supérieures à 12 m.s^{-1} . Elle présente les variations de pente de A_0 en linéaire estimé par $\Delta A_0 / \Delta U$ en fonction de la vitesse du vent pour un angle d'incidence de 40° . Les valeurs de A_0 proviennent des modèles neuronaux NSCAT-NN-2 et ERS2-NN. Nous pouvons observer un changement de sensibilité de A_0 pour les vitesses de vent de l'ordre de $13\text{-}14 \text{ m.s}^{-1}$ en bande Ku et C en polarisation verticale. Ce changement de sensibilité apparaît plus tardivement en polarisation horizontale, il est observé aux environs de 18 m.s^{-1} . Ces résultats sont observés pour tous les angles d'incidence supérieurs à 30° . La relation entre le coefficient de rétrodiffusion en VV-pol. et la vitesse du vent est donc différente selon que l'on considère les vitesses de vents inférieures à 12 m.s^{-1} ou les vitesses supérieures à 14 m.s^{-1} . La zone transitoire de changement de régime de sensibilité se situe entre 12 et 14 m.s^{-1} .

FIG. 5.15 – Variations de $\Delta A_0 / \Delta U$ en fonction de la vitesse du vent pour un angle d'incidence de 40° (les valeurs de A_0 sont en linéaire) par les modèles NSCAT-NN en polarisation verticale et horizontale et ERS2-NN en polarisation verticale.



Sensibilité de σ_0 à la vitesse du vent (entre 4 et 12 m.s^{-1}) en fonction de la longueur d'onde de Bragg

Dans ce paragraphe, nous allons nous concentrer sur les directions upwind, downwind et crosswind et sur l'intervalle de vitesse de vent compris entre 4 et 12 m.s^{-1} de manière à ne pas tenir compte du changement de sensibilité du coefficient de rétrodiffusion à la vitesse du vent observé dans l'analyse précédente. Nous nous limitons aux angles d'incidence supérieurs à 30° . Les résultats de nos précédentes analyses du comportement des coefficients de rétrodiffusion dans l'espace (U, θ) ont mis en évidence cette transition. De part et d'autre de cette transition en angle d'incidence, les phénomènes de surface

ne peuvent pas être interprétés de la même façon. Pour les angles d'incidence compris entre 30° et 50° , la rétrodiffusion est généralement interprétée comme étant produite par la diffusion de Bragg.

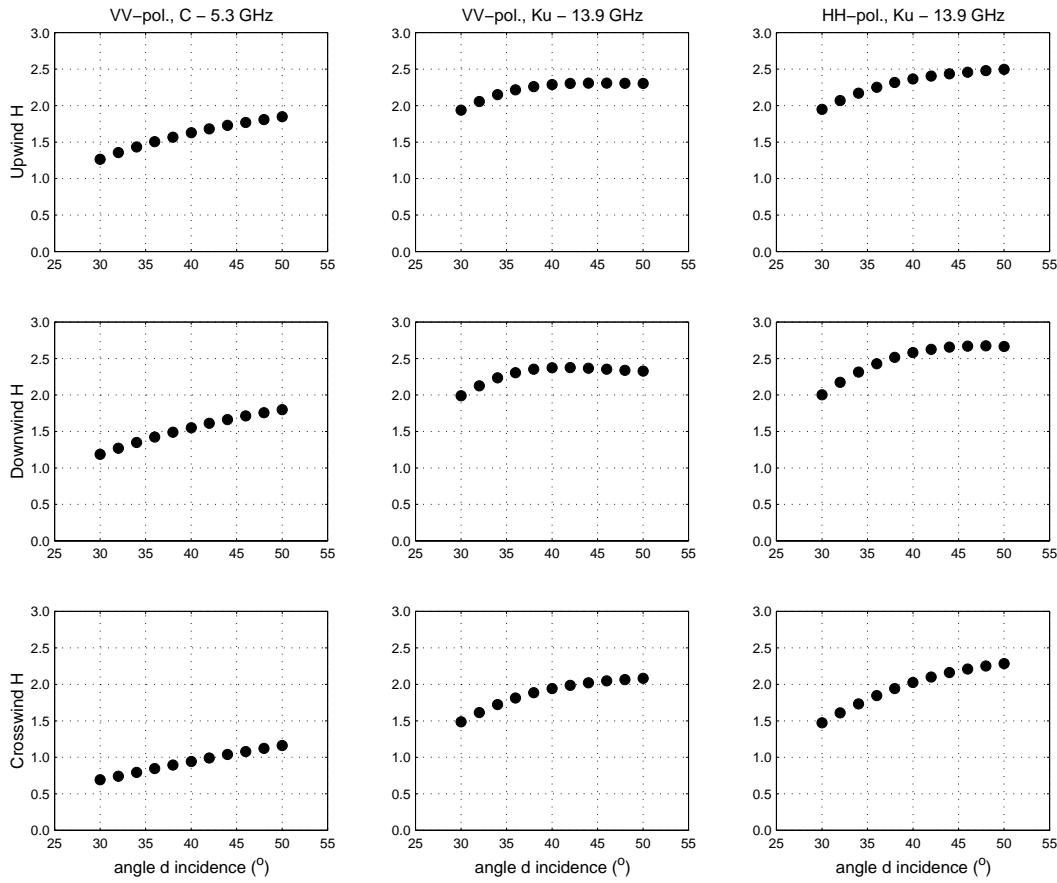


FIG. 5.16 – Valeurs de H en fonction de l'angle d'incidence (θ) pour différentes fréquences et polarisation de l'onde radar, bande C (VV-pol.) et bande Ku (VV-pol. et HH-pol.), et pour les situations de vent: upwind, downwind et crosswind . Les valeurs de H sont déterminées par régression au moindre carré à partir des estimations de σ_0 provenant des modèles neuronaux (NSCAT-NN et ERS2-NN) sur un intervalle de vitesse de vent limitée entre 4 et 12 m/s.

Nous adoptons un modèle simple en loi de puissance pour décrire la relation entre σ_0 et la vitesse du vent (forme qui sera interprétable), il se présente sous la forme suivante [Long, 1985; Donelan and Pierson, 1987]:

$$\sigma_0 = GU^H \quad (5.4)$$

Dans cette équation, H représente l'exposant du vent et va dépendre de la fréquence et de la polarisation de l'onde radar, de l'angle d'incidence et de l'angle d'azimut. Les valeurs de H fournissent une indication sur la sensibilité de σ_0 à la vitesse du vent. Les

paramètres G et H sont déterminés, pour chacune des directions d'azimut considérées (upwind, downwind et crosswind) et chaque valeur de θ , par régression linéaire sur les σ_0 estimés par les modèles neuronaux NSCAT-NN-2 et ERS2-NN et exprimés en décibels. H représente alors la pente de la droite: $\sigma_0(dB) = G(dB) + H \log_{10} U$ dans le domaine logarithmique. Cette approximation des 2 modèles neuronaux par un modèle de la forme (GU^H) va permettre une interprétation physique plus facile de la sensibilité des mesures diffusiométrique à la vitesse du vent.

Les valeurs des pentes H obtenues sont résumées sur la Figure 5.16. Nous observons une augmentation de H avec l'angle d'incidence pour tous les cas étudiés ici lorsque θ est inférieur à 40° . Pour θ supérieur à 40° , deux tendances apparaissent:

- H augmente toujours avec l'angle d'incidence pour les données en bande C, en VV-pol. dans les 3 directions d'azimut étudiées: upwind, downwind et crosswind.
- En bande Ku pour ces directions les présents résultats suggèrent une tendance soit à la saturation soit à une légère diminution de H pour les grands angles d'incidence dans les 2 polarisations. Globalement pour ces situations, nous pouvons conclure que les valeurs de H varient très peu pour θ supérieur à 40° .

La précédente étude menée par Unal et al. [Unal et al., 1991], en bande C et Ku (13.7 Ghz) dans les 2 polarisations (VV-pol. et HH-pol.) en situation d'upwind et pour les angles d'incidence de 30° et de 45° , montre que H augmente globalement avec θ dans le cas de la bande C mais par contre diminue dans le cas de la bande Ku pour les 2 polarisations. Ces résultats sont en bon accord avec les nôtres pour la bande C uniquement. Par contre Nghiem et al. [Nghiem et al., 1997] qui ont effectué des mesures en bande Ku montrent une augmentation de H avec θ entre les angles d'incidence de 30° et de 40° pour les directions upwind, downwind et crosswind. De manière à essayer de statuer sur un comportement ou sur un autre, nous avons utilisé les résultats de Masuko et al. [Masuko et al., 1986] en bande X (10.00 Ghz) dans les 2 polarisations aux angles d'incidence de 30° , 40° et de 50° pour les 3 directions: upwind, downwind et crosswind. Ils observent une augmentation de H avec θ ce qui correspond assez bien à nos résultats. Ces comparaisons sont à prendre avec précaution car la référence des vents n'est pas la même, dans certains cas c'est $U_N(10m)$ qui est utilisée (NSCAT-NN-2 et Unal et al. [Unal et al., 1991]) et dans les autres analyses c'est $U_N(19.5m)$ qui est utilisée (Nghiem et al. [Nghiem et al., 1997] et Masuko et al. [Masuko et al., 1986]). Ce que nous regardons, ce sont plus les variations que les valeurs en elle-même, cela reste donc cohérent. L'utilisation de notre fonction NSCAT-NN-2 qui est continue nous permet de penser qu'il s'agit d'un phénomène de saturation pour la bande Ku.

Les dépendances de H en fonction de la fréquence, de la polarisation de l'onde radar et de l'angle d'azimut que nous avons obtenues sont résumées par les équations suivantes:

$$H(C, VV) < H(Ku, VV) \leq H(Ku, HH) \quad (5.5)$$

cela quelque soient les angles d'incidence et d'azimut, et

$$H_{cr}(C, VV - pol.) < H_{dn}(C, VV - pol.) < H_{up}(C, VV - pol.) \quad (5.6)$$

$$H_{cr}(Ku, VV - pol.) < H_{up}(Ku, VV - pol.) < H_{dn}(Ku, VV - pol.) \quad (5.7)$$

$$H_{cr}(Ku, HH - pol.) < H_{up}(Ku, HH - pol.) < H_{dn}(Ku, HH - pol.) \quad (5.8)$$

TAB. 5.2 – Valeurs de H déterminées dans d'autres études en bande Ku (~ 14 GHz), en bande C (~ 5 GHz) et en bande X (~ 10 GHz) en polarisation horizontale et verticale.

angles d'incidence				30°	40°	45°	50°
Polarisation horizontale							
Unal et al.[1991]	5.3GHz	$U_N(10m)$	upwind	1.32	-	1.40	-
	13.7GHz			1.95	-	1.43	-
Nghiem et al.[1997]	14GHz	$U_N(19.5m)$	upwind	0.93	1.65	-	-
			downwind	1.00	1.88	-	-
			crosswind	1.00	1.28	-	-
Masuko et al.[1986]	10.0GHz	$U_N(19.5m)$	upwind	1.72	2.08	-	2.36
			downwind	1.69	2.30	-	2.82
			crosswind	1.63	1.86	-	2.37
Polarisation verticale							
Unal et al.[1991]	5.3GHz	$U_N(10m)$	upwind	1.41	-	1.65	-
	13.7GHz			1.81	-	1.15	-
Nghiem et al.[1997]	14GHz	$U_N(19.5m)$	upwind	1.50	1.51	-	-
			downwind	1.73	1.77	-	-
			crosswind	1.35	2.13	-	-
Masuko et al.[1986]	10.0GHz	$U_N(19.5m)$	upwind	1.70	1.98	-	2.24
			downwind	1.79	2.10	-	2.49
			crosswind	1.55	1.69	-	2.12

Les indices de H correspondent aux 3 directions d'azimut étudiées (cr: crosswind, up: upwind et dn: downwind). H augmente avec la fréquence pour VV-pol. et cette sensibilité à la vitesse du vent est plus importante en polarisation horizontale qu'en polarisation verticale.

Unal et al. [Unal et al., 1991] observent que H augmente avec la fréquence de l'onde radar pour HH-pol. mais cette tendance n'est pas observée pour VV-pol.. Leurs résultats suggèrent, en accord avec les nôtres, que la sensibilité à la vitesse du vent serait plus importante pour HH-pol. que pour VV-pol. dans le cas de la bande Ku. Dans le cas de la bande C la tendance serait inverse. Pour Nghiem et al. [Nghiem et al., 1997] on ne peut pas donner de comportement général sur la sensibilité à la vitesse du vent en fonction de la polarisation car cette dernière semble dépendre également de l'angle d'incidence. Nghiem et al. [Nghiem et al., 1997] et Masuko et al. [Masuko et al., 1986] observent par ailleurs que les valeurs de H en direction downwind sont plus importantes que celles en direction upwind dans les deux polarisations, ce que nous retrouvons dans le cas de la bande Ku.

Les résultats que nous avons obtenus montrent que H est une fonction de l'angle d'incidence, de l'angle d'azimut, de la polarisation et de la fréquence de l'onde radar utilisée. Si pour les angles d'incidence moyens ($30 - 50^\circ$) la rétrodiffusion des ondes radars est supposée être dominée par la diffusion de Bragg, le comportement de H peut être examiné en fonction de la longueur d'onde de Bragg (λ_{Br}). L'utilisation de cette représentation nécessite deux précautions rappelées par Long et al. [Long et al., 1996]: (1) cette paramétrisation des σ_0 par λ_{Br} néglige les effets des autres mécanismes de rétrodiffusion et (2) les valeurs de H déterminées ne représentent pas une propriété physique de la surface mais une paramétrisation particulière du coefficient de rétrodiffusion de la surface.

Les variations de H en fonction de λ_{Br} sont présentées sur la Figure 5.17 pour VV-pol. et HH-pol. pour les directions upwind, downwind et crosswind. Les longueurs d'onde des vagues correspondant aux longueurs d'onde de Bragg les plus sensibles aux changements de vitesse de vent correspondent aux grandes valeurs de H. Nos résultats montrent que σ_0 est plus sensible à la vitesse du vent aux échelles des vagues de capillarité-gravité qu'à celles des petites vagues de gravité.

Les ondes océaniques reçoivent l'énergie du vent soit directement soit indirectement à travers les interactions nonlinéaires entre vagues. Les plus petites vagues sont généralement en équilibre avec le vent et répondent de manière quasi-instantanée à ses variations. Les valeurs de H supérieures à 2 pour $\lambda_{Br} < 2$ cm représentent bien ce fait pour la directions d'observation parallèle à la direction du vent (upwind et downwind)..

Dans le cas de VV-pol. et en situation crosswind, nous observons que H est inférieur à l'unité pour $\lambda_{Br} > 4$ cm. Celà semble suggérer que dans cette situation les petites vagues croissent relativement faiblement en fonction du vent par rapport aux situations upwind et downwind. Les valeurs de H en upwind et downwind sont proches de 1 pour $\lambda_{Br} = 6$ cm ce qui nous laisse supposer que pour $\lambda_{Br} > 6$ cm, on va également trouver un seuil au dessus duquel H sera inférieure à l'unité. Long et al. [Long et al., 1996] observent ce phénomène pour $\lambda_{Br} > 8$ cm en eau douce (Lac Ontario).

Pour $\lambda_{Br} \sim 2$ cm, on peut constater une plus grande sensibilité pour les données en

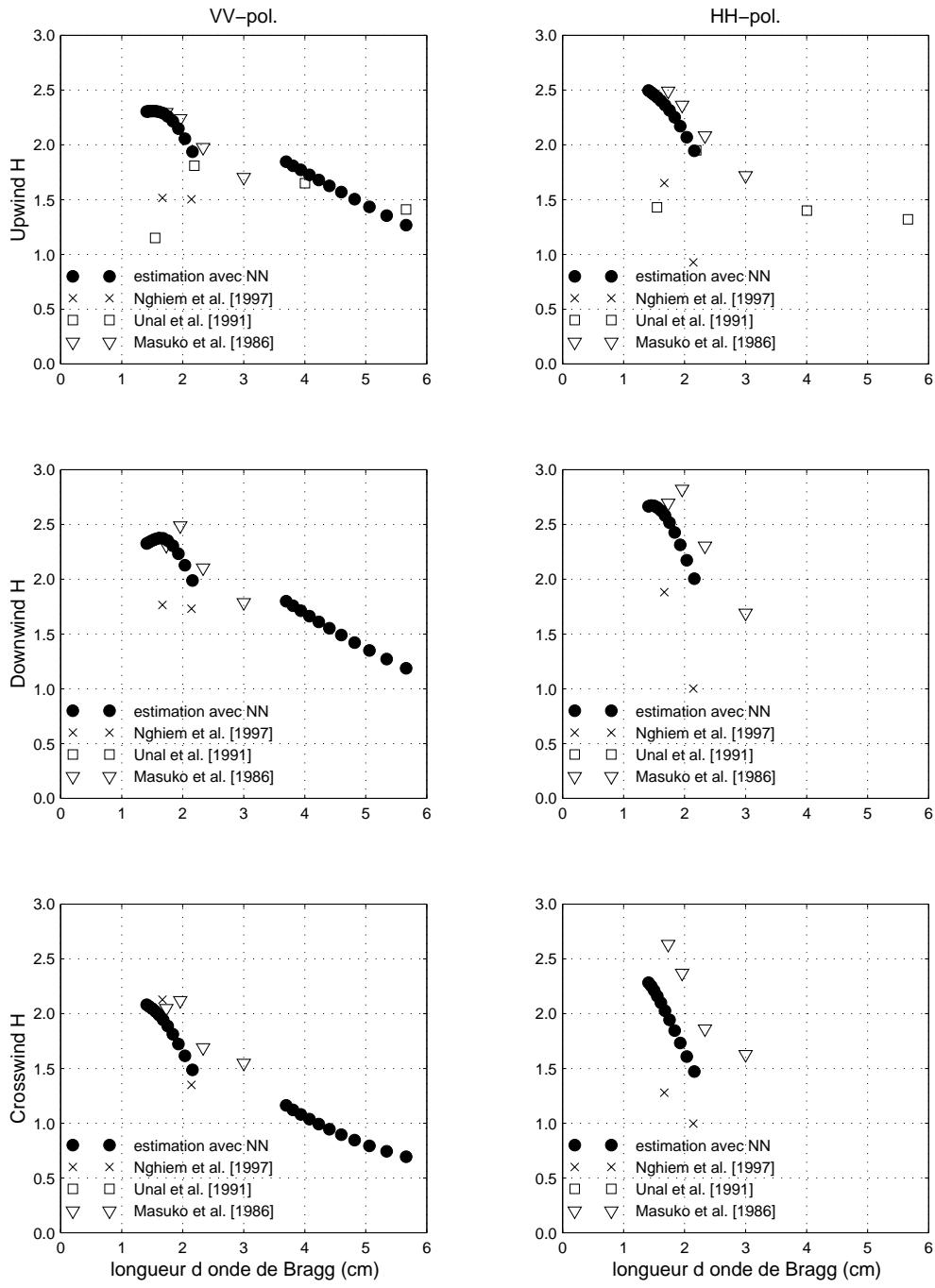


FIG. 5.17 – Variation de H associée à la vitesse U du vent en fonction de la longueur d'onde de Bragg. Seules les valeurs de H associées aux angles d'incidence compris entre 30 et 50° sont étudiées. NN correspond à NSCAT-NN-2 et ERS2-NN.

HH-pol. qu'en VV-pol. Selon l'hypothèse de Bragg pure, cela n'est pas prévu, cependant les valeurs restent proches. Par ailleurs les valeurs de H déterminées ici et celles de Masuko et al. [Masuko et al., 1986] semblent suggérer que H n'est pas une fonction monotone croissante avec la décroissance de λ_{Br} mais qui présente un maximum avant de décroître comme illustré surtout en VV-pol. et en situation upwind et downwind (directions pour lesquelles l'apport d'énergie directement par le vent est le plus important). Cette diminution aux petites valeurs de λ_{Br} est interprétée physiquement par Long et al. [Long et al., 1996] comme étant la manifestation des effets dissipatifs de viscosité qui deviennent prépondérants pour les très petites vagues qui sont alors moins sensibles aux variations de vitesse du vent.

5.4 Conclusion

Nous avons déterminé un modèle empirique neuronal NSCAT-NN-2 qui estime simultanément les coefficients de rétrodiffusion dans les 2 polarisations, verticale et horizontale, de NSCAT en fonction de la vitesse du vent, de l'angle d'incidence et de l'angle d'azimut. Ce modèle unique tient compte implicitement de la corrélation existant entre les mesures de σ_0^{VV} et de σ_0^{HH} . Il apporte une légère amélioration par rapport aux 2 modèles neuronaux indépendants (NSCAT-NN-1) proposés précédemment par Mejia et al. [Mejia et al, 1999].

Nous avons analysé les caractéristiques des mesures diffusiométriques de NSCAT et de ERS-2 en fonction non seulement de la vitesse du vent, de l'angle d'incidence et de l'angle d'azimut mais également en fonction de la polarisation et de la fréquence des ondes radar. Les modèles neuronaux NSCAT-NN-2 et ERS2-NN ont été comparés respectivement aux modèles empiriques SASS2 et NSCAT1 pour la bande Ku et aux modèles CMOD4 et CMOD2-IFR pour la bande C. Ils sont en bon accord avec les données d'observations auxquels ils ont été confrontés.

Cette analyse des caractéristiques des mesures montre que σ_0 apparaît être plus sensible à la vitesse du vent en bande Ku qu'en bande C. En bande Ku, cette sensibilité est plus importante en polarisation horizontale qu'en polarisation verticale (étude de A_0). Une transition à 30° d'angle d'incidence est observée. Elle sépare des comportements différents de A_1/A_0 et de A_2/A_0 .

Pour θ supérieures à 30° , A_1/A_0 est positif pour les 2 fréquences et les 2 polarisations. Les valeurs de σ_0 sont donc plus grandes dans la direction upwind que dans la direction downwind. A_1/A_0 est plus important en polarisation horizontale qu'en polarisation verticale en bande Ku (double pour les valeurs maximales). les valeurs maximales de A_1/A_0 en polarisation verticale en bande Ku et C sont proches (~ 0.2). Les valeur de A_2/A_0 sont supérieures à celles de A_1/A_0 . En bande Ku, nous observons des valeurs plus importantes en polarisation verticale qu'en polarisation horizontale. Le paramètre β présente les mêmes variations que A_2/A_0 et il est toujours positif indiquant que le signal rétrodiffusé par la surface marine est plus important dans la direction parallèle au vent que dans la direction perpendiculaire.

Finalement, la sensibilité des σ_0 en fonction de la direction du vent en bande Ku et

en bande C dépend de la vitesse du vent. Nous observons une sensibilité plus importante à la vitesse du vent en bande Ku qu'en bande C. Cette sensibilité à la vitesse du vent est plus prononcée en polarisation horizontale qu'en polarisation verticale pour la bande Ku.

La levée de l'ambiguïté à 180° dans la détermination de la direction du vent sera plus facile à vent fort dans le cas de la bande C tandis qu'au contraire pour la bande Ku elle sera plus facile pour des vitesses de vent faibles et en polarisation horizontale puisque le rapport A_1/A_0 est plus élevé qu'en polarisation verticale.

Les interprétations physiques des paramètres A_1/A_0 et β sont encore très hypothétiques et rendent difficiles l'établissement d'un modèle théorique de rétrodiffusion. Leurs variations semblent néanmoins liées à la présence des vagues de gravité.

L'étude plus approfondie de la sensibilité de σ_0 à la vitesse du vent qui a été faite montre un changement de sensibilité de σ_0 à la vitesse du vent aux environs de $13\text{-}14 \text{ m.s}^{-1}$ pour la polarisation verticale aussi bien en bande Ku que C. Ce changement apparaît pour de plus grandes vitesses de vent en polarisation horizontale.

En se limitant aux angles d'incidence de 30° à 50° , aux directions d'azimut upwind, downwind et crosswind et aux vitesses de vent comprises entre 4 et 12 m.s^{-1} et en supposant que la relation entre σ_0 et la vitesse du vent est de type $(G U^H)$, nous avons déterminé les valeurs de H en utilisant des régressions linéaires aux moindres carrés (domaine logarithmique) en fonction de la polarisation, de la fréquence, de l'angle d'incidence et de la direction d'azimut.

les variations de H ont été étudiées en fonction de l'angle d'incidence et de la longueur d'onde de Bragg (λ_{Br}) en supposant que la rétrodiffusion des ondes radars est associée à un phénomène de diffusion de Bragg pour les angles d'incidence considérés. Nous observons alors que les valeurs de H augmentent avec l'angle d'incidence et ainsi diminuent lorsque λ_{Br} augmente. Nous retrouvons que σ_0 est plus sensible à la vitesse du vent en polarisation horizontale qu'en polarisation verticale pour la bande Ku avec des valeurs de H plus importantes mais néanmoins très proches. Cette sensibilité est similaire en upwind et downwind et plus faible en crosswind. Elle suggère une croissance plus faible des petites vagues en fonction du vent dans la direction perpendiculaire à celle du vent que dans la direction parallèle. Les vagues de longueur d'onde inférieure à 3 cm sont plus sensibles à la vitesse du vent que les plus grandes. Les vagues de longueurs d'onde entre 1.3 et 2 cm marquent une saturation de la valeur de H. Cette saturation peut être interprétée comme étant associée à une saturation de leur développement sous l'action du vent.

Dans le chapitre suivant nous allons proposer une nouvelle approche fondée sur l'étude de la quantité $\sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH}$ pour accéder à d'autres informations sur la surface marine et en particulier sur les vagues de capillarité-gravité impliquées dans la rétrodiffusion des ondes radar. Nous allons pour cela utiliser notre modèle neuronal NSCAT-NN-2 pour estimer $(\sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH})$.

Chapitre 6

Etude de $(\sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH})$ en fonction de la vitesse du vent

L'analyse de la relation empirique entre le vent et le coefficient de rétrodiffusion au moyen de modèles semi-théoriques doit permettre d'avoir une vision plus claire des processus physiques impliqués dans le couplage océan-atmosphère (relation vent-surface marine), dans le couplage entre les vagues de différente échelle présentes à la surface (description de la surface) et dans l'interaction ondes électromagnétiques (EM)- surface océanique (modèle électromagnétique de rétrodiffusion).

Dans ce chapitre, nous allons détailler la description statistique de la surface de la mer par l'emploi d'une analyse spectrale. Grâce à cette analyse, on obtient le spectre d'énergie qui permet de décrire les différents ondes qui composent une mer donnée. Ce spectre peut être déterminé de manière empirique dans la région des vagues de capillarité-gravité à partir des mesures diffusiométriques en bande Ku en utilisant un modèle de rétrodiffusion composite dit à 2 échelles [Fung and Lee, 1982]. Nous nous proposons de caractériser le spectre directionnel des vagues dans la région des vagues de capillarité-gravité en utilisant les dépendances en angle d'incidence et en vitesse du vent déduites des caractéristiques des mesures de NSCAT dans les 2 polarisations représentées par la différence $(\sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH})$. Nous utiliserons pour cela un modèle électromagnétique dit de Bragg simple.

6.1 Description statistique de la surface océanique

La description de la surface marine en terme d'onde cylindrique monochromatique a été précédemment présentée dans le chapitre d'introduction au paragraphe 1.2.1. En un point donné de la surface peuvent se superposer des trains d'ondes de différente hauteur, période et direction provenant de zones de vent lointaines auxquelles s'ajoutent les vagues liées au vent local existant. Toutes ces vagues de longueur d'onde et d'énergie différentes interagissent entre elles et rendent la description de l'état de la surface vraiment très complexe.

En effet, lorsque le vent commence à souffler, la surface initialement au repos se recouvre de vaguelettes et c'est par l'intermédiaire de ces petites vagues que s'effectue le

transfert d'énergie de l'atmosphère vers l'océan. Ces premières ondes de longueur d'onde de l'ordre du centimètre (ondes de capillarité-gravité) vont croître en longueur, en amplitude et en énergie sous l'action combinée du vent qui continue à souffler et des interactions non-linéaires qui transfèrent de l'énergie vers les plus grandes longueurs d'ondes. Des vagues de plus grandes longueurs d'ondes apparaissent (ondes de gravité). La mer est ainsi en train de se développer. Des vagues de plus en plus longues sont générées jusqu'à ce que l'équilibre soit atteint pour lequel les mécanismes de dissipation de l'énergie contrebalance la croissance des vagues. Cet équilibre dépend de la force du vent; des vents forts génèrent des vagues plus longues et cambrées.

Si le vent cesse brusquement de souffler, les petites vagues disparaissent rapidement alors que les plus longues s'éloignent de leur zone de génération pour former la houle. Ces longues vagues s'atténuent lentement et se propagent sur de grande distance alors que les petites sont localisées dans leur zone de génération et forment la mer du vent.

L'existence du couplage non-linéaire entre les vagues qui redistribue de manière continue l'énergie des vagues entre elles implique que l'approximation linéaire de la superposition des vagues sinusoïdales non corrélées et non interagissantes n'est pas réaliste et donc que les statistiques de la surface océaniques ne sont pas Gaussiennes [Longuet-Higgins, 1963]. On décrit alors l'état de la mer par un équilibre statistique en énergie qui lie le forçage atmosphérique par le vent, le transfert d'énergie par les interactions non-linéaires entre vagues et les pertes d'énergie par viscosité ou par déferlements.

6.1.1 Spectre des énergies des vagues

Le spectre d'énergie des vagues représente la distribution d'énergie d'un état de mer donné selon les différentes composantes de surface définies par leur direction de propagation et leur fréquence. Il est lié à l'élévation de surface ζ et est calculé par: $\psi(k_x, k_y) = |A(k_x, k_y)|^2$ avec $A(k_x, k_y)$ la transformée de Fourier des élévations de surface qui est définie par:

$$A(k_x, k_y) = \lim_{L_x, L_y \rightarrow \infty} \frac{1}{\sqrt{L_x L_y}} \int_{-L_x/2}^{L_x/2} \int_{-L_y/2}^{L_y/2} \zeta(x, y) e^{(2\pi i(k_x x + k_y y))} dy dx \quad (6.1)$$

où k_x et k_y sont les composantes horizontales du vecteur d'onde k_w , x et y les distances horizontales et L_x et L_y les distances d'intégration.

La normalisation de ce spectre est telle que lorsque le spectre est intégré sur l'ensemble des vecteurs d'onde, on obtient la variance de l'élévation de surface:

$$\langle \zeta^2 \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \psi(k_x, k_y) dk_y dk_x \text{ en coordonnées cartésiennes} \quad (6.2)$$

$$= \int_0^{+\infty} \int_{-\pi}^{+\pi} \psi(k_w, \varphi) k_w dk_w d\varphi \text{ en coordonnées polaires} \quad (6.3)$$

Cette variance caractérise l'énergie totale par unité de surface du champ de vagues, qui est donnée par $\rho g \langle \zeta^2 \rangle$. Cette forme spectrale illustre bien le fait qu'il s'agit d'une

superposition de vagues selon tous les nombres d'onde k_w et qui cheminent dans toutes les directions $\varphi = \arctan(k_y/k_x)$.

Traditionnellement, l'énergie totale est caractérisée par la hauteur significative des vagues (Sea Wave Height: SWH) notée H_s . Or cette hauteur significative est très proche de la hauteur moyenne (crête à creux) du tiers des vagues les plus hautes, hauteur qui est couramment utilisée pour décrire l'état de la surface. On peut relier la variance des hauteurs $\langle \zeta^2 \rangle$ et la hauteur significative H_s par:

$$H_s \approx 4\sqrt{\langle \zeta^2 \rangle} \quad (6.4)$$

6.1.2 Evolution du spectre d'énergie

L'évolution de ce spectre d'énergie ψ en fonction du temps est basée sur l'équation de transport:

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} + \vec{c}_g \cdot \vec{\nabla} \psi = S_{in} + S_{ds} + S_{nl} \quad (6.5)$$

Les termes de gauche exprimés par les dérivées représentent le taux de variation de l'énergie pour chaque composante du spectre des vagues (fréquence et direction données) lors de son déplacement à la vitesse de groupe c_g . Les termes de droite de notation S représentent les termes sources (ou puits) décrivant les processus physiques qui gouvernent l'évolution du spectre. Les définitions de ces différents termes sont les suivantes:

- c_g représente la vitesse de groupe $c_g = \frac{\partial \omega}{\partial k_w}$;
- S_{in} correspond au terme source d'apport d'énergie du vent aux vagues conduisant à une croissance de la hauteur des vagues. Il est paramétrisé dans les modèles en fonction de U ou de u_* ;
- S_{ds} est le terme de dissipation d'énergie par les processus de surface qui résulte, d'une part de la viscosité, c'est à dire du frottement, et d'autre part du déferlement, qui intervient dès que la pente des vagues atteint une valeur limite, pour laquelle les vagues deviennent instables et déferlent. C'est le processus le plus mal connu parmi ceux qui interviennent dans l'évolution des vagues. Il est généralement paramétrisé en fonction de l'énergie totale et de la fréquence moyenne du spectre.
- S_{nl} correspond aux interactions non-linéaires, qui conduisent à un transfert d'énergie entre les différentes composantes du spectre.

L'énergie de la mer est principalement contenue dans les grandes vagues de gravité. Ce spectre peut être décrit globalement de la manière suivante: peu après que le vent ait commencé à souffler, sur une distance courte, le spectre des vagues est caractérisé par une faible énergie concentrée autour d'une fréquence élevée (vagues de petites longueurs d'onde) (vitesse de phase $c_p \ll U$), on a alors une "mer jeune". Lorsque le vent souffle depuis plus longtemps, l'énergie des vagues de plus basse fréquence (plus grandes longueurs d'onde) augmente et la fréquence des vagues dominantes diminue tandis que leur vitesse de phase augmente. Il s'agit d'une mer moyenemne développée. Quand le vent constant souffle assez longtemps sur une grande distance, les vagues atteignent leur plein développement, et le spectre d'état de mer présente alors une forme d'équilibre qui ne dépend que du vent. Ainsi apparaît la notion de degré de maturité de la mer définit par l'âge des vagues

qui représente le rapport entre la vitesse de phase des vagues dominantes et la vitesse du vent. Les vagues “jeunes” ont des vitesses de phase inférieures à la vitesse du vent; au contraire, les vagues “vieilles” (houles) se propagent à une vitesse supérieure. Pour une mer en équilibre, l’âge des vagues tend vers une valeur de 1.2 [e.g. Donelan and Pierson, 1987].

6.2 Modèles théoriques de rétrodiffusion

De manière générale, les modèles théoriques simples supposent que la rétrodiffusion est dominée conjointement par la réflexion spéculaire et par la résonance de Bragg [Valenzuela, 1978; Donelan and Pierson, 1987; Apel, 1994; Liu and Pierson, 1994; Liu and Yan, 1995] et se présente sous la forme suivante:

$$\sigma_0^{pol} = \sigma_0^{sp} + \sigma_0^{pol}_{Br} \quad (6.6)$$

où σ_0^{sp} est le coefficient de rétrodiffusion spéculaire et $\sigma_0^{pol}_{Br}$ le coefficient de rétrodiffusion de Bragg. Ce dernier est calculé à partir d’un modèle de résonance de Bragg à deux échelles. Pour ce modèle, plus complet que le modèle dit de Bragg pur (présenté dans le paragraphe 1.2.1 du chapitre d’introduction), les variations d’orientation et d’amplitude des vagues de Bragg par les vagues de plus grandes longueurs d’onde sont prises en compte. Ce modèle suppose en outre que la surface est bien décomposable en 2 échelles distinctes [Valenzuela, 1978; Plant, 1990]. La dépendance de σ_0 selon la vitesse de friction est prise en compte dans ces modèles dans l’expression du spectre des vagues.

6.2.1 Rétrodiffusion spéculaire: mécanisme des facettes

Quand l’incidence de l’onde radar est normale ou proche de la normale à la surface (angle d’incidence inférieur à 15°), la rétrodiffusion est généralement considérée comme spéculaire [Valenzuela, 1978; Donelan and Pierson, 1987; Phillips, 1988]. Sur la base de l’approche de l’optique physique ou méthode de Kirchhoff, la surface rugueuse est approximée par une série de plans tangents à la surface et la réflexion spéculaire est proportionnelle à la fonction de densité de probabilité (PDF) des pentes de la surface marine. Le coefficient de rétrodiffusion (σ_0^{sp}) dû à la réflexion spéculaire [Valenzuela, 1978] s’exprime alors par:

$$\sigma_0^{sp}(\theta) = \pi |R(0)|^2 \sec^4 \theta P(\zeta_x, \zeta_y) \quad (6.7)$$

où θ est l’angle d’incidence radar, $|R(0)|^2$ désigne le coefficient de Fresnel à incidence normale et \sec correspond à la fonction sécante ($\sec x = 1/\cos x$). Dans cette équation, le signal reçu est proportionnel au nombre de facettes orientées perpendiculairement au faisceau radar. La fonction de densité de probabilité jointe des pentes, $P(\zeta_x, \zeta_y)$, avec ζ l’élévation de la surface et ζ_x et ζ_y les composantes pente de la surface dans 2 directions perpendiculaires ($\zeta_x = \partial\zeta/\partial x$ et $\zeta_y = \partial\zeta/\partial y$), est évaluée pour la direction spéculaire ($\zeta_x = \tan \theta$, $\zeta_y = 0$ si la direction x est la direction de visée du radar). Pour appliquer cette

équation, on doit garder à l'esprit que seule une portion de la densité totale des pentes est incluse dans cette équation. En effet, il faut pouvoir définir un plan tangent et seules les pentes des vagues océaniques qui ont des longueurs d'onde plus importantes que la longueur d'onde radar interviennent [Valenzuela, 1978].

En considérant que les différentes facettes soient distribuées suivant une loi Gaussienne anisotropique suivant la direction du vent [Stewart, 1985], la densité de probabilité des pentes s'écrit:

$$P(\zeta_x, \zeta_y) = P(\zeta_x = \tan\theta, \zeta_y = 0) = \frac{1}{2\pi s_u s_c} \exp\left(-\frac{\tan^2\theta}{2s_{u,c}^2}\right) \quad (6.8)$$

avec s_u^2 et s_c^2 les variances des pentes locales de la surface respectivement dans la direction du vent et dans la direction perpendiculaire au vent. $s_{u,c}^2$ dépend de s_u^2 , de s_c^2 et de l'angle entre le vent et la direction de visée du radar.

Pour une visée au nadir, ou proche du nadir, cette densité de probabilité est plus faible lorsque le vent augmente (moins de facettes à pente nulle), si bien que le coefficient de rétrodiffusion diminue lorsque le vent augmente. On observe une anti-corrélation entre les variations de σ_0 mesurés par un altimètre et les variations du σ_0 moyen par un diffusiomètre (à angle d'incidence fixé) en fonction de la vitesse du vent. La visée au nadir ne permet pas d'obtenir la direction du vent mais seulement son module.

6.2.2 Modèle de Bragg et composite

A plus grande incidence (supérieure à 20°), c'est au contraire le phénomène de diffusion de Bragg qui domine le signal retour. Le modèle de Bragg, vu dans l'introduction, repose sur une approche du problème par la méthode des petites perturbations. La surface, de faible rugosité est traitée comme une petite perturbation de la surface moyenne parfaitement plane, le champ électromagnétique sur la surface perturbée est alors développé en série. Le coefficient de rétrodiffusion est déterminé au premier ordre d'approximation ($\sigma_0^{pol}_{Br(1)}$) et va dépendre du spectre directionnel d'énergie des vagues ψ pour le nombre d'onde de Bragg, k_{Br} ($k_{Br} = 2k_e \sin\theta$, où k_e est le nombre d'onde électromagnétique et θ l'incidence locale du faisceau radar sur la surface). Ainsi seules les composantes du spectre de nombre d'onde $2k_e \sin\theta$ contribuent à la rétrodiffusion. Le coefficient de rétrodiffusion se présente sous la forme [e.g. Valenzuela, 1978; Donelan and Pierson, 1987; Plant, 1990]:

$$\sigma_0^{pol}_{Br(1)}(\theta, U, \chi) = 16\pi k_e^4 |g_{pol}(\theta)|^2 \psi(k_{Br}, \chi, U) \quad (6.9)$$

avec g_{pol} une fonction géométrique de l'angle d'incidence. Ces fonctions sont données dans l'article de Valenzuela [Valenzuela, 1978] pour les polarisations horizontale et verticale; elles sont de la forme suivante:

$$g_{HH}(\theta) = \frac{(\varepsilon_r - 1)\cos^2\theta}{[\cos\theta + (\varepsilon_r - \sin^2\theta)^{1/2}]^2}, \quad (6.10)$$

$$g_{VV}(\theta) = \frac{(\varepsilon_r - 1)[\varepsilon_r(1 + \sin^2\theta) - \sin^2\theta]\cos^2\theta}{[\varepsilon_r \cos\theta + (\varepsilon_r - \sin^2\theta)^{1/2}]^2}, \quad (6.11)$$

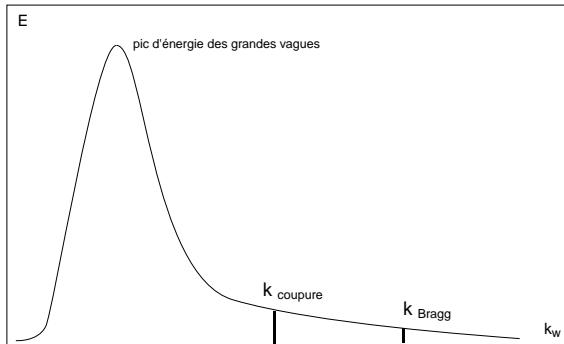
où ε_r est la permittivité diélectrique relative complexe de l'eau de mer qui se présente comme une fonction du nombre d'onde de l'onde radar, de la température de l'eau et de sa salinité. Pour la bande Ku, une température de 15° et une salinité de 36 psu [Skirta et al., 1994; Klein and Swift, 1977], nous avons $\varepsilon_r = 39 - 41i$ (pour le vide $\epsilon_r = 1$ et pour un conducteur parfait $\epsilon_r = -i\infty$).

Cette hypothèse a été très largement étudiée et validée dans des bassins de simulations [Van Halsema et al., 1989; Calkoen et al., 1990]. Mais tout cela repose sur l'hypothèse de l'étude de petites perturbations d'une surface en moyenne plane et ce scénario est grandement irréaliste pour la surface marine.

Les modèles composites de rétrodiffusion ont donc été développés de manière à tenir compte des déplacements de surface de grande échelle induits par les grandes vagues en complément de la diffusion de Bragg au premier ordre d'approximation. Cette théorie suppose que les ondulations de la surface puissent être séparées en deux catégories: l'une regroupant les variations de grande échelle et de petite courbure (les grandes vagues) et l'autre regroupant les petites échelles intervenant dans la diffusion de Bragg au premier ordre. Les ondulations de grande échelle sont approchées par des facettes. Et la théorie de diffusion d'une surface légèrement rugueuse est appliquée à chacune de ces facettes en considérant la surface moyenne induite par l'inclinaison de cette facette.

La puissance totale reçue est obtenue en additionnant la puissance reçue de chacune des facettes illuminées par le faisceau radar. Plusieurs hypothèses sont donc nécessaires pour l'utilisation de ces modèles: (1) que les diffusions de Bragg d'ordre supérieur soient faibles par rapport au premier ordre d'approximation utilisée pour chaque facette diffusante; (2) l'existence d'une longueur d'onde de coupure entre les grandes vagues et les petites vagues; (3) une connaissance de la distribution statistique des facettes; et (4) une connaissance du lien statistique possible entre les diffuseurs de Bragg et les pentes des facettes.

FIG. 6.1 – Modèle à 2 échelles: définition d'un nombre d'onde de coupure k_c suffisamment éloigné du pic spectral divisant le spectre en deux parties: un correspondant aux grandes vagues et l'autre aux petites vagues.



Il est donc nécessaire dans ce type de modèle d'effectuer une séparation dans le spectre continu de la mer et donc de définir un nombre d'onde de coupure k_c suffisamment éloigné du pic d'énergie k_p divisant le spectre en deux parties: une correspondant aux grandes vagues et l'autre aux petites vagues comme montré par la Figure 6.1. Cette approche nécessite la différenciation du modèle de spectre des petites vagues de celui des grandes vagues.

Pour simplifier la présentation du modèle composite, l'amplitude du signal radar est

supposée être dominée par les vagues résonantes de Bragg. La distribution de ces vagues de Bragg dépend de la pente des grandes vagues qui détermine l'angle d'incidence local. En effet cette inclinaison locale modifie la normale à la surface utilisée pour calculer l'angle d'incidence des ondes radar. Cet effet géométrique de modulation de l'angle d'incidence est pris en compte dans les modèles de rétrodiffusion à deux échelles en considérant 2 systèmes de coordonnées: l'un associé à la surface océanique moyenne et l'autre considérant un plan tangentiel local de la surface dû à la pente de la grande vague. La surface est ainsi supposée initialement horizontale, le plan d'incidence de l'onde EM est dans le plan vertical (l'angle d'incidence est θ). Maintenant en considérant que la présence des grandes vagues provoque l'inclinaison de la surface marine, la normale locale à la surface est déviée de la verticale par un angle Ψ dans le plan d'incidence et par un angle Φ dans le plan perpendiculaire au plan d'incidence.

Le coefficient de rétrodiffusion est alors obtenu par intégration de la diffusion produite par les facettes individuelles pondérée par la probabilité que la surface soit inclinée selon un certain angle:

$$\sigma_0^{pol}{}_{Br} = \int_{-\infty}^{\infty} d(\tan\Psi) \int_{-\infty}^{\infty} d(\tan\Phi) P_B(\tan\Psi, \tan\Phi) \sigma_0^{pol}{}_{Br(1)}(\theta_l) \quad (6.12)$$

où P_B est la probabilité que la facette soit orientée avec des pentes $\tan\Psi$ et $\tan\Phi$ dans la direction parallèle au vent et dans la direction perpendiculaire respectivement. Dans le cas d'une surface Gaussienne anisotrope, nous avons:

$$P_B = \frac{1}{2\pi s_u s_c} \exp\left(-\frac{\tan^2\Psi}{2s_u^2} - \frac{\tan^2\Phi}{2s_c^2}\right) \quad (6.13)$$

En résumé, l'utilisation de ces modèles de rétrodiffusion nécessite la définition d'un certain nombre d'élément: (1) un nombre d'onde de coupure k_c séparant les petites et les grandes échelles, (2) un spectre bidirectionnel des vagues, (3) une fonction de densité de probabilité jointe des pentes et (4) un modèle qui décrit statistiquement la modulation des petites échelles par les grandes.

Donelan et Pierson [Donelan and Pierson, 1987] ont obtenu par exemple un spectre pour les vagues de capillarité-gravité ($\psi_H(k_w, \varphi)$, coordonnées polaires et l'indice H pour "high value" de k_w) en considérant simplement qu'il y a un équilibre entre l'énergie fournie par le vent et la perte par dissipation visqueuse et par les déferlements. En combinant ce spectre des petites vagues avec le spectre directionnel observé lors de leurs précédents travaux sur les vagues de gravité ($\psi_L(k_w, \varphi)$, indice L pour "low value" de k_w), ils proposent un spectre des vagues complet $\psi(k_w, \varphi)$ qui se présente sous la forme suivante:

$$\psi(k_w, \varphi) = \begin{cases} \psi_L(k_w, \varphi) & : k_w < 10 k_p \\ \psi_H(k_w, \varphi) & : k_w > 10 k_p \end{cases} \quad (6.14)$$

Pour les grands nombres d'onde ($k > 10 k_p$, où k_p est le pic spectral) le mécanisme prépondérant est supposé être la diffusion de Bragg tandis que le spectre pour k inférieur à $10 k_p$ sert à déterminer les variances des pentes, s_u^2 et s_c^2 , qui interviennent dans le

modèle à 2 échelles (cf éq. (6.13)). Les résultats sont faiblement liés au choix de cette coupure [Donelan and Pierson, 1987].

Les modèles composites ont été proposés suite à la constatation que les modèles dits de Bragg simple estimant $\sigma_{0,Br(1)}^{pol}$ ne pouvaient pas expliquer la sensibilité des mesures en polarisation horizontale alors que celle en polarisation verticale était très correcte. Ils modélisent l'action des grandes vagues (définies approximativement comme ayant une longueur d'onde de 5 à 20 fois celle des vagues de Bragg suivant les modèles) par 2 effets. Le premier est de moduler le signal rétrodiffusé en changeant l'angle d'incidence locale (effet de pente). Le deuxième est de modifier la distribution des énergies des petites vagues qui les surmontent (effet hydrodynamique). En particulier, les effets combinés des modulations de pente et hydrodynamique permettent d'expliquer le contraste upwind-downwind. Un autre effet est l'augmentation du coefficient de rétrodiffusion moyen en HH-pol. par rapport à celui en VV-pol. par la contribution provenant des pentes des grandes vagues perpendiculaires au plan d'incidence sur la mesure en HH-pol. (Les vagues présentent des fronts qui sont dans le plan horizontale perpendiculaire au plan d'incidence). L'accroissement dans l'estimation de σ_0^{HH} est dépendant de la variance des pentes des grandes vagues s_c^2 dans la direction perpendiculaire au vent et de la définition de la fonction hydrodynamique [Romeiser et al., 1997a; 1997b]. Les modèles composites permettent donc une amélioration de l'accord entre les estimations théoriques et les observations mais une sous-estimation systématique de la sensibilité en HH-pol. persiste encore.

Récemment, Plant [Plant, 1997] propose le rajout d'une contribution supplémentaire de structure de petite échelle (bound waves) aux modèles composites standards. Une telle contribution provenant de petites vagues de même longueur d'onde que les vagues de Bragg mais qui se déplacent plus rapidement que ces dernières a par ailleurs été souvent suggérée en terme de points spéculaires associés à des structures atteignant une taille limite (wedge = coin) et à des structures apparaissant lors de micro-déferlement. Les vagues déferlantes ont une distribution essentiellement horizontale le long des crêtes des grandes vagues et pourraient contribuer de manière importante à la mesure de σ_0^{HH} [Kwoh and Lake, 1984; Wetzel, 1990; Lee et al., 1995]. Ces diffuseurs d'ondes électromagnétiques se déplaçant plus rapidement que les structures de Bragg sont aussi modulés le long des grandes vagues et peuvent également contribuer à la modification de la fonction de probabilité des pentes conduisant à la déviation observée par rapport aux statistiques Gaussiennes [Liu et al., 1997].

Lee et al. [Lee et al., 1995] ont observé à partir de série de mesure dans les polarisations VV-pol. et HH-pol. en bande X aux environs de 9 GHz que cette contribution de type non-Bragg qui se superpose à la diffusion de Bragg survient quelque soit l'angle d'incidence et affecte les mesures dans les 2 polarisations mais de manière plus importante sur les mesures en polarisation horizontale.

Il est donc à noter que malgré les progrès théoriques effectués, les modèles théoriques de rétrodiffusion restent très imparfaits; beaucoup de structures différentes de la surface contribuent à la diffusion des ondes radar et sont omises dans les modèles du fait de la difficulté de les modéliser. Ces modèles sont utilisés pour aider à valider les résultats théoriques par rapport aux mesures et donc améliorer la compréhension du phénomène.

6.3 Approche simplifiée

Pour simplifier la modélisation du coefficient de rétrodiffusion, je propose une autre approche. Elle consiste à supposer qu'il existe une composante non polarisée (ou spéculaire), englobant tous les phénomènes parasites, qui serait de valeur égale dans les 2 signaux diffusiométriques et dont la contribution semblerait plus importante sur σ_0^{HH} que sur σ_0^{VV} dû au fait qu'en moyenne les valeurs de σ_0^{VV} sont supérieures à celles de σ_0^{HH} . Le coefficient de rétrodiffusion mesuré s'exprime alors comme la somme de 2 termes, un terme dépendant de la polarisation que nous associerons à $\sigma_0^{pol}_{Br(1)}$ (noté par la suite σ_{Br}^{pol}) et un terme scalaire σ_{sc} :

$$\sigma_0^{pol} = \sigma_{Br}^{pol} + \sigma_{sc}. \quad (6.15)$$

Cette formulation nous permet d'obtenir, lors de la soustraction des valeurs en linéaire de σ_0^{HH} à σ_0^{VV} , une quantité qui dépendrait uniquement de la partie polarisée présente dans les signaux. Cette quantité ($\sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH}$) est supposée interprétable par la diffusion de Bragg simple et ne dépendrait que de la vitesse du vent, de l'angle d'azimut et de l'angle d'incidence. Nous noterons $\delta\sigma_0$ la différence suivante:

$$\delta\sigma_0(\theta, U, \chi) = \sigma_0^{VV}_{Br}(\theta, U, \chi) - \sigma_0^{HH}_{Br}(\theta, U, \chi). \quad (6.16)$$

Selon cette équation, la différence ($\sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH}$) devrait permettre d'accéder plus directement à des informations liées aux vagues de petites longueurs d'onde correspondant aux vagues résonantes de Bragg. Dans cette étude nous allons étudier les angles d'incidence compris entre 35° et 54° pour lesquels le modèle de Bragg simple est bien accepté.

6.3.1 Analyse et résultats

L'analyse des caractéristiques de la fonction $\delta\sigma_0$ calculée à partir du modèle neuronal NSCAT-NN-2 nous conduit aux constatations suivantes:

- (1) $\delta\sigma_0$ est une fonction croissante avec la vitesse du vent comme illustré par la Figure 6.2 et une fonction décroissante en fonction de l'angle d'incidence (non présenté).
- (2) Dans tous les cas, la quantité $\delta\sigma_0$ est positive comme attendu par la théorie. Dans l'intervalle des angles d'incidence considéré, cela confirme que la contribution polarisée dans la mesure en HH-pol. est toujours inférieure à celle présente dans la mesure en VV-pol..
- (3) La Figure 6.2 montre que $\delta\sigma_0$ est, comme attendu, une fonction bi-harmonique selon l'angle d'azimut χ , comme cela a été imposé sur σ_0^{VV} et sur σ_0^{HH} . Les maxima sont localisés dans la direction parallèle au vent: directions upwind et downwind et les valeurs minimales sont observées lorsque le radar vise perpendiculairement à la direction du vent, les 2 directions crosswind.

D'autres informations sur $\delta\sigma_0$ sont obtenues en utilisant le développement de Fourier introduit au chapitre 3 par l'équation 3.9. Nous définissons les paramètres δA_0 , δA_1 et

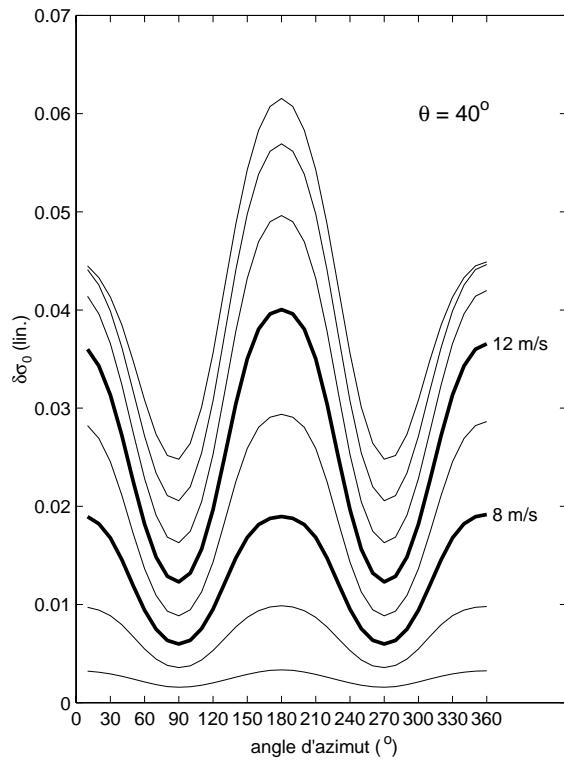


FIG. 6.2 – Variation de $\delta\sigma_0$, estimé par NSCAT-NN, en fonction de l'angle d'azimut pour un angle d'incidence de 40° . Chaque courbe correspond à une vitesse de vent. Cette dernière varie de 4 m/s (courbe la plus basse) à 18 m/s par pas de 2 m/s .

δA_2 de ce développement par:

$$\delta A_0 = A_0^{VV} - A_0^{HH}, \quad (6.17)$$

$$\delta A_1 = A_1^{VV} - A_1^{HH}, \quad (6.18)$$

$$\delta A_2 = A_2^{VV} - A_2^{HH}. \quad (6.19)$$

Des caractéristiques particulières de $\delta\sigma_0$ sont à noter selon la vitesse et la direction du vent. La Figure 6.3 qui représente les variations de pente de δA_0 , estimée par $\Delta(\delta A_0)/\Delta U$, en fonction de la vitesse du vent pour les angles d'incidence de 35° , 40° , 45° et de 50° , montre l'existence d'un maximum localisé à $8-10 \text{ m.s}^{-1}$ quelque soit l'angle d'incidence. Ce maximum semble suggérer l'existence de 2 régimes de sensibilité différente selon la vitesse du vent, un pour les petites vitesses de vent (inférieures à 8 m.s^{-1}) et un pour les grandes vitesses de vent (supérieures à $8-10 \text{ m.s}^{-1}$).

Ce maximum est également observé dans les analyses des estimations de $\delta A_1/\delta A_0$ et de $\delta\beta$ qui est défini de manière analogue à β (éq. 5.3) par:

$$\delta\beta = \frac{\delta A_0 + \delta A_2}{\delta A_0 - \delta A_2} - 1, \quad (6.20)$$

Nous rappelons que le paramètre β présente les mêmes variations que A_2/A_0 . De même ici $\delta\beta$ présente les mêmes variations que $\delta A_2/\delta A_0$. Comme nous l'avons mentionné au chapitre précédent, ces paramètres β et $\delta\beta$ sont plus facilement interprétables que leur homologue en A_2 pour décrire l'anisotropie en direction des mesures.

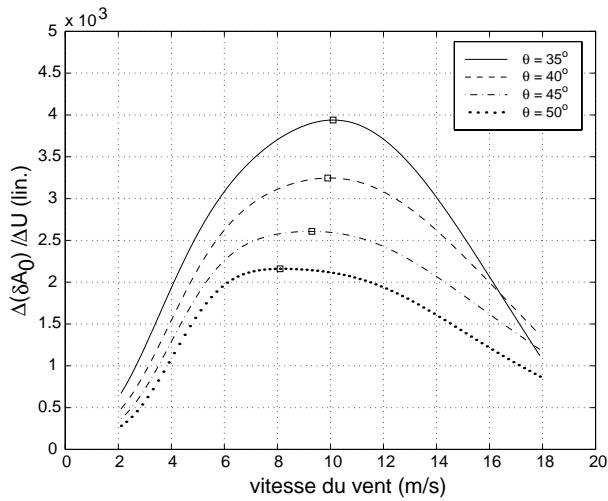


FIG. 6.3 – Variation de pente de ΔA_0 , estimée par $\Delta(\Delta A_0)/\Delta U$, en fonction de la vitesse du vent pour les angles d’incidence de 35° , 40° , 45° et 50° .

La Figure 6.4(a) montre que $\delta A_1/\delta A_0$ est proche de 0 pour les vitesses de vent inférieures à 8 m.s^{-1} et croît en fonction du vent avec un maximum localisé à 8 m.s^{-1} quelque soit l’angle d’incidence. Ce paramètre devient négatif pour les vitesses supérieures à 8 m.s^{-1} et augmente en valeur absolue avec la vitesse du vent. Ces valeurs négatives observées aux grandes vitesses de vent impliquent que $\delta\sigma_o^{dn} > \delta\sigma_o^{up}$ par la définition de δA_1 : $\delta A_1 = (\delta\sigma_o^{up} - \delta\sigma_o^{dn})/2$. Aux petites vitesses de vent, les variations de $\delta A_1/\delta A_0$ selon la vitesse du vent sont faibles, les valeurs sont proches de 0 et impliquent donc que $\delta\sigma_o^{dn} \approx \delta\sigma_o^{up}$.

Sur la Figure 6.4 (b) les variations de $\delta\beta$ présentent également un maximum localisé aux environs de $8-10 \text{ m.s}^{-1}$ quelque soit l’angle d’incidence. Cela semble confirmer l’existence d’un changement de sensibilité de $\delta\sigma_0$ en fonction de la vitesse du vent à $8-10 \text{ m.s}^{-1}$.

Les paramètres $\delta A_1/\delta A_0$ et $\delta\beta$ présentent un maximum à $8-10 \text{ m.s}^{-1}$ sur l’ensemble des angles d’incidence de 35° à 54° . Ce résultat n’est pas si évident lorsque nous considérons le comportement de ces mêmes paramètres pour respectivement les coefficients de rétrodiffusion en VV-pol. et en HH-pol. qui sont également estimés à partir du modèle neuronal NSCAT-NN-2. Les variations de ces 2 paramètres pour les 2 polarisations sont présentées sur la Figure 6.5 (ce sont les résultats que nous avons déjà vus au chapitre précédent et que nous rappelons ici en les présentant différemment). Les maxima de β^{pol} dépendent de l’angle d’incidence et sont positionnés entre 8 et 14 m.s^{-1} tandis que les maxima de A_1^{pol}/A_0^{pol} sont positionnés à $6-8 \text{ m.s}^{-1}$.

Tous ces résultats concernant $\delta\sigma_0$ concordent pour suggérer l’existence d’un changement dans la physique des rugosités de surface de la mer sous l’action du vent et donc dans la rétrodiffusion des ondes radar. Ces résultats sont en bon accord avec les analyses de Woiceshyn et al. [Woiceshyn et al., 1986] et les observations en bassin d’expérimentation de Bliven et al. [Bliven et al., 1993a] et de Keller et al. [Keller et al., 1992]. Ces maxima observés en bande Ku sont associés à une transition entre 2 réponses de la surface sous l’action du vent [Giovanangeli et al., 1991; Bliven et al., 1993a]. Par conséquent, la rela-

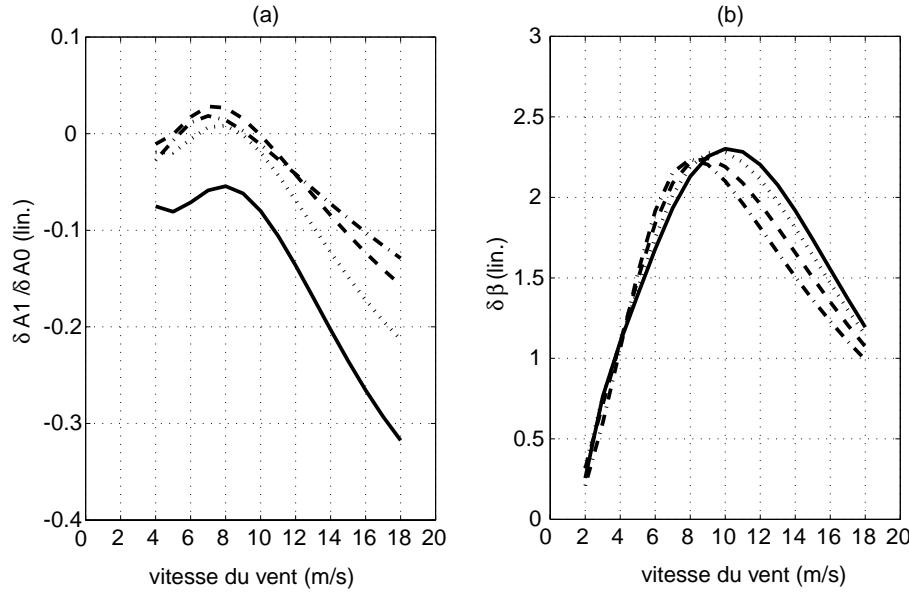


FIG. 6.4 – Variation de (a) $\delta A_1 / \delta A_0$ et de (b) $\delta \beta$ en fonction de la vitesse du vent aux angles d'incidence de 35° (trait continu), de 40° (...), de 45° (- -) et de 50° (- - -).

tion simple en loi de puissance reliant σ_0 à la vitesse du vent pour un angle d'incidence donné, souvent utilisée dans les modèles empiriques de rétrodiffusion [e.g., Wentz et al., 1984], n'est pas appropriée sur l'ensemble des vitesses de vent. Cela a d'ailleurs été clairement montré dans nos résultats du chapitre précédent dans la comparaison des différents modèles empiriques en bande Ku et précédemment par les biais systématiques observés par Woiceshyn et al. [Woiceshyn et al., 1986] aux petites et grandes vitesses de vent dans leur comparaison entre les modèles de SASS et les données du diffusiomètre SEASAT.

Pour conclure, un résultat principal ressort de cette analyse. Un changement clair dans la relation rugosité de surface-vent est observé à $8-10 \text{ m.s}^{-1}$ pour les angles d'incidence compris entre 35° et 54° . Ce changement de régime peut s'expliquer par l'apparition de déferlement [Banner and Fooks, 1985; Jessup et al., 1991; Durden and Vesecky, 1985] et/ou l'apparition du décollement d'air à la crête des vagues cambrées [Branger, communi. perso.]. Par ailleurs, le fait que les valeurs de $\delta A_1 / \delta A_0$ soient en général négatives pour des vitesses de vent supérieures à $8-10 \text{ m.s}^{-1}$ implique que $\delta \sigma_o^{dn} > \delta \sigma_o^{up}$. Un tel constat confirme que le contraste upwind-downwind dû aux termes polarisés dans les signaux diffusiométriques est en général plus important en HH-pol qu'en VV-pol. 2 interprétations sont possibles. Cela peut indiquer qu'une fraction plus importante des éléments rugueux diffusant les ondes radar et contribuant à la différence dans les mesures dans les 2 polarisations serait localisée dans la direction downwind de mesure plutôt que dans la direction upwind. Mais cela peut également conduire à penser que la polarisation horizontale serait plus sensible aux phénomènes horizontaux de la surface tels que les déferlements que la polarisation verticale (plus lié aux phénomènes verticaux de la surface). Finalement le maximum de $\delta \beta$ localisé aux environs de $8-10 \text{ m.s}^{-1}$ semble indiquer que pour les vitesses

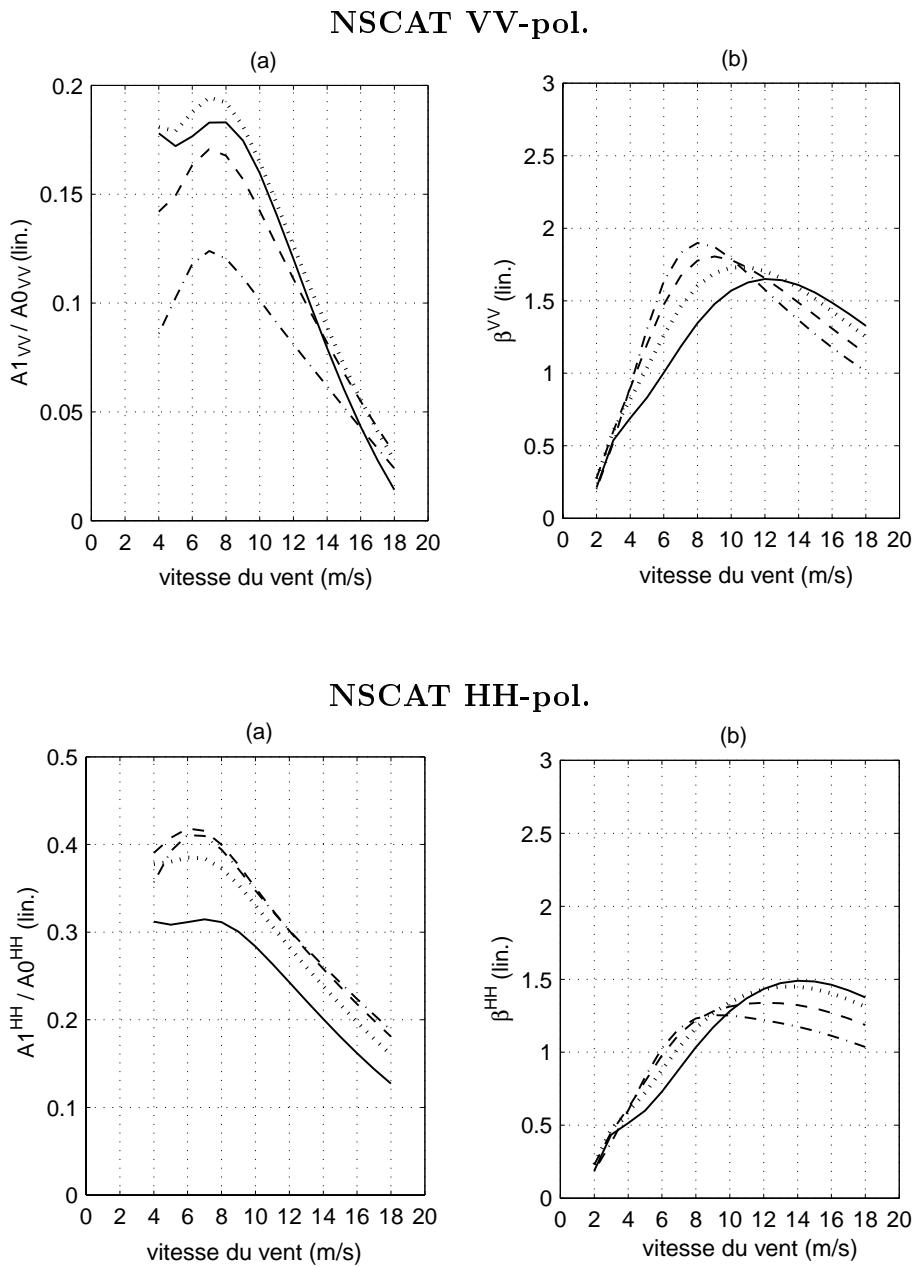


FIG. 6.5 – Idem que Figure 6.4 (en haut) pour la polarisation verticale et (en bas) pour la polarisation horizontale (angles d'incidence de 35° (trait continu), de 40° (...), de 45° (- -) et de 50° (-.-)).

de vent inférieures à cette transition on observe une augmentation de la différence des effets dus au vent entre la direction d'observation qui lui est parallèle et la direction qui lui est perpendiculaire, donc une augmentation de l'anisotropie azimutale de la réponse de la surface. Pour les vitesses de vent supérieures à cette transition, cette anisotropie azimutale diminue mais persiste puisque les valeurs de $\delta\beta$ restent positives. Cette diminution de l'anisotropie azimutale aux grandes vitesses semble confirmer la deuxième interprétation proposée pour $\delta A_1/\delta A_0$. C'est à dire que pour les vitesses importantes de vent on assisterait à une augmentation des phénomènes horizontaux sur la surface qui tendrait à diminuer l'anisotropie azimutale et qui participerait de manière plus importante aux mesures en HH-pol. qu'en VV-pol..

6.3.2 Caractérisation du spectre des vagues par l'analyse de $(\sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH})$

Nous allons à présent essayer de modéliser la quantité $\sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH}$ selon la vitesse du vent et l'angle d'incidence de manière semi-théorique en utilisant un modèle de diffusion de Bragg simple pour essayer d'extraire de ces mesures diffusiométriques une caractérisation des éléments rugueux de la surface marine en terme de spectre directionnel d'énergie.

Selon le mécanisme de diffusion de Bragg par la méthode des petites perturbations, la contribution polarisée au coefficient de rétrodiffusion total est proportionnelle à la densité spectrale des vagues de Bragg. Ce terme $\sigma_0^{pol}_{Br}$ au premier ordre d'approximation se présente sous la forme suivante que l'on rappelle (eq. 6.9):

$$\sigma_0^{pol}_{Br}(\theta, U, \chi) = 16\pi k_e^4 |g_{pol}(\theta)|^2 \psi(k_{Br}, \chi, U) \quad (6.21)$$

où $\psi(k_{Br}, \chi, U)$ est le spectre directionnel d'énergie des vagues de surface (il dépend du vecteur vent dans le domaine des vagues de capillarité-gravité étudiées ici), k_{Br} le nombre d'onde des petites vagues de surface concernées par ce mécanisme de diffusion de Bragg, k_e le nombre d'onde de l'onde radar et g_{pol} une fonction géométrique de l'angle d'incidence pour chacune des polarisations. Ces fonctions géométriques sont définies par les équations (6.10) et (6.11) respectivement pour les polarisations horizontale et verticale. Dans toute la suite de ce chapitre, nous utiliserons k au lieu de k_{Br} pour simplifier les notations.

Le spectre directionnel des vagues $\psi(k, \chi, U)$ dans la région des vagues de capillarité-gravité est classiquement exprimé sous la forme du produit de 2 fonctions [e.g. Phillips, 1977; Donelan and Pierson, 1987]:

$$\psi(k, \chi, U) = \psi(k, 0, U) D(k, \chi) \quad (6.22)$$

où $\psi(k, 0, U)$ représente le spectre non-directionnel (en utilisant $\chi = 0$ comme étant la direction parallèle au vecteur vent) et $D(k, \chi)$ une fonction de variation angulaire (directional spreading function, $D(k, 0) \equiv 1$). Deux spectres directionnels des vagues sont fournis à titre d'exemple dans l'annexe D: le spectre de Liu et Yan [Liu and Yan, 1995] et le spectre proposé par Elfouhaily et al. [Elfouhaily et al., 1997]. Ces spectres peuvent être retranscrits sous la forme suivante [Masuko et al., 1986]:

$$\psi(k, \chi, U) = \gamma(\chi, U) k^{-\alpha(\chi, U)} \quad (6.23)$$

Dans cette formulation, ψ s'exprime comme le produit d'une fonction $\gamma(\chi, U)$ qui dépend seulement du vecteur vent par une fonction $k(\theta)^{-\alpha(\chi, U)}$ qui dépend conjointement de l'angle d'incidence et du vecteur vent. Nous nous proposons d'approcher empiriquement le spectre directionnel des vagues de capillarité-gravité en utilisant une modélisation de cette forme. En utilisant les dépendances de $\delta\sigma_0$ selon la vitesse du vent, l'angle d'incidence et l'angle d'azimut et les définitions (6.16) et (6.9), une caractérisation empirique de ψ dans la région des vagues de capillarité-gravité peut alors être obtenue. Notre but n'est pas de proposer un spectre des vagues empirique complet, mais seulement d'analyser les composantes principales que nous pouvons obtenir simplement par cette démarche.

Dépendance selon k

Examinons à présent, la dépendance du spectre des petites vagues selon l'angle d'incidence. Pour cela, nous allons utiliser les estimations de $\delta\sigma_0$ obtenues par l'intermédiaire du modèle NSCAT-NN-2 pour déterminer la valeur du paramètre α qui minimise la dépendance selon l'angle d'incidence des données du diffusiomètre NSCAT pour les angles d'incidence supérieurs à 35° . En tenant compte des équations (6.9) et (6.23) et en utilisant l'expression de $k(\theta)$, nous pouvons récrire σ_0^{pol} sous la forme suivante:

$$\sigma_0^{pol}_{Bragg}(\theta, U, \chi) = \frac{16 (2)^{-\alpha(\chi, U)} \pi k_e^{4-\alpha(\chi, U)} |g_{pol}(\theta)|^2}{\sin^{\alpha(\chi, U)}(\theta)} \gamma(U, \chi) \quad (6.24)$$

Nous définissons une fonction $P(U, \chi)$, qui ne dépend que du vent, par:

$$P(U, \chi) = 16 (2)^{-\alpha(\chi, U)} \pi k_e^{4-\alpha(\chi, U)} \gamma(U, \chi) \quad (6.25)$$

nous obtenons alors:

$$\sigma_0^{pol}_{Bragg}(\theta, U, \chi) = \frac{|g_{pol}(\theta)|^2}{\sin^{\alpha(\chi, U)}(\theta)} P(U, \chi). \quad (6.26)$$

en prenant en compte l'équation (6.16), $P(U, \chi)$ peut être récrit de la manière suivante:

$$P(U, \chi) = \frac{\sin^{\alpha(\chi, U)}(\theta)}{|g_{VV}(\theta)|^2 - |g_{HH}(\theta)|^2} \delta\sigma_0(\theta, U, \chi). \quad (6.27)$$

Selon la définition donnée par l'équation (6.25) $P(U, \chi)$ ne dépend pas de l'angle d'incidence mais seulement du vecteur vent. Nous nous attendons à ce que pour chaque angle d'azimut, il y ait une valeur spécifique de α dans l'équation (6.27) qui minimise l'influence de l'angle d'incidence sur $\delta\sigma_0$. Nous avons donc cherché pour un vecteur de vent donné, la valeur de α qui permet de minimiser¹ les écarts entre les estimations de $\delta\sigma_0$ calculées par le modèle NSCAT-NN-2 sur l'ensemble des angles d'incidence compris

¹méthode numérique de détermination d'un minimum local d'une fonction à une variable sur un intervalle donné, la fonction considérée ici est la fonction variance

TAB. 6.1 – Valeurs de α pour les directions upwind-downwind (parallèle au vent), upwind, downwind et crosswind (perpendiculaire au vent) pour les 2 régimes de sensibilité au vent: vitesses de vent inférieures 8 m.s^{-1} et vitesses supérieures à 8 m.s^{-1} , pour des angles d’incidence entre 35 and 54° .

α	up.-downwind	upwind	downwind	crosswind
$3-8 \text{ m.s}^{-1}$	4.01	4.01	4.03	3.91
$8-20 \text{ m.s}^{-1}$	3.72	3.24	3.87	3.42

entre 35° et 54° . Les résultats de la section 6.3.1 ont montré par ailleurs l’existence de 2 régimes de sensibilité aux vents, c’est pourquoi nous avons déterminé les valeurs² de α pour des vitesses de vent inférieures et supérieures à 8 m.s^{-1} .

Les résultats sont présentés dans la Table 6.1. En raison des dépendances selon l’angle d’azimut, nous avons estimé les valeurs de α dans 2 directions particulières: dans la direction parallèle au vent en utilisant $\delta\sigma_{0//}$ (déterminée par la moyenne des estimations de $\delta\sigma_0$ dans les directions upwind et downwind) et dans la direction perpendiculaire au vent en utilisant $\delta\sigma_{0\perp}$ (caractérisée par les estimations en direction crosswind). Nous avons aussi estimé les valeurs de α dans les directions upwind et downwind séparément. Sur la Figure 6.6, les faibles variances présentées par la fonction $P(U, \chi)$ selon l’angle d’incidence θ nous permettent de considérer que $P(U, \chi)$ est indépendant de l’angle d’incidence dans l’intervalle $35-54^\circ$ avec l’emploi des valeurs de α adaptées qui ont été déterminées.

Nous pouvons constater au moyen de la Table 6.1 que la valeur de α n’est pas la même sur l’ensemble des vitesses de vent. Pour les vitesses supérieures à 8 m.s^{-1} et pour les 2 directions parallèle et perpendiculaire au vent, α est de l’ordre de 3.5. Pour les plus petites vitesses de vent, une valeur de 4.0 pour les 2 directions étudiées peut être approximativement utilisée pour supprimer la dépendance en angle d’incidence dans la fonction $P(U, \chi)$. Les estimations individuelles de α dans les directions upwind et downwind montrent que les valeurs de α sont toujours de l’ordre de 4.0 pour les petites vitesses de vent mais qu’elles sont différentes pour les vitesses de vent supérieures à 8 m.s^{-1} . Cette valeur est de l’ordre de 3.2 dans la direction upwind alors qu’elle est de l’ordre de 3.9 dans la direction downwind.

Nous pouvons conclure de ces résultats que $\alpha(\chi, U)$ est plus important dans le cas des petites vitesses de vent que pour les grandes vitesses de vent et que sa valeur est approximativement indépendante de l’angle d’azimut dans l’intervalle des vitesses de vent inférieures à 8 m.s^{-1} . La pente du spectre d’énergie ψ des petites vagues, considéré ici varie avec une puissance du nombre d’onde k entre -3.5 et -4. Nous retrouvons les 2 valeurs de α utilisées ou déterminées par de précédents travaux. Nos résultats font intervenir aussi bien

²il a été vérifié auparavant que la valeur de α dépendait de manière faible de U pour chacun des régimes mais par contre changeait en fonction du régime considéré. Pour les vitesses supérieures à 8 m.s^{-1} , α apparaît comme étant indépendant de la vitesse du vent à angle d’azimut fixé. Pour les plus petites vitesses de vent, nous observons que α dépend légèrement de la vitesse du vent. Nous avons néanmoins décidé de déterminer une valeur unique de α pour chacun des régimes de vent à différents angles d’azimut.

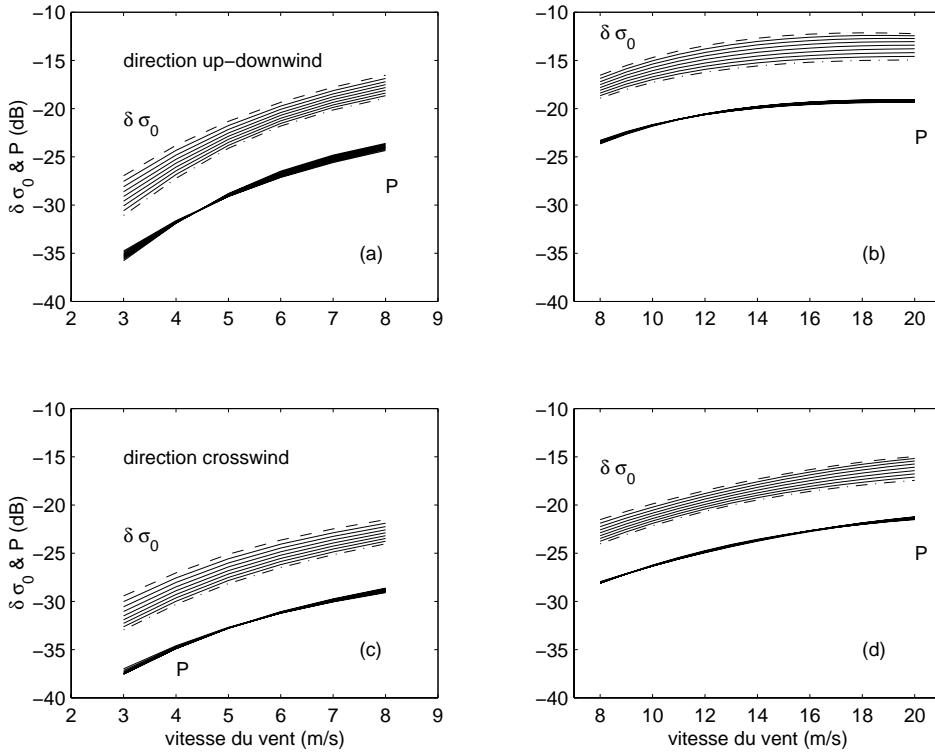


FIG. 6.6 – Sur chaque graphe, nous avons représenté 2 choses: (1) un ensemble de courbes distinctes qui représentent les estimations de $\delta\sigma_0$ (en dB) par NSCAT-NN en fonction de la vitesse du vent pour 2 directions d'azimut orthogonales entre elles. Les différentes courbes correspondent à des angles d'incidence différents de 36° (- -) à 54° (- - -) par pas de 2° ; (2) Les mêmes quantités $\delta\sigma_0$ ont été utilisées pour estimer $P(u, \chi)$. Pour la direction upwind-downwind et (a) pour des vitesses inférieures à la transition à 8 m/s et (b) pour des vitesses supérieures à 8 m/s. Pour la direction crosswind et (c) pour des vitesses inférieures à la transition à 8 m/s et (d) pour des vitesses supérieures à 8 m/s. Nous pouvons constater que les différentes courbes de $\delta\sigma_0$ se superposent pour représenter $P(u, \chi)$. Ainsi avec une valeur adéquate de α , la dépendance de l'angle d'incidence sur $\delta\sigma_0$ peut être approximativement supprimé, P n'est alors dépendant que du vecteur vent .

la dépendance en $k^{-3.5}$ déterminée par Jahne and Riemer [Jahne and Riemer, 1990] avec leurs observations in-situ et par Phillips [Phillips, 1985] et Kitaigorodskii [Kitaigorodskii, 1973] dans leurs travaux respectifs que la dépendance en k^{-4} utilisée dans les plus récents travaux de Apel [Apel, 1994], de Liu et Yan [Liu and Yan, 1995] et de Elfouhaily et al. [Elfouhaily et al., 1997]. Ces différents travaux cités ne font pas la séparation que nous avons faite en 2 régimes de vent. Cette séparation semble expliquer l'existence de ces 2 valeurs différentes de α .

Dépendance selon la vitesse du vent

Regardons à présent la dépendance de ψ en fonction de la vitesse du vent. Il est supposé dans différents travaux [Long, 1985; Wentz et al., 1984; Donelan and Pierson, 1987] que pour des angles d'incidence et d'azimut fixés le coefficient de rétrodiffusion est relié à la vitesse du vent par une loi en puissance. De manière analogue à ce qui a été fait au chapitre précédent dans le paragraphe 5.3, nous allons à présent supposer que la quantité $\delta\sigma_0$ calculée par NSCAT-NN-2 s'exprime de cette façon. Pour chacun des régimes de vent déterminés, nous allons exprimer $\delta\sigma_0$ par la relation suivante:

$$\delta\sigma_0 = G U^H. \quad (6.28)$$

TAB. 6.2 – Valeurs des coefficients G et H si nous supposons une relation du type $\delta\sigma_0 = GU^H$ sur l'ensemble des vitesses du vent comprises entre 3 et 20 m.s⁻¹ pour les angles d'incidence de 40° et 50°. S^2 représente la variance résiduelle obtenue entre $\delta\sigma_0$ calculée par NSCAT-NN et par la modélisation par GU^H .

3 - 20m.s ⁻¹	N=171	H	G(dB)	S^2 (dB ²)
$\delta A0$	40°	1.81	-36.07	0.48
	50°	1.82	-37.84	0.73
up-downwind	40°	1.81	-34.45	0.85
	50°	1.79	-36.08	1.21
upwind	40°	1.69	-33.62	1.20
	50°	1.73	-35.62	1.49
downwind	40°	1.90	-35.16	0.61
	50°	1.85	-36.50	0.98
crosswind	40°	1.82	-38.79	0.02
	50°	1.88	-40.92	0.07

Les petites vagues dépendent fortement de la tension du vent, il aurait donc été plus correct de supposer [e.g. Phillips, 1985; Jahne and Riemer, 1990] que le coefficient de rétrodiffusion est dépendant de la tension du vent (cf discussion au chapitre 3). Dans les modèles théoriques de rétrodiffusion, c'est la variable u_* qui intervient. Bliven et al. [Bliven et al., 1993a] ont montré que des données mesurées dans 3 bassins de simulation

étaient correctement représentées par 2 relations en loi de puissance entre σ_0 et la vitesse de frottement u_* , la transition entre les 2 régimes apparaissait pour la valeur de u_* de 25 cm.s^{-1} (correspondant à une vitesse du vent d'approximativement 8 m.s^{-1}) en bande Ka et Ku. Ces résultats ont été obtenus pour un angle d'incidence de 30° en polarisation verticale et en direction upwind.

Il n'est pas possible dans notre cas d'utiliser u_* pour les raisons invoquées au chapitre 3. Nous avons utilisé la représentation annoncée dans l'équation 6.28 pour chacun des régimes de vent. Les paramètres G et H sont déterminés par régression aux moindres carrés pour chacun des régimes de vent considéré où nous nous attendons à obtenir des valeurs différentes.

TAB. 6.3 – Valeurs des coefficients G et H si nous supposons une relation en 2 régimes entre $\delta\sigma_0$ et la vitesse du vent pour les angles d'incidence de 40° et de 50° avec une transition à 8 m/s . S^2 représente la variance résiduelle entre les $\delta\sigma_0$ calculée d'une part par NSCAT-NN et d'autre part approximée par GU^H . Nous avons également présenté les valeurs de G et H obtenus globalement pour les angles d'incidence de $35^\circ - 54^\circ$ dans la direction upwind-downwind et dans la direction crosswind.

N=171		H	H	G(dB)	G(dB)	$S^2 (\text{dB}^2)$
		$3-8 \text{ m.s}^{-1}$	$8-20 \text{ m.s}^{-1}$	$3-8 \text{ m.s}^{-1}$	$8-20 \text{ m.s}^{-1}$	
δA_0	40°	2.42	1.28	-40.64	-29.97	0.04
	50°	2.64	1.18	-43.95	-30.59	0.04
up-downwind	40°	2.60	1.09	-40.43	-26.30	0.08
	50°	2.86	0.98	-44.01	-26.77	0.07
	$35^\circ - 54^\circ$	2.71	1.03	-42.00	-26.41	-
upwind	40°	2.62	0.84	-40.60	-23.85	0.10
	50°	2.91	0.82	-44.39	-25.27	0.08
downwind	40°	2.58	1.31	-40.26	-28.36	0.06
	50°	2.81	1.12	-43.63	-28.12	0.06
crosswind	40°	1.97	1.75	-39.88	-37.96	0.005
	50°	2.10	1.68	-42.62	-38.71	0.01
	$35^\circ - 54^\circ$	2.02	1.71	-41.05	-38.19	-

Dans l'optique de pouvoir faire des comparaisons, nous avons également déterminé les valeurs de H et G dans le cas où il n'y aurait qu'un seul régime de sensibilité valable sur l'ensemble des vitesses de vent. Les résultats sont réunis dans la Table 6.2 pour le modèle global avec un régime unique et dans la Table 6.3 pour le modèle 2 régimes. Les mêmes directions d'azimut que dans le cas de la détermination de α dans la section précédente ont été étudiées, direction parallèle au vent, direction upwind, direction downwind et direction perpendiculaire au vent (direction crosswind). Nous avons également regardé le cas de δA_0 pour avoir une indication du comportement moyen non-directionnel.

Les coefficients G(dB) et H sont déterminés toujours à partir des estimations de NSCAT-NN-2 en utilisant une régression linéaire aux moindres carrés pour les angles

d'incidence de 40° et de 50° . Nous avons également déterminé les paramètres moyens sur l'ensemble de l'intervalle $35^\circ - 54^\circ$ (Tables 6.2 et 6.3).

L'exposant H de la loi en puissance de U dans le cas du modèle 1 régime est de 1.8 pour δA_0 , ainsi que pour les directions parallèle et perpendiculaire au vent pour l'angle d'incidence de 40° . Les valeurs de variance résiduelle S^2 évaluant les écarts entre les estimations par NSCAT-NN-2 et par la relation $G U^H$ sont données dans la Table 6.2. Nous pouvons constater qu'en général le modèle supposant un unique régime de sensibilité en fonction de la vitesse du vent ne reproduit pas le comportement des estimations par NSCAT-NN-2 aussi bien que dans le cas du modèle supposant 2 régimes de sensibilité différente. Les exposants selon les 2 régimes, petits vents et grands vents, sont très différents pour le cas de δA_0 et pour la direction upwind-downwind. Ils ont respectivement et approximativement des valeurs de 2.5 et de 1 à 40° d'angle d'incidence (voir la Table 6.3). Cela confirme la dissimilarité entre les 2 régimes et indique clairement que le taux d'accroissement selon la vitesse du vent est une fonction de l'intervalle de vitesse considéré et de la direction du vent. Pour des vents faibles à modérés (inférieurs à 8 m.s^{-1}), δA_0 présente une plus grande sensibilité au changement de vitesse de vent (entre $\sim U^2$ et $\sim U^{2.5}$) que pour les grandes vitesses de vent (entre $\sim U$ et $\sim U^{1.5}$) à azimut donné. Enfin, nous pouvons noter que dans le cas des grandes vitesses, les valeurs de H pour la direction downwind sont plus grandes que dans le cas de la direction upwind.

Contribution au spectre des vagues

Selon l'hypothèse que le mécanisme explicitant la différence entre les mesures diffusiométriques dans les 2 polarisations est le mécanisme de diffusion de Bragg, il s'ensuit que la densité spectrale des vagues (ψ) de petite longueur d'onde impliquées peut être approchée à partir de l'ensemble de nos résultats précédents.

Des équations (6.28), (6.27), (6.25), (6.24) et (6.23), nous pouvons constater que la densité spectrale exprimée en nombre d'onde $\psi(k, \chi, U)$ est proportionnelle à $U^H k^{-\alpha}$ et est fonction du régime de sensibilité au vent considéré et de l'angle d'azimut. A partir des valeurs de H déterminées et présentées dans la Table 6.3 et de celles de α dans la Table 6.1, nous pouvons évaluer $\psi(k, \chi, U)$ globalement pour l'ensemble des angles d'incidence compris entre $35^\circ - 54^\circ$ dans les 2 directions orthogonales: upwind-downwind ($\psi_{//}(k, U)$) et crosswind ($\psi_{\perp}(k, U)$).

Pour U inférieures à 8 m.s^{-1} : nous obtenons respectivement dans les directions upwind-downwind ($//$) et crosswind (\perp):

$$\psi_{//}(k, U) \propto \left(\frac{U}{c}\right)^{2.5} k^{-4} \quad (6.29)$$

$$\psi_{\perp}(k, U) \propto \left(\frac{U}{c}\right)^2 k^{-4}. \quad (6.30)$$

Pour U supérieures à 8 m.s^{-1} : nous obtenons respectivement dans les directions upwind-downwind (\parallel) et crosswind (\perp):

$$\psi_{\parallel}(k, U) \propto g^{0.5} \left(\frac{U}{c}\right) k^{-3.5} \quad (6.31)$$

$$\psi_{\perp}(k, U) \propto g^{0.5} \left(\frac{U}{c}\right)^{1.5} k^{-3.5}. \quad (6.32)$$

Dans ces expressions, nous faisons intervenir la constante g (accélération de la pesanteur) et la vitesse de phase c pour conserver une homogénéité en dimension ([ψ] est en L^4 (mètre à la puissance 4), [k] en L^{-1} , [U] en LT^{-1} , [c] en LT^{-1} et [g] en LT^{-2}).

La densité spectrale des vagues de capillarité-gravité traduit la croissance anisotrope de ces petites vagues en fonction de l'angle d'azimut et de la vitesse du vent. Pour les vitesses inférieures à 8 m.s^{-1} , la densité spectrale augmente selon une puissance de U de l'ordre de 2.5 dans la direction upwind-downwind tandis que cette augmentation est légèrement plus faible dans la direction crosswind et varie comme U^2 . Pour les vitesses supérieures à 8 m.s^{-1} , cet exposant devient plus faible dans le cas de la direction upwind-downwind, la densité spectrale est alors proportionnelle à la vitesse du vent. Dans la direction crosswind, cette croissance en fonction de U continue à être forte avec une variation en $U^{1.5}$. Nous pouvons conclure que la densité spectrale des petites vagues impliquées dans la rétrodiffusion des ondes radars augmente plus rapidement dans la direction parallèle au vent que dans la direction perpendiculaire dans le cas des petites vitesses de vent. Au delà de 8 m.s^{-1} , $\psi(k, U)$ augmente plus rapidement dans la direction crosswind que dans la direction upwind-downwind. Cette croissance est plus faible pour les grandes vitesses de vent que pour les petites. La pente de cette densité spectrale varie avec une puissance du nombre d'onde k entre -4 et -3.5 selon l'intervalle de vitesse du vent. Les résultats que nous avons trouvés pour la direction parallèle au vent dans des conditions de vent faible sont en accord avec les observations de Jähne et Riemer [Jähne and Riemer, 1990] qui ont constaté en moyenne que les densités spectrales des vagues de capillarité-gravité sont proportionnelles à $u_*^{2.5} k^{-4}$ pour des vagues de longueur d'onde inférieure à 3 cm et des vitesses de vent comprises entre 3 et 17 m.s^{-1} ($u_*^2 = C_D U^2$ où C_D est le coefficient de traînée). Ils observent également que les densités spectrales des vagues sont proportionnelles à $u_* k^{-3.5}$ toujours pour la direction parallèle au vent et pour les grandes vitesses de vent mais dans le cas de vagues de longueur d'onde comprises entre 3 et 24 cm.

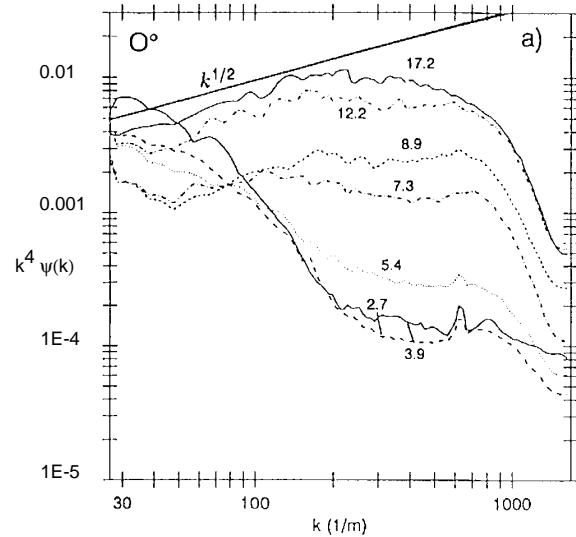
Interprétation

La dynamique du champ aléatoire des vagues de capillarité-gravité est communément décrite par une équation statistique d'équilibre de la densité spectrale d'action $N(k, t)$ (définie par $N = c \psi$ où c est la vitesse de phase) qui est gouvernée par [e.g. Hasselmann et al., 1980; Phillips, 1977] (cf section 6.1.2):

$$\frac{\partial N}{\partial t} + \vec{c}_g \vec{\nabla} N = S_{nl} + S_{diss} + S_{in} \quad (6.33)$$

où, rappelons le, S_{nl} représente l'apport ou la perte d'énergie par les interactions non linéaires entre vagues, S_{diss} représente le terme de dissipation, S_{in} l'apport direct dû au vent et c_g la vitesse de groupe. L'intervalle des nombres d'onde du spectre que nous considérons ici correspond aux petites vagues pour lesquelles les effets de gravité et de tension superficielle sont d'égale importance. A cause de la forme locale de la relation de dispersion, ce sont les interactions de type 3 vagues qui dominent. Elles ont été étudiées de manière approfondie par Valenzuela et Laing [Valenzuela and Laing, 1972].

FIG. 6.7 – Spectre des vagues observé par Jähne et Riemer [Jähne et Riemer, 1990] pour la direction parallèle au vent avec les indications de vitesses de vent (U_{10} en m/s).



Le mécanisme d'interaction de type 3 vagues redistribue l'énergie de la région de k_c ($k_c \approx 364 \text{ rad.m}^{-1}$ correspondant à une longueur d'onde de 1.73 cm et un minimum de la vitesse de phase) vers celles des vagues de capillarité et des vagues de gravité. Un tel mécanisme engendre alors l'existence d'un puits dénergie, dans cette région du spectre où $k \sim k_c$, qui est d'ailleurs observé expérimentalement [Valenzuela, 1978, Janssen, 1987; Jähne and Riemer, 1990; Zhang, 1995]. La Figure 6.7 montre ce puits d'énergie dans les observations de Jähne et Riemer [Jähne and Riemer, 1990] pour la direction parallèle au vent. Nos résultats suggèrent que ce puits s'il existe est rapidement comblé en fonction de la vitesse du vent. Cette augmentation est de type quadratique par rapport au vent.

De manière générale, les termes S_{in} , S_{diss} et S_{nl} sont décrits de la manière suivante:

$$S_{in} = \beta \psi \quad (6.34)$$

$$S_{diss} = \nu \psi \quad (6.35)$$

$$S_{nl} = \vartheta \psi^2 \quad (6.36)$$

Dans ces formulations, le terme de forçage par le vent S_{in} apparaît comme étant le produit d'un terme de croissance des vagues β sous l'influence du vent par le spectre des vagues de capillarité-gravité ψ [Plant, 1990; Phillips, 1985; Kudryavtsev et al., 1999], il est positif ; le terme de dissipation peut être modélisé comme étant proportionnel à ψ lorsque

seule la dissipation visqueuse est considérée (on inclus dans le coefficient ν les termes de dissipation par génération de vagues de capillarité parasites et par les déferlements car ils sont mal connus), il est négatif; et dans le cas des interactions de type 3 vagues la paramétrisation de S_{nl} fait intervenir ψ^2 pour des considérations de dimension et parce que ces interactions sont représentées comme étant quadratiques en énergie, S_{nl} est également négatif. L'équilibre en énergie des vagues de capillarité-gravité se traduit par:

$$S_{in} + S_{nl} + S_{diss} = 0 \quad (6.37)$$

En remplaçant les termes dans cet équilibre par leur paramétrisation respective, nous obtenons:

$$\beta \left(1 - \frac{\nu}{\beta}\right) \psi = \vartheta \psi^2 \quad (6.38)$$

Et la simplification en ψ conduit à:

$$\beta \left(1 - \frac{\nu}{\beta}\right) = \vartheta \psi \quad (6.39)$$

Si nous supposons de plus que sous les conditions de vent faible, l'équilibre statistique en terme d'énergie de ces petites vagues de vent est principalement dominé par le terme de forçage par le vent et par les interactions non linéaires de type 3 vagues, cela conduit à négliger le terme de dissipation ($\nu = 0$) en première approximation. La présente analyse nous amène alors à conclure que:

$$\beta \propto \left(\frac{U}{c}\right)^{\sim 2 \text{ à } 2.5} \quad (6.40)$$

le terme source d'apport d'énergie par le vent est alors de type $(U/c)^\alpha \psi$ avec $\alpha \approx 2$ à 2.5. Ceci est à rapprocher de la paramétrisation utilisée en général pour ce terme source, de type $(U/c)^2 \psi$ [e.g. Plant, 1990; Phillips, 1985; Kudryavtsev et al., 1999]. Lorsque le vent augmente, la dissipation de l'énergie ne peut plus être négligée dans l'équation d'équilibre de ces vagues de capillarité-gravité. Notre analyse montre que l'exposant de U est différent aux grandes vitesses de vent. Nous avons alors:

$$\beta \left(1 - \frac{\nu}{\beta}\right) \propto \left(\frac{U}{c}\right)^{\sim 1 \text{ à } 1.5} \quad (6.41)$$

Rien ne permet de dire que le terme de croissance β n'est plus proportionnel à $(U/c)^2$, l'intervention de la dissipation rend les choses plus difficilement interprétables. Il doit être néanmoins souligné que le terme de forçage par le vent peut être modifié par la présence des grandes vagues de gravité et par les micro-déferlements qui surviennent aux grandes vitesses. Ils modifient l'écoulement de l'air et par conséquent le transfert d'énergie de l'atmosphère vers l'océan.

6.4 Conclusion

Nous avons utilisé le modèle NSCAT-NN-2 pour estimer la quantité $\delta\sigma_0 = \sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH}$ pour les angles d'incidence compris entre 35° et 54° . Notre analyse a montré en particulier des caractéristiques bien marquées de $\delta\sigma_0$ en fonction de la vitesse du vent. Deux régimes de sensibilité au vent ont été identifiés: un pour les petites vitesses de vent et l'autre pour les grandes vitesses de vent avec une transition entre les 2 régimes aux alentours de 8 m.s^{-1} pour tous les angles d'incidence entre 35° et 54° et quelques soient les paramètres: A_0 , A_1/A_0 ou β . Ce résultat est en bon accord avec les observations précédemment effectuées en bassin de simulation. Il n'était pas aussi clairement évident dans les classiques études de σ_0^{VV} et de σ_0^{HH} en fonction de la vitesse du vent comme nous avons pu le constater au chapitre précédent. Ni les données de NSCAT en polarisation verticale ou horizontale, ni celles de ERS-2 en polarisation verticale ne présentent ce changement de sensibilité à 8 m.s^{-1} de manière aussi manifeste. Pour les angles d'incidence supérieurs à 30° , nous avions constaté l'existence d'un maximum dont la position dépendait du paramètre considéré mais également de la polarisation de l'onde radar. Ce changement de sensibilité à la vitesse du vent était constaté aux environs de $12-13 \text{ m.s}^{-1}$ pour NSCAT en VV-pol. tandis qu'il n'intervenait que pour des vitesses de vent bien plus importantes en HH-pol. aux environs de $18-20 \text{ m.s}^{-1}$.

Ce changement observé à 8 m.s^{-1} peut être interprété comme étant dû à un changement général de la relation entre la rugosité de surface et le vent. Cette transition peut alors être associée avec la transition entre un écoulement aérodynamiquement laminaire et un écoulement à caractère turbulent. Ce changement de sensibilité de $\delta\sigma_0$ semble être fortement relié aux processus d'interaction océan-atmosphère qui affectent particulièrement la région du spectre associée aux vagues de capillarité-gravité.

Il n'est pas possible de conduire une étude similaire en bande C avec ERS-2 car il n'effectue pas de mesure en polarisation horizontale.

Un autre résultat de cette étude est qu'une modélisation de la relation entre σ_0 et la vitesse du vent par une loi en puissance de U sur l'ensemble des vitesses de 3 à 20 m.s^{-1} n'est pas adéquate pour décrire le comportement des données de NSCAT.

Dans la deuxième partie de ce chapitre, nous avons utilisé un modèle de Bragg simple pour accéder à certaines caractéristiques du spectre des vagues dans la région des vagues de capillarité-gravité en étudiant les caractéristiques de $\delta\sigma_0$. Nous avons supposé que le coefficient de rétrodiffusion mesuré pouvait être décomposé en 2 termes: l'un dépendant de la polarisation et l'autre n'en dépendant pas. La contribution de ce dernier est supposée être la même pour les mesures dans les 2 polarisations. Cette approche simple permet en particulier de pouvoir supprimer l'influence de l'angle d'incidence sur $\delta\sigma_0$ lorsque l'exposant α du spectre des vagues supposé en $k^{-\alpha}$ est bien choisi.

L'analyse de $\delta\sigma_0$ en terme de spectre d'énergie des vagues de capillarité-gravité est en accord avec un certain nombre de modèles de spectre et avec des observations. $\delta\sigma_0$ comporte ainsi des informations plus directement liées aux éléments rétrodiffusant les ondes radar et plus directement interprétable en terme de diffusion de Bragg que les mesures dans l'une ou l'autre des polarisations. Ces informations pourraient contribuer à

la détermination de la tension du vent à partir des mesures diffusiométriques.

Les résultats que nous avons obtenus suggèrent que pour les vents faibles, l'équilibre énergétique pour ces petites vagues serait dominée par les termes de forçage par le vent et les interactions non linéaires faisant intervenir des interactions de type 3 vagues. Cela est en accord avec la dépendance quadratique du spectre en fonction de u_* qui est souvent utilisée. Lorsque la vitesse du vent augmente, l'accroissement de la densité des éléments rugueux modifie l'écoulement de l'air et finalement diminue le couplage entre ces petites vagues et l'atmosphère. Une transition à une vitesse du vent de 8 m.s^{-1} est observée dans notre analyse. Aux grandes vitesses de vent, la vitesse de frottement est bien plus grande que la vitesse de phase des vagues de capillarité-gravité. Cela pourrait expliquer la saturation relative observée sur $\delta\sigma_0$.

Chapitre 7

Analyse de la variabilité du signal diffusiométrique

Nous avons vu au chapitre 5 que les fonctions NSCAT-NN-2 et ERS2-NN testées sur un ensemble de données mesurées sur la totalité du globe montrent le bon accord général de ces fonctions avec ces données. Néanmoins l'étalonnage de NSCAT-NN-2 et de ERS2-NN respectivement sur l'Atlantique nord et sur l'hémisphère nord peuvent introduire l'existence de biais locaux lors de l'utilisation de ces modèles sur d'autres régions du globe. En étudiant la distribution spatiale des erreurs relatives de ces fonctions sur l'ensemble des océans, nous aurons une vision plus claire de ces biais.

7.1 Distribution spatiale des erreurs relatives en bande Ku et en bande C

7.1.1 Méthode

Les erreurs relatives δ sont définies et calculées dans le domaine linéaire par:

$$\delta = \frac{\sigma_0^{mes.} - \sigma_0^{mod.}}{\sigma_0^{mod.}} \quad (7.1)$$

où $\sigma_0^{mes.}$ représente la mesure par le diffusiomètre (NSCAT ou ERS2) et $\sigma_0^{mod.}$ l'estimation neuronale calculée en prenant comme entrée des modèles neuronaux (respectivement NSCAT-NN-2 et ERS2-NN) les vents ECMWF. Ces vents ne sont pas considérés, rappelons le, comme les vents "vrais" mais ils sont utilisés ici comme référence commune à l'examen de la variabilité spatiale de δ en bande Ku et en bande C. Nous avons utilisé ici un sous ensemble de chacun des 2 jeux de données mondiaux comportant la totalité des mesures respectivement de NSCAT et de ERS2 co-localisées temporellement et spatialement par le CERSAT/IFREMER avec les vents analysés de ECMWF sur une même période de 4 mois allant de février à mai 1997. Ces sous ensembles limitent les vitesses de vent ECMWF entre 7 et 10 m.s^{-1} afin de réduire l'influence de la vitesse du vent sur l'erreur δ . Ces vitesses correspondent en outre à l'intervalle des vitesses de vent les plus

représentées sur la totalité du globe. Les angles d'incidence de NSCAT et de ERS2 étudiés sont les angles de 20, 30, 40 et de 50° à $\pm 2^\circ$. Nous avons négligé ici la variabilité de δ en fonction de l'angle d'azimut de manière à conserver un nombre suffisant de données pour l'établissement des cartes géographiques d'anomalie entre les mesures diffusiométriques et les estimations neuronales.

7.1.2 Résultats

Les cartes obtenues en terme d'anomalie négative et d'anomalie positive pour NSCAT (VV-pol. et HH-pol.) et pour ERS2 (VV-pol.) à 30° d'angle d'incidence sont présentées sur les Figures 7.1 et 7.2. Ces cartes ont été obtenues en utilisant un simple moyennage des valeurs de δ sur une grille de 5° de longitude par 2° de latitude. Les cartes de NSCAT en VV-pol. sont calculées avec les mesures des 6 antennes en polarisation verticale et les cartes de NSCAT en HH-pol. sont calculées avec les mesures des 2 antennes centrales en polarisation horizontale. Les grilles de valeur obtenues sont corrigées respectivement du biais moyen δ_m sur chacune des grilles de manière à faciliter la représentation des zones d'anomalie et leur comparaison aux différents angles d'incidence. En effet, les biais moyens provenant des modèles neuronaux utilisés sont différents en fonction de l'angle d'incidence comme l'atteste la Table 7.1 des valeurs de δ_m . Le masque gris clair utilisé sur les différentes cartes présentées comprend un masque de glace¹ déterminé sur la même période de 4 mois à partir des mesures de rétrodiffusion du diffusiomètre ERS2 et les points de grille éliminés de la visualisation (le nombre de données δ est inférieur au seuil de 50). Nous pouvons noter que le seuil utilisé élimine des points de grille qui sont proches des côtes et des points de grille qui sont situées dans la zone équatoriale. Cet élagage est plus important dans le cas de ERS2 car il échantillonne plus faiblement les océans que NSCAT.

TAB. 7.1 – Valeurs des biais moyens δ_m calculés sur chacune des grilles déterminées, c'est à dire pour les angles d'incidence de 20°, 30°, 40° et de 50° pour respectivement NSCAT VV-pol., NSCAT en HH-pol. et ERS2 en VV-pol..

δ_m	20°	30°	40°	50°
NSCAT VV-pol.	0.01	0.03	0.10	0.11
NSCAT HH-pol.	-0.03	0.05	0.17	0.30
ERS2 VV-pol.	-0.04	-0.05	-0.02	0.02

La Figure 7.3 présente les variations de ($\delta - \delta_m$) en fonction de la latitude pour NSCAT en VV-pol., NSCAT en HH-pol. et ERS2 en VV-pol. aux 4 angles d'incidence étudiés (20°, 30°, 40° et 50°). La variation latitudinale associée à NSCAT HH-pol. à 50° n'a pas été tracée car elle présente des variations vraiment différentes de celles associées aux angles d'incidence de 20°, 30° et de 40° et masqué par sa plus grande variabilité les

¹calculée par le Département d'Océanographie Spatiale de l'IFREMER

Anomalies négatives

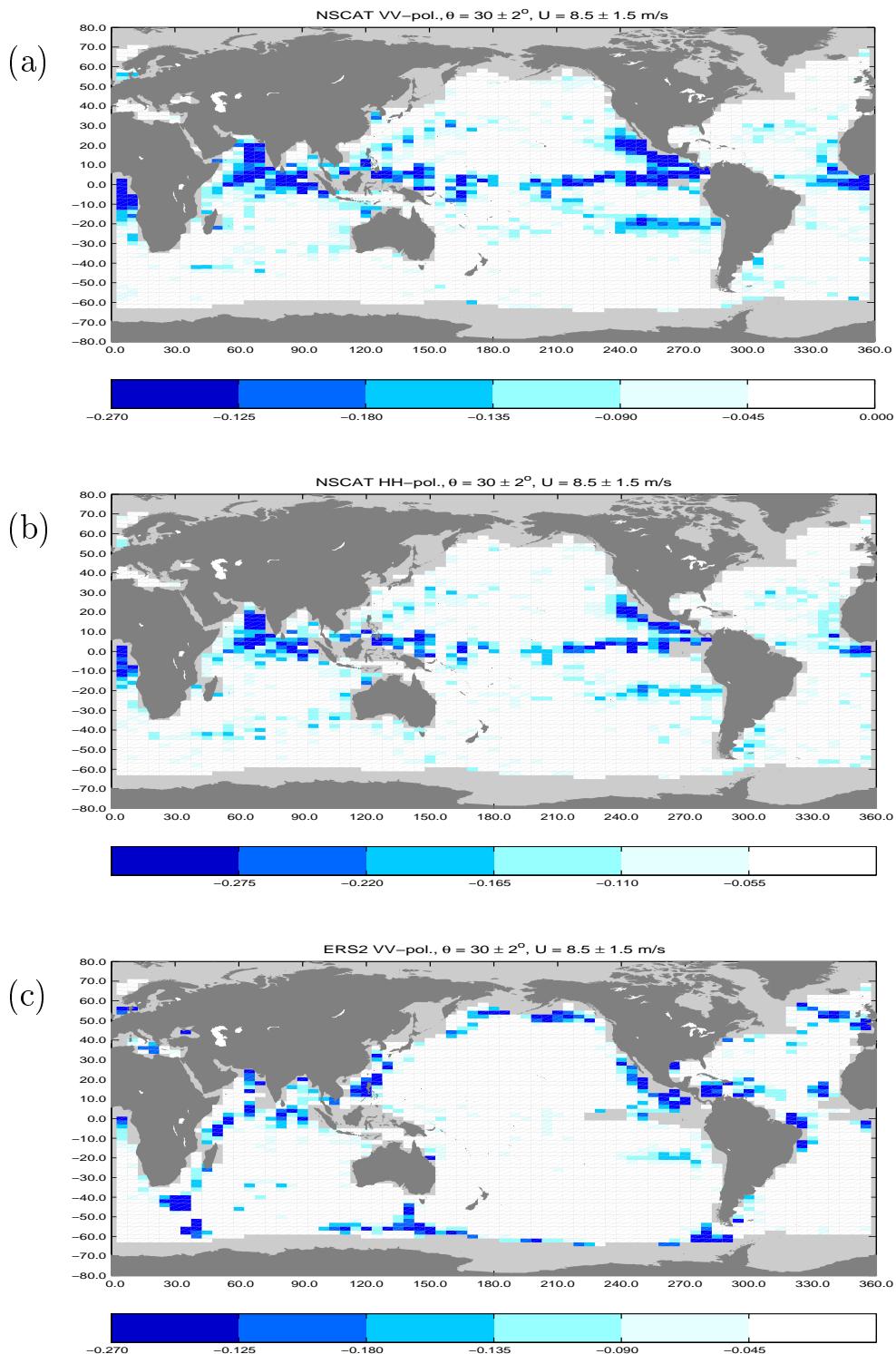


FIG. 7.1 – Cartes des anomalies négatives de $(\delta - \delta_m)$ pour l'angle d'incidence de $30^\circ \pm 2^\circ$: (a) pour les données de NSCAT en VV-pol., (b) pour les données de NSCAT en HH-pol. et (c) pour les données de ERS2 en VV-pol..

Anomalies positives

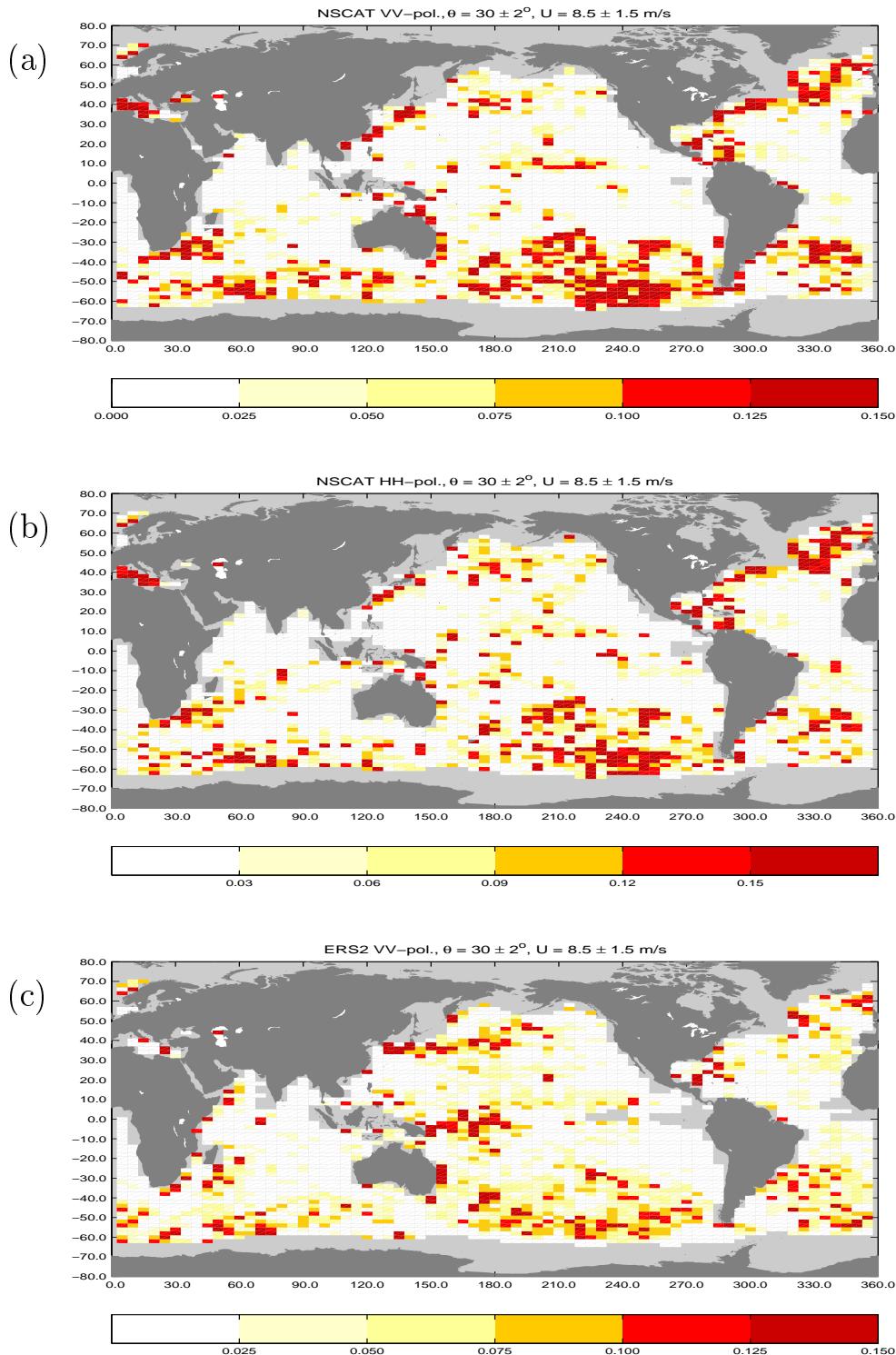


FIG. 7.2 – Cartes des anomalies positives de $(\delta - \delta_m)$ pour l'angle d'incidence de $30^\circ \pm 2^\circ$: (a) pour les données de NSCAT en VV-pol., (b) pour les données de NSCAT en HH-pol. et (c) pour les données de ERS2 en VV-pol..

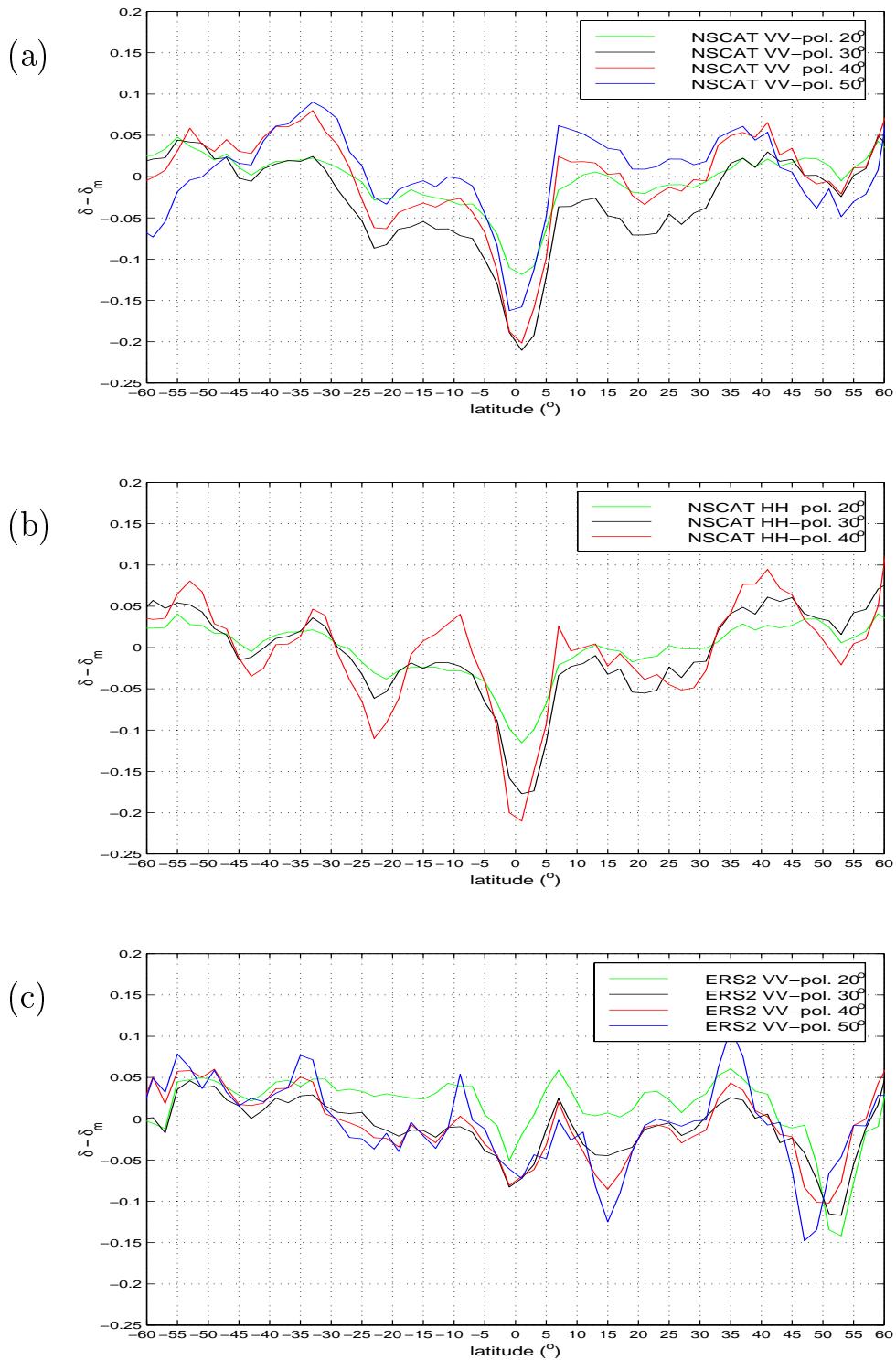


FIG. 7.3 – Variation de $(\delta - \delta_m)$ en fonction de la latitude pour les angles d'incidence de 20 $^{\circ}$, 30 $^{\circ}$, 40 $^{\circ}$ et de 50 $^{\circ}$ pour (a) NSCAT VV-pol., (b) NSCAT en HH-pol. et (c) ERS2 en VV-pol.. La variation latitudinale associée à NSCAT HH-pol. à 50 $^{\circ}$ n'a pas été tracée car elle présente des variations vraiment différentes de celles associées aux angles d'incidence de 20 $^{\circ}$, 30 $^{\circ}$ et de 40 $^{\circ}$ et masque par sa plus grande variabilité les caractéristiques des autres courbes.

caractéristiques des autres courbes. Nous pouvons constater sur les graphes de la Figure 7.3 que les variations sont similaires pour NSCAT dans les 2 polarisations pour les différents angles d'incidence présentés. Ces courbes présentent toutes des anomalies fortement négatives dans une bande équatoriale entre 5°S et 5°N, des anomalies négatives moins fortes que les précédentes aux alentours de 20-25°S et 20-25°N et des anomalies positives pour les latitudes supérieures à 30° dans les 2 hémisphères. Les variations de ($\delta - \delta_m$) en fonction de la latitude pour ERS2 VV-pol. présentent des caractéristiques différentes de celles de NSCAT mais elles semblent néanmoins présenter de faibles anomalies négatives dans la bande équatoriale entre 5°S et 5°N comme dans le cas de NSCAT. Nous observons une plus grande variabilité des anomalies dans l'hémisphère nord que dans l'hémisphère sud pour ERS2.

Revenons à présent aux Figures 7.1 et 7.2 pour regarder plus en détail la répartition géographique de ces anomalies. Les anomalies négatives fortes pour NSCAT dans les 2 polarisations des ondes radars sont localisées essentiellement dans 4 zones particulières du globe réparties dans la ceinture tropicale entre 30°S et 30°N. Ces anomalies présentent une distribution zonale entre l'équateur et 10°N dans l'océan Atlantique et dans la partie est de l'océan Pacifique. On observe une extension de cette zone vers le sud jusqu'aux latitudes de 5 à 10°S dans la partie ouest de l'océan Pacifique et dans l'océan Indien et une extension vers le nord jusqu'en mer d'Arabie dans l'océan Indien. Cette zone d'anomalie dans la ceinture équatoriale du globe semble bien coïncider avec la zone de convergence intertropicale (ITCZ). Pour la période de l'année étudiée ici (février à mai), cette zone est localisée au nord de l'équateur à l'est de 180°W et est localisée au sud de l'équateur à l'ouest de 180°W. Deux autres bandes zonales d'anomalie sont observées respectivement aux environs de 20°S et de 20°N depuis les côtes ouest du continent américain jusqu'aux environs de 120°W. La bande à 20°N se prolonge avec une extension SE le long des côtes nord américaines de la Californie jusqu'aux côtes du Mexique et de l'Amérique centrale. La carte d'anomalie négative pour ERS2 ne présente pas les mêmes distributions d'erreur que dans le cas de NSCAT. Ces anomalies semblent être localisées majoritairement le long des côtes et le long du masque de glace de l'Antartique et de l'Artique. Ces dernières pourraient être dues à la présence de glaces dérivantes entre 60 et 50°S qui rétrodiffusent les ondes radars de manière différente.

Les anomalies positives pour NSCAT dans les 2 polarisations sont majoritairement localisées dans l'océan Austral et dans la partie sud des 3 océans: Atlantique, Pacifique et Indien aux hautes latitudes supérieures à 30°S. Dans l'hémisphère sud, nous pouvons également noter l'existence d'une zone d'anomalie positive à l'extrémité sud du continent africain et sur le bord est de l'Australie (seulement en VV-pol.). Pour l'hémisphère nord, les anomalies sont distribuées principalement dans la partie nord de l'océan Atlantique, le long des côtes est de l'Amérique du nord et dans la mer des Antilles. Nous pouvons noter une petite zone d'erreur au large des côtes est de la Chine jusqu'aux côtes est du Japon. Les anomalies positives pour ERS2 sont distribuées également aux grandes latitudes dans les 2 hémisphères. Une bande zonale d'erreur est positionnée dans la partie ouest du Pacifique nord aux alentours de 40°N et une autre dans la partie ouest du Pacifique équatorial.

7.1.3 Discussion sur la source des anomalies observées

Les anomalies négatives correspondent à des atténuations du signal mesuré par rapport à celui qui est prévu par le modèle neuronal en utilisant le vent ECMWF. Les anomalies positives correspondent quant à elles à une augmentation du signal. Ces anomalies peuvent provenir de 3 sources:

- d'erreurs provenant de l'utilisation des modèles neuronaux;
- d'erreurs dans les champs de vent analysés de ECMWF;
- de perturbation du signal diffusiométrique par des variables géophysiques externes (atmosphérique et/ou océanique) aux modèles utilisés pour lier le vecteur vent à la mesure.

Ces anomalies ne peuvent pas provenir uniquement des biais introduits par l'utilisation des modèles neuronaux. En effet, un certain nombre de publications liées à la validation des vents diffusiométriques de NSCAT estimés en utilisant le modèle NSCAT-1 montre des différences locales fortes entre ces vents diffusiométriques et les vents ECMWF dans la zone tropicale du Pacifique. Ces différences présentent des structures spatiales tout à fait identiques avec celles que nous avons observées et décrites par l'intermédiaire de la distribution de δ calculée à partir du modèle NSCAT-NN-2.

Les conclusions générales de ces travaux de validation sont qu'il n'y a pas de différence significative entre les vents NSCAT et les vents ECMWF constatée lors d'analyse globale de ces 2 distributions [Ebuchi, 1999] mais que par contre de grandes différences locales existent. Kelly et al. [Kelly et al., 1999] observent que les différences importantes correspondant à des différences en terme de vitesse de vent de l'ordre de 2 à 3 $m.s^{-1}$ sont localisées dans des bandes zonales aux environs de 20°N et de 20°S et près de l'ITCZ aux latitudes de 8-10°N. Liu et al. [Liu et al., 1998a] observent de plus des anomalies le long des côtes du Mexique et le long des côtes ouest de l'Amérique du nord. Ces anomalies ne peuvent donc pas provenir uniquement des erreurs des modèles de rétrodiffusion utilisés.

Freilich et Dunbar [Freilich and Dunbar, 1999] ont notamment comparé les vents NSCAT et ECMWF à des vents mesurés par les bouées NDBC. Ils observent une plus grande corrélation de ces vents bouées avec les vents NSCAT qu'avec les vents ECMWF. Les vents NSCAT semblent plus faibles que les vents bouées avec un biais de l'ordre de 0.5 $m.s^{-1}$ pour les vents compris entre 3 et 15 $m.s^{-1}$ dans la zone tropicale du Pacifique. Ils expliquent les différences entre les vents ECMWF, les vents NSCAT et les vents NDBC par les erreurs dans les champs météorologiques, comme les mauvaises localisations des cyclones et des fronts, mais également par les erreurs d'interpolation lors du calcul des vents ECMWF aux localisations spatiales et temporelles des cellules de mesure diffusiométrique et par les différences entre le moyennage spatial utilisé dans le cas de NSCAT et de ECMWF avec le moyennage temporel des mesures bouées. Les anomalies observées seraient donc imputables en grande partie aux différences entre les données diffusiométriques (vent ou σ_0) et les vents ECMWF. Liu et al. [Liu et al, 1998b] expliquent les différences observées entre les vents de NSCAT et les vents ECMWF par la plus grande résolution spatiale des vents NSCAT. En effet ils observent que les champs de vent obtenus par diffusiométrie présentent plus de structures c'est à dire une variabilité spatiale

plus importante que les champs météorologiques.

Cela peut expliquer en partie seulement les anomalies car depuis janvier 1996, le modèle météorologique ECMWF assimile dans les analyses de champ de vent (que nous utilisons) les vents des diffusiomètres ERS. Il est vrai que nous observons des distributions d'erreurs δ différentes entre NSCAT/ECMWF et ERS2/ECMWF. Boutin et al. [Boutin et al., 1999] constatent également l'existence d'un biais entre les champs de vent moyens obtenus par NSCAT et par ERS2 au niveau de l'ITCZ. La Figure 7.4 compare les vents diffusiométriques estimés par NSCAT (à la résolution spatiale de 25 km) et par ERS2 (à la résolution spatiale de 50 km) avec les vents du modèle météorologique ECMWF en terme de module et de direction respectivement sur les ensembles NSCAT-ECMWF-TOPEX et ERS2-ECMWF-TOPEX. Dans le cas de la comparaison en vitesse de vent, nous avons échantillonné les vitesses de ECMWF sur des intervalles de 1 m.s^{-1} . Sur chacun de ces échantillons nous avons calculé la valeur moyenne des vents diffusiométriques et leur dispersion. Cette comparaison montre que les vents ERS2 sont moins dispersés que les vents NSCAT par rapport aux vents ECMWF, ce qui s'explique par le fait que les vents NSCAT sont moins "lissés" que les vents ERS2 (résolution de 25 km de NSCAT par rapport à la résolution de 50 km de ERS2).

TAB. 7.2 – Valeurs des coefficients de corrélation R^2 entre les vitesses de vent de ECMWF, de ERS2 à la résolution spatiale de 50 km et de NSCAT aux résolutions de 25 et 50 km [Bentamy et al., 1998 communi. perso.].

R^2	U_{ECMWF}	U_{ERS50}
U_{ERS50}	0.93	-
$U_{NSCAT25}$	0.91	0.95
$U_{NSCAT50}$	-	0.96

Cette comparaison rejoint celle de Bentamy et al. [Bentamy et al., 1998 communi. perso.] qui ont comparé les vents NSCAT dans les 2 résolutions (25 km et 50 km) avec les vents ERS2 (50 km). Les valeurs des coefficients de corrélation R^2 qu'ils ont obtenues ont été reproduites et sont présentées sur la Table 7.2. R^2 est moins important lorsque les résolutions spatiales sont différentes.

Quilfen et al. [Quilfen et al., 1999b] observent en outre que les biais moyens sur la vitesse du vent entre les vents bouées NDBC (18 bouées) et ERS en fonction du temps (biais moyennés sur 3 mois à partir de co-localisations) de août 1992 à août 1998 présentent des variations saisonnières et semblent par là même indiquer que les vents diffusiométriques seraient influencés par des variables géophysiques atmosphériques et/ou océaniques qui présentent des variations saisonnières (cf Figure 7.5). Ils ont, sur le même laps de temps, regardé les variations en fonction du temps de la hauteur des vagues ($H_{1/3}$) et de la stabilité de l'air définie par la différence ($T_{sea} - T_{air}$). Nous pouvons observer sur leur comparaison, présentée sur la même Figure 7.5, une anticorrélation entre les variations des biais moyens sur la vitesse du vent avec celles de $H_{1/3}$ et de $(T_{sea} - T_{air})$ en fonction du temps.

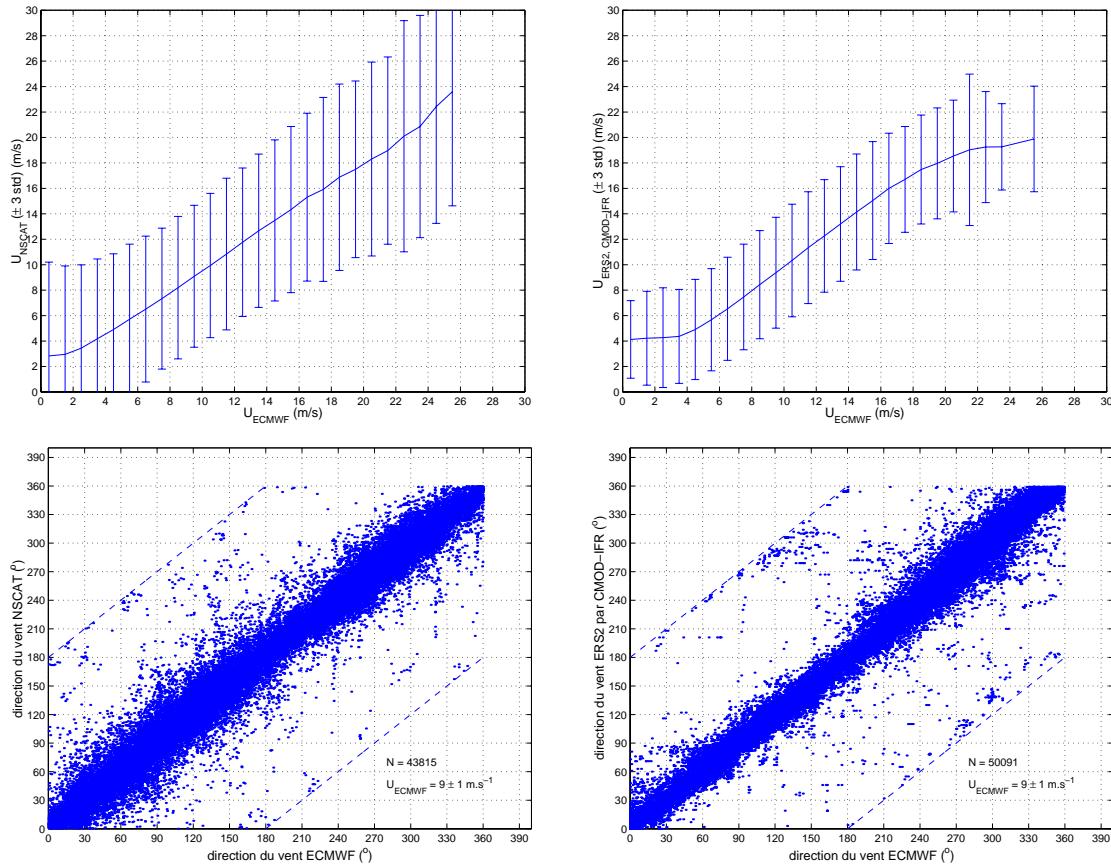


FIG. 7.4 – Comparaison entre les vents diffusiométriques respectivement de NSCAT estimés en utilisant le modèle NSCAT-1 (à gauche) et de ERS2 estimés en utilisant le modèle CMOD2-IFR (à droite) avec les vents provenant du modèle météorologique ECMWF. (en haut) pour la comparaison des modules. (en bas) pour la comparaison des directions.

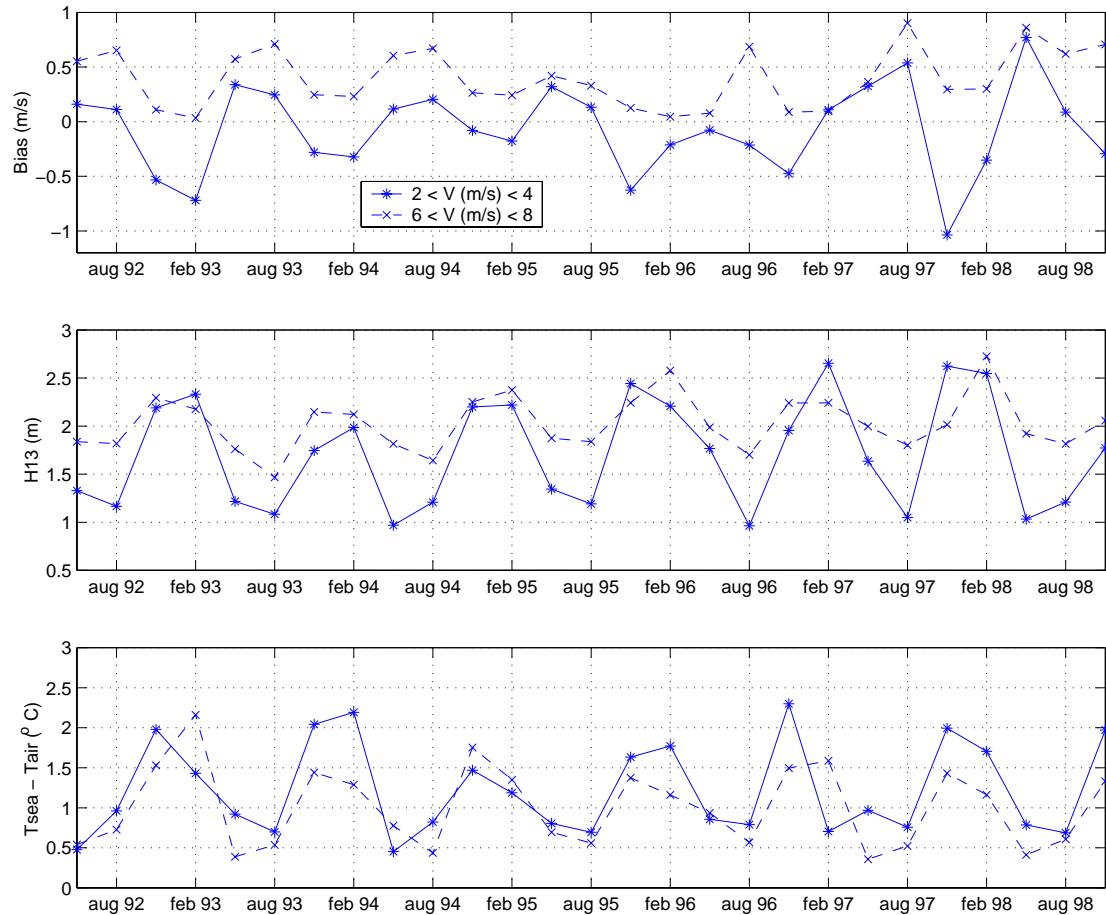


FIG. 7.5 – (a) Variation des biais moyens sur la vitesse du vent entre les vents bouées NDBC (18 bouées) et ERS, (b) variation de la hauteur des vagues ($H_{1/3}$) et (c) variation de la stabilité de l'air définie par la différence ($T_{\text{sea}} - T_{\text{air}}$) en fonction du temps (biais moyennes sur 3 mois à partir de co-localisations) de août 1992 à août 1998 [Quilfen et al., 1999b].

Ces derniers résultats permettent d'avoir un autre regard par rapport aux analyses traditionnelles de validation des vents diffusiométriques et fournissent des éléments supplémentaires pour améliorer les interprétations des anomalies observées.

En effet, les algorithmes d'inversion opérationnels utilisés pour déterminer les vents diffusiométriques supposent que la fonction utilisée représente la relation "exacte" entre le vecteur vent et le coefficient de rétrodiffusion. Or cette mesure diffusiométrique repose sur l'analyse d'un signal électromagnétique qui se propage dans l'atmosphère et interagit avec le milieu océanique. Ainsi d'autres facteurs que le vent peuvent affecter le σ_0 mesuré (pluie, état de la mer, stabilité de l'air, courants océaniques, ...) et ainsi conduire à de mauvaises estimations du vecteur vent par diffusiométrie. Elles pourraient expliquer en partie les grandes différences observées dans certaines régions du globe comme par exemple aux environs de l'ITCZ où il pourrait y avoir le cumul d'erreurs dues au modèle météorologique ECMWF qui estimerait mal les vents dans cette région et d'erreurs liées à des facteurs modifiant le signal diffusiométrique lui-même telle que la présence de la pluie qui est abondante dans cette zone.

Les anomalies que nous observons seraient dues conjointement aux erreurs provenant des champs météorologiques ECMWF et aux perturbations des mesures diffusiométriques par des variables environnementales non prises en considération dans les modèles et qui modifient la relation reliant la mesure diffusiométrique au vecteur vent. Les biais introduits par les modèles utilisés seraient faibles par rapport à ces 2 types d'erreurs. Les variables extérieures auraient semble-t-il un effet plus important sur la bande Ku que sur la bande C au regard des distributions des anomalies qui présentent des motifs beaucoup plus identifiés dans le cas de la bande Ku que dans le cas de la bande C. Les effets des variables perturbatrices sur le signal mesuré pourraient donc également contribuer à l'augmentation de la variabilité du vent en plus de la plus grande résolution spatiale de NSCAT par rapport à ERS2 si l'on suppose une sensibilité supérieure de l'instrument en bande Ku par rapport à l'instrument en bande C à ces perturbations.

7.1.4 Interprétation des anomalies en terme de perturbations atmosphériques et océaniques agissant sur le signal mesuré

Différents phénomènes atmosphériques et océaniques sont suspectés être à l'origine des distributions particulières d'erreur observées sur les données de NSCAT d'une part par la littérature existante et d'autre part par comparaison avec les distributions de pluie obtenues par les radiomètres SSM/I (<http://www.ssmi.com/>), de hauteur des vagues mesurées par altimétrie (<http://www.satobsys.co.uk/>) et les cartes de variabilité (variations moyennes) des mesures d'anomalie du niveau de la mer par les mesures combinées des altimètres TOPEX/Poseidon et ERS2 [Ducet et Le Traon, communi. perso.]. Une carte de la distribution de chacun de ces facteurs est présentée à titre d'exemple sur la Figure 7.6. Les phénomènes suspectés sont aux nombres de 3 et occasionneraient des effets différents: (1) une atténuation du signal par la pluie dans la bande tropicale, (2) une action de la hauteur des vagues qui selon les cas peut entraîner soit une diminution, soit une augmentation du signal mesuré par rapport à l'estimation calculée et (3) une augmenta-

tion du signal causée par des courants de surface tourbillonnaires. Nous ne discuterons ici que des effets de la pluie et des courants de surface. La discussion sur l'effet de la hauteur des vagues est reportée au chapitre suivant où nous proposons une étude plus détaillée de cet effet sur la mesure diffusiométrique au moyen de co-localisations.

Influence de la pluie sur le signal diffusiométrique

Le problème de la perturbation des mesures hyperfréquences par la pluie n'est pas un problème nouveau et permettrait d'expliquer les anomalies négatives observées le long de l'équateur dans la zone de convergence intertropicale. En effet si les mesures de NSCAT sont corrigées d'une atténuation atmosphérique moyenne estimée sur la base de la climatologie produite par Wentz [Wentz, 1996], aucun effet dû à la pluie n'est compris dans cette correction. La climatologie utilisée repose sur 8 années d'observations par le capteur SSM/I et est utilisée pour estimer l'atténuation due à la vapeur d'eau. L'atténuation atmosphérique totale appliquée sur les mesures diffusiométriques est calculée en ajoutant à cette dernière les atténuations (faibles) par les molécules d'oxygène et par les nuages.

Quantifier la part de l'erreur provenant de la sur-estimations des vents par ECMWF et celle provenant des perturbations du signal diffusiométrique par la pluie n'est pas envisageable ici. Mais essayons de voir quels sont les mécanismes d'interaction de la pluie avec le signal diffusiométrique. Ces perturbations des mesures par la pluie se répercutent par la suite dans l'estimation du vent diffusiométrique.

Il est bien connu que la pluie modifie la propagation des ondes hautes fréquences dans l'atmosphère et ces perturbations sont communément décrites en terme de diffusion et d'atténuation du signal. La pluie peut affecter la mesure radar de 3 manières:

- une diffusion des ondes radar par les gouttes de pluie et les nuages dont un certain pourcentage dans la direction de l'instrument qui augmenterait le signal [e.g. Ulaby et al., 1981];
- une absorption des ondes par les gouttes de pluie qui entraîne une atténuation du signal lors de sa propagation dans l'atmosphère (trajet aller-retour) [e.g. Ulaby et al., 1981];
- et une modification de la rugosité de la surface marine par la chute des gouttes de pluie sur la surface qui selon la force du vent peut entraîner une augmentation de la rugosité et donc du signal rétrodiffusé ou une diminution de la rugosité et par conséquent du signal [Bliven et al., 1993b; Bliven and Giovanangeli, 1994].

Nous sommes donc en présence de mécanismes d'interaction des ondes radar et de la pluie qui présentent des effets contraires sur la mesure diffusiométrique et qui rendent les interprétations très compliquées.

La Figure 1.1 présentée dans l'introduction de ce mémoire a montré que l'atténuation du signal lors de sa propagation est d'un ordre de grandeur plus grande en bande Ku qu'en bande C. Ceci semble être vérifié sur nos cartes où il ne semble pas y avoir globalement d'erreur importante au niveau des tropiques sur les cartes obtenues avec les mesures de ERS2. La diffusion des ondes radar par les gouttes de pluie est, par forte pluie, un phénomène compliqué de diffusion multiple difficile à quantifier.

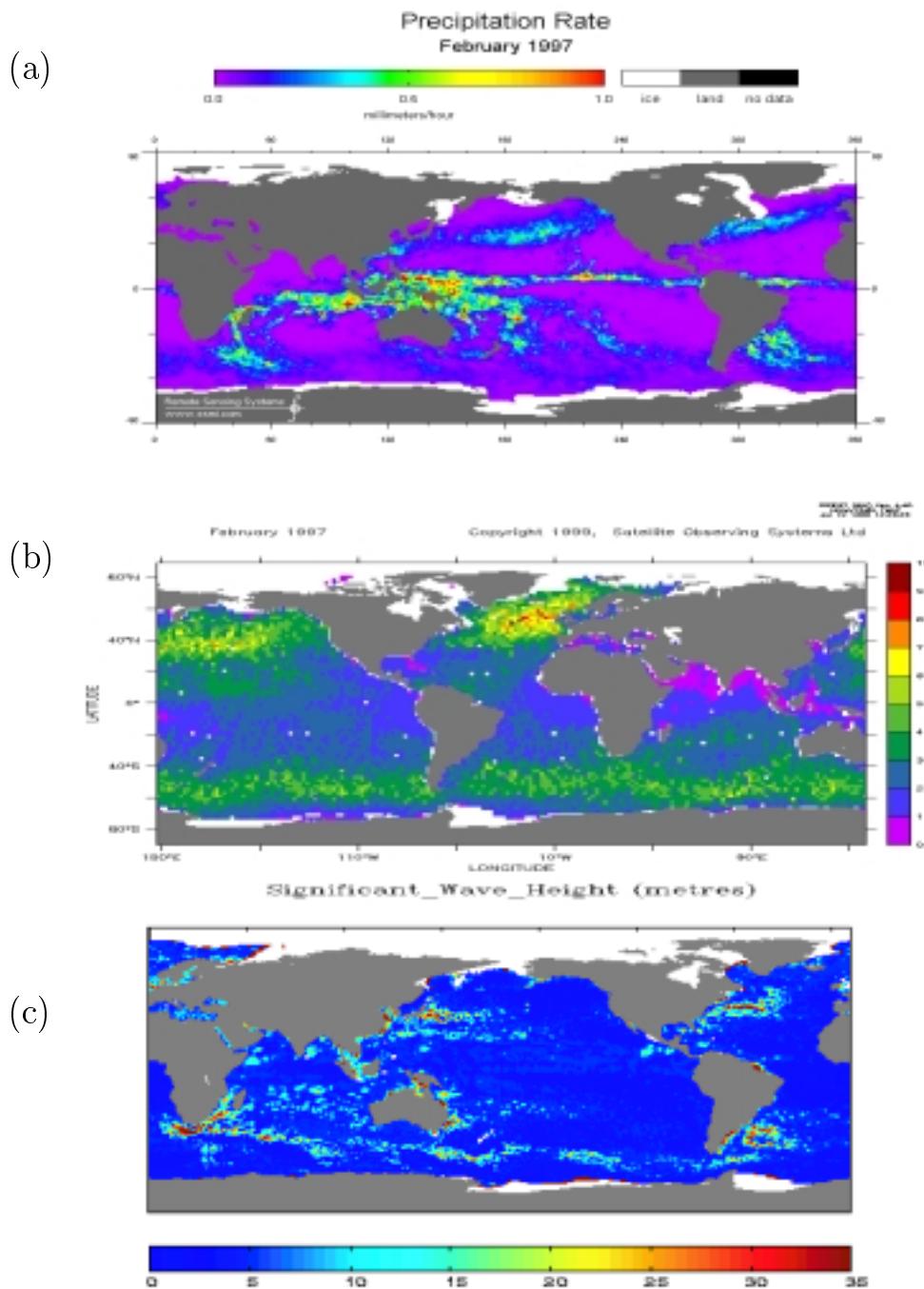


FIG. 7.6 – Distributions (a) de pluie obtenues par les radiomètres SSM/I ([http : //www.ssmi.com/](http://www.ssmi.com/)) pour le mois de février 1997, (b) de hauteur des vagues mesurées par altimétrie ([http : //www.satobsys.co.uk/](http://www.satobsys.co.uk/)) pour le mois de février 1997 et (c) carte de variabilité moyenne (RMS en cm) des mesures d'anomalie du niveau de la mer (RMS en cm) par les mesures combinées des altimètres TOPEX/Poseidon et ERS2 sur la période du 09/01/97 au 30/03/9 (Merci à N. Ducet et P.-Y. Le Traon du CLS Space Oceanography Division, Toulouse, pour ces données).

Lorsque les gouttes de pluie tombent à la surface de l'océan, elles augmentent la turbulence en créant des perturbations de longueur d'onde proche de celles utilisées dans la mesure de rugosité par le radar. Le coefficient de rétrodiffusion de la surface est alors modifié par la modification de la rugosité de la surface par la pluie. Or s'il semble intuitif que la rugosité de la mer serait augmentée en fonction du taux de pluie [Bliven and Giovanangeli, 1994], cela n'est observé que dans le cas où la surface est peu rugueuse (vent faible). Pour les surfaces rugueuses (vent fort), différents travaux ont montré au contraire une diminution de la rugosité de surface par la pluie. Ce phénomène appelé "wave damping" a surtout été étudié en altimétrie [Nystuen, 1990; Tsimplis, 1992; Quartly et al., 1996; Chen et al., 1998]. Pour expliquer ce phénomène le mécanisme le plus plausible a été proposé par Tsimplis et Thorpe [Tsimplis and Thorpe, 1989]. Les impacts des gouttes de pluie au niveau de la surface augmentent la turbulence sur une épaisseur de quelques centimètres et dissipe les vagues de courtes longueurs. La suppression de ces petites vagues conduit à la réduction des micro-déferlements le long des crêtes des grandes vagues et à une homogénéisation de la rugosité dans toutes les directions. Ce phénomène tend donc à augmenter la rugosité de la surface en présence de pluie lorsque la surface est peu rugueuse et au contraire tend à diminuer la rugosité lorsque la surface est rugosifiée par de forts vents. Pour des vents faibles, le signal diffusiométrique sera augmenté et pour les vents forts, le signal sera atténué.

Cet aspect a été particulièrement étudié pour les vents faibles dans des bassins de simulation par la création artificielle de pluie pour analyser son impact en terme de diffusion du signal radar diffusiométrique. Bliven et Giovanangeli [Bliven and Giovanangeli, 1994] ont mesuré à 36 GHz, les coefficients de rétrodiffusion en polarisation verticale, à 30° d'angle d'incidence. Les mesures de σ_0 en absence de vent augmentent avec le taux de pluie (R variant de 0 à 12 mm/h) et ne dépendent pas de la direction d'observation. En combinant l'effet du vent et de la pluie, ils observent qu'à vitesse de vent fixée σ_0 augmente avec R et que ce changement relatif diminue lorsque le vent augmente pour les vents faibles ($< 8 - 10$ m/s). Ces résultats sont en bon accord avec la sur-estimation des petites vitesses de vent observée par Black et al. [Black et al., 1985]. Le modèle déterminé par Capolino et al. [Capolino et al., 1996] montre que pour la vitesse de vent de 4.3 m.s^{-1} l'effet additionnel de la pluie sur les mesures diffusiométriques σ_0^C (bande C) est négligeable par rapport à celui du vent. Néanmoins ils observent une augmentation de l'effet dû à la pluie en fonction de l'angle d'incidence. Pour la bande Ku, ils obtiennent les mêmes variations que Bliven et al. [Bliven et al., 1993b] en bande Ku, c'est à dire une augmentation très sensible de σ_0^{Ku} avec le taux de pluie. Ils observent également une augmentation de l'effet dû à la pluie en fonction de l'angle d'incidence comme pour la bande C. Ces différents travaux ne considèrent que l'influence de la pluie à l'interface. Dans le cas de la diffusiométrie spatiale, il y a combinaison des effets atmosphériques associés à la pluie sur le signal et des effets liés à la modification de la rugosité de surface par la pluie. Certains mécanismes conduiront à une augmentation du signal diffusiométrique et d'autres à son atténuation.

Smith et Wentz [Smith and Wentz, 1997], en comparant les vitesses des vent de NSCAT et de ERS2 par rapport à celles de ECMWF pour 4 différents taux de pluie R estimés

par SSM/I, constatent dans le cas de NSCAT une différence entre les 2 cas extrêmes (pas de pluie et grosse pluie ($10 < R \leq 25$) sur l'ensemble des vitesses de ECMWF de 1 à 25 m.s^{-1}). Ils observent une sur-estimation des vents NSCAT par rapport à ceux de ECMWF pour les vitesses de vent inférieures à 15 m.s^{-1} . Cette sur-estimation semble d'autant plus importante que la vitesse du vent ECMWF est faible et que le taux de pluie est important. Cette sur-estimation des vitesses de NSCAT est associée à une augmentation du signal diffusiométrique. Pour les vitesses de vent supérieures à 15 m.s^{-1} , ils observent au contraire une sous-estimation des vents de NSCAT par rapport à ceux de ECMWF en présence de pluie. Cette sous-estimation est associée à une atténuation du signal diffusiométrique. Ils n'ont pas considéré dans cette étude les variations des perturbations liées à la présence de pluie en fonction de l'angle d'incidence qui fait varier la longueur du trajet optique du signal dans l'atmosphère. Cette dernière est plus grande à grand angle d'incidence.

Les perturbations produites par la pluie sur le signal diffusiométrique sont complexes. Elles dépendent de la vitesse du vent mais également de l'angle d'incidence. La Figure 7.7 présente les données sélectionnées (écart entre vitesse NSCAT et vitesse ECMWF supérieur à 7 m.s^{-1} et aux latitudes comprises entre 10°S et 10°N) qui présentent conformément à l'analyse de Smith et Wentz une forte sur-estimation de la vitesse du vent par NSCAT, supposée être associée à de fort taux de pluie. Nous pouvons noter que pour ces données la vitesse de vent ECMWF est inférieure à 8 m.s^{-1} . Cette même Figure présente également les histogrammes des distributions selon l'angle d'incidence de ces observations pour les 3 antennes en polarisation verticale. Nous constatons que pour les 3 antennes, ces observations ont dans 80% des cas un angle d'incidence supérieur à 40° . L'angle d'incidence est donc une variable à considérer lorsque l'on essaye de quantifier l'effet de la pluie sur le signal diffusiométrique en bande Ku.

La compréhension des effets de la pluie sur le signal diffusiométrique est loin d'être complète et nécessite de plus amples études. Les augmentations du signal de rétrodiffusion co-existent avec des atténuations. On peut donc penser que les effets de la pluie observés sur le signal dépendent de la combinaison de l'effet d'atténuation avec l'effet d'augmentation du signal.

Pour les angles d'incidence faibles ($< 30^\circ$), il semble que l'on observera plutôt une atténuation du signal diffusiométrique et ceci quelque soit la vitesse du vent. Pour les angles d'incidence supérieurs, la résultante des effets dus à la présence de pluie va dépendre de la vitesse du vent. Pour les vitesses faibles, il semble que globalement une augmentation du signal sera observée. Pour les grandes vitesses de vent, ce sera plutôt une atténuation qui sera observée. La présence de pluie modifie donc l'estimation de la vitesse des vents diffusiométriques mais elle va également intervenir sur la direction car la chute des gouttes sur la surface est isotrope.

Pour éviter la contamination des mesures diffusiométriques par la pluie, 2 possibilités apparaissent (1) soit utiliser une information extérieure indiquant la présence de pluie (radiomètres) pour éliminer ces mesures, (2) soit corriger la mesure afin d'en supprimer le biais. L'élimination des données contaminées affectera essentiellement les régions tropicales telles que la zone de convergence intertropicale et la mer d'Arabie durant la période de mousson et entraînera des biais. Or la pluie est un processus important dans les zones

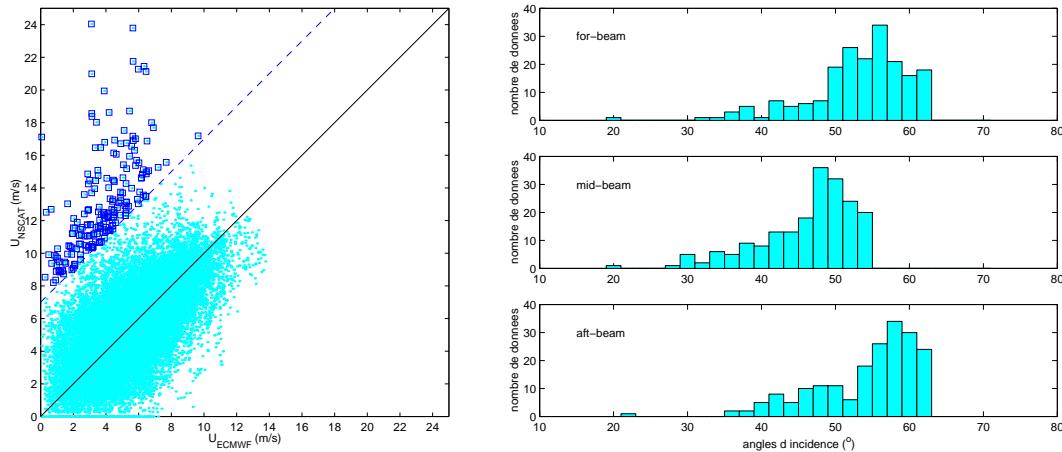


FIG. 7.7 – (à gauche) Vitesse de vent NSCAT en fonction de la vitesse de vent ECMWF (.), les carrés représentent les données qui présentent un fort écart entre les 2 estimations de vitesse et sélectionnées pour analyse. Elles sont au nombre de 193. (à droite) Histogrammes des angles d'incidence des données sélectionnées en fonction de chacune des 3 antennes en polarisation verticale.

tropicales car cette information permet d'accéder à une information sur la chaleur latente qui est essentielle pour les modèles climatiques. Le problème de la pluie sur la mesure diffusiométrique qui est déjà comme nous l'avons vu très complexe, est rendu encore plus difficile par la taille de la cellule de mesure diffusiométrique, qui dans le cas de NSCAT est au minimum de 25km x 25 km, par rapport à la taille moyenne d'une cellule de pluie. Les cellules de pluie ont une largeur moyenne de 7 km. Pour les taux de pluie importants, supérieurs à 10 mm/h, cette largeur n'est plus que de 3 km [Walsh et al., 1984]. Le remplissage partiel de la cellule diffusiométrique par les cellules de pluie complique donc plus encore l'analyse des perturbations engendrées par la présence de la pluie et rend difficile l'estimation des corrections à effectuer sur les mesures.

Influence des courants océaniques superficiels turbulents

L'augmentation du signal observée dans des régions très spécifiques, telles que celle du courant des Aiguilles au sud de l'Afrique du sud, du Gulf Stream dans l'Atlantique Nord et du courant circumpolaire antarctique dans le Pacifique sud, sur la distribution des anomalies positives de δ (cf Figure 7.2) de NSCAT, est en accord avec les travaux de Weissman et al. [Weissman et al., 1980] qui ont montré que le coefficient de rétrodiffusion dans la région du Gulf Stream présentait une forte valeur par rapport aux eaux avoisinantes.

Ces courants intenses de surface sont observés principalement par altimétrie [Le Traon et al., 1994; Nerem et al., 1994; Wunsch and Stammer, 1995]. L'incertitude sur la mesure instantanée du niveau de la mer qui est inférieure à 4 cm [Cheney et al., 1994] permet de mesurer des variations de l'ordre du centimètre et d'accéder au champ des courants² de

²L'inconvénient est qu'il n'est alors possible que de "récupérer" la partie variable du signal

surface. La carte présentée sur la Figure 7.6 (c) montre la variabilité moyenne (RMS en cm) du signal océanique déduit des mesures altimétriques combinées de TOPEX/Poseidon et de ERS2 (pour améliorer la résolution spatiale) sur l'ensemble des océans sur la période du 09/01/97 au 30/03/97 [Ducet et Le Traon, communi. perso.]. Nous pouvons constater que les maxima qui peuvent atteindre jusqu'à 30 cm se situent dans les zones d'intense circulation océanique aux voisinages des grands courants océaniques de bord ouest des bassins, que sont le courant des Aiguilles au sud de l'Afrique du sud, le courant des Falklands sur le bord est de l'Amérique du sud, le Gulf Stream et son homologue le Kuroshio dans le Pacifique nord, et dans la région du courant circumpolaire antartique. Un courant comme le Gulf Stream a une vitesse moyenne de 1 m.s^{-1} en surface alors que la vitesse moyenne des courants océaniques est de l'ordre de 10 cm.s^{-1} .

La physique très complexe des interactions dans la région du Gulf Stream n'a pas encore permis de comprendre exactement les origines de l'augmentation observée du coefficient de rétrodiffusion [Hauser et al., 1995; Weissman et al., 1980]. Elle serait le résultat d'une combinaison d'effet: un effet de la stabilité de l'air, un effet dû à la direction de propagation du courant lui-même par rapport à celle du vent et une modification de la vitesse de friction par différentes interactions entre autres. Dans ce cas nous ne pouvons pas suspecter une variable géophysique particulière. Ce sont les conditions atmosphériques et océaniques particulières de ces régions qui interviennent.

7.1.5 Discussion sur la méthode

L'obtention de résultats quantitatifs et non plus qualitatifs comme ce fut le cas ici nécessiterait d'utiliser une autre méthode pour la détermination de carte d'anomalie de ce type. Cette méthode de moyennage sur une grille de 5° de longitude par 2° de latitude présente l'inconvénient que les valeurs obtenues sur les différents points de la grille sont biaisées à cause de l'échantillonnage spatio-temporel des capteurs (échantillonnage plus important aux hautes latitudes qu'à l'équateur). Ces problèmes liés à l'échantillonnage non uniforme des données sont amplifiés ici par la sélection supplémentaire selon la vitesse du vent et l'angle d'incidence appliquée. Il serait donc préférable pour l'établissement de ces cartes soit d'utiliser des méthodes géostatistiques pour l'établissement de grilles de données uniformes [Grima, 1997], soit d'utiliser des méthodes d'interpolation adaptées [Zeng and Levy, 1995] qui tiennent compte du rayon et de la période de corrélation entre les données afin de corriger les grilles des effets d'échantillonnage.

Les grilles qui ont été calculées sont de plus sensibles à l'échantillonnage en angle d'incidence ($\pm 2^\circ$), en vitesse du vent ($7\text{-}10 \text{ m.s}^{-1}$) et nous avons négligé les variations de δ en fonction de l'angle d'azimut. Il serait également préférable de calculer ces cartes d'anomalies non pas par l'intermédiaire de l'erreur δ mais de l'erreur δ' définie par:

$$\delta' = \frac{\sigma_0^{mes.} - \sigma_0^{mod.}}{\sqrt{Var(\sigma_0^{mod.})}} \quad (7.2)$$

océanographique puisque la composante permanente de la circulation n'est pas discernable par différenciation entre niveau instantané et niveau moyen de la mer

où $Var(\sigma_{0m})$ représente la variance de l'erreur provenant de la modélisation. En effet, comme nous allons le voir il est possible d'avoir une estimation de la variance conditionnelle des mesures diffusiométriques en utilisant une modélisation neuronale adaptée.

Cette estimation de la variance conditionnelle pourraient également être utilisée dans les algorithmes d'inversion pour l'estimation des vents diffusiométriques à partir des σ_0 mesurés en un même point par les différentes antennes. Les vents diffusiométriques sont en effet obtenus par l'inversion des modèles empiriques de rétrodiffusion en utilisant des techniques de maximum de vraisemblance dans les algorithmes opérationnels actuels. L'estimateur du maximum de vraisemblance (MLE: Maximum-Likelihood Estimator) est défini de la manière suivante:

$$MLE = \sum_{i=1}^N \frac{(\sigma_{0i} - \sigma_{0mi})^2}{Var(\sigma_{0m})} \quad (7.3)$$

N correspond au nombre d'antenne, σ_{0i} à la valeur mesurée par l'antenne i et σ_{0mi} à la valeur estimée par le modèle de rétrodiffusion choisi. Le rapport bruit sur signal Kp est défini par:

$$Kp = \frac{\sqrt{Var(\sigma_{0m})}}{\sigma_{0m}} \quad (7.4)$$

La précision de l'estimation du vent va donc dépendre du terme Kp . Ces algorithmes d'inversion nécessitent une bonne estimation de la variance des σ_0 mesurés. Nous allons présenter une modélisation neuronale des variances des mesures de σ_0^{VV} et de σ_0^{HH} du diffusiomètre NSCAT basées sur l'algorithme de Williams [Williams, 1996] présenté au paragraphe 4.4.2 du chapitre 4. Cet algorithme permet l'estimation de la matrice de variance-covariance des observations de variables de type différent.

7.2 Estimation neuronale des variances de σ_0^{VV} et de σ_0^{HH} de NSCAT

Le modèle NSCAT-NN-2-VARCOVAR qui a été déterminé estime les variances et la covariance conditionnelles des observations de σ_0^{VV} et de σ_0^{HH} . Ce modèle dépend des mêmes variables que le modèle NSCAT-NN-2 qui correspondent à: U , θ , $\cos\chi$ et $\cos(2\chi)$ avec les informations supplémentaires de σ_0^{VV} et de σ_0^{HH} estimées par NSCAT-NN-2 et exprimées en linéaire. En effet, dans cette modélisation, nous avons fait l'hypothèse que la variance des σ_0 mesurés dépend du signal lui-même. Les chapitres 5 et 6 de cette thèse ont montré que le modèle NSCAT-NN-2 permettait d'obtenir une bonne estimation de $E(\sigma_0/U, \theta, \chi)$. L'algorithme de Williams a donc été modifié de manière à pouvoir prendre en compte cette connaissance supplémentaire. Nous avons supposé en outre, comme proposé par Pierson [Pierson, 1989], que le signal diffusiométrique suivait une loi normale dont la moyenne est estimée ici par NSCAT-NN-2 et nous avons introduit ces estimations comme informations à l'entrée du réseau.

l'algorithme de Williams qui minimise le maximum de vraisemblance a donc été modifié comme il a été mentionné au paragraphe 4.4.2. La fonction de coût présentée au chapitre

4 par l'équation (4.52) prend en compte que la moyenne de la distribution est considérée comme connue et n'est pas une variable à déterminer. Seules les quantités a , a_1 et a_2 de la décomposition de Cholesky de la matrice de variance-covariance (cf paragraphe 4.4.2) sont à estimer. Le réseau possède donc uniquement 3 sorties.

L'architecture du réseau associé à ce modèle se compose donc d'une couche d'entrée de 6 neurones qui représentent U , θ , $\cos\chi$, $\cos(2\chi)$, σ_0^{VV} et de σ_0^{HH} , de 2 couches cachées de 30 neurones et d'une couche de sortie à 3 neurones estimant les 3 coefficients: a , a_1 et a_2 . La fonction de transition du neurone qui estime a est une fonction linéaire et celles des neurones qui estiment a_1 et a_2 sont des fonctions exponentielles. Les poids de ce réseau ont été estimés par cet algorithme de Williams modifié [Cheououa, 1999].

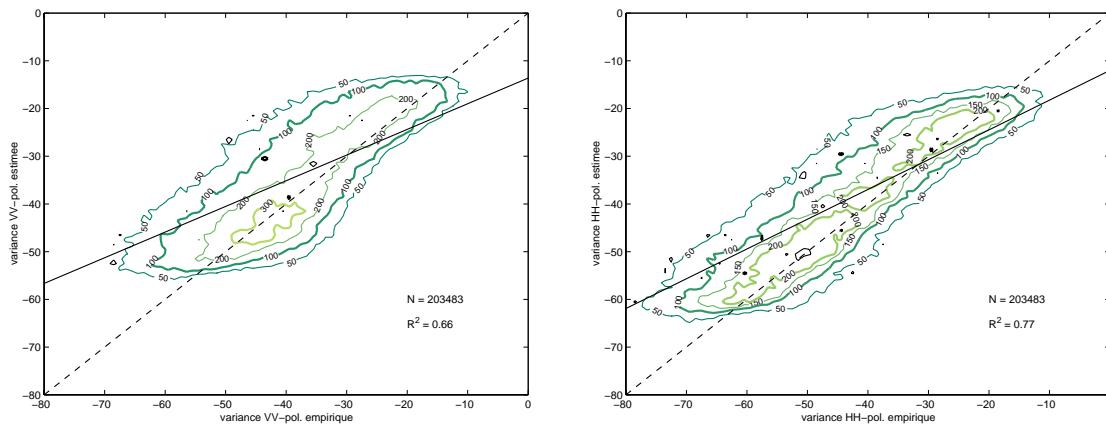


FIG. 7.8 – Diagrammes de dispersion des variances conditionnelles estimées par le modèle neuronal NSCAT-NN-2-VARCOVAR en fonction des variances empiriques calculées comme étant l'écart quadratique entre la mesure et l'estimation neuronale de σ_0 par NSCAT-NN-2 sur l'ensemble de test NSCAT-ECMWF-TOPEX (à gauche) pour VV-pol. et (à droite) pour HH-pol.. Ces diagrammes sont présentés dans l'espace des log (10 $\log_{10}(\text{var})$) à cause des ordres de grandeurs des valeurs des variances.

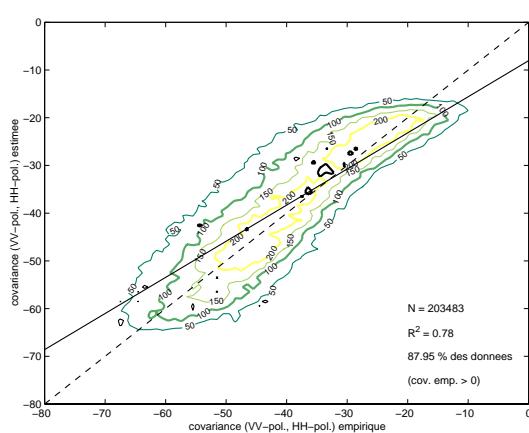


FIG. 7.9 – Diagramme de dispersion de la covariance conditionnelle estimée par le modèle neuronale NSCAT-NN-2-VARCOVAR en fonction des covariances empiriques calculées sur l'ensemble de test NSCAT-ECMWF-TOPEX en ne sélectionnant que les données pour lesquelle la covariance empirique est positive (la covariance estimée par le modèle neuronal se trouvant être toujours positive) et qui représente 88% des données de l'ensemble de test.

La Figure 7.8 présente les diagrammes de dispersion des variances conditionnelles estimées par NSCAT-NN-2-VARCOVAR en fonction des variances empiriques calculées (écart quadratique) sur l'ensemble de test NSCAT-ECMWF-TOPEX. Ces diagrammes sont présentés dans l'espace des logarithmes ($10 \log_{10}(\text{var})$) à cause des ordres de grandeur des valeurs des variances. La droite en pointillé représente le parfait accord souhaité entre les données de variance empirique et celles qui sont estimées. La droite en tracé continu représente le résultat de la régression linéaire effectuée entre les 2 types de données.

Nous pouvons constater le bon ajustement obtenu avec le modèle NSCAT-NN-2-VARCOVAR. Pour la polarisation verticale, nous avons un coefficient de corrélation de 0.66. Pour la polarisation horizontale, le coefficient de corrélation est de 0.77. Les estimations de variance des observations en polarisation horizontale sont meilleures que celles obtenues pour les observations en polarisation verticale. Cela semble découler du fait que NSCAT-NN-2 donne de meilleures estimations de σ_0^{HH} que de σ_0^{VV} , comme il a été vu dans l'analyse de ce modèle.

La Figure 7.9 présente le diagramme de dispersion de la covariance conditionnelle estimée par le modèle neuronal NSCAT-NN-2-VARCOVAR en fonction des covariances empiriques calculées sur l'ensemble de test. Nous pouvons de même constater le bon accord des estimations avec les données empiriques.

Le modèle NSCAT-NN-2-VARCOVAR estime de manière très correcte les variances de σ_0^{VV} et de σ_0^{HH} et la covariance entre σ_0^{VV} et σ_0^{HH} . Il est utilisé pour analyser la variabilité des observations en terme de Kp le rapport bruit sur signal.

TAB. 7.3 – Valeurs de Kp estimées en utilisant les modèles NSCAT-NN-2 pour l'estimation de σ_0 et NSCAT-NN-2-VARCOVAR pour l'estimation de la variance de l'erreur provenant de la modélisation en VV-pol..

Kp VV-pol.	20°			30°			40°			50°		
	up.	dn.	cr.									
4 m/s	0.8	0.5	0.8	1.3	0.8	1.1	1.1	1.0	0.8	1.3	0.9	1.1
8	0.3	0.2	0.3	0.5	0.4	0.5	0.5	0.4	0.4	0.4	0.3	0.4
12	0.2	0.2	0.2	0.3	0.3	0.4	0.3	0.4	0.4	0.3	0.2	0.3
16	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.4	0.2	0.3	0.5	0.2	0.3	0.3

Les Tables 7.3 et 7.4 présentent les Kp calculés avec les estimations des modèles NSCAT-NN-2 et NSCAT-NN-2-VARCOVAR pour 4 vitesses de vent, 4, 8, 12 et 16 m.s^{-1} pour les directions upwind, downwind et crosswind aux 4 angles d'incidence de 20°, 30°, 40° et de 50° respectivement en polarisation verticale et en polarisation horizontale.

Les valeurs de ce rapport bruit sur signal sont proches de l'unité pour les petites vitesses de vent et diminuent avec l'augmentation de la vitesse du vent. Les variations sont faibles en fonction de l'angle d'azimut et de l'angle d'incidence. Ce rapport bruit sur signal reste important même aux grandes vitesses de vent, il est au minimum de l'ordre de 0.1 à 0.2. Dans les meilleures conditions le bruit est donc de l'ordre de 10 à 20% du signal.

TAB. 7.4 – Valeurs de K_p estimées en utilisant les modèles NSCAT-NN-2 pour l'estimation de σ_0 et NSCAT-NN-2-VARCOVAR pour l'estimation de la variance de l'erreur provenant de la modélisation en HH-pol..

Kp HH-pol.	20°			30°			40°			50°		
	up.	dn.	cr.									
4 m/s	0.6	0.4	0.5	1.1	0.8	1.0	1.1	1.1	0.8	1.4	1.3	1.2
8	0.2	0.2	0.2	0.4	0.4	0.4	0.5	0.5	0.4	0.5	0.5	0.5
12	0.2	0.2	0.1	0.3	0.4	0.4	0.3	0.6	0.4	0.4	0.5	0.3
16	0.1	0.1	0.1	0.2	0.3	0.4	0.3	0.5	0.5	0.3	0.6	0.4

Le bruit instrumental étant faible de l'ordre de quelques pourcents, ces valeurs de K_p sont principalement dues aux erreurs modèles et aux bruits provenant des variables géophysiques non prises en compte dans la modélisation.

7.3 Conclusion

Les anomalies entre les mesures de NSCAT et les estimations calculées par le modèle NSCAT-NN-2 sont qualitativement en bon accord avec celles obtenues par les précédentes études sur les diverses influences observées sur le signal diffusiométrique. Nous suspectons de manière importante des perturbations induites par la pluie et par la hauteur des vagues. Les effets complexes de la pluie, dont nous avons eu un bref aperçu, nécessitent de plus amples études. L'effet de la hauteur des vagues est étudié au chapitre suivant. Ces distributions d'anomalie sont par ailleurs sensibles aux erreurs provenant du modèle météorologique ECMWF par l'utilisation de ces vents comme référence, à l'échantillonnage des mesures et à la méthode d'établissement de ces distributions. Ces résultats sont à considérer avec beaucoup de précautions. La modélisation de la matrice de variance-covariance conditionnelle des mesures de NSCAT par le modèle neuronal NSCAT-NN-2-VARCOVAR devrait apporter des informations très utiles pour améliorer des études de ce type.

Chapitre 8

Analyse de l'influence de la hauteur des vagues

Les instruments altimétriques et diffusiométriques sont tous deux utilisés pour mesurer la vitesse du vent au dessus des océans. Comme souligné par Queffeulou et al. [Queffeulou et al., 1999] la cohérence entre ces différentes estimations doit être vérifiée. Or différents travaux convergent pour montrer une influence manifeste de l'état de la mer sur le coefficient de rétrodiffusion altimétrique en bande Ku et par conséquent sur l'estimation altimétrique de la vitesse du vent [Queffeulou et al., 1999; Elfouhaily et al., 1998; Ebuchi et al., 1992; Glazman and Pilorz, 1990; Monaldo and Dobson, 1989].

Les mesures altimétriques et diffusiométriques se fondent sur des processus physiques différents. La réflexion spéculaire domine les mesures altimétriques: dans ce cas la puissance rétrodiffusée est alors inversement proportionnelle à la variance des pentes de la surface alors que la mesure diffusiométrique est fondée sur un mécanisme de diffraction des ondes radar par la surface rugueuse. La puissance rétrodiffusée mesurée, dans ce cas, est directement proportionnelle à la densité d'énergie des vagues de capillarité-gravité présentes à la surface de la mer. Cependant la différence relativement faible entre les coefficients de rétrodiffusion de NSCAT dans les deux polarisations de l'onde radar, verticale et horizontale, reflète une contribution spéculaire non négligeable aux angles d'incidence supérieurs à 20° [Queffeulou et al., 1999]. Sans prendre en compte les effets de modulation des petites échelles par les grandes, la mesure diffusiométrique devrait par conséquent, comme le signal altimétrique mais à un degré moindre, être perturbée par l'état de la mer, cela devant être plus manifeste aux faibles angles d'incidence.

Bien que l'état de la mer soit pris en considération dans les modèles théoriques de rétrodiffusion (par le biais des variances des pentes intervenant dans les modèles à 2 échelles [e.g. Donelan and Pierson, 1987; Durden and Vesecky, 1985]), les effets de l'état de la mer caractérisé par seulement la mesure de H_s sur le signal diffusiométrique sont plus difficilement mis en évidence à cause de la relation relativement indirecte qui peut exister entre la variance des pentes et le paramètre H_s . Afin de retrouver une tendance, il faut un échantillonnage très important. Il n'est pas étonnant que Nghiem et al. [Nghiem et al., 1997] concluent à partir de mesures diffusiométriques aéroportées en bande Ku dans les 2 polarisations co-localisées avec des mesures bouées de H_s que σ_0 est insensible à la

hauteur des vagues. Pour des valeurs de Hs de 1 à 3 m associées à des vitesses de vents de 4 à 15 m.s⁻¹, ils observent par exemple pour HH-pol. une augmentation des valeurs de σ_0 pour les angles d'incidence de 20° et de 40° avec la hauteur des vagues alors que les σ_0 pour l'angle d'incidence de 30° semblent inchangés.

La hauteur des vagues (notée Hs ou swh) n'est bien entendu pas la mesure la plus pertinente pour décrire l'état de la surface de la mer comme cela est souligné par Queffeulou et al. [Queffeulou et al., 1999; Elfouhaily et al., 1998] car c'est une variable de description globale qui mélange les informations de houle et de mer du vent à des degrés différents de développement. Les expérimentations de Keller et al. [Keller et al., 1985; 1989] montrent une influence plus manifeste de la pente des grandes vagues de gravité alors que d'autres études [Nghiêm et al., 1997; Juszko et al., 1995] concluent à un effet de l'âge des vagues, qui est défini par le rapport c_0/u_* où c_0 représente la vitesse de phase des vagues de gravité les plus importantes d'un état de mer donné et u_* la vitesse de friction du vent à la surface, sur les mesures diffusiométriques. Toutefois, à partir de mesures globales, la hauteur des vagues peut néanmoins se présenter comme un substitut acceptable de l'âge des vagues pour caractériser l'état de la mer. En moyenne globale, les fortes hauteurs de vagues représentent les états de mer développés et les faibles hauteurs des vagues représentent des "mers jeunes" [Queffeulou et al., 1999; Elfouhaily et al., 1998].

En considérant cette hypothèse d'un effet de la hauteur des vagues (ou degré moyen de développement) sur le signal diffusiométrique, cela pourrait expliquer les atténuations du signal que nous observons dans la partie nord de l'océan Indien et en mer d'Arabie pour les mesures de NSCAT dans les 2 polarisations sur la Figure 7.1 du chapitre précédent. Ces atténuations ne peuvent pas être associées à la présence de pluie pour cette période de février à mai car les pluies de la mousson dans cette région n'arriveront que plus tard dans l'année, en été. Mais elles peuvent peut-être s'expliquer par les très faibles hauteurs des vagues mesurées dans ces régions par altimétrie. De même les augmentations du signal que nous observons aux hautes latitudes et principalement dans le Pacifique sud sur la Figure 7.2 pour la répartition des erreurs δ à 30° d'angle d'incidence semblent indiquer un effet dû à la présence de fortes hauteurs des vagues. En effet, la Figure 7.6(b) du chapitre précédent présente la distribution de Hs mesurée par différents altimètres (<http://www.satobsys.co.uk/>) pour le mois de février 1997. Nous pouvons remarquer les fortes valeurs de Hs au sud de 40°S de latitude et les faibles valeurs de Hs dans la partie nord de l'océan Indien et en mer d'Arabie. Les valeurs moyennes de Hs sont de 5-6 m autour de l'Antartique et elles sont inférieures à 1 m en mer d'Arabie alors qu'elles sont en moyenne de l'ordre de 3 m pour les vitesses de vent de l'ordre de 7 à 10 m.s⁻¹ comme indiqué sur la Figure 8.1. Elle présente les variations moyennes de Hs en fonction de la vitesse du vent ECMWF avec des barres d'erreur à ± 2 écart-types sur Hs. Les données de vitesse de vent ECMWF ont été séparées dans des classes de 1 m.s⁻¹. Selon ces résultats, Hs est relié à la vitesse du vent ECMWF par la relation suivante:

$$H_{STOPEX} = 0.015 U_{ECMWF}^2 - 0.044 U_{ECMWF} + 2 \quad (8.1)$$

déterminée par une régression aux moindres carrés.

Nos résultats semblent donc indiquer (pour la gamme de vitesse de vent moyen de 7

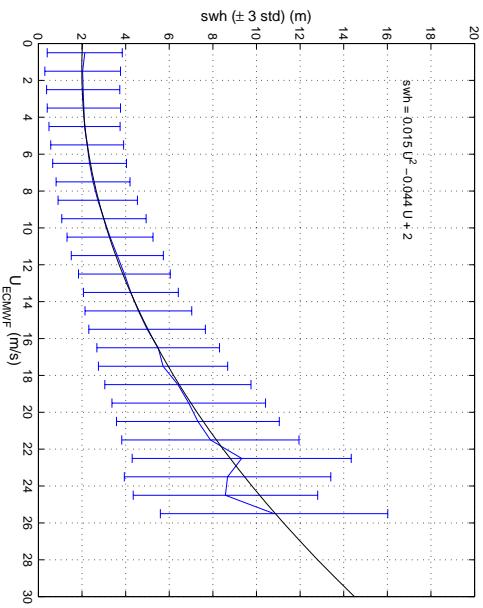


FIG. 8.1 – Variation de H_s mesurée par TOPEX à ± 2 écart-types en fonction de la vitesse de vent estimée par ECMWF sur l'ensemble NSCAT-ECMWF-TOPEX et la relation quadratique calculée par moindres carrés.

à 10 m.s^{-1}) une atténuation du signal lorsque la surface présente une hauteur de vague faible ($< 1 \text{ m}$) et une augmentation du signal lorsque elle présente une hauteur de vague importante ($> 5 \text{ m}$).

Afin d'analyser plus précisément l'effet de la hauteur des vagues non seulement sur les estimations diffusionométriques des vents afin d'en évaluer les biais mais également sur le coefficient de rétrodiffusion, nous avons utilisé les ensembles de mesures co-localisées NSCAT-ECMWF-TOPEX et ERS2-ECMWF-TOPEX décrits précédemment au chapitre 3 dans le paragraphe 3.2.1.

8.1 Sur les estimations diffusionométriques des vents

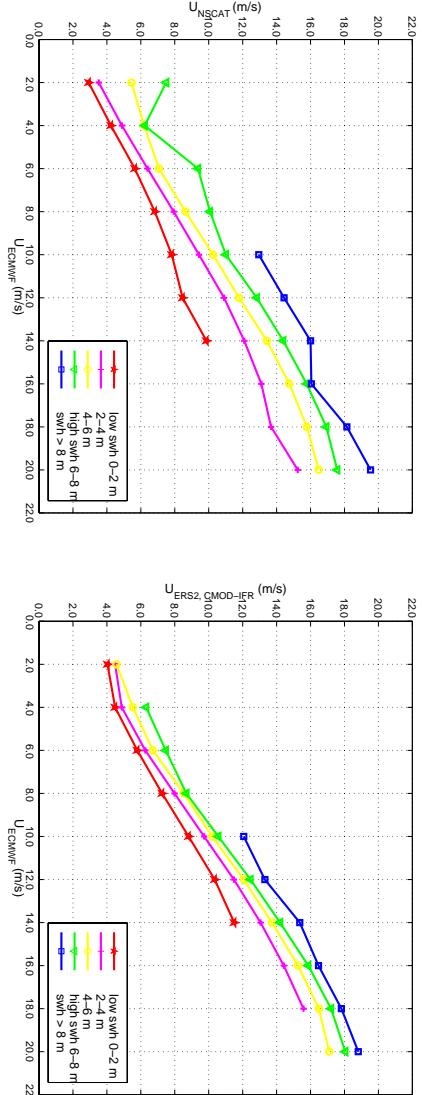


FIG. 8.2 – Vitesses de vent diffusionométriques en fonction des vitesses de vent ECMWF et de H_s (à gauche) pour NSCAT et (à droite) pour ERS2.

Les différences entre les vents diffusionométriques de NSCAT et de ERS2 avec les vents météorologiques ECMWF sont estimées en fonction de la hauteur des vagues mesurée

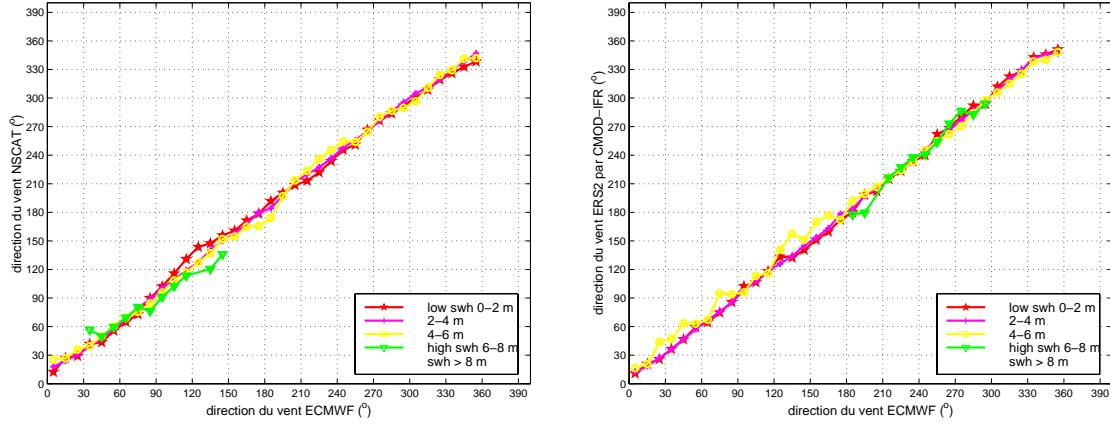


FIG. 8.3 – Direction des vents diffusiométriques en fonction des directions de vent ECMWF et de Hs (à gauche) pour NSCAT et (à droite) pour ERS2.

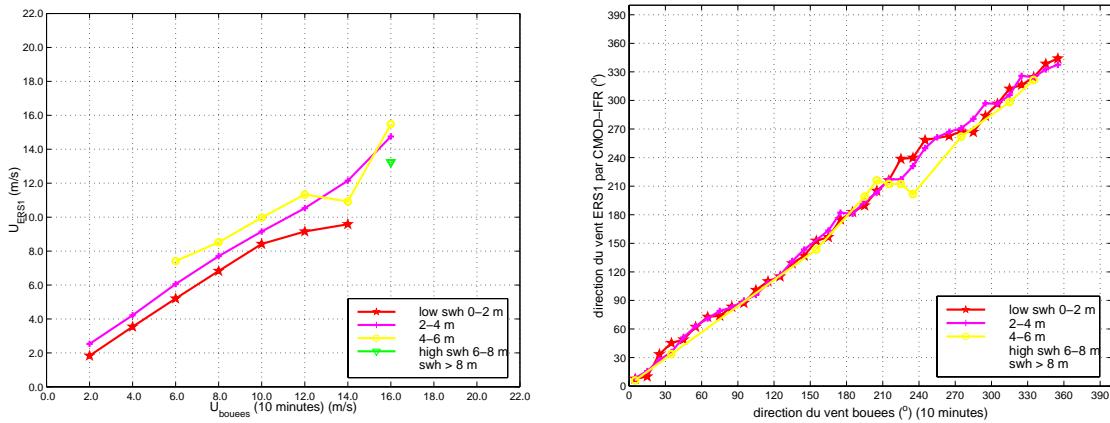


FIG. 8.4 – (à gauche) Comparaison des vitesses de vent ERS1 en fonction des vitesses et de Hs mesurées par les bouées (NDBC). (à droite) Comparaison des directions de vent ERS1 en fonction des directions et de Hs mesurées par les bouées. Les vents bouées sont moyennés sur 10 minutes.

par l'altimètre TOPEX. Les vitesses de vent ECMWF ont été séparées selon des classes de 2 m.s^{-1} et selon 5 classes de Hs. Sur chacun de ces échantillons, nous avons calculé la vitesse moyenne des vents NSCAT (respectivement ERS2). Les données de vent estimées par ERS2 proviennent de l'inversion du modèle CMOD-IFR. Les statistiques obtenues (moyennes) ne sont utilisées que si un minimum de 20 données ont permis leur établissement. Sur la Figure 8.2 nous avons représenté ces estimations moyennes des vitesses de vent de NSCAT et de ERS2 en fonction de celles de ECMWF selon ces 5 classes de Hs. Une signature de l'état de mer est bien mise en évidence pour NSCAT et ERS2.

Pour une vitesse de vent donnée, le minimum des différences est observé pour une classe de Hs particulière. A la vitesse de 6 m.s^{-1} , nous observons le minimum de différence entre les vitesses de NSCAT et de ECMWF pour la classe des petits Hs de 0 à 2 m. Pour les vent de 12 m.s^{-1} et de 18 m.s^{-1} , les classes de Hs correspondant au minimum de différence entre les 2 vitesses de vent sont respectivement la classe de Hs de 4 à 6 m et celle de Hs supérieures à 8 m. Les mêmes observations sont faites entre les vitesses de vent de ERS2 et de ECMWF. Les écarts moyens obtenus entre les vitesses de vent diffusiométriques et de ECMWF peuvent être très importants selon la classe de Hs considérée. En effet, pour une vitesse de ECMWF de l'ordre de 10 m.s^{-1} , la vitesse moyenne des vents NSCAT est de l'ordre de 8 m.s^{-1} si Hs est faible (0 à 2 m) et de l'ordre de 13 m.s^{-1} si Hs est fort ($> 8 \text{ m}$), soit une différence de 5 m.s^{-1} entre les 2 classes extrêmes de Hs. Cet écart obtenu est plus faible pour ERS2, il est de l'ordre de 3.5 m.s^{-1} pour la même vitesse moyenne de 10 m.s^{-1} de ECMWF.

La Figure 8.3 montre le même type de comparaison que la figure précédente mais ici en terme de direction des vents pour des classes de direction du vent de 10° . Il ne semble pas y avoir d'effet notable de la hauteur des vagues sur les directions des vents diffusiométriques de NSCAT et de ERS2 par rapport aux directions données par ECMWF. Ces constatations peuvent provenir d'effet régional et d'effet d'échantillonnage si on considère les répartitions zonales de Hs et de la direction du vent. L'accès à une information plus précise devrait être possible en séparant par intervalle de vitesse (cela n'a pas été fait ici).

Les mêmes expériences ont été réalisées sur un ensemble de données regroupant des mesures du diffusiomètre de ERS1 avec des mesures de vent et de Hs mesurées par les bouées de la NOAA le long des côtes nord américaines dans le Pacifique et l'Atlantique sur la période du 7 octobre 1993 au 26 février 1994. Les vents étaient mesurés à 10 m de la surface et les co-localisations sont au nombre de 5262 (base fournie par A. Bentamy du DRO/OS/IFREMER). La Figure 8.4 présente la comparaison respectivement entre les vitesses de vent de ERS1 et les vitesses de vent bouées et entre les directions de vent de ces 2 types de mesures. Les mesures de vent bouées sont moyennées temporellement sur des périodes de 10 minutes. Nous observons un écart de 2 m.s^{-1} pour un vent bouée moyen de 10 m.s^{-1} entre les classes extrêmes de Hs qui sont ici la classe de 0 à 2 m et celle des Hs de 4 à 6. Il n'y a pas de mesures dans la classe de Hs de 6 à 8 m et dans celle regroupant les Hs supérieures à 8 m. De même ici, aucun effet notable sur la direction n'est mis en évidence.

Ainsi les comparaisons entre les vents diffusiométriques avec soient les vents ECMWF, soient les vents bouées conduisent aux mêmes constatations. Les vents diffusiométriques

sont différents des vents atmosphériques (ECMWF ou bouées) car ils dépendent du degré de développement de l'état de la mer.

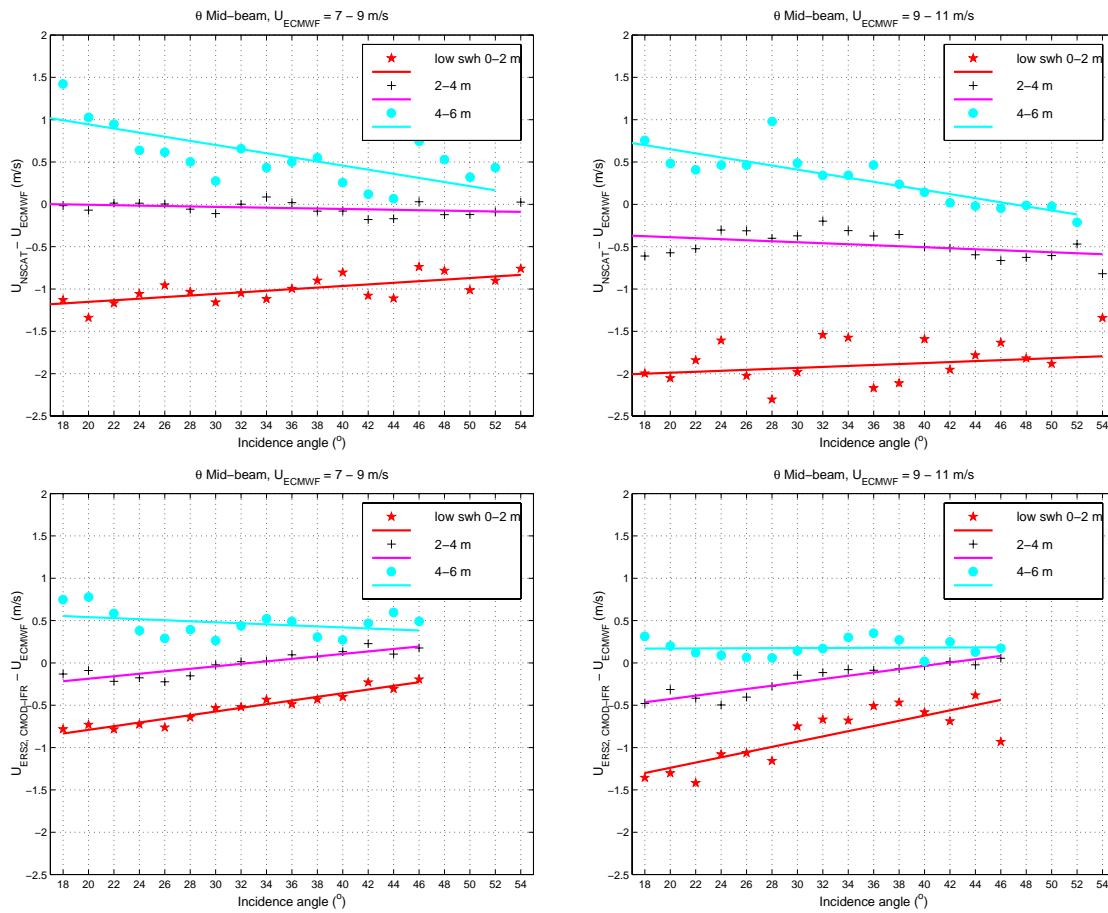


FIG. 8.5 – Variation de la différence entre les vitesses diffusiométriques et les vitesses ECMWF en fonction de l'angle d'incidence de l'antenne centrale et de la hauteur des vagues (3 classes) pour les 2 intervalles de vitesses de 7-9 et de 9-11 $m.s^{-1}$ (en haut) pour NSCAT et (en bas) pour ERS2.

La rétrodiffusion des ondes radar étant différente en fonction de l'angle d'incidence, les perturbations que nous avons reliées à H_s peuvent également dépendre de l'angle d'incidence comme suggéré par les études théoriques. Afin d'obtenir des résultats statistiquement robustes, un compromis entre la largeur des classes et le nombre de données dans chacune des classes a été considéré en utilisant les largeurs de classes suivantes: 2° pour l'angle d'incidence, 2 m pour H_s et $2 m.s^{-1}$ pour la vitesse du vent ECMWF. Seules 3 classes de H_s ont été considérées à cause de l'échantillonnage supplémentaire en fonction de l'angle d'incidence θ : la classe de H_s de 0 à 2 m, celle de 2 à 4 m et celle de 4 à 6 m. Nous avons calculé sur chacun des échantillons obtenus les valeurs moyennes des écarts entre les vitesses de vent diffusiométriques et les vitesses de vent ECMWF. La Figure 8.5 présente les variations de la valeur moyenne des différences de vitesse de vent entre NSCAT et

ECMWF (respectivement entre ERS2 et ECMWF) en fonction de l'angle d'incidence de l'antenne centrale pour les 3 classes de Hs étudiées. Les résultats sont présentés pour les 2 intervalles de vitesses de vent de $7\text{-}9 \text{ m.s}^{-1}$ et de $9\text{-}11 \text{ m.s}^{-1}$ (les mêmes comportements sont observés pour les autres intervalles de vitesses lorsque les nombres de données sont suffisants, c'est à dire supérieurs à 20). Sur les différents graphes nous avons également tracé les droites de régression obtenues par moindres carrés pour une meilleure visualisation des tendances. Pour ces intervalles de vitesses de vent considérés, nous pouvons noter que la valeur moyenne des écarts est toujours négative pour la classe de Hs de 0 à 2 m et par contre une valeur moyenne des écarts toujours positive pour la classe de Hs de 4 à 6 m aussi bien dans le cas de NSCAT que dans le cas de ERS2. Les vents diffusiométriques semblent en moyenne systématiquement sous-estimés par rapport aux vents ECMWF en présence de Hs faible et ils sont sur-estimés en présence de fort Hs.

Ces écarts moyens, entre les vents diffusiométriques et les vents ECMWF, diminuent avec l'angle d'incidence pour les 2 classes extrêmes de Hs de 0-2 m et de 4-6 m. L'effet de Hs sur la vitesse du vent estimée par diffusiométrie dépend donc non seulement de la vitesse du vent elle-même mais également de l'angle d'incidence. Il semble être plus important aux petits angles d'incidence qu'aux grands angles d'incidence. En effet, la différence entre les écarts moyens associés aux 2 classes extrêmes de Hs diminuent de l'ordre de 50% en passant d'un angle d'incidence de 20° à un angle de 50° pour les 2 diffusiomètres. Nous avons une différence de 2 m.s^{-1} entre les 2 classes extrêmes de Hs pour NSCAT à 20° pour l'intervalle de vitesse ECMWF de $7\text{-}9 \text{ m.s}^{-1}$. Cette différence n'est plus que de 1 m.s^{-1} à 50° . De même, nous avons une différence de 1.45 m.s^{-1} entre les 2 classes extrêmes de Hs pour ERS2 à 20° pour l'intervalle de vitesse ECMWF de $9\text{-}11 \text{ m.s}^{-1}$. Cette différence n'est plus que de 0.7 m.s^{-1} à 50° . Comme suggéré par la théorie, nous observons bien une diminution de l'influence de l'état de la mer sur la vitesse du vent estimée par diffusiométrie lorsque l'angle d'incidence augmente.

Ces résultats sont en accord avec les travaux de Queffeulou et al. [Queffeulou et al., 1999]. Ils ont comparé les estimations de vitesse de vent du diffusiomètre NSCAT avec celles de l'altimètre ERS2 en fonction de la hauteur des vagues mesurée également par l'altimètre ERS2 et de l'angle d'incidence de l'instrument diffusiométrique NSCAT. Ils observent entre autre que les différences entre ces estimations sont faibles aux angles d'incidence faibles et augmentent avec l'angle d'incidence. Sachant que les vitesses de vent altimétriques sont en moyenne fortement dépendants de Hs [Glazman and Pilorz, 1990; Elfouhaily et al., 1998], ces résultats indiquent une forte dépendance en fonction de Hs des estimations de la vitesse du vent par NSCAT aux angles d'incidence faibles et à l'opposé, une faible dépendance aux grands angles d'incidence.

Cette dépendance de la vitesse du vent mesurée par NSCAT et ERS2 en fonction de Hs et de l'angle d'incidence est un facteur non négligeable qu'il semble nécessaire de prendre en compte. Suivant ces résultats globaux, la qualité des vents diffusiométriques actuels dépend donc de l'angle d'incidence utilisé à cause de cette influence différentielle de Hs qui n'est pas prise en compte dans les modèles empiriques opérationnels. Cela peut représenter une complication non négligeable pour établir des climatologies des vents de surface à partir des mesures satellitaires. Cela devient encore plus complexe si l'on considère

le mélange des mesures de plusieurs instruments de fréquences et d'angles d'incidence différents.

8.2 Sur les mesures diffusiométriques de σ_0

Dans le chapitre 5, nous avons choisi d'étudier le comportement des coefficients de rétrodiffusion en analysant les coefficients A_0 , A_1 et A_2 de la décomposition de Fourier en fonction de la vitesse du vent et de l'angle d'incidence. Nous allons faire de même ici pour étudier l'effet de la hauteur des vagues sur les coefficients de rétrodiffusion. Les paramètres A_0 , A_1 et A_2 vont alors dépendre de la vitesse du vent, de l'angle d'incidence et de la hauteur des vagues.

Pour cela nous avons recalculé les valeurs de ces paramètres en itérant la méthode d'estimation décrite au paragraphe 3.2.1 du chapitre 3. Cette méthode utilise des régressions aux moindres carrées sur les données échantillonnées par classes. Pour déterminer les 3 tables de valeurs de A_i (2 pour NSCAT (VV-pol. et HH-pol.) et 1 pour ERS2 (VV-pol.)), la largeur des classes de vent a été modifiée pour tenir compte de l'échantillonnage supplémentaire en fonction de H_s . Un compromis entre les largeurs des classes et le nombre de données a été obtenu en utilisant des intervalles d'angles d'incidence de 2° , de vitesses de vent de 2 m.s^{-1} et de H_s de 2 m. Les valeurs des paramètres $A_i(U, \theta, H_s)$ ne sont utilisées que si leur détermination repose sur un minimum de 200 observations. Nous avons également recalculé les valeurs des paramètres $A_i(U, \theta)$ lorsque la hauteur des vagues n'est pas prise en compte afin de pouvoir comparer les différentes tables de valeurs obtenues avec et sans H_s sur des classes de vitesses de vent et d'angle d'incidence de même taille.

La Figure 8.6 (à gauche) montre les variations de A_0 en fonction de l'angle d'incidence pour 3 classes de H_s (de 0 à 2 m, de 2 à 4 m et de 4 à 6 m) à la vitesse de vent de 10 m.s^{-1} pour respectivement NSCAT VV-pol., NSCAT HH-pol. et ERS2 VV-pol.. Nous observons une augmentation du signal moyen représenté par A_0 lorsque H_s augmente. La surface de la mer rétrodiffuse de manière plus importante le signal radar lorsque H_s augmente pour un vent donné. Elle semble donc plus rugueuse pour le diffusiomètre pour des H_s forts que pour des H_s faibles dans les mêmes conditions de vent. Ces résultats se retrouvent pour les autres vitesses de vent.

Dans la partie droite de la même Figure 8.6, nous avons calculé les rapports entre les paramètres $A_0(U, \theta, H_s)$ et $A_0(U, \theta)$ (en linéaire) pour les 3 classes de H_s étudiées. Ces rapports, représentés par des symboles dans une échelle en dB, ne semblent pas dépendre de l'angle d'incidence. Nous avons calculé la valeur moyenne de ces rapports pour chacune des classes de H_s et nous les avons représentées par les droites horizontales. Pour la classe de H_s des petites hauteurs de vague de 0 à 2 m, cette valeur moyenne est négative et est respectivement de -1.4, de -1.6 et de -0.65 pour NSCAT VV-pol., NSCAT HH-pol. et ERS2 VV-pol.. Pour la classe opposée des grandes valeurs de H_s de 4 à 6 m, cette valeur moyenne est positive et est respectivement de 0.6, de 0.75 et de 0.25 pour NSCAT VV-pol., NSCAT HH-pol. et ERS2 VV-pol..

Les valeurs moyennes obtenues ne semblent pas dépendre de l'angle d'incidence mais de la classe de H_s considérée. Elles sont similaires pour NSCAT VV-pol. et NSCAT HH-

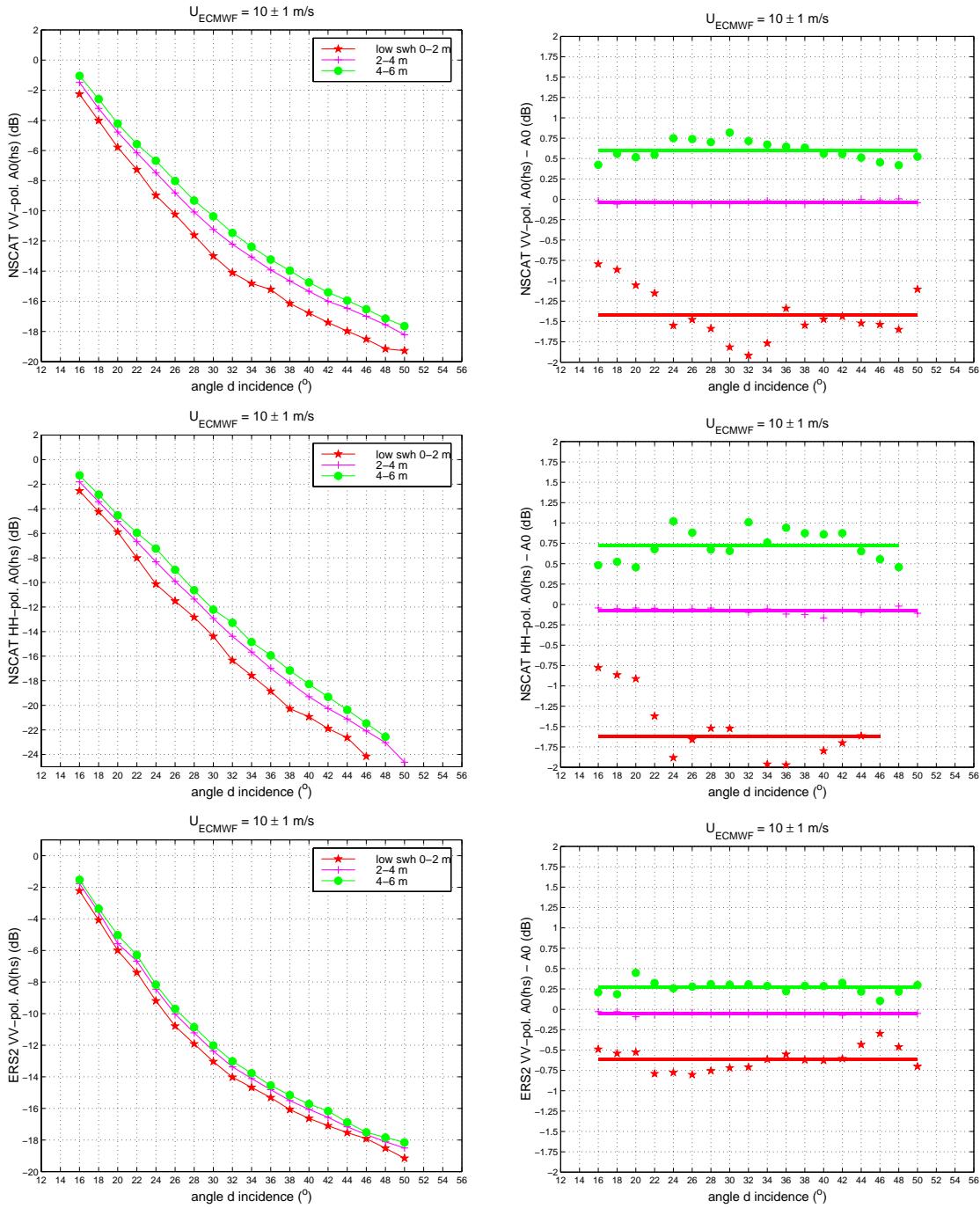


FIG. 8.6 – (à gauche) Variation de A_0 en fonction de l'angle d'incidence et de la hauteur des vagues (3 classes: 0-2, 2-4 et 4-6 m) pour une vitesse U de $10 \pm 1 \text{ m.s}^{-1}$ pour NSCAT VV-pol., NSCAT HH-pol. et ERS2 VV-pol.. (à droite) Variation des rapports $A_0(U, \theta, H_s) / A_0(U, \theta)$ (calculés en linéaire et représentés en dB) représentés par les symboles en fonction de l'angle d'incidence pour NSCAT VV-pol., NSCAT HH-pol. et ERS2 VV-pol.; les droites représentent les valeurs moyennes des rapports $A_0(U, \theta, H_s) / A_0(U, \theta)$.

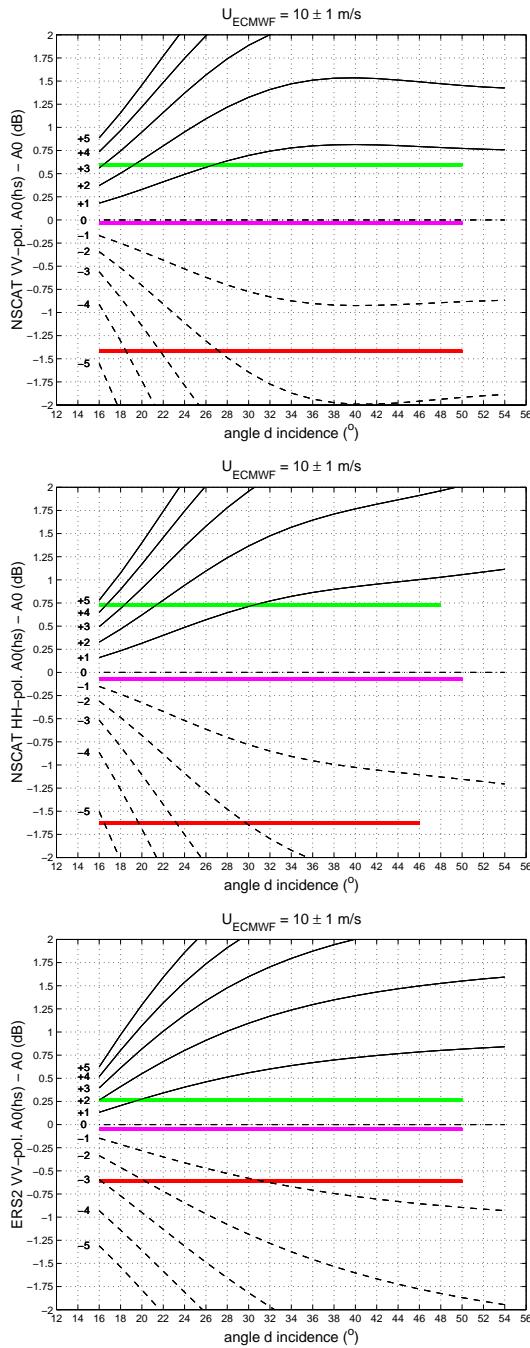


FIG. 8.7 – Variation des rapports $A_0(U \pm i, \theta) / A_0(U, \theta)$ pour i variant de 1 à 5 en fonction de l'angle d'incidence pour NSCAT VV-pol., NSCAT HH-pol. et ERS2 VV-pol.; les droites représentent les valeurs moyennes des rapports $A_0(U, \theta, Hs) / A_0(U, \theta)$ précédemment déterminées.

pol. Elles sont légèrement inférieures dans le cas de la polarisation VV-pol. par rapport à celles obtenues en polarisation HH-pol., nous observons donc un effet de Hs qui est un peu plus important sur les mesures en polarisation horizontale qu'en polarisation verticale. Ces valeurs sont plus faibles pour ERS2 VV-pol. que pour NSCAT VV-pol..

Ces résultats ne permettent pas d'expliquer la diminution de l'influence de Hs sur l'estimation de la vitesse du vent par les diffusiomètres en fonction de l'angle d'incidence observée sur la Figure 8.5. Sur les graphes de la Figure 8.7, nous avons tracé les rapports entre les estimations cette fois neuronales de A_0 pour des vitesses supérieures (lignes continues) et pour des vitesses inférieures (lignes discontinues) par rapport à l'estimation neuronale de A_0 obtenue pour 10 m.s^{-1} . Chaque courbe est repérée par un indice +i ou -i (example: la courbe +2 représente le rapport $A_0(U = 10 + 2\text{m.s}^{-1}, \theta) / A_0(U = 10\text{m.s}^{-1}, \theta)$). Sur chaque graphe, nous avons retracé les valeurs moyennes de ces rapports obtenues précédemment pour les 3 classes de Hs. Nous pouvons noter que si le rapport entre $A_0(U, \theta, Hs)$ et $A_0(U, \theta)$ reste constant selon l'angle d'incidence, les rapports entre $A_0(U \pm i, \theta)$ et $A_0(U, \theta)$ ne le sont pas. Nous avons, en effet, vu au chapitre 5 que le paramètre $A_0(U, \theta)$ présente une sensibilité différente à la vitesse du vent en fonction de l'angle d'incidence. Cette sensibilité qui est forte aux faibles angles d'incidence décroît aux angles d'incidence plus élevés. Je pense que c'est cela qui permet d'expliquer la diminution observée de l'influence de Hs sur l'estimation de la vitesse du vent par les diffusiomètres en fonction de l'angle d'incidence.

En effet quand Hs augmente, la mesure diffusiométrique augmente. Cela entraîne qu'en utilisant la méthode d'inversion opérationnelle fondée sur le calcul de l'estimateur du maximum de vraisemblance MLE (cf éq. (7.3) du chapitre 7), qui décrit l'écart dans l'espace des σ_0 entre les mesures et les estimations provenant des modèles empiriques qui ne considèrent que l'influence du vent sur le coefficient de rétrodiffusion, le vent apparent qui est déterminé va être plus important qu'il n'aurait été si l'influence de Hs avait été prise en compte. La combinaison de l'influence de l'état de la mer qui est indépendante de l'angle d'incidence et de la plus forte sensibilité des mesures diffusiométriques en fonction de la vitesse du vent aux faibles angles d'incidence conduit à l'inhomogénéité de la qualité des vents diffusiométriques par rapport aux vents ECMWF en fonction de l'angle d'incidence et de la classe de Hs qui a été observée au paragraphe précédent sur la Figure 8.5.

Nous nous intéressons maintenant plus particulièrement aux 2 angles d'incidence du diffusiomètre QSCAT (un angle d'incidence par polarisation de l'onde radar, 46° en HH-pol. et 54° en VV-pol., (cf chapitre 2)) qui succède à NSCAT pour mesurer les vents à la surface des océans et qui a été lancé le 19 juin 1999. Nous allons en fait regarder les 2 angles d'incidence de 46° et de 52° (au lieu du 54° de QSCAT) de manière à comparer à chaque fois les 2 polarisations de NSCAT. Les angles d'incidence des mesures en HH-pol. des antennes centrales de NSCAT ne permettent pas d'avoir des observations à 54° .

De manière à regarder plus précisément la variation de A_0 en fonction de Hs et de la vitesse du vent pour ces 2 angles d'incidence, nous avons diminué la largeur des classes de Hs de 2 m à 1 m en maintenant des classes de 2 m.s^{-1} pour la vitesse du vent et recalculé les valeurs de A_0 . Ces nouvelles valeurs des paramètres $A_i(U, \theta, Hs)$ ne sont utilisées que si leur détermination repose sur un minimum de 100 observations au lieu des

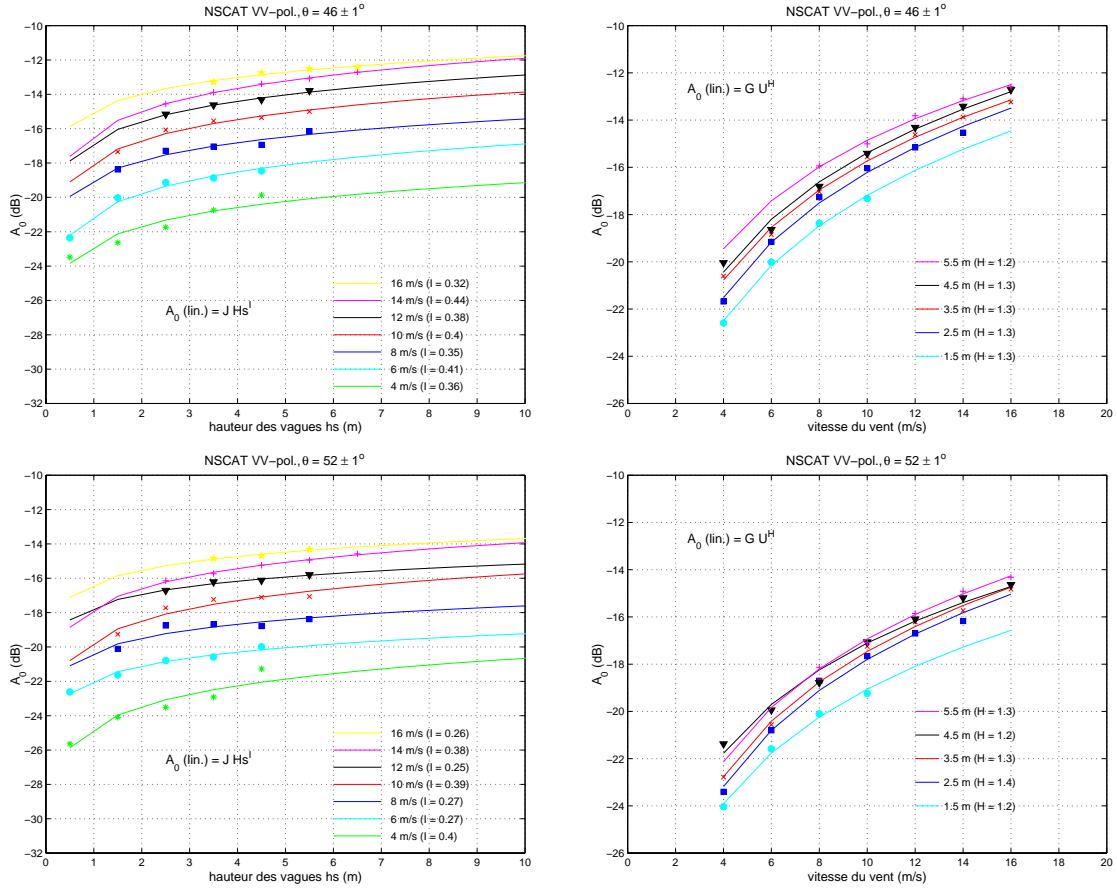


FIG. 8.8 – (à gauche) Variation de A_0 en fonction de la hauteur des vagues pour différentes vitesses de vent et valeurs du paramètre I du modèle ($A_0(\text{lin.}) = J H s^I$) déterminées pour les angles d'incidence de 46 et 52° pour NSCAT VV-pol.. (à droite) Variation de A_0 en fonction de la vitesse du vent pour différentes hauteurs des vagues et valeurs du paramètre H du modèle ($A_0(\text{lin.}) = G U^H$) déterminées pour les angles d'incidence de 46 et 52° pour NSCAT VV-pol. .

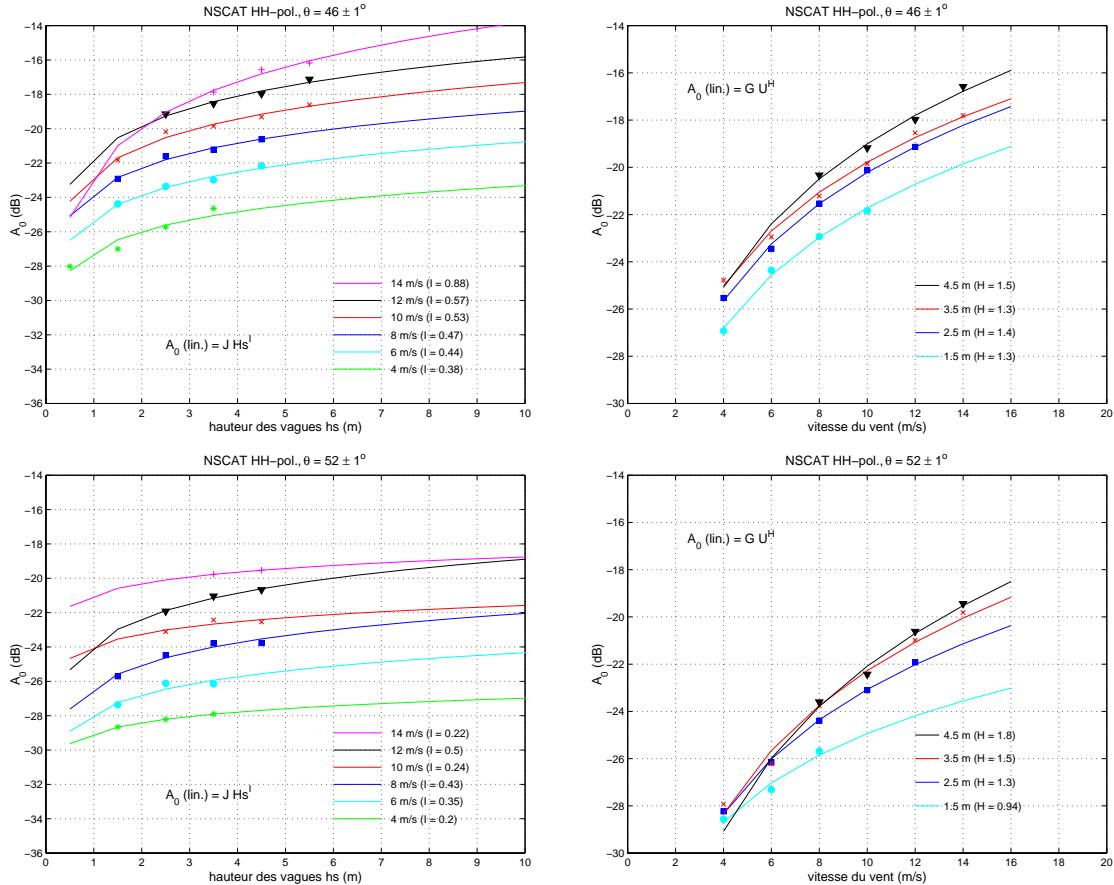


FIG. 8.9 – (à gauche) Variation de A_0 en fonction de la hauteur des vagues pour différentes vitesses de vent et valeurs du paramètre I du modèle ($A_0(\text{lin.}) = J H s^I$) déterminées pour les angles d'incidence de 46 et 52° pour $NSCAT\ HH\text{-pol.}$. (à droite) Variation de A_0 en fonction de la vitesse du vent pour différentes hauteurs des vagues et valeurs du paramètre H du modèle ($A_0(\text{lin.}) = G U^H$) déterminées pour les angles d'incidence de 46 et 52° pour $NSCAT\ HH\text{-pol.}$.

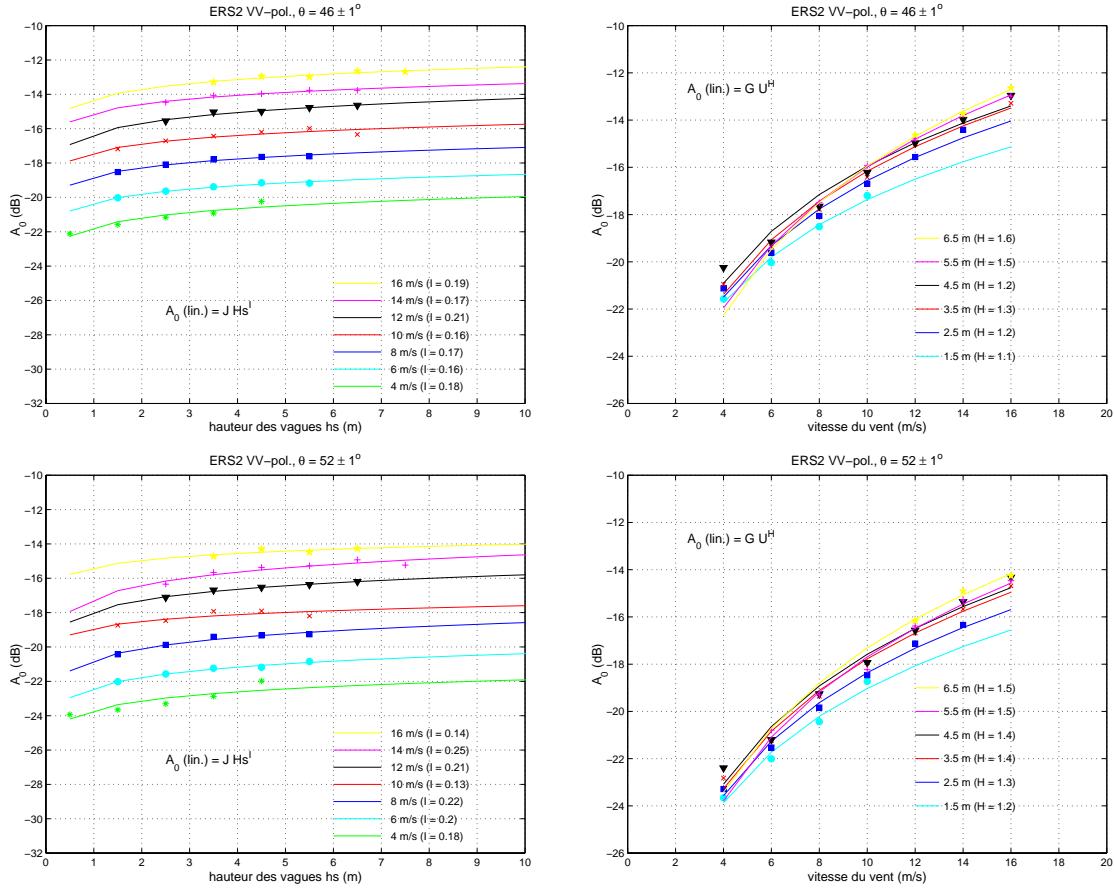


FIG. 8.10 – (à gauche) Variation de A_0 en fonction de la hauteur des vagues pour différentes vitesses de vent et valeurs du paramètre I du modèle ($A_0(\text{lin.}) = J H s^I$) déterminées pour les angles d'incidence de 46 et 52° pour ERS2 VV-pol.. (à droite) Variation de A_0 en fonction de la vitesse du vent pour différentes hauteurs des vagues et valeurs du paramètre H du modèle ($A_0(\text{lin.}) = G U^H$) déterminées pour les angles d'incidence de 46 et 52° pour ERS2 VV-pol..

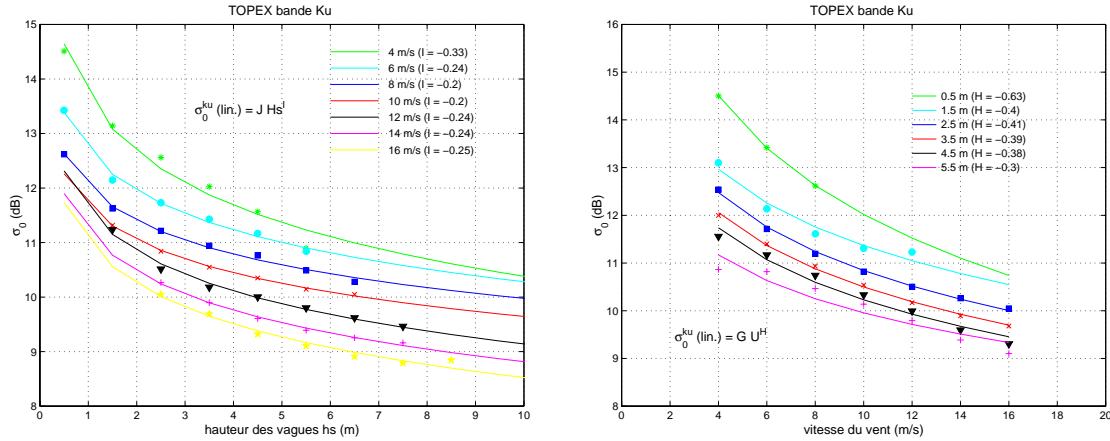


FIG. 8.11 – (à gauche) Variation de $\sigma_{\text{alt}}^{\text{Ku}}$ de l'altimètre TOPEX en fonction de la hauteur des vagues pour différentes vitesses de vent et valeurs du paramètre I du modèle ($\sigma_{\text{alt}}^{\text{Ku}}(\text{lin.}) = J H s^I$). (à droite) Variation de $\sigma_{\text{alt}}^{\text{Ku}}$ en fonction de la vitesse du vent pour différentes hauteurs des vagues et valeurs du paramètre H du modèle ($\sigma_{\text{alt}}^{\text{Ku}}(\text{lin.}) = G U^H$).

200 de l'étude précédente (la nécessité d'avoir un compromis largeur des classes de Hs de 2 m avec un minimum de 200 données tenait aux estimations des paramètres A_1 et A_2 du développement de Fourier).

Pour modéliser l'influence de Hs sur A_0 , nous avons, pour une vitesse de vent donnée, utilisé un modèle de la forme:

$$A_0(\text{lin.}) = J H s^I \quad (8.2)$$

Et d'autre part, nous avons également modélisé les variations de A_0 en fonction de la vitesse du vent pour une hauteur des vagues donnée en utilisant un modèle de la forme (que nous avons utilisé auparavant aux chapitres 5 et 6):

$$A_0(\text{lin.}) = G U^H \quad (8.3)$$

Les résultats de ces 2 types de modélisations sont présentés graphiquement sur les Figures 8.8 et 8.9 pour respectivement NSCAT VV-pol. et NSCAT HH-pol. aux 2 angles d'incidence de 46° et de 52° avec les valeurs des exposants I et H déterminées par régression aux moindres carrés dans l'espace des dB. Nous pouvons observer que, pour la polarisation verticale, les valeurs de I varient entre 0.32 et 0.44 à 46° et entre 0.25 et 0.40 à 52° . Les valeurs de H sont comprises entre 1.2 et 1.4 pour les 2 angles d'incidence. Pour la polarisation horizontale, les valeurs de I sont comprises entre 0.38 et 0.57 à 46° sauf pour la vitesse de 14 m.s^{-1} où cette valeur est de 0.88. A 52° , I varie entre 0.20 et 0.50. Les valeurs de H sont comprises entre 1.3 et 1.5 pour les 2 angles d'incidence étudiés sauf pour les hauteurs de vagues de 1.5 m et de 4.5 m à 52° d'angle d'incidence où ces valeurs sont respectivement de 0.04 et de 1.8. Les valeurs des exposants de U, H, sont toujours plus grandes que celles des exposants de Hs, I. Elles indiquent une plus grande sensibilité de A_0 à la vitesse du vent qu'à la hauteur des vagues. Il ne semble pas y avoir de variation

particulière des valeurs de I en fonction de la vitesse des vents. De même, il ne semble pas y avoir de variation particulière des valeurs de H en fonction de la hauteur des vagues.

Nous allons comparer ces valeurs de I et de H à celles qui ont été obtenues pour le diffusiomètre ERS2 en polarisation verticale pour les mêmes angles d'incidence. La Figure 8.10 présente ces résultats. Les valeurs de I sont comprises entre 0.16 et 0.21 à 46° et entre 0.13 et 0.25 à 52° . Les valeurs de H varient entre 1.1 et 1.6 pour les 2 angles d'incidence. Les valeurs de I obtenues pour ERS2 sont plus faibles que pour NSCAT alors que les valeurs de H sont similaires.

Nous pouvons également comparer ces variations de A_0 en fonction de U et de Hs avec les variations des mesures altimétriques de TOPEX en bande Ku (σ_{alt}^{Ku}) en fonction également de U et de Hs. Pour ces dernières mesures, il a été vu dans l'introduction que différents travaux convergent pour noter une influence notable de Hs. Nous avons utilisé les 2 mêmes types de modélisation de manière à comparer les valeurs de I et de H. La Figure 8.11 présente les résultats obtenus. Les valeurs de I varient entre -0.20 et -0.25 sauf pour la vitesse de vent de 4 m.s^{-1} où I vaut -0.33. Les valeurs de H sont comprises entre -0.30 et -0.41 sauf pour une hauteur des vagues de 0.5 m. Dans ce cas, nous avons obtenu une valeur de -0.63 pour I. Nous pouvons constater ici l'anticorrélation entre les mesures altimétriques et diffusiométriques. Les mesures diffusiométriques augmentent en fonction de la vitesse du vent et de la hauteur des vagues. Les mesures altimétriques diminuent en fonction de la vitesse du vent et de la hauteur des vagues.

Pour pouvoir comparer de manière plus générale les différentes sensibilités à la vitesse du vent et à la hauteur des vagues entre les instruments, nous avons déterminé les paramètres d'un modèle qui combine simultanément ces 2 influences sur A_0 (ou σ_{alt}^{Ku} à incidence normale) pour les 2 angles d'incidence de 46° et de 52° . Il se présente sous la forme suivante (en linéaire):

$$A_0(\text{ou } \sigma_{alt}^{Ku}) = G'U^{H'}Hs^{I'} \quad (8.4)$$

Les valeurs obtenues par régression aux moindres carrés dans l'espace des dB sont résumées dans la Table 8.1.

TAB. 8.1 – Valeurs des paramètres H' et I' du modèle ($A_0(\text{ou } \sigma_{alt}^{Ku}) = G'U^{H'}Hs^{I'}$) déterminées aux 2 angles d'incidence de 46° et de 52° pour NSCAT VV-pol., NSCAT HH-pol. et ERS2 VV-pol. et à l'incidence normale pour les mesures en bande Ku de l'altimètre TOPEX.

	46°		52°		0°	
	H'	I'	H'	I'	H'	I'
NSCAT VV-pol.	1.27	0.39	1.29	0.33	-	-
NSCAT HH-pol.	1.37	0.45	1.41	0.38	-	-
ERS2 VV-pol.	1.29	0.16	1.36	0.18	-	-
TOPEX (Ku)	-	-	-	-	-0.39	-0.25

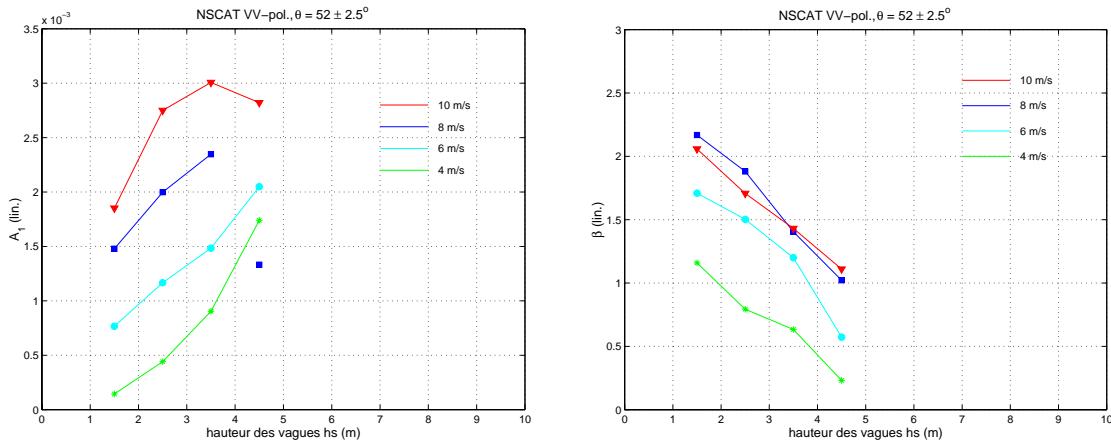


FIG. 8.12 – Variation de A_1 (à gauche) et de β (à droite) en fonction de la hauteur des vagues pour différentes vitesses de vent pour l'angle d'incidence de 52° pour NSCAT VV-pol. .

Nous pouvons noter que les valeurs de I' sont les plus importantes pour NSCAT HH-pol. et les plus faibles pour ERS2 VV-pol. pour les 2 angles d'incidence. La comparaison des valeurs de H' avec celles de I' montre que les mesures altimétriques et diffusiométriques dépendent principalement de la vitesse du vent mais vont également dépendre de la hauteur des vagues. La sensibilité des mesures altimétriques en bande Ku à la hauteur des vagues est très importante. Nous observons un effet moins important de H_s sur les diffusiomètres que sur l'altimètre en bande Ku si nous comparons I' à H' . En effet, si les valeurs de I' sont similaires entre l'altimètre et les diffusiomètres, l'effet qui sera observé sur les mesures diffusiométriques semblera moins important car la sensibilité à la vitesse du vent est plus importante pour les diffusiomètres que pour l'altimètre et son effet domine plus fortement sur la mesure diffusiométrique que sur la mesure altimétrique.

Nous ne pouvons pas dire grand chose sur la sensibilité des mesures diffusiométriques en bande Ku (NSCAT) par rapport à celle en bande C (ERS2) à cause de la différence de résolution spatiale de ces 2 mesures. De la même façon, l'influence importante de H_s par rapport à celle de la vitesse du vent pour les mesures altimétriques par rapport aux mesures diffusiométriques pourrait également provenir de la différence de résolution spatiale des mesures. Elle est d'environ 7 km alors qu'elle est de 25 km pour NSCAT et de 50 km pour ERS2. Cette sensibilité des mesures de l'altimètre TOPEX et des diffusiomètres NSCAT et ERS2 à la hauteur des vagues conduit les modèles empiriques actuellement utilisés à sur-estimer les vitesses de vent lorsque H_s est faible et à sous-estimer ces vitesses lorsque H_s est fort puisque H_s n'est pas pris en compte dans ces modèles. Ces constations rejoignent celles de Queffeulou et al. [Queffeulou et al., 1999] sur la dépendance des vitesses de vent estimées par l'altimètre ERS2 et par le diffusiomètre NSCAT en fonction de la hauteur des vagues.

Cette dépendance des mesures diffusiométriques en bande Ku en fonction de H_s doit se retrouver sur les mesures du diffusiomètre QSCAT. Elle pourra être plus facilement prise

en compte dans la fonction de transfert de cet instrument que dans le cas de NSCAT car il échantillonne spatialement et temporellement plus largement les océans que NSCAT et il n'effectue de mesures qu'à un seul angle d'incidence par polarisation des ondes radar. Cela réduit le nombre de variables dont dépend la mesure diffusiométrique et facilite l'introduction de cette variable supplémentaire dans les modèles.

La Figure 8.12 présente les variations de $A_1(U, \theta, H_s)$ et de $\beta(U, \theta, H_s)$ pour NSCAT VV-pol. en fonction de la hauteur des vagues pour les vitesses de vent de faible à moyen ($4, 6, 8$ et 10 m.s^{-1}). Les largeurs de classe considérées sont de 5° pour l'angle d'incidence, de 2 m.s^{-1} pour la vitesse de vent ECMWF et de 1 m pour H_s . Pour les valeurs de H_s de 1 à 4 m , les variations sont importantes, les valeurs de A_1 doublent pour la vitesse de vent moyenne de 6 m.s^{-1} et les valeurs de β diminuent de moitié pour la vitesse de vent de 8 m.s^{-1} . La hauteur des vagues module les valeurs de A_1 et de β ce qui entraîne une modification de la direction du vent restitué. Cet effet n'avait pas pu être mis en évidence sur l'analyse précédente de l'effet de H_s sur la direction des vents de NSCAT et de ERS-2. En résumé, l'influence de H_s n'est pas négligeable sur le coefficient de rétrodiffusion et affecte aussi bien la vitesse que la direction du vent restitué.

Nous allons à présent vérifier l'hypothèse que nous avons faite au chapitre 6 (cf paragraphe 6.3) en supposant que cette dépendance de l'état de la mer, pour les angles d'incidence supérieurs à 35° , est contenue dans le terme scalaire de notre décomposition en 2 termes du σ_0 , un terme scalaire qui serait de valeur égale dans les 2 signaux diffusiométriques et un terme pouvant être modélisé par la théorie simple de Bragg. La différence, $\sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH}$, avait alors été simplement interprétée par le phénomène de Bragg.

8.3 Sur la différence, $\sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH}$, des mesures de NS-CAT

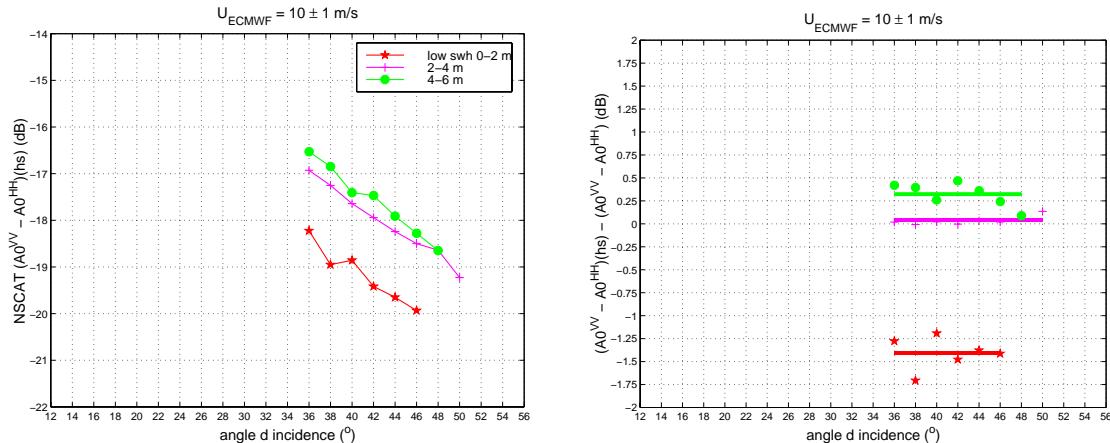


FIG. 8.13 – Variation de δA_0 en fonction de l'angle d'incidence et de la hauteur des vagues (3 classes: 0-2, 2-4 et 4-6 m) pour une vitesse U de $10 \pm 1 \text{ m.s}^{-1}$.

La Figure 8.13 présente (à gauche) les variations moyennes de $(\sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH})$, représentée par $\delta A_0 = A_0^{VV} - A_0^{HH}$, en fonction de l'angle d'incidence pour les 3 classes de Hs (0 à 2 m, 2 à 4 m et 4 à 6 m) pour les angles d'incidence compris entre 36 et 52° et pour la vitesse de vent de 10 m.s⁻¹. Nous pouvons constater que δA_0 augmente lorsque Hs augmente pour un angle d'incidence donné. Le deuxième graphe de cette Figure montre que le rapport $\delta A_0(U, \theta, Hs) / \delta A_0(U, \theta)$ est négatif pour la classe de Hs de 0 à 2 m avec une valeur moyenne de -1.4 et qu'à l'opposé ce rapport est positif pour la classe de Hs de 4 à 6 m avec une valeur moyenne de 0.3. Nous retrouvons des résultats qui sont similaires à ceux obtenus pour les rapports $A_0(U, \theta, Hs) / A_0(U, \theta)$ de NSCAT VV-pol. et NSCAT HH-pol. Ces rapports sont indépendants de l'angle d'incidence et montrent une influence de Hs sur δA_0 . Cette dernière est néanmoins légèrement plus faible que pour NSCAT VV-pol. et NSCAT HH-pol..

Ainsi calculer $(\sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH})$ n'a pas permis d'éliminer les effets de Hs sur les signaux diffusiométriques de NSCAT mais cela a néanmoins permis de "débruiter" quelque peu les signaux satellitaires puisque cela a mis en évidence un changement de dynamique à l'interface océan-atmosphère pour des vitesses de vent de l'ordre de 8-10 m.s⁻¹ qui est souvent observé de visu. Le fait que $(\sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH})$ demeure toujours influencé par Hs implique que la décomposition des coefficients de rétrodiffusion en un terme scalaire et un terme provenant uniquement de la diffusion de Bragg simple (c'est à dire sans modulation par les grandes vagues) n'est pas valable car trop simple. Il n'est donc pas possible de supposer une séparation importante entre les vagues de Bragg et les vagues de beaucoup plus grandes longueurs d'onde quand on considère les mesures en bande Ku. Cette modélisation n'est pas suffisamment réaliste pour la bande Ku, il faut donc utiliser un modèle composite qui tient compte de la modulation des ondes de Bragg par les grandes vagues. Par contre si nous nous référons aux travaux de Kasilingam et Shemdin [Kasilingam and Shemdin, 1992], cette modélisation devrait convenir pour enlever l'influence de Hs sur les mesures en bande C si on disposait de mesures dans les 2 polarisations pour calculer $(\sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH})$. En effet, ils ont montré qu'à angle d'incidence donné (supérieur à 30°) il y a peu de différence entre un modèle de Bragg simple et un modèle composite pour la bande L (1.2 GHz) alors que cette différence est plus grande en bande X (10 GHz) et plus encore en bande Ka (35 GHz). Ils ont ainsi montré que plus la fréquence des ondes radar augmente, plus les grandes vagues jouent un rôle important dans la rétrodiffusion des ondes radars pour les angles d'incidence utilisés en diffusiométrie.

Ainsi plutôt que décrire pour les mesures de NSCAT:

$$\sigma_0^{pol.} = \sigma_{scalaire} + \sigma_{Bragg}^{pol.} \quad (8.5)$$

qui serait plutôt valable en bande C (puisque le rapport entre les mesures en VV-pol. et en HH-pol. est plus important qu'en bande Ku [Quilfen et al., 1999a] et qu'il y a seulement de faibles différences entre un modèle de Bragg simple et un modèle composite [Kasilingam and Shemdin, 1992]), il vaudrait mieux envisager ultérieurement une décomposition de la forme:

$$\sigma_0^{pol.} = \sigma_{scalaire} \cdot (1 + \sigma_{Bragg}^{pol.}) \quad (8.6)$$

pour la bande Ku.

En effet, si nous revenons à la présentation des modèles théoriques de rétrodiffusion au paragraphe 6.2 du chapitre 6, nous avons vu que le coefficient de rétrodiffusion s'exprime, en combinant les équations ((6.6)-(6.12)), comme la somme de 2 termes, un terme spéculaire et un terme de Bragg composite. Le premier terme est dû uniquement aux grandes vagues et dépend de la densité de probabilité des pentes (réflexion spéculaire) et ne peut pas possible être négliger sur les mesures de NSCAT et de ERS2. Le deuxième terme est dû aux interactions entre les grandes vagues et les petites vagues responsables de la diffusion de Bragg. La présence de ces grandes vagues a pour effet de soulever et d'incliner les petites vagues entraînant une modulation de leur inclinaison (modulation de pente) et de leur amplitude (modulation hydrodynamique). L'examen du deuxième terme montre que mathématiquement le modèle de Bragg composite est une convolution de la forme: $\sigma_{scalaire} \otimes \sigma_{Bragg}$. C'est une convolution entre la densité d'énergie des petites vagues et la densité de probabilité des pentes [Kasilingam and Shemdin, 1992]. Cela signifie que la diffusion de Bragg ne provient pas d'une seule composante de Bragg définie par l'angle d'incidence du radar mais d'un ensemble de diffuseurs de Bragg de nombre d'onde centré autour de ce nombre d'onde de Bragg particulier. La largeur en nombre d'onde de ces diffuseurs de Bragg dépend de la forme de la fonction de densité de probabilité des pentes qui dépend elle-même de la variance des pentes. Dans le cas où la pente des grandes vagues est petite (cas limite: absence de grandes vagues), la fonction de densité de probabilité des pentes est une fonction dirac. L'équation (8.5) est la limite de l'équation (8.6) si on considère que le terme $\sigma_{scalaire}$ est un dirac, $\delta(\theta)$, avec une séparation importante entre les 2 échelles. La rétrodiffusion provient dans ce cas d'une composante unique de Bragg qui est déterminée par l'angle d'incidence (modèle de Bragg simple). Cette hypothèse n'est pas réaliste ici au vu des résultats que nous obtenons. Les valeurs similaires des exposants I' pour VV-pol. et HH-pol. semblent confirmer l'hypothèse d'une influence multiplicative du Hs et donc d'une modélisation de la forme (8.6) pour les mesures en bande Ku.

Nous allons profiter ici de l'opportunité d'avoir étudié la différence, $\delta\sigma_0 = \sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH}$, des mesures de NSCAT pour analyser l'effet de Hs sur cette quantité en fonction de l'angle d'azimut. Pour cela, nous avons utilisé les résultats du chapitre 6, c'est à dire les valeurs de α déterminées pour les directions upwind, downwind et crosswind, pour "enlever" la dépendance en fonction de l'angle d'incidence sur $\delta\sigma_0$ de manière à diminuer le nombre de variables dont cette quantité dépend et ainsi regarder l'influence de la variable supplémentaire Hs. Nous avons analysé la sensibilité de $\delta\sigma_0$ en fonction de la vitesse du vent et de Hs sur les 2 régimes de sensibilité différente de $\delta\sigma_0$ sous l'action du vent, pour les vitesses de vent inférieures à 8 m.s^{-1} et pour les vitesses supérieures à cette transition.

Pour chacune des directions upwind, downwind et crosswind et pour chacun des régimes de vent, nous avons sélectionné les mesures sur des classes d'angle d'azimut de 10° et nous avons déterminé les paramètres d'un modèle de la forme ($\delta\sigma_0$ est en linéaire):

$$\delta\sigma_0 k^\alpha = G' U^H' H s^I \quad (8.7)$$

Ces paramètres ont été comparé à ceux qui ont été calculés de la même façon, par régression aux moindres carrés dans l'espace des dB, sur les mêmes échantillons mais

avec un modèle ne tenant pas compte explicitement de l'information apportée par Hs:

$$\delta\sigma_0 k^\alpha = GU^H \quad (8.8)$$

Les valeurs des paramètres H' , I' et H qui ont été déterminées sont résumées sur la Table 8.2.

TAB. 8.2 – Valeurs des paramètres α , H' et I' du modèle ($\delta\sigma_0 k^\alpha = G'U^{H'}Hs^{I'}$) et H du modèle ($\delta\sigma_0 k^\alpha = GU^H$) pour les 2 régimes de sensibilité différente à la vitesse du vent pour les directions upwind, downwind et crosswind.

		α	H'	I'	H
$U < 8 \text{ m.s}^{-1}$	upwind	4.01	2.13	0.47	2.24
	downwind	4.03	1.94	0.17	1.99
	crosswind	3.91	1.11	0.27	1.15
$U > 8 \text{ m.s}^{-1}$	upwind	3.24	1.10	0.20	1.31
	downwind	3.87	1.09	0.28	1.41
	crosswind	3.42	1.60	0.28	1.86

Les valeurs des exposants de U déterminées ici sont un peu différents de ceux obtenues au chapitre 6 pour les modèles sans Hs. Néanmoins les relations d'ordre de ces valeurs entre les situations upwind, downwind et crosswind que nous avions obtenues restent. Nous pouvons observer que les exposants de U du modèle avec Hs sont approximativement les mêmes en upwind et en downwind pour les 2 régimes de sensibilité à la vitesse du vent. H' est de l'ordre de 2 pour les vitesses de vent inférieures à 8 m.s^{-1} en upwind et en downwind. Il est de l'ordre de 1 pour les vitesses de vent supérieures à 8 m.s^{-1} . Ce n'est donc pas une sensibilité différente des mesures de $\delta\sigma_0$ sous l'action du vent qui explique la différence observée entre les mesures en upwind et en downwind (interprétation du modèle (GU^H)) mais une sensibilité différente des mesures dans ces 2 directions en fonction de Hs pour chacun des régimes. Pour les vitesses de vent inférieures à 8 m.s^{-1} I' est de l'ordre de 0.5 en upwind alors qu'il est de l'ordre de 0.2 en downwind. Pour les vitesses de vent supérieures à 8 m.s^{-1} , I' diminue par rapport au régime précédent pour la direction upwind, il est de l'ordre de 0.2 alors que pour la direction downwind, il augmente légèrement et est de l'ordre de 0.3. Pour la direction crosswind, nous pouvons noter que I' est constant et de l'ordre de 0.3 pour les 2 régimes.

La comparaison des valeurs de H' et de I' pour les directions upwind et downwind montre que la différence de sensibilité en fonction de Hs est un peu supérieure à la différence de sensibilité en fonction de U. Ces différences de sensibilité en fonction de Hs et de U sont plus importantes pour les vitesses de vent inférieures à 8 m.s^{-1} que pour les vitesses plus grandes. La comparaison des valeurs de H' et de I' pour les directions upwind et crosswind montre que la différence de sensibilité en fonction de Hs est inférieure à la différence de sensibilité en fonction de U. C'est donc l'influence de U qui domine sur

le contraste upwind-crosswind. Ces différences de sensibilité en fonction de H_s et de U sont également plus importantes pour les vitesses de vent inférieures à 8 m.s^{-1} que pour les vitesses plus grandes. Il y a donc une forte directivité des mesures à vent faible qui diminue à vent fort.

Ces constatations nous conduisent à penser que la différence entre les directions upwind et downwind provient de l'influence différente de H_s sur les mesures dans ces 2 directions et donc d'un effet hydrodynamique de modulation des petites vagues de Bragg par les grandes vagues, ce qui est souvent proposé pour interpréter cette asymétrie upwind-downwind. En effet, il est souvent proposé pour expliquer cette asymétrie que la présence des vagues de gravité de grandes longueurs d'onde se traduit par une modulation de la densité d'énergie des vagues de capillarité-gravité en fonction de leur position sur cette grande vague (cf paragraphe 5.2.5 du chapitre 5). Pour les vitesses de vent inférieures à 8 m.s^{-1} , la croissance de ces petites vagues semble importante dans la direction upwind par rapport à la direction downwind et à la direction crosswind. Pour les vitesses de vent supérieures à 8 m.s^{-1} , il semble y avoir un effet de saturation de la croissance en fonction de H_s dans la direction upwind avec une redistribution de l'énergie vers la direction downwind.

8.4 Conclusion

Nous avons vu que les vitesses des vents diffusiométriques de NSCAT et ERS2 dépendent de l'état de la mer. Les vents diffusiométriques sont sous-estimés par rapport aux vents ECMWF en présence de H_s faible et ils sont sur-estimés en présence de fort H_s . La qualité de ces vents n'est pas homogène, elle dépend de l'angle d'incidence. L'influence de H_s sur les mesures diffusiométriques dépend de la valeur de H_s mais pas de l'angle d'incidence. Le coefficient de rétrodiffusion augmente en fonction de H_s pour une vitesse de vent donnée. La diminution observée de l'influence de H_s sur l'estimation de la vitesse du vent par les diffusiomètres en fonction de l'angle d'incidence semble pouvoir être expliquée par la sensibilité différente de A_0 à la vitesse du vent en fonction de l'angle d'incidence. Nous avons quantifié la sensibilité des mesures diffusiométriques de NSCAT et de ERS2 en fonction de la vitesse du vent et de la hauteur des vagues en utilisant un modèle multiplicatif simple de la forme $(G'U^{H'}Hs^I')$ aux 2 angles d'incidence de 46° et de 52° , angles qui sont proches de ceux de QSCAT. L'influence de la hauteur des vagues n'est pas négligeable sur les mesures de NSCAT. Cette variable devra par conséquent être considérée dans la fonction de transfert de l'instrument QSCAT. Enfin, l'influence de H_s sur la différence, $\sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH}$, des mesures de NSCAT montre que la décomposition des mesures diffusiométriques en 2 termes qui suppose une séparation importante entre les vagues de capillarité-gravité et les vagues de beaucoup plus grandes longueurs d'onde n'est pas réaliste. Cela indique la limite du modèle de Bragg pour la bande Ku. Comme attendu, l'influence du H_s se traduit en moyenne par une variation de la variance des pentes de surface et donc de la forme de la densité de probabilité des pentes. Elle devrait être plus importante pour la bande Ku que pour la bande C. L'influence de la forme de la densité de probabilité des pentes sera primordiale pour la prédiction du coefficient de rétrodiffusion radar.

Chapitre 9

Conclusion

Ce travail de thèse est consacré à l'étude des mesures satellitaires en télédétection hyperfréquence de la surface marine. Ces mesures sont collectées au moyen des radars diffusiomètres NSCAT de la National Aeronautics and Space Administration (NASA) et ERS-2 de l'Agence Spatiale Européenne (ESA). Ces deux instruments ont volés conjointement pendant la vie du satellite ADEOS-2 d'août 1996 à juin 1997. Ils diffèrent par leur fréquence (bande Ku pour le premier et bande C pour le second), leur couverture spatiale des océans, la géométrie de leurs antennes et par la polarisation du signal radar utilisée (une seule polarisation pour ERS-2, VV, et deux polarisations pour NSCAT, VV et HH).

Cette étude repose sur la détermination de la fonction de transfert entre les paramètres géophysiques (en l'occurrence le vent à la surface des océans) et les coefficients de rétrodiffusion mesurés par ces radars diffusiomètres. Ces instruments sont les seuls qui soient capables rappelons le de mesurer la force et la direction du vent à la surface de l'océan. Les caractéristiques du vecteur vent est déduit, de manière opérationnelle, des mesures à l'aide d'un processus d'inversion de fonction. La qualité des vents restitués par cette méthode dépend de la fonction de transfert utilisée, de la qualité des coefficients de rétrodiffusion mesurés et de l'algorithme mathématique d'inversion.

Les diffusiomètres NSCAT et ERS-2 ne sont pas équivalents mais ils ne sont pas en compétition, ils sont au contraire complémentaires. La combinaison des mesures de plusieurs diffusiomètres va permettre un échantillonnage plus important de l'océan et apporter une amélioration de la qualité et de la résolution des champs de vent moyen à la surface de la mer. Cette combinaison des mesures impliquent qu'il est nécessaire d'avoir des estimations de vent de même qualité. La comparaison des fonctions de transfert entre les deux instruments doit permet de tirer un certain nombre d'enseignements sur le comportement de chacun d'entre eux. L'objectif sous tendant mes travaux a donc été d'essayer de contribuer à l'amélioration de la compréhension des informations contenues dans les signaux satellitaux mesurés pour permettre une amélioration de la compréhension des processus d'interaction et donc des fonctions de transfert utilisées.

Mon approche a été d'utiliser pour ces études une modélisation statistique reposant sur des réseaux de neurones de type perceptron multi-couches (PMC) pour relier les coefficients de rétrodiffusion au vent et ainsi faciliter l'étude de cette relation. Les caractéristiques des fonctions déterminées pour NSCAT et pourERS-2 et les er-

reurs résiduelles respectives ont ensuite été analysées pour en extraire des informations géophysiques.

Ces modèles neuronaux sont déterminés à l'aide des vents issus des analyses du modèle météorologique ECMWF du centre européen de manière à bénéficier du plus large ensemble de données possible (les vents bouées sont en trop faible nombre pour réaliser un étalonnage de qualité, les vents bateaux ne sont pas homogènes en qualité et l'étalonnage croisé de ces deux instruments en utilisant les vents diffusiométriques ne permet pas d'étudier les caractéristiques propres à chacun). Mais cette approche présente l'inconvénient clair de limiter les interprétations possibles dans le cas du diffusiomètre ERS-2 à cause de l'utilisation des vents d'ERS-2 dans les analyses de ce modèle météorologique.

Ce travail a permis de répondre à deux questions. La première concerne la méthode utilisée et peut se formuler ainsi: pourquoi utiliser les PMC comme outil statistique ? La deuxième question porte sur les mesures satellites utilisées et se résume à: quelles informations a-t-il été possible d'extraire ?

9.1 Pourquoi utiliser les PMC comme outil statistique ?

Les arguments en faveur de l'utilisation des méthodes neuronales sont au nombre de cinq et sont présentés dans la suite.

En télédétection, les données sont nombreuses mais les interactions entre processus sont multiples et les relations fonctionnelles ne sont pas bien connues. Par conséquent, on est souvent forcé de faire des hypothèses simplificatrices de manière à développer un modèle descriptif du comportement des données en adoptant une forme explicite de la relation. Dans le cas où la forme choisie ne rend pas compte de toute la complexité de cette relation, cette approche ne donnera pas de très bons résultats aussi bien en terme de prédiction, qu'en terme d'étude de processus.

La puissance des PCM provient du grand nombre de neurones qu'il est possible d'introduire dans l'architecture pour obtenir une fonction très complexe. Les dépendances relationnelles entre les variables sont déterminées durant la phase d'apprentissage sans qu'aucune connaissance ou hypothèse sur la représentation mathématique sous-jacente ne soit indispensable. L'introduction de connaissance a-priori partielle est possible et souhaitable. Ces informations physiques complémentaires permettront une sélection plus précise de la fonction dans la classe des solutions possibles.

Les modèles déterminés permettent une étude plus facile des comportements par confrontation avec des modèles théoriques ou semi-théoriques et sont plus facilement manipulables que les données mesurées bruitées.

Un autre point en leur faveur est leur grande adaptabilité. Ils permettent facilement l'introduction de nouvelles variables explicatives, il suffit pour cela de les faire figurer sur la couche d'entrée du réseau considéré. Cela est particulièrement intéressant pour étudier par exemple l'impact d'une nouvelle variable en n'ayant aucune information sur les relations fonctionnelles liant cette variable aux précédentes incluses dans le modèle.

De la même façon on peut rajouter des variables à estimer en les faisant figurer sur la couche de sortie du réseau. Les PMC permettent sans difficulté d'aborder ce problème de dimension multiple des variables.

Enfin, comme nous l'avons vu aux chapitres 4 et 7, ces techniques neuronales permettent d'obtenir non seulement une approximation de la moyenne conditionnelle d'une distribution mais également une approximation de chacun des éléments de la matrice de variance-covariance conditionnelle des observations lorsque cette dernière n'est pas diagonale. Toutes ces approximations sont représentées par des fonctions continues.

9.2 Quelles informations a-t-il été possible d'extraire?

Les réponses à cette deuxième question sont contenues dans les résultats obtenus dans les chapitres 5 à 8. Un certain nombre de résultat ressortent des analyses que j'ai faites, je ne relate ici que les principaux.

L'analyse des caractéristiques des mesures diffusiométriques de NSCAT et de ERS-2 montre des sensibilités différentes de ces mesures en fonction de la vitesse du vent et de la direction (cf chapitre 5). La sensibilité des σ_0 en fonction de la direction du vent dépend de la vitesse du vent pour les deux bandes. La levée de l'ambiguïté à 180° dans la détermination de la direction du vent sera en particulier plus facile à vent fort dans le cas de la bande C en polarisation verticale tandis qu'au contraire pour la bande Ku, elle sera plus facile pour des vitesses de vent faibles en polarisation horizontale.

L'étude de la différence, $(\sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH})$, des mesures de NSCAT a permis entre autre de mettre en évidence deux régimes de sensibilité différents de $(\sigma_0^{VV} - \sigma_0^{HH})$ en fonction de la vitesse du vent avec une transition entre les deux régimes aux alentours de $8-10 \text{ m.s}^{-1}$ (cf chapitre 6). Ce changement observé à $8-10 \text{ m.s}^{-1}$ peut être interprété comme dû à un changement général de la relation entre la rugosité de surface (formation de nombreux moutons à la surface de la mer) et le vent, phénomène qui est bien observé de visu. Cette quantité apparaît plus proche des caractéristiques des vagues de capillarité-gravité qui résonnent avec les ondes radar que les signaux σ_0^{VV} et σ_0^{HH} de NSCAT pris séparément. L'apport de la polarisation pour améliorer la compréhension des processus est indéniable.

Les anomalies entre les mesures de NSCAT et les estimations du modèle neuronal déterminé dans cette thèse montrent l'existence d'effets géophysiques locaux qui ne sont pas pris en compte dans cette modélisation des mesures diffusiométriques en fonction seulement du vent. Nous avons pu noter en particulier l'existence d'anomalies importantes du signal mesuré de NSCAT le long de l'équateur dans la zone de convergence intertropicale (ITCZ) qui semblerait provenir de la dégradation du signal par la présence de pluie. Les anomalies observées aux plus hautes latitudes dans l'océan Atlantique et dans le Pacifique et dans la partie nord de l'océan Indien et en mer d'Arabie sembleraient associer aux états de mer rencontrés dans ces régions. Les résultats pour ERS-2 sont nécessairement plus difficile à interpréter à cause de l'utilisation des vents ERS-2 dans les vents ECMWF mentionné ci-dessus. La confirmation des hypothèses avancés dans le cas de la pluie par des études plus spécifiques de cas est l'une des perspectives possibles de ce travail de thèse notamment avec la possibilité qu'offre les techniques neuronales d'estimer

les différents coefficients de la matrice de variance-covariance conditionnelle des observations. L'étude plus approfondie de la variabilité des σ_0 devrait permettre l'élimination des mesures contaminée par la pluie dans le cas où cette influence serait confirmée.

Une analyse de l'influence des états de mer représentés par la mesure de la hauteur des vagues par l'altimètre TOPEX a été mené (chapitre 8) jusqu'à la quantification de la sensibilité du signal mesuré à cette variable. Les vents diffusiométriques de NSCAT et de ERS-2 dépendent pour l'instant du degré de développement de la mer. Il apparaît donc important de renforcer la cohérence entre les différentes estimations de vent déduites des mesures radars en tenant compte de l'état de la mer afin d'apporter des informations satellitaires homogènes pour les études climatiques. La quantification précise de cette influence de l'état de la mer sur les mesures diffusiométriques en intégrant cette variable dans les prochains modèles empiriques opérationnels des instruments comme QSCAT est une autre des perspectives de ce travail.

Annexes

Annexe A

Modèles neuronaux

A.1 Modèle NSCAT-NN-2

Architecture

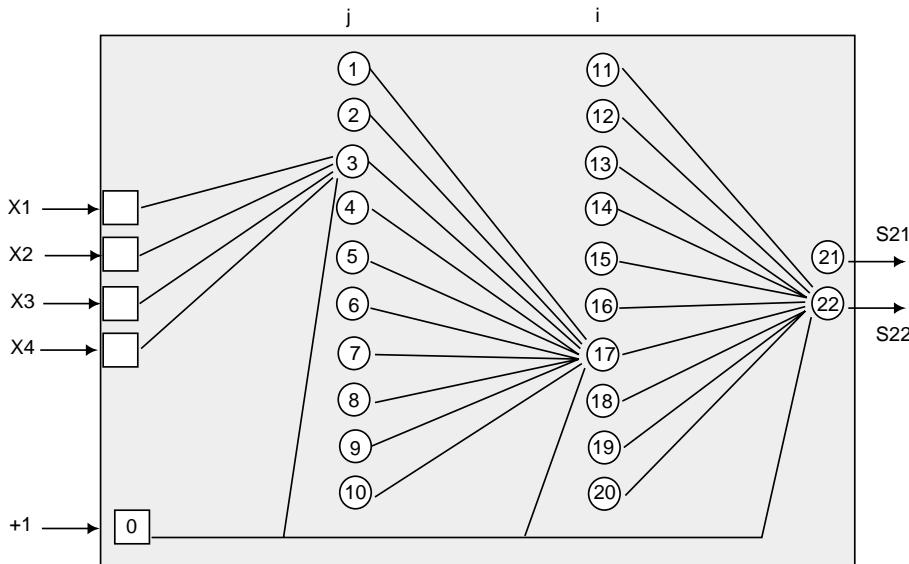


FIG. A.1 – Architecture utilisée pour le modèle neuronale NSCAT-NN-2. Les neurones sont référencés par des numéros pour repérer plus facilement le poids associé à chacune des connections. X_k représentent les entrées du réseau et S_{21} et S_{22} les valeurs de sortie du réseau. Les connections n'ont été tracées que pour un seule neurone sur chacune des couches. Les neurones d'une même couche ont le même type de connections que celles tracées pour l'un d'entre eux.

Les estimations de σ_0^{VV} et de σ_0^{HH} en dB sont calculées respectivement par:

$$\sigma_0^{VV}(\text{dB}) = 25 (S_{21} - 1) \quad (\text{A.1})$$

$$\sigma_0^{HH}(\text{dB}) = 25 (S_{22} - 1) \quad (\text{A.2})$$

avec:

$$S_{21} = \sum_{i=1}^{10} (W_{21,i} S_i) + W_{21,0} \quad (\text{A.3})$$

$$S_{22} = \sum_{i=1}^{10} (W_{22,i} S_i) + W_{22,0} \quad (\text{A.4})$$

$$S_i = f \left[\sum_{j=1}^{10} (W_{i,j} S_j) + W_{i,0} \right] \quad (\text{A.5})$$

$$S_j = f \left[\sum_{k=1}^{10} (W_{j,X_k} X_k) + W_{j,0} \right] \quad (\text{A.6})$$

$$f(x) = 1.7159 * \tanh(0.6666x) \quad (\text{A.7})$$

$$X_1 = \frac{U - 2}{14} - 1 \quad (\text{A.8})$$

$$X_2 = \frac{\theta - 15}{20} - 1 \quad (\text{A.9})$$

$$X_3 = \cos(\chi) \quad (\text{A.10})$$

$$X_4 = \cos(2\chi) \quad (\text{A.11})$$

$$(\text{A.12})$$

U est la vitesse en m/s, θ l'angle d'incidence en degrés et χ l'angle d'azimut en radians.

Paramètres {W}

Les paramètres du modèle NSCAT-NN-2 sont présentés dans les tableaux suivants:

W	0	X1	X2	X3	X4
1	0.3029	-0.3468	0.5014	-0.0162	-0.7061
2	0.2913	-1.0246	1.5043	0.0105	-0.0833
3	1.5038	1.7757	0.0521	0.0423	-0.5218
4	-3.3567	-2.4430	0.5549	-0.7996	-0.2966
5	-2.6475	-2.2206	0.5065	-0.0623	-0.2154
6	-0.4927	0.6138	0.1693	0.1721	-0.2605
7	2.8463	2.8795	0.6219	-0.9182	-0.3029
8	-0.2133	0.2629	1.3815	-0.0845	-0.1691
9	1.3546	0.4570	0.6004	0.4838	0.0559
10	0.8263	1.5487	0.7098	-0.1248	0.5499

W	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
11	0.4099	-0.0830	-0.5899	-0.1256	0.3550	0.3630	0.3145	-0.0082	-0.5357	-0.4947	-0.3797
12	0.1158	0.1477	-0.1779	-0.6355	0.1456	-0.2519	-0.1582	-0.2102	-0.0998	-0.1781	-0.2518
13	-0.4203	-0.3573	0.1973	0.2229	-0.0364	0.0737	0.1873	-0.3255	0.0662	-0.3603	-0.2539
14	0.7827	-0.0858	0.0767	0.3102	-0.5869	-0.3270	-0.3646	0.7163	-0.5726	0.6657	-0.2576
15	0.0705	0.0425	0.4805	-0.1548	0.0749	0.6576	0.0507	-0.1126	0.0164	-0.4980	-0.0933
16	0.8882	0.2527	0.6030	1.2695	-1.7779	-2.1400	-0.0818	1.7127	0.1941	-0.0078	1.2437
17	-0.4707	-0.1983	-0.2188	-1.0007	2.8101	1.3352	-0.5810	-2.5542	0.3484	-0.3193	-1.2817
18	-1.3390	0.4927	0.3321	-0.9408	1.7409	1.4343	-0.1802	-1.7546	-0.0244	-0.8176	-0.2764
19	0.5993	0.0945	-0.0805	-0.2398	0.2358	0.6520	-0.6694	-0.2718	-0.0922	-0.0183	-0.0703
20	0.1680	-0.3043	-0.1105	0.2664	-0.1541	-0.5454	0.3679	0.0780	-0.1435	0.0912	-0.2117

W	0	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
21	0.4001	0.3031	-0.4227	-0.4253	1.1142	-0.9413	-1.2763	-1.0917	1.5645	0.7240	0.1830
22	1.5402	0.2776	-0.3935	-0.6045	0.1328	-0.6841	-1.2387	-1.0567	1.4922	0.7934	0.6398

A.2 Modèle ERS2-NN

Le programme fortran de ce modèle est le suivant:

```

REAL WH1(8,4)

C      First Hidden layer to second hidden layer: one line is one hidden
REAL WH2(6,8)

C      Second hidden layer To Output layer:
REAL W0(6)

REAL PI
REAL DEG2RAD

CCC  CCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCC
CCC  Variables Initialisation
CCC  CCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCC

DATA MEANIN / 8.200000 /
DATA SDEVIN / 3.640000 /
DATA MINOUT / -35.000000 /
DATA MAXOUT / 3.000000 /

DATA (TH1(I),I=1,8) / 0.61725676,   0.74361563,   0.39707905,
&      -0.45776927,  -0.14024517,   0.14759234,  -0.28430641,
&      -0.54432714 /

DATA (TH2(I),I=1,6) / -0.35042354,  -0.41228190,  -0.15912981,
&      -0.24614474,  -0.69506085,   0.06807286 /

DATA TO / 0.38453925 /

DATA ((WH1(I,J),J=1,4), I=1,8) /
&      0.04851767,   0.53280979,  -0.30043215,   0.14309768,
&      0.25830176,  -0.16315708,   0.09361672,  -1.06722200,
&      -0.16310720,   0.19533791,  -0.50913435,   0.44075665,
&      0.66227794,   0.01978670,  -0.28938100,   0.43996301,
&      -0.79038543,   0.08651754,  -0.16625611,  -0.52606136,
&      0.97859740,  -0.04012296,   0.27661157,  -0.26704153,
&      -0.32993761,   0.06773631,   0.01472550,  -0.45712766,
&      0.21618970,  -0.22203684,   0.18131718,   1.45705640 /

DATA ((WH2(I,J),J=1,8), I=1,6) /
&      -0.02074500,  -0.40106687,   0.16739014,   0.47554889,
&      0.04637088,  -0.09013245,   0.07784498,  -0.47949615,
&      -0.48117924,  -0.48232108,  -0.00894065,   0.59379661,

```

```

& -0.11475650, -0.50261056, -0.12137530, -0.24001803,
& 0.06514359, -0.07857247, -0.28458080, -0.36305535,
& -0.02139028, -0.34520292, 0.06571933, -0.09547855,
& -0.22465007, 0.95169342, -0.43798423, 0.41015023,
& 0.63455153, 0.36208972, 0.28725907, -1.41889262,
& -0.19997817, -0.45420703, 0.04508145, -0.37552017,
& 0.92967308, -0.57412255, 0.28987134, 0.18288569,
& -0.47496933, 0.06275230, 0.24697782, 0.24025667,
& 0.55151457, -0.27476197, 0.50731796, -0.53307104 /
DATA (W0(I),I=1,6) / -0.29112685, -0.61456352, -0.33502865,
& 0.68869710, -0.18708070, 0.50305730 /

DATA PI / 3.141592653590 /
CCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCC
do 70 ii=1,m
do 10 jj=1,n
INC=INC_M(ii,jj)
SPEED=SPEED_M(ii,jj)
AZI=AZI_M(ii,jj)

CCC CCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCC
CCC Function Body
CCC CCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCCC

DEG2RAD = PI / 180.0

AZI = AZI - 180.0

C -----
C Building Input Vector (dimension = 5)
C 1 Normalised Speed:
C     mean=6.915460,
C     sdev=2.781570
C 2 and 3 Sines and Cosines of azimuth angle:
C 4 and 5 Sines and Cosines of incidence:
C -----
VI(1) = (SPEED - MEANIN) * 0.66 / SDEVIN
VI(2) = COS(DEG2RAD * AZI)
VI(3) = COS(2 * DEG2RAD * AZI)
VI(4) = SIN(DEG2RAD * INC)

C Building First Hidden Vector

```


Annexe B

Tableaux de biais et d'erreur RMS du Chapitre 5

Définitions respectives du biais et de l'erreur RMS:

$$biais = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\sigma_0^{mes.} - \sigma_0^{mod.}) \quad (B.1)$$

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\sigma_0^{mes.} - \sigma_0^{mod.})^2} \quad (B.2)$$

où $\sigma_0^{mes.}$ correspond à la mesure diffusiométrique de l'instrument radar considéré et $\sigma_0^{mod.}$ l'estimation de cette mesure par le modèle empirique choisi.

Comparaison des biais et RMS (en dB) entre les différents modèles en bande Ku et C calculés respectivement sur les ensembles de test NSCAT-ECMWF-TOPEX et ERS2-ECMWF-TOPEX.

- (T1) pour NSCAT VV-pol.
- (T2) pour NSCAT HH-pol.
- (T3) pour ERS-2 VV-pol.

(T1) Biais et RMS pour NSCAT VV-pol.

TAB. B.1 – Comparaison entre les biais et RMS calculés en dB sur l'ensemble de test de données NSCAT-ECMWF-TOPEX pour les modèles NN-1, NN-2 et NSCAT-1 en polarisation verticale pour des vitesses de vent comprises entre 3 et 7 m/s en fonction de l'angle d'incidence.

Vitesse		Incidence		N	NN-1		NN-2		NSCAT-1	
min.	max.	min.	max.		biais	RMS	biais	RMS	biais	RMS
3	7	20	22	9137	0.325	2.639	0.265	2.613	0.042	2.577
		22	24	13043	0.212	2.893	0.108	2.873	-0.075	2.849
		24	26	13810	0.233	3.160	0.119	3.139	-0.083	3.112
		26	28	13212	0.201	3.392	0.128	3.379	-0.098	3.355
		28	30	12649	0.164	3.629	0.154	3.613	-0.094	3.588
		30	32	11978	0.138	3.668	0.210	3.658	-0.092	3.633
		32	34	11680	0.066	3.843	0.196	3.831	-0.110	3.802
		34	36	12973	0.086	3.994	0.246	3.978	-0.069	3.947
		36	38	13191	0.057	4.032	0.220	4.022	-0.097	4.001
		38	40	13313	0.087	4.130	0.219	4.120	-0.112	4.106
		40	42	13792	0.125	4.222	0.196	4.213	-0.144	4.202
		42	44	15047	0.360	4.305	0.347	4.292	0.005	4.272
		44	46	15334	0.378	4.380	0.260	4.362	-0.077	4.361
		46	48	16451	0.523	4.383	0.303	4.361	-0.016	4.351
		48	50	18147	0.624	4.378	0.325	4.341	0.041	4.343
		50	52	16946	0.531	4.592	0.156	4.560	-0.065	4.603
		52	54	14878	0.440	4.523	0.004	4.501	-0.091	4.558
		54	56	12948	0.364	4.590	-0.102	4.592	-0.061	4.616
		56	58	13378	0.217	4.579	-0.254	4.588	-0.112	4.625
		58	60	8441	0.274	4.590	-0.179	4.596	-0.042	4.628

TAB. B.2 – Comparaison entre les biais et RMS calculés en dB sur l'ensemble de test de données NSCAT-ECMWF-TOPEX pour les modèles NN-1, NN-2 et NSCAT-1 en polarisation verticale pour des vitesses de vent comprises entre 7 et 12 m/s en fonction de l'angle d'incidence.

		Vitesse		Incidence		N		NN-1		NN-2		NSCAT-1	
		min.	max.	min.	max.			biais	RMS	biais	RMS	biais	RMS
7	12	20	22	10323	-0.224	1.186	-0.064	1.145	-0.016	1.141			
		22	24	13056	-0.268	1.331	-0.241	1.307	-0.130	1.292			
		24	26	14013	-0.248	1.508	-0.297	1.502	-0.164	1.489			
		26	28	13360	-0.289	1.742	-0.340	1.736	-0.201	1.729			
		28	30	12764	-0.353	1.959	-0.367	1.946	-0.226	1.945			
		30	32	12143	-0.400	2.061	-0.355	2.037	-0.225	2.040			
		32	34	11570	-0.494	2.200	-0.385	2.167	-0.276	2.178			
		34	36	13019	-0.554	2.344	-0.391	2.302	-0.318	2.309			
		36	38	13709	-0.572	2.464	-0.376	2.414	-0.344	2.432			
		38	40	13516	-0.582	2.508	-0.386	2.459	-0.411	2.492			
		40	42	14652	-0.548	2.628	-0.373	2.588	-0.461	2.624			
		42	44	15721	-0.464	2.560	-0.344	2.526	-0.489	2.573			
		44	46	16003	-0.368	2.523	-0.323	2.499	-0.512	2.551			
		46	48	17610	-0.262	2.597	-0.306	2.576	-0.510	2.643			
		48	50	19584	-0.233	2.607	-0.368	2.602	-0.551	2.668			
		50	52	18166	-0.169	2.714	-0.417	2.723	-0.549	2.796			
		52	54	15495	-0.144	2.544	-0.478	2.555	-0.469	2.606			
		54	56	13807	-0.281	2.643	-0.697	2.699	-0.504	2.733			
		56	58	14391	-0.335	2.754	-0.831	2.856	-0.504	2.858			
		58	60	9353	-0.446	2.883	-1.018	3.000	-0.647	2.936			

TAB. B.3 – Comparaison entre les biais et RMS calculés en dB sur l'ensemble de test de données NSCAT-ECMWF-TOPEX pour les modèles NN-1, NN-2 et NSCAT-1 en polarisation verticale pour des vitesses de vent comprises entre 12 et 20 m/s en fonction de l'angle d'incidence.

		Vitesse		Incidence		N	NN-1		NN-2		NSCAT-1	
		min.	max.	min.	max.		biais	RMS	biais	RMS	biais	RMS
12	20	20	22	3370	-0.082	0.923	-0.119	0.899	-0.093	0.898		
		22	24	3610	-0.100	1.029	-0.262	1.042	-0.205	1.034		
		24	26	3960	-0.076	1.147	-0.305	1.165	-0.221	1.154		
		26	28	4045	-0.088	1.266	-0.348	1.298	-0.252	1.290		
		28	30	3925	-0.123	1.403	-0.358	1.419	-0.244	1.409		
		30	32	3724	-0.119	1.462	-0.320	1.475	-0.205	1.472		
		32	34	3461	-0.141	1.504	-0.294	1.505	-0.186	1.504		
		34	36	3962	-0.206	1.495	-0.319	1.477	-0.238	1.473		
		36	38	4110	-0.295	1.618	-0.330	1.611	-0.295	1.616		
		38	40	3938	-0.357	1.669	-0.333	1.656	-0.364	1.674		
		40	42	4426	-0.384	1.737	-0.332	1.706	-0.440	1.739		
		42	44	4476	-0.384	1.666	-0.318	1.636	-0.492	1.683		
		44	46	4774	-0.312	1.647	-0.269	1.612	-0.499	1.668		
		46	48	5057	-0.308	1.736	-0.299	1.710	-0.548	1.770		
		48	50	5907	-0.228	1.700	-0.300	1.679	-0.539	1.737		
		50	52	5455	-0.203	1.669	-0.372	1.673	-0.537	1.715		
		52	54	4218	-0.228	1.691	-0.513	1.733	-0.553	1.733		
		54	56	4147	-0.251	1.670	-0.669	1.766	-0.552	1.722		
		56	58	4247	-0.337	1.674	-0.896	1.850	-0.596	1.707		
		58	60	2897	-0.387	1.597	-1.0769	1.880	-0.637	1.643		

(T2) Biais et RMS pour NSCAT HH-pol.

TAB. B.4 – Comparaison entre les biais et RMS calculés en dB sur l’ensemble de test de données NSCAT-ECMWF-TOPEX pour les modèles NN-1, NN-2 et NSCAT-1 en polarisation horizontale pour des vitesses de vent comprises entre 3 et 7 m/s en fonction de l’angle d’incidence.

Vitesse		Incidence		N	NN-1		NN-2		NSCAT-1	
min.	max.	min.	max.		biais	RMS	biais	RMS	biais	RMS
3	7	20	22	4532	0.153	2.673	0.024	2.673	-0.080	2.653
		22	24	4575	0.243	2.910	0.100	2.891	-0.082	2.875
		24	26	4626	0.310	3.258	0.225	3.244	-0.065	3.208
		26	28	4806	0.356	3.396	0.339	3.390	-0.004	3.338
		28	30	5695	0.138	3.675	0.195	3.671	-0.178	3.648
		30	32	4424	0.032	3.634	0.133	3.626	-0.244	3.601
		32	34	4052	0.154	3.794	0.278	3.798	-0.083	3.742
		34	36	4270	0.304	3.953	0.417	3.956	0.103	3.877
		36	38	5958	0.125	4.184	0.245	4.157	-0.003	4.128
		38	40	4525	0.240	4.162	0.311	4.402	0.041	4.144
		40	42	5155	0.213	4.408	0.250	4.475	-0.067	4.392
		42	44	5964	0.375	4.479	0.419	4.543	0.037	4.454
		44	46	6725	0.399	4.554	0.418	4.758	-0.091	4.519
		46	48	6000	0.584	4.773	0.607	4.832	0.022	4.720
		48	50	6943	0.632	4.863	0.641	4.830	-0.016	4.806
		50	52	6390	0.279	4.868	0.306	4.830	-0.327	4.841
		52	54	2351	0.799	5.025	0.807	4.951	0.169	4.916
		54	56	–	–	–	–	–	–	–
		56	58	–	–	–	–	–	–	–
		58	60	–	–	–	–	–	–	–

TAB. B.5 – Comparaison entre les biais et RMS calculés en dB sur l'ensemble de test de données NSCAT-ECMWF-TOPEX pour les modèles NN-1, NN-2 et NSCAT-1 en polarisation horizontale pour des vitesses de vent comprises entre 7 et 12 m/s en fonction de l'angle d'incidence.

Vitesse	Incidence	N	NN-1		NN-2		NSCAT-1	
			min.	max.	min.	max.	biais	RMS
7	12	20	22	4690	-0.291	1.201	-0.310	1.160
		22	24	4563	-0.241	1.411	-0.267	1.372
		24	26	4730	-0.219	1.450	-0.215	1.408
		26	28	4832	-0.303	1.671	-0.266	1.631
		28	30	5593	-0.396	1.927	-0.355	1.894
		30	32	4336	-0.435	2.089	-0.414	2.062
		32	34	4133	-0.303	2.050	-0.325	2.034
		34	36	4608	-0.286	2.262	-0.339	2.252
		36	38	5900	-0.392	2.372	-0.471	2.367
		38	40	4805	-0.402	2.406	-0.517	2.406
		40	42	5550	-0.442	2.481	-0.565	2.491
		42	44	6468	-0.447	2.558	-0.556	2.563
		44	46	6782	-0.168	2.368	-0.249	2.368
		46	48	6844	-0.189	2.629	-0.221	2.623
		48	50	7764	-0.310	2.752	-0.264	2.731
		50	52	6360	-0.421	2.793	-0.269	2.761
		52	54	2359	-0.644	2.970	-0.394	2.900
		54	56	–	–	–	–	–
		56	58	–	–	–	–	–
		58	60	–	–	–	–	–

TAB. B.6 – Comparaison entre les biais et RMS calculés en dB sur l'ensemble de test de données NSCAT-ECMWF-TOPEX pour les modèles NN-1, NN-2 et NSCAT-1 en polarisation horizontale pour des vitesses de vent comprises entre 12 et 20 m/s en fonction de l'angle d'incidence.

Vitesse		Incidence		N	NN-1		NN-2		NSCAT-1	
		min.	max.		biais	RMS	biais	RMS	biais	RMS
12	20	20	22	1348	-0.248	0.935	-0.312	0.903	-0.193	0.869
		22	24	1390	-0.273	1.001	-0.310	0.964	-0.242	0.947
		24	26	1457	-0.270	1.093	-0.271	1.047	-0.242	1.044
		26	28	1469	-0.271	1.175	-0.232	1.129	-0.199	1.124
		28	30	1660	-0.327	1.281	-0.282	1.228	-0.190	1.211
		30	32	1233	-0.372	1.383	-0.342	1.340	-0.189	1.318
		32	34	1219	-0.309	1.468	-0.309	1.430	-0.093	1.402
		34	36	1413	-0.264	1.540	-0.292	1.511	-0.021	1.480
		36	38	1647	-0.426	1.681	-0.464	1.667	-0.156	1.602
		38	40	1382	-0.451	1.738	-0.530	1.720	-0.273	1.654
		40	42	1729	-0.513	1.965	-0.593	1.946	-0.423	1.900
		42	44	1909	-0.459	1.942	-0.559	1.925	-0.473	1.903
		44	46	1954	-0.307	1.859	-0.414	1.824	-0.437	1.824
		46	48	2098	-0.223	1.803	-0.327	1.770	-0.398	1.786
		48	50	2271	-0.352	1.891	-0.444	1.864	-0.479	1.881
		50	52	1813	-0.517	2.009	-0.603	1.999	-0.481	1.960
		52	54	543	-0.546	1.931	-0.622	1.902	-0.311	1.824
		54	56	–	–	–	–	–	–	–
		56	58	–	–	–	–	–	–	–
		58	60	–	–	–	–	–	–	–

(T3) Biais et RMS pour ERS-2 VV-pol.

TAB. B.7 – Comparaison entre les biais et RMS calculés en dB sur l'ensemble de test de données ERS2-ECMWF-TOPEX pour les modèles NN, CMOD-IFR et CMOD4 en polarisation verticale pour des vitesses de vent comprises entre 3 et 7 m/s en fonction de l'angle d'incidence.

Vitesse		Incidence		N	NN		CMOD-IFR		CMOD4	
min.	max.	min.	max.		biais	RMS	biais	RMS	biais	RMS
3	7	20	22	6878	0.120	0.757	-0.240	0.918	-0.488	0.917
		22	24	6966	0.022	0.858	-0.339	1.076	-0.347	0.980
		24	26	16107	0.004	0.866	-0.226	1.102	-0.190	0.987
		26	28	16382	0.003	0.902	-0.167	1.145	-0.068	1.015
		28	30	14554	-0.059	0.875	-0.206	1.113	-0.062	0.969
		30	32	17689	-0.029	1.015	-0.090	1.251	0.016	1.084
		32	34	12855	0.095	1.184	0.054	1.418	0.161	1.252
		34	36	16439	0.027	1.154	-0.001	1.398	0.132	1.198
		36	38	21806	-0.021	1.245	-0.100	1.502	0.078	1.273
		38	40	16668	0.011	1.309	-0.110	1.533	0.117	1.315
		40	42	27054	0.039	1.412	-0.102	1.631	0.121	1.404
		42	44	21582	0.074	1.548	-0.124	1.756	0.160	1.529
		44	46	20686	0.094	1.562	-0.224	1.770	0.137	1.543
		46	48	10684	0.062	1.629	-0.250	1.820	0.129	1.602
		48	50	13949	0.108	1.747	-0.246	1.928	0.184	1.728
		50	52	17709	0.065	1.654	-0.308	1.832	0.166	1.636
		52	54	12354	0.149	1.904	-0.262	2.063	0.339	1.910
		54	56	17738	-0.099	1.812	-0.552	2.038	0.196	1.809
		56	58	9714	-0.173	1.982	-0.688	2.214	0.260	1.977
		58	60	–	–	–	–	–	–	–

Annexe C

Figures complémentaires du Chapitre 5

Comparaison entre les paramètres A_0 , A_1/A_0 , A_2/A_0 et β définis dans l'espace (vitesse, angle d'incidence) estimés à partir de données et par les différents modèles. Toutes les figures de (1), (2) et (3) ont la même échelle de couleurs; de même pour celles de (4), (5) et (6), celles de (7), (8) et (9) et celles de (10), (11) et (12).

Contours pour le paramètre A_0 :

- (F1) pour NSCAT VV-pol.
- (F2) pour NSCAT HH-pol.
- (F3) pour ERS-2 VV-pol.

Contours pour le rapport A_1/A_0 :

- (F4) pour NSCAT VV-pol.
- (F5) pour NSCAT HH-pol.
- (F6) pour ERS-2 VV-pol.

Contours pour le rapport A_2/A_0 :

- (F7) pour NSCAT VV-pol.
- (F8) pour NSCAT HH-pol.
- (F9) pour ERS-2 VV-pol.

Contours pour le paramètre β :

- (F10) pour NSCAT VV-pol.
- (F11) pour NSCAT HH-pol.
- (F12) pour ERS-2 VV-pol.

(F1) Contours pour le paramètre A_0
défini dans l'espace (vitesse, angle d'incidence)

pour NSCAT VV-pol.

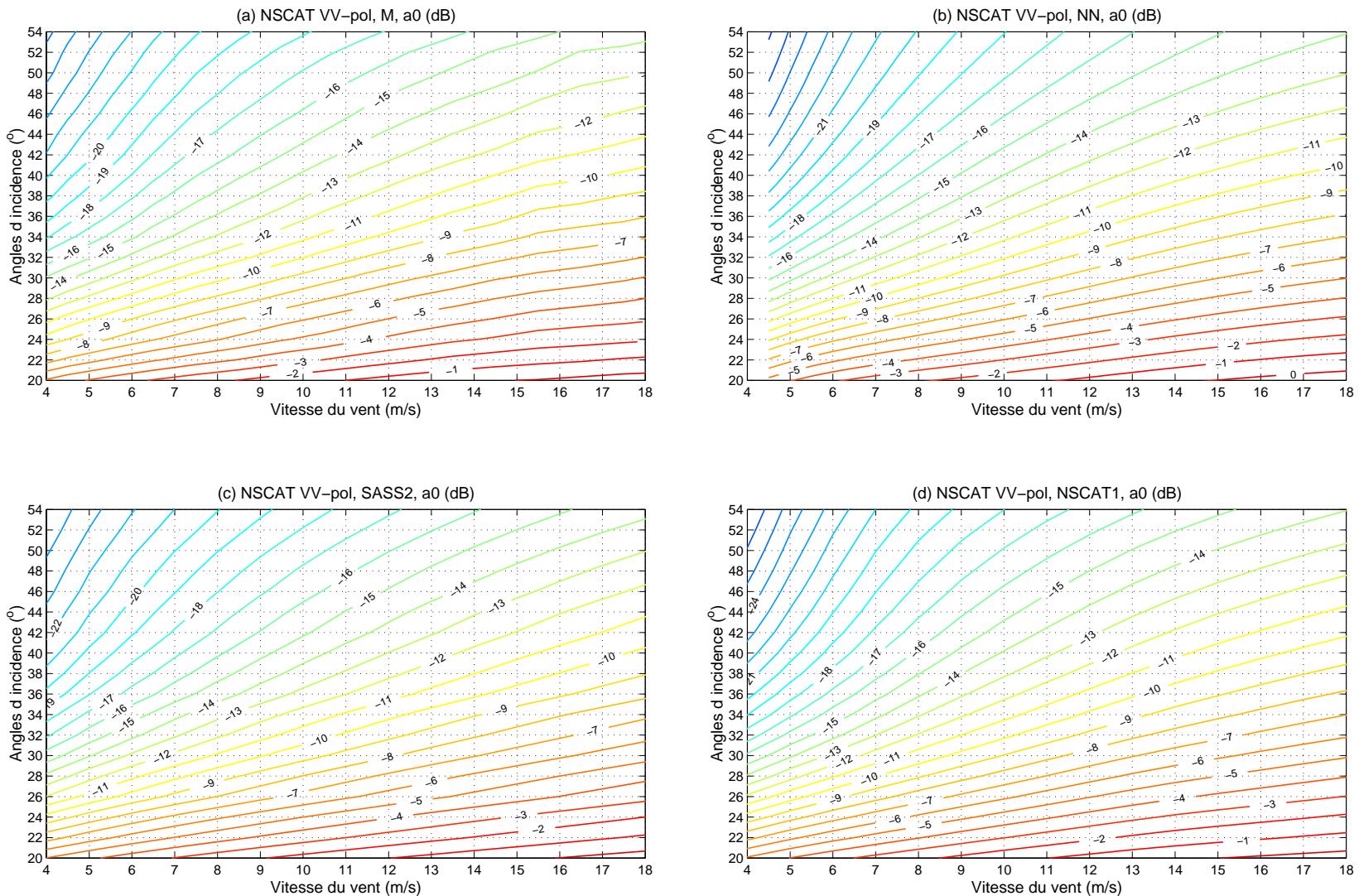


FIG. C.1 – Contours de -33 à 3 par pas de 1 avec la même échelle de couleur pour toutes les cartes concernant A_0 . Les valeurs de A_0 sont estimées par (a) M, (b) RC, (c) modèle NN, (d) modèle SASS-2 et (e) modèle NSCAT-1

(F2) Contours pour le paramètre A_0
défini dans l'espace (vitesse, angle d'incidence)

pour NSCAT HH-pol.

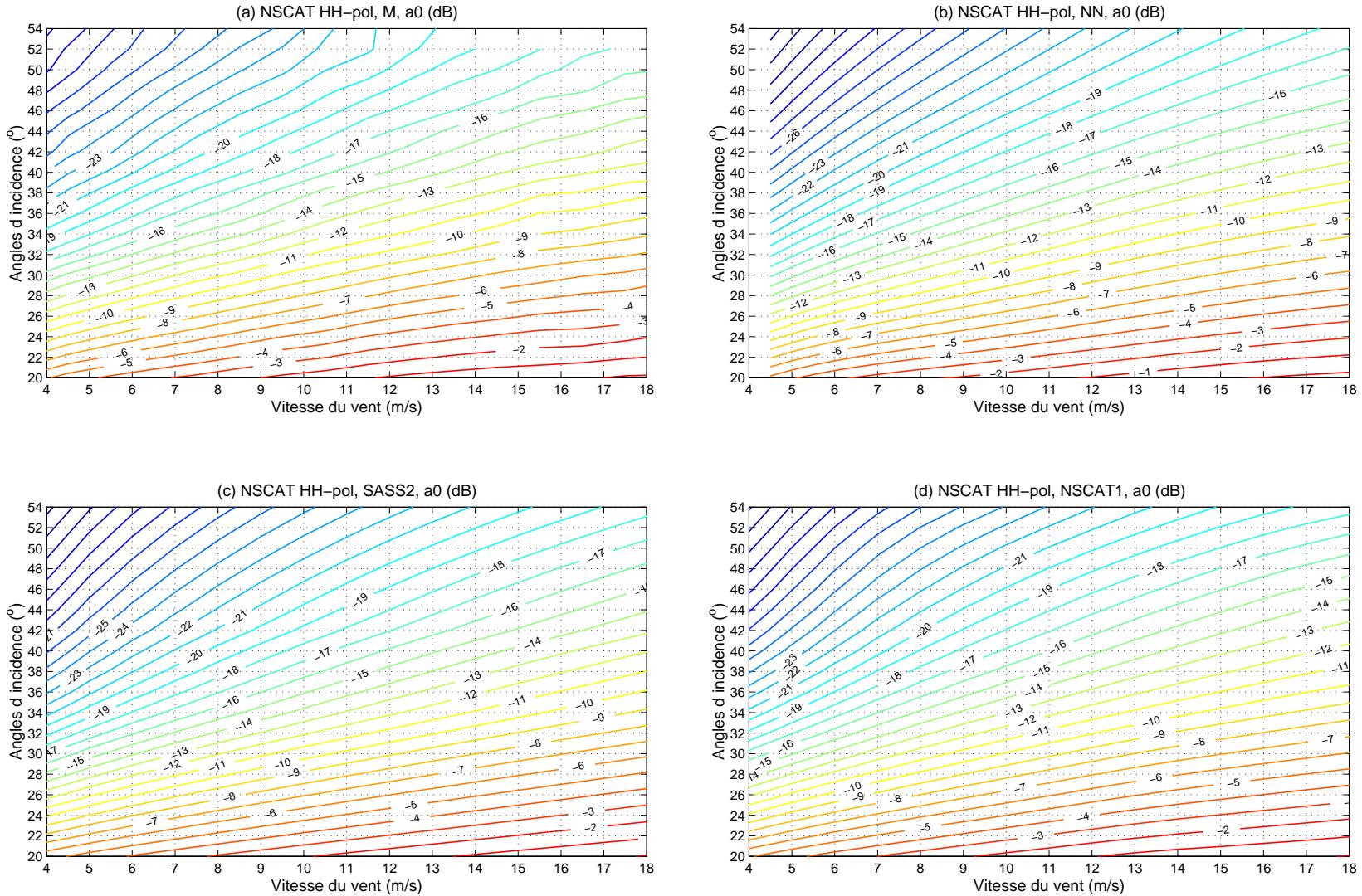


FIG. C.2 – Contours de -33 à 3 par pas de 1 avec la même échelle de couleur pour toutes les cartes concernant A_0 . Les valeurs de A_0 sont estimées par (a) M , (b) RC , (c) modèle NN , (d) modèle $SASS-2$ et (e) modèle $NSCAT-1$

**(F3) Contours pour le paramètre A_0
défini dans l'espace (vitesse, angle d'incidence)**

pour ERS-2 VV-pol.

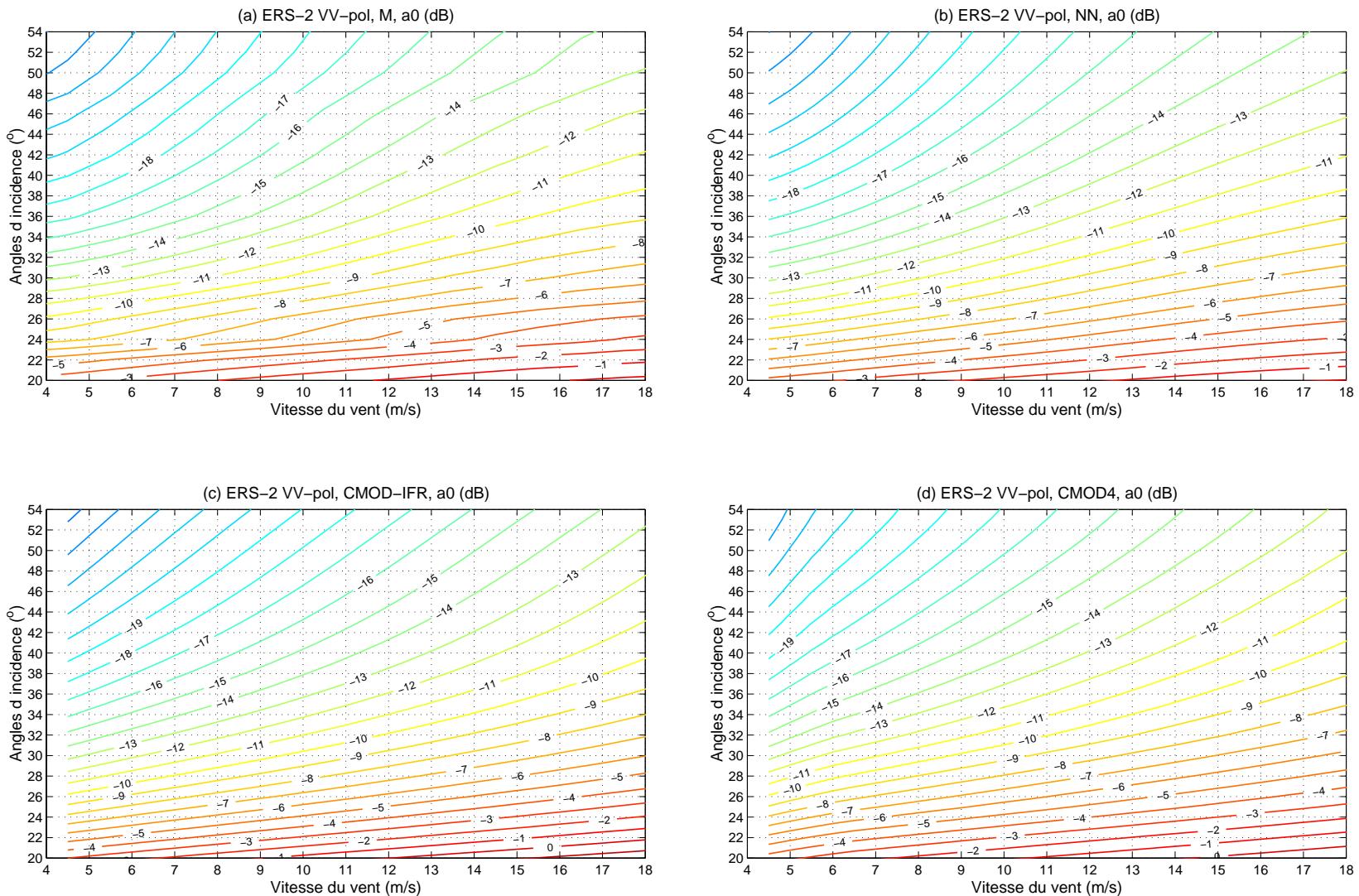


FIG. C.3 – Contours de -33 à 3 par pas de 1 avec la même échelle de couleur pour toutes les cartes concernant A_0 . Les valeurs de A_0 sont estimées par (a) M, (b) RC, (c) modèle NN, (d) modèle CMOD-IFR et (e) modèle CMOD4

(F4) Contours pour le rapport A_1/A_0
défini dans l'espace (vitesse, angle d'incidence)

pour NSCAT VV-pol.

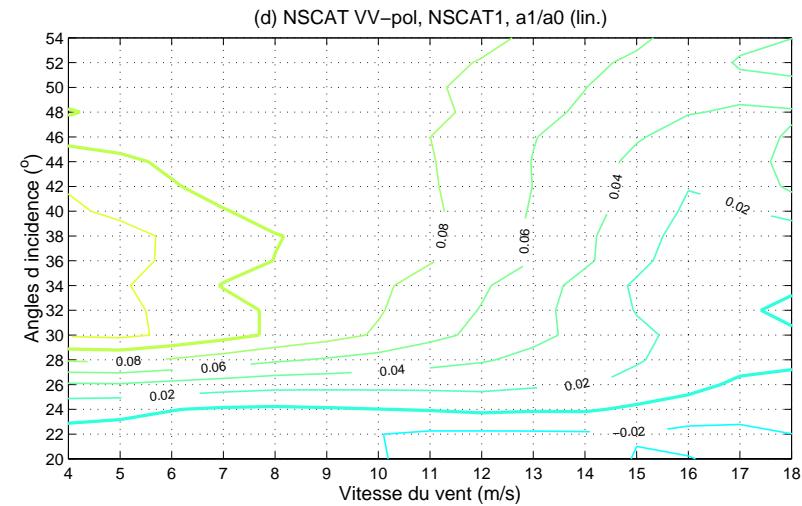
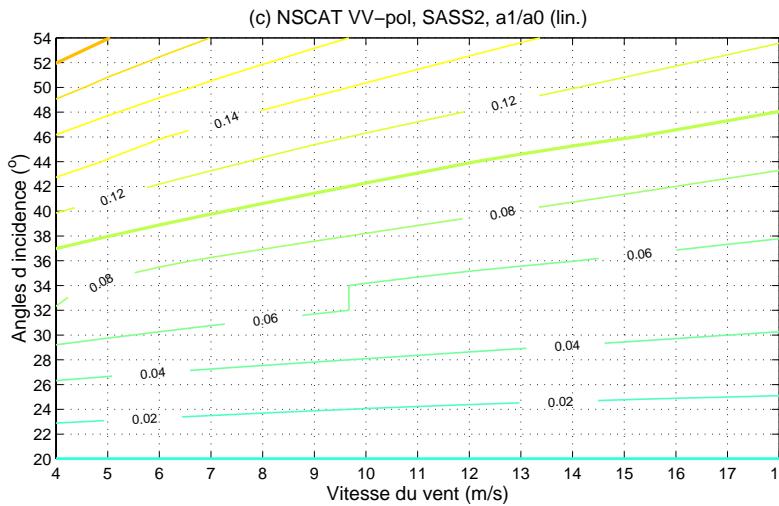
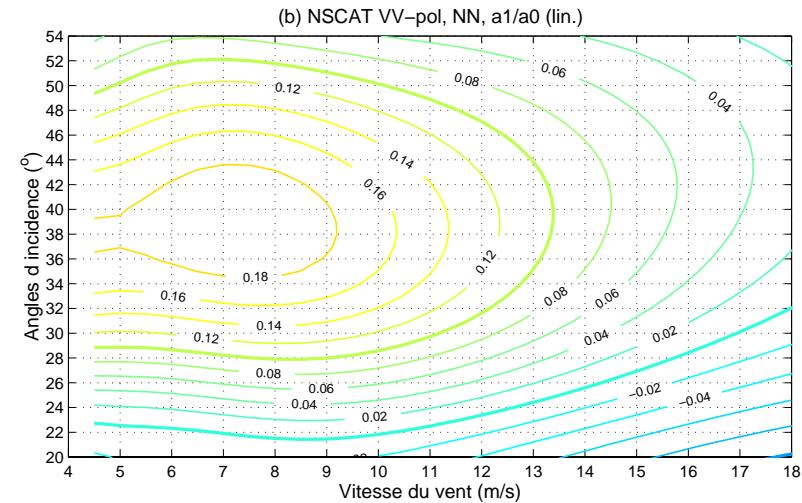
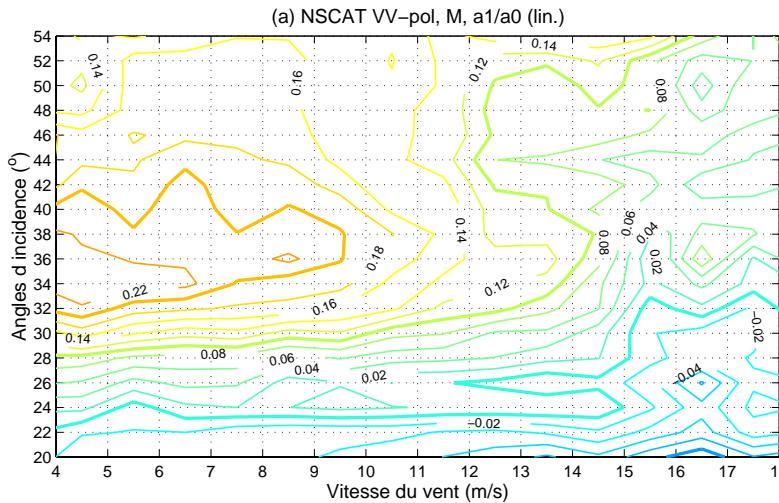


FIG. C.4 – Contours de -0.32 à 0.42 par pas de 0.02 avec la même échelle de couleur pour toutes les cartes concernant A_1/A_0 . Les valeurs de A_1/A_0 sont estimées par (a) M, (b) RC, (c) modèle NN, (d) modèle SASS-2 et (e) modèle NSCAT-1

(F5) Contours pour le rapport A_1/A_0
défini dans l'espace (vitesse, angle d'incidence)

pour NSCAT HH-pol.

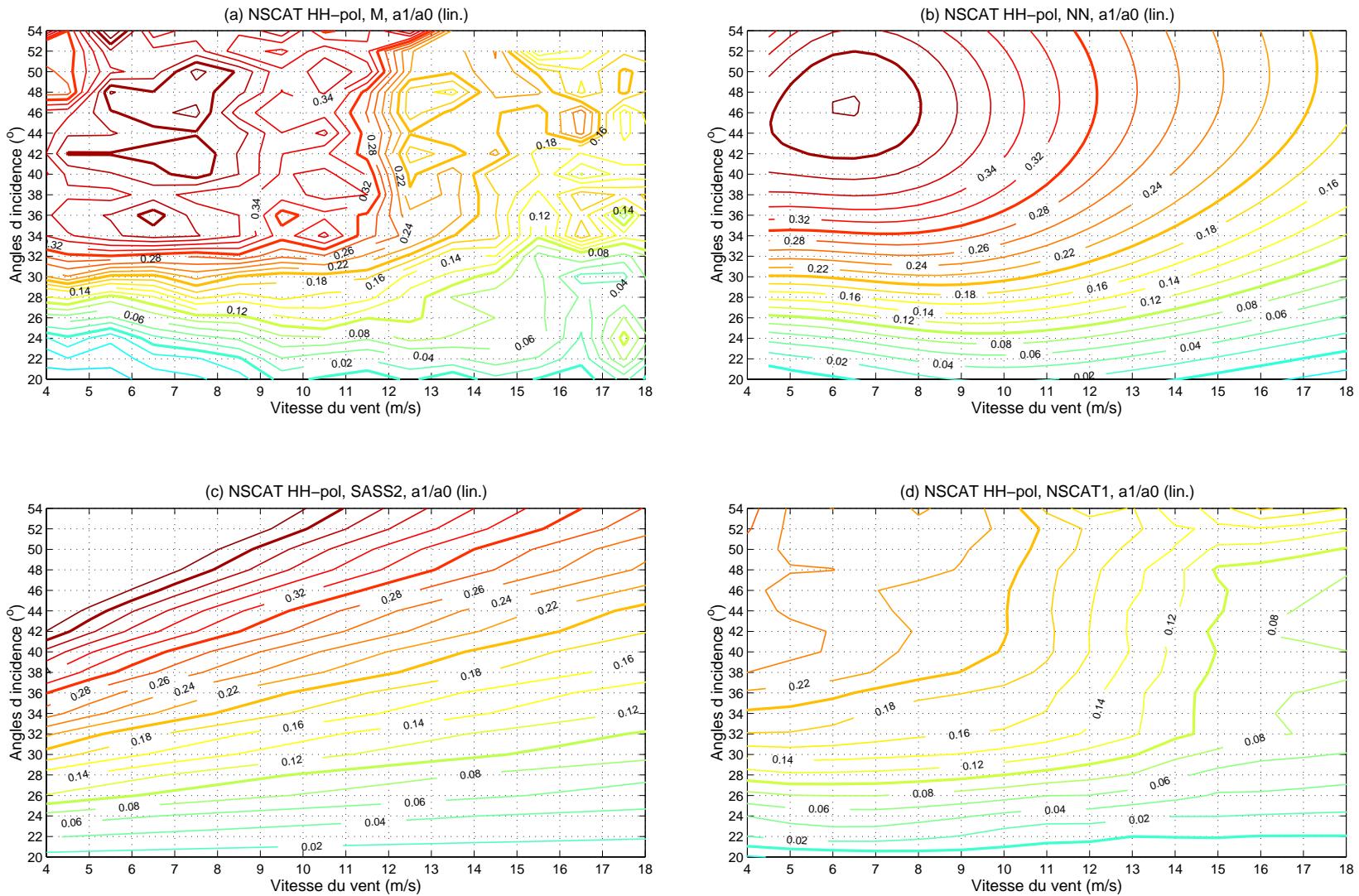


FIG. C.5 – Contours de -0.32 à 0.42 par pas de 0.02 avec la même échelle de couleur pour toutes les cartes concernant A_1/A_0 . Les valeurs de A_1/A_0 sont estimées par (a) M, (b) RC, (c) modèle NN, (d) modèle SASS-2 et (e) modèle NSCAT-1

(F6) Contours pour le rapport A_1/A_0
défini dans l'espace (vitesse, angle d'incidence)

pour ERS-2 VV-pol.

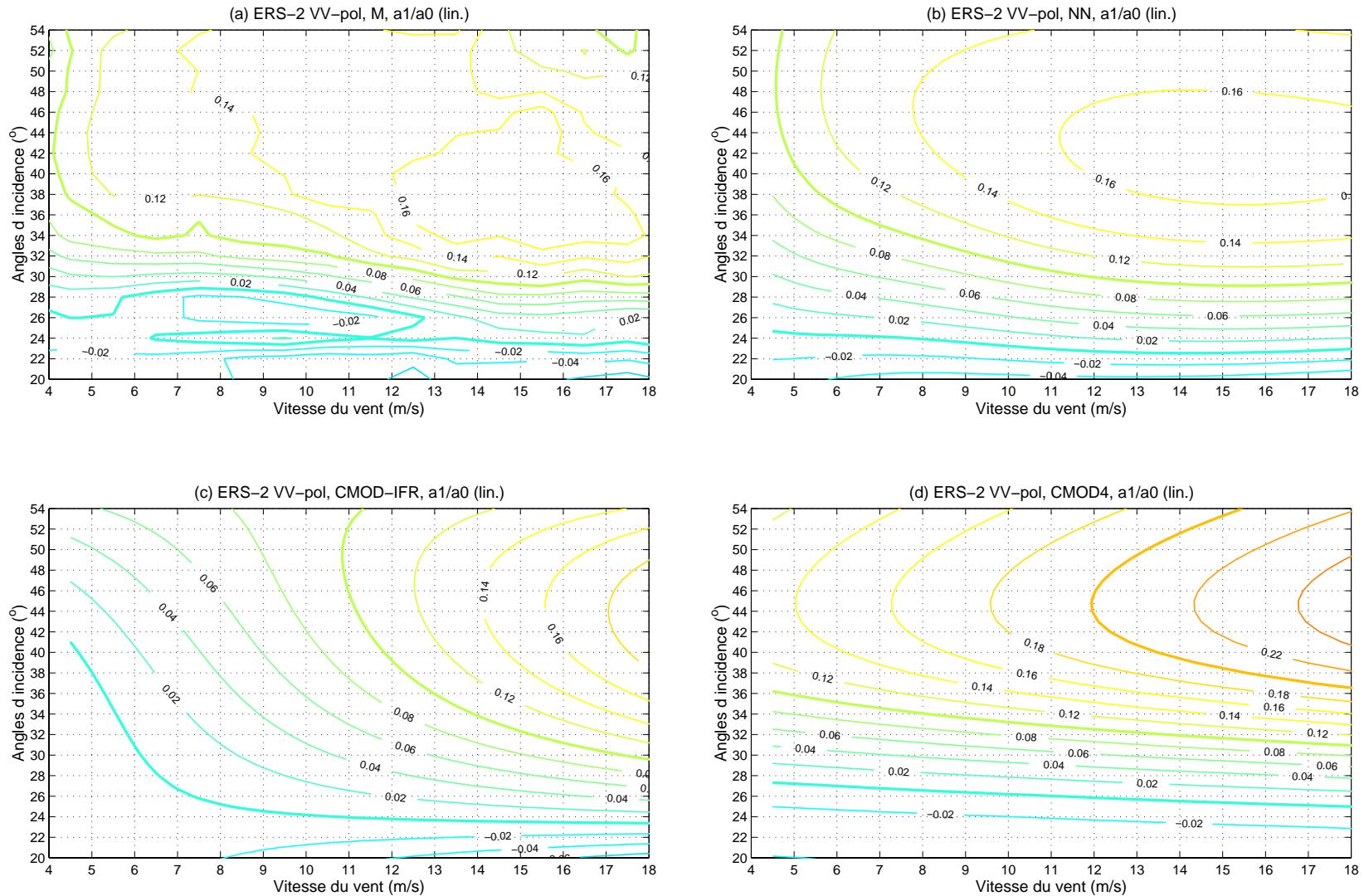


FIG. C.6 – Contours de -0.32 à 0.42 par pas de 0.02 avec la même échelle de couleur pour toutes les cartes concernant A_1/A_0 . Les valeurs de A_1/A_0 sont estimées par (a) M, (b) RC, (c) modèle NN, (d) modèle CMOD-IFR et (e) modèle CMOD4

(F7) Contours pour le rapport A_2/A_0
défini dans l'espace (vitesse, angle d'incidence)

pour NSCAT VV-pol.

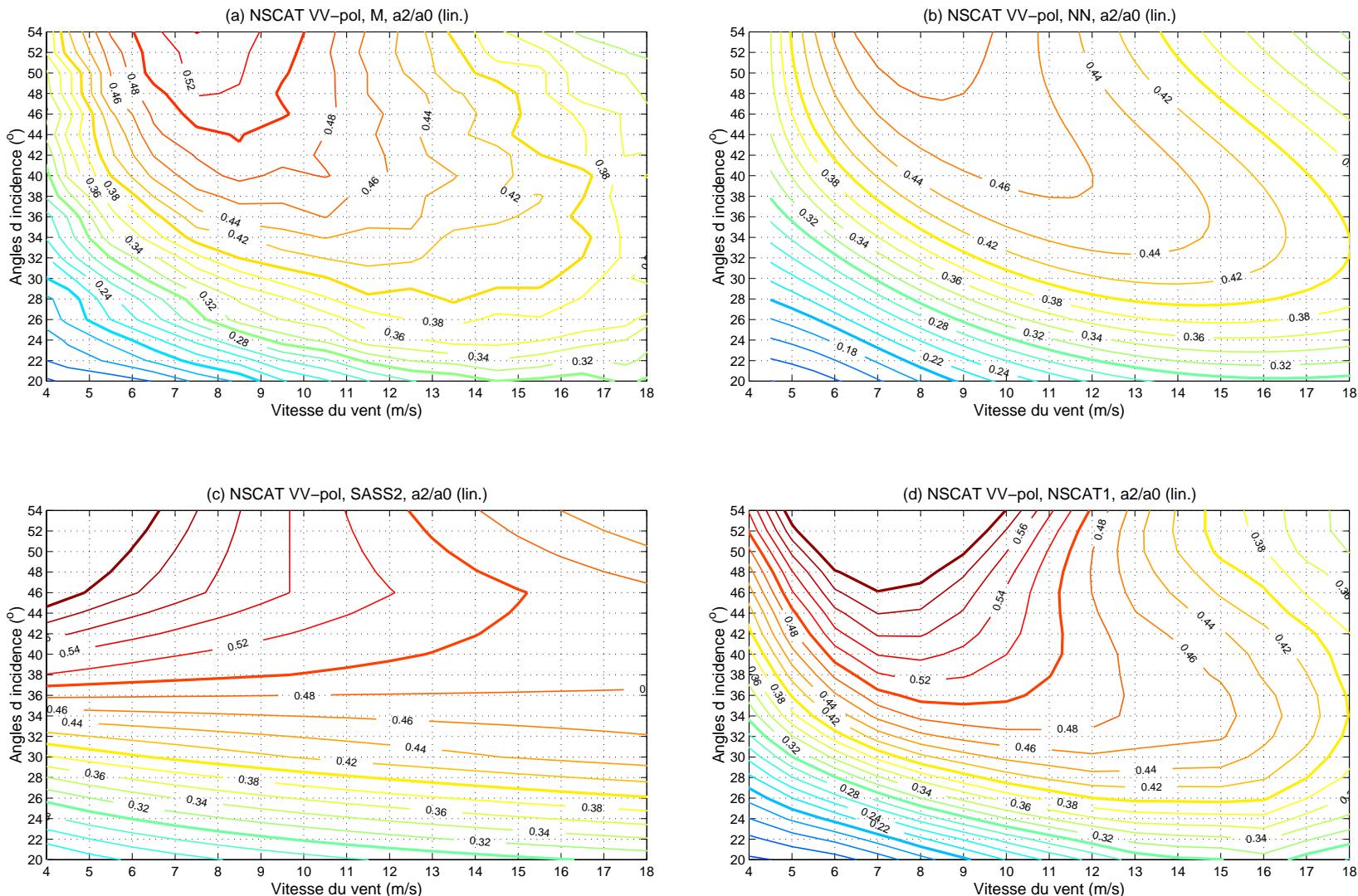


FIG. C.7 – Contours de 0 à 0.6 par pas de 0.02 avec la même échelle de couleur pour toutes les cartes concernant A_2/A_0 . Les valeurs de A_2/A_0 sont estimées par (a) M, (b) RC, (c) modèle NN, (d) modèle SASS-2 et (e) modèle NSCAT-1

(F8) Contours pour le rapport A_2/A_0
défini dans l'espace (vitesse, angle d'incidence)

pour NSCAT HH-pol.

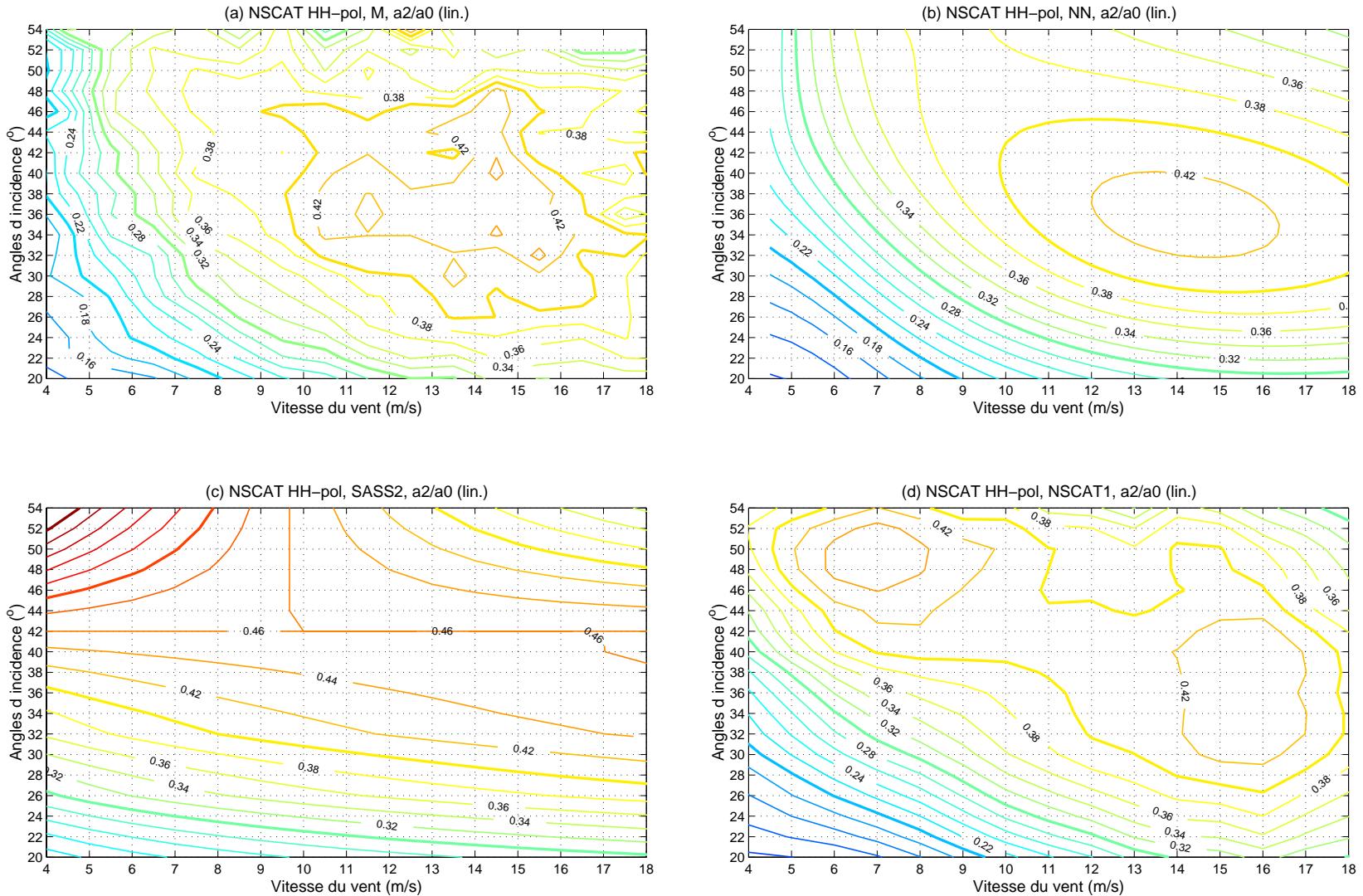


FIG. C.8 – Contours de 0 à 0.6 par pas de 0.02 avec la même échelle de couleur pour toutes les cartes concernant A_2/A_0 . Les valeurs de A_2/A_0 sont estimées par (a) M, (b) RC, (c) modèle NN, (d) modèle SASS-2 et (e) modèle NSCAT-1

(F9) Contours pour le rapport A_2/A_0
défini dans l'espace (vitesse, angle d'incidence)

pour ERS-2 VV-pol.

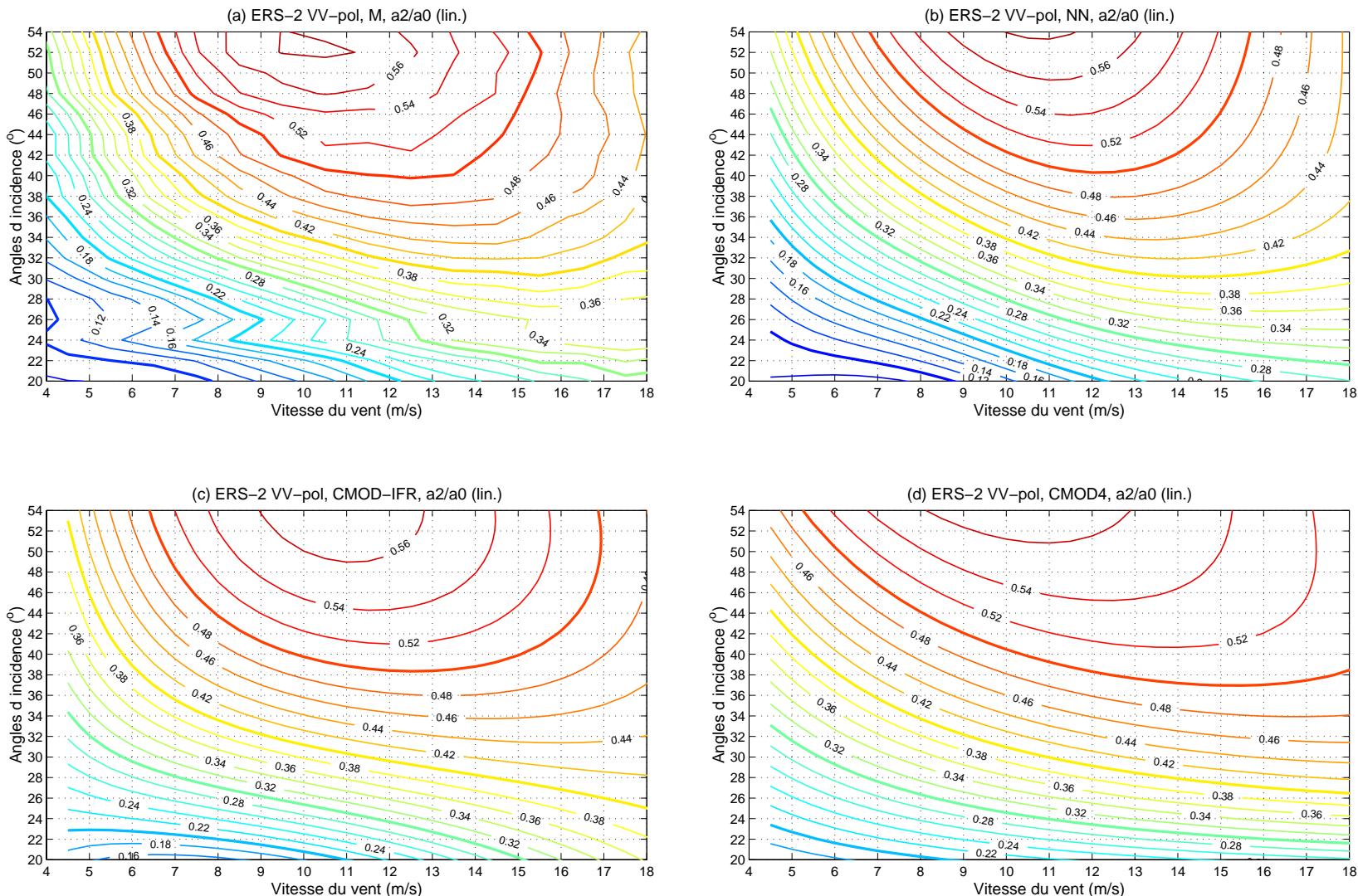


FIG. C.9 – Contours de 0 à 0.6 par pas de 0.02 avec la même échelle de couleur pour toutes les cartes concernant A_2/A_0 . Les valeurs de A_2/A_0 sont estimées par (a) M, (b) RC, (c) modèle NN, (d) modèle CMOD-IFR et (e) modèle CMOD4

(F10) Contours pour le rapport β
défini dans l'espace (vitesse, angle d'incidence)

pour NSCAT VV-pol.

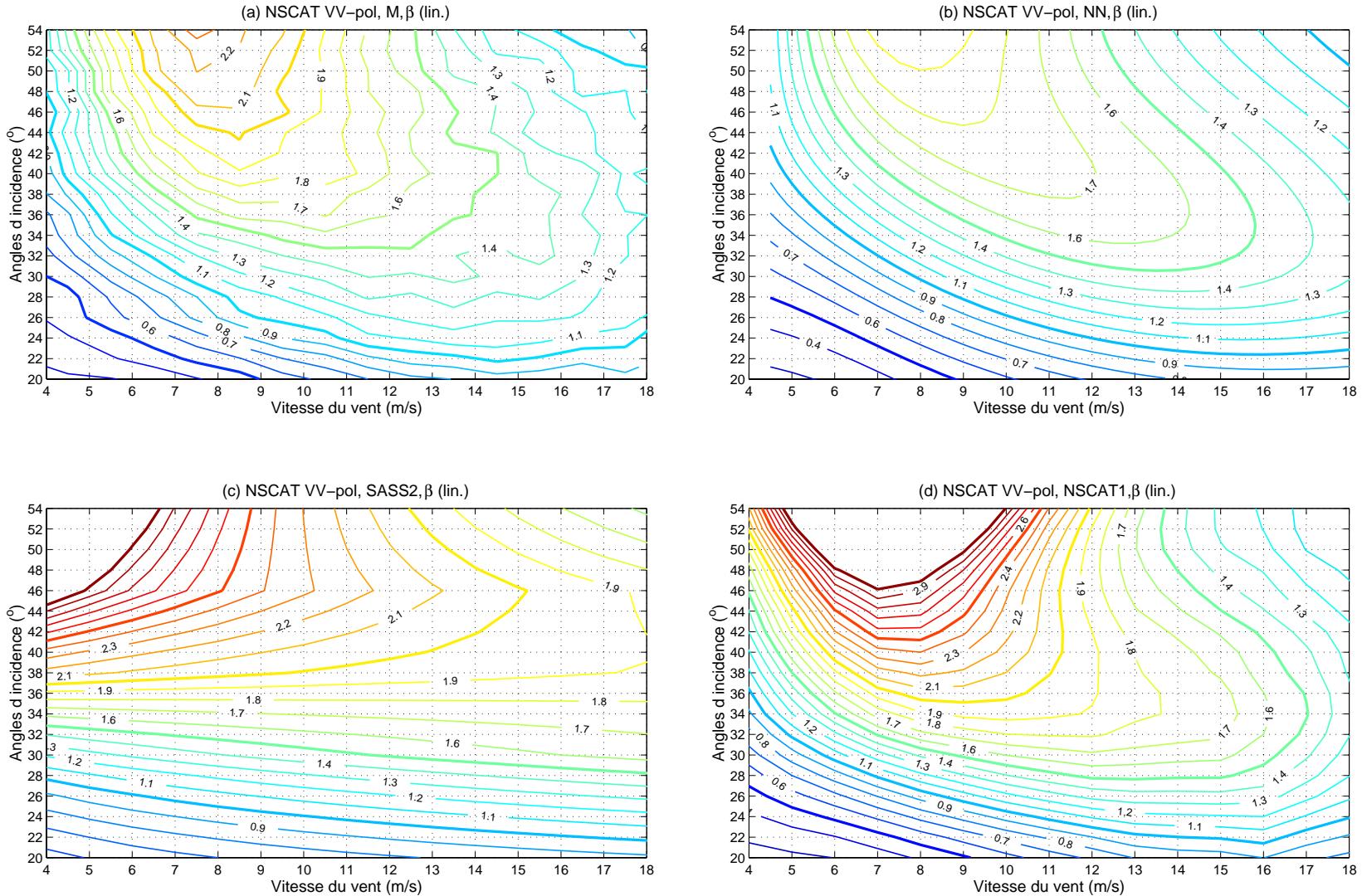


FIG. C.10 – Contours de 0 à 3 par pas de 0.1 avec la même échelle de couleur pour toutes les cartes concernant β . Les valeurs de β sont estimées par (a) M , (b) RC , (c) modèle NN , (d) modèle $SASS-2$ et (e) modèle $NSCAT-1$

(F11) Contours pour le rapport β
défini dans l'espace (vitesse, angle d'incidence)

pour NSCAT HH-pol.

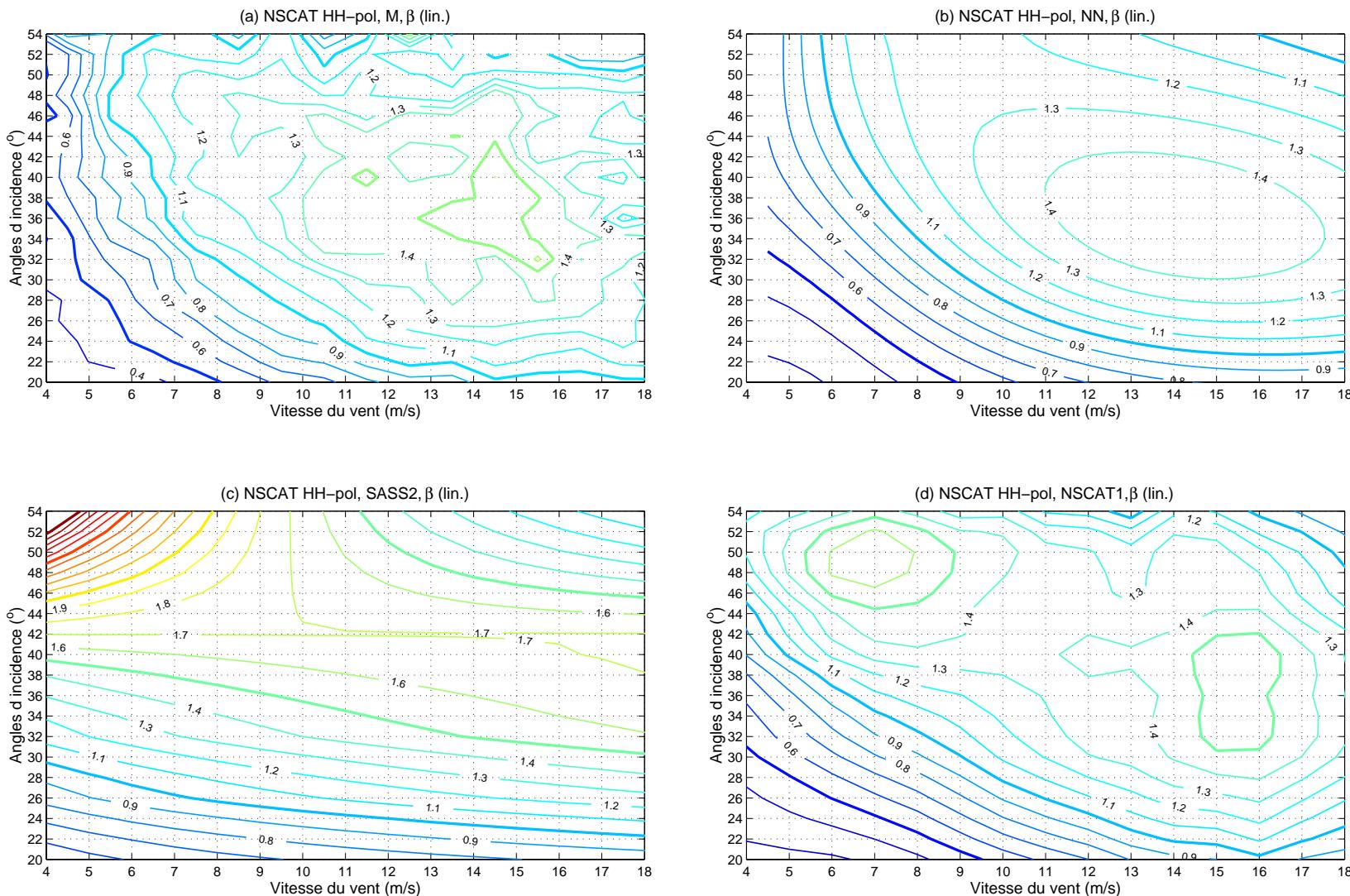


FIG. C.11 – Contours de 0 à 3 par pas de 0.1 avec la même échelle de couleur pour toutes les cartes concernant β . Les valeurs de β sont estimées par (a) M, (b) RC, (c) modèle NN, (d) modèle SASS-2 et (e) modèle NSCAT-1

**(F12) Contours pour le rapport β
défini dans l'espace (vitesse, angle d'incidence)**

pour ERS-2 VV-pol.

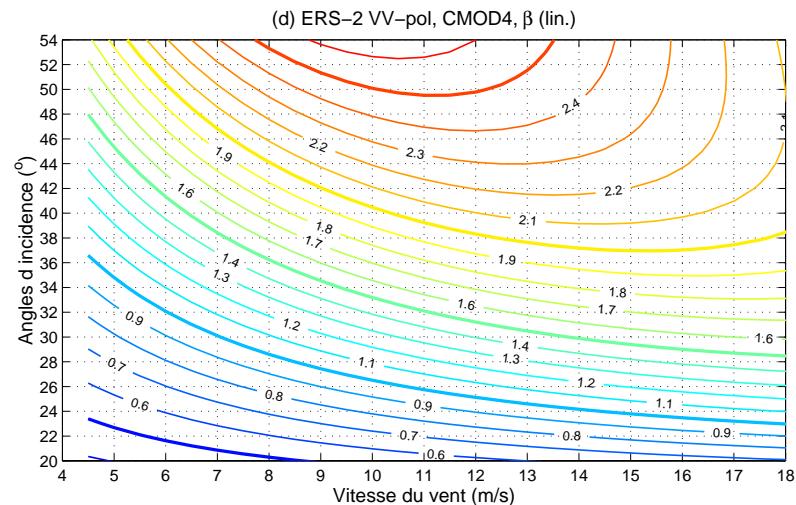
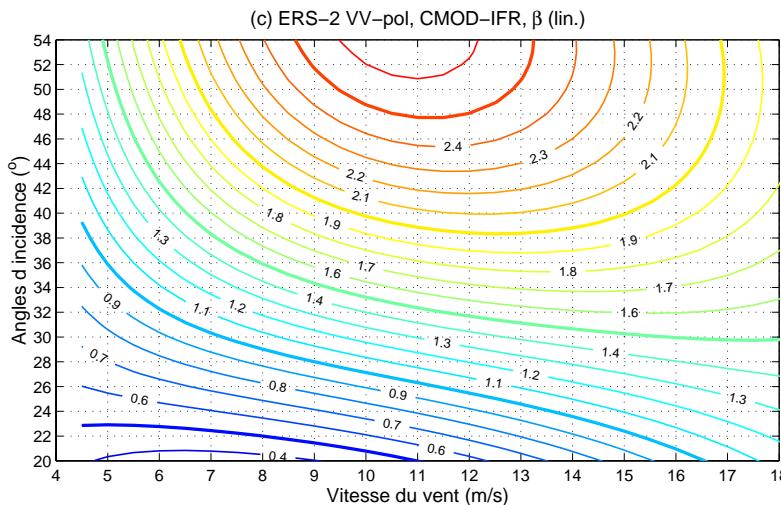
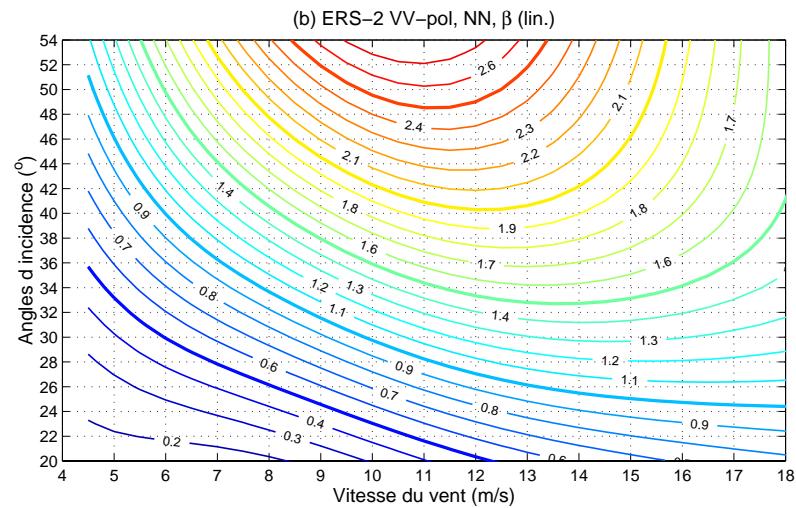
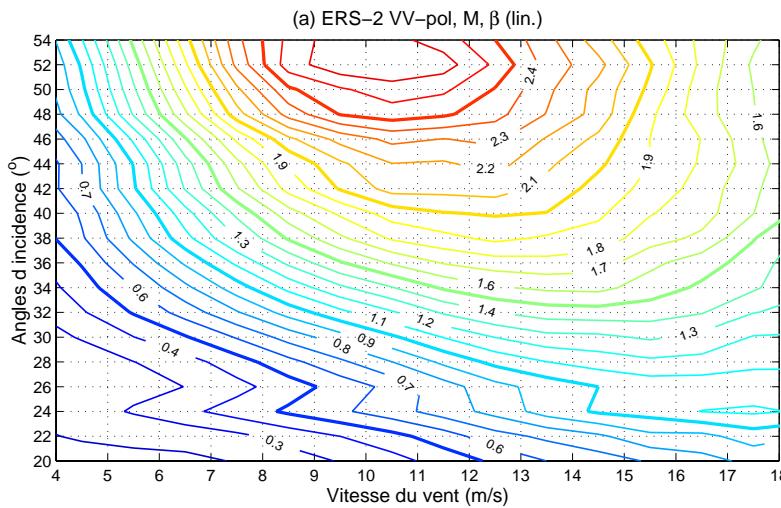


FIG. C.12 – Contours de 0 à 3 par pas de 0.1 avec la même échelle de couleur pour toutes les cartes concernant β . Les valeurs de β sont estimées par (a) M, (b) RC, (c) modèle NN, (d) modèle CMOD-IFR et (e) modèle CMOD4

Annexe D

Exemples de spectre directionnel des vagues dans la région des vagues de capillarité-gravité

D.1 Formulation du spectre de Liu et Yan [Liu et Yan, 1995]

$$\psi(k, \varphi) = m \left(\frac{u_* - \delta}{c} \right)^2 \left[1 - \exp \left(\frac{-c^2}{\alpha_1 U_{10}^2} \right) \right] k^{-4} D(\varphi) \quad (\text{D.1})$$

avec

$$D(\varphi) = \frac{1 - \exp \left[-\frac{c^2}{(\alpha_1 \cos^2 \varphi + \alpha_2 \sin^2 \varphi) U_{10}^2} \right]}{1 - \exp \left(-\frac{c^2}{\alpha_1 U_{10}^2} \right)} D_w(\varphi) \quad (\text{D.2})$$

$$D_w(\varphi) = \operatorname{sech}^2(h\varphi) \quad (\text{D.3})$$

Les constantes intervenant dans ce modèle sont: m , δ , α_1 , α_2 et h .

D.2 Formulation du spectre de Elfouhaily et al. [Elfouhaily et al., 1997]

$$\psi(k, \varphi) = \frac{1}{2\pi} B_H k^{-4} [1 + \Delta(k) \cos(2\varphi)] \quad (\text{D.4})$$

avec

$$B_H = \frac{1}{2} \alpha_m \frac{c_m}{c} F_m \quad (\text{D.5})$$

$$\alpha_m = \alpha_0 \frac{u_*}{c_m} \quad (\text{D.6})$$

$$F_m = \exp \left\{ -\frac{1}{4} \left[\frac{k}{k_m} - 1 \right]^2 \right\} \quad (\text{D.7})$$

$$\Delta(k) = \tanh \left\{ a_0 + a_p \left(\frac{c}{c_p} \right)^{2.5} + a_m \left(\frac{c_m}{c} \right)^{2.5} \right\} \quad (\text{D.8})$$

$$a_m = 0.13 \frac{u_*}{c_m} \quad (\text{D.9})$$

Les constantes intervenant dans ce modèle sont: α_0 , c_m , c_p , k_m , a_0 et a_p .

Références bibliographiques

Bibliographie

- Andersson E., Haseler E., Uden P., Courtier P., Kelly G., Vasiljevic D., Brankovic C., Cardinali C., Gaffard C., Hollingsworth A., Jakob C., Janssen P., Klinker E., Lanzinger A., Miller M., Rabier F., Simmons A., Strauss B., Thépaut J.-N. and Viterbo P. (1998), ‘The ECMWF implementation of three-dimensional variational assimilation (3D-Var), III, experimental results’, *Q. J. R. Meteorol. Soc.* **124**, 1831–1860.
- Apel J. R. (1994), ‘An improved model of the ocean surface wave vector spectrum and its effects on radar backscatter’, *J. of Geophys. Res.* **99**(C8), 16,269–16,291.
- Atlas R., Bloom S. C., Hoffman R. N., Brin E., Ardizzone J., Terry J., Bungato D. and Jusem J. C. (1999), ‘Geophysical validation of NSCAT winds using atmospheric data and analyses’, *J. of Geophys. Res.* **104**(C5), 11,405–11,424.
- Austin S. and Pierson W. J. (1999), ‘Mesoscale and synoptic-scale effects on the validation of NSCAT winds by means of data buoy reports’, *J. of Geophys. Res.* **104**(C5), 11,437–11,447.
- Badeva V. and Morosov V. (1991), *Problèmes incorrectements posés, théorie et applications*, Masson.
- Banner M. L. and Fooks E. H. (1985), On the microwave reflectivity of small-scale breaking water waves, in ‘Proc. R. Soc. London, Ser. A’, pp. 93–109.
- Barbas J. M. (1995), Contribution à l’optimisation de la configuration d’un diffusiomètre embarqué sur satellite, PhD thesis, Université D. Diderot, Paris, France.
- Bennani Y. (1998), Contributions au contrôle de la capacité de généralisation des systèmes d’apprentissage connexionnistes, PhD thesis, Thèse d’Habilitation à diriger des recherches, Univ. de Paris Nord.
- Bennani Y. and Bossaert F. (1998), Alarm generation in telephone network using multivariate neural networks modelling and joint confidence interval, in ‘Ninth International workshop on Principles of diagnosis, DX’98’, Massachusetts, USA.
- Bentamy A., Chapron B., Queffeulou P., Quilfen Y., Katsaros K., Pouliquen S. and Mejia C. (1998), Characterization of NSCAT measurements based on ERS-2 wind vector observations, Communi. perso.
- Bentamy A., Quilfen Y., Queffeulou P. and Cavanié A. (1994), Calibration of ERS-1 scatterometer C-band model, Technical Report DRO/OS-94-01, Inst. Fr. de Rech. pour l’Exploit. de la Mer, Brest, France.
- Bishop C. M. (1995), *Neural networks for pattern recognition*, Oxford University Press.

- Black P. G., Gentry R. c., Cardone V. J. and Hawkins J. D. (1985), 'SEASAT microwave wind and waves observations in severe tropical and mid-latitude marine storms', *Advances in Geophys.* **27**, 197–277.
- Bliven L. F. and Giovanangeli J.-P. (1994), 'An experimental study of microwave scattering from rain- and wind-roughened seas', *Int. J. Remote Sensing* **14**(5), 855–869.
- Bliven L. F., Branger H., Sobieski P. and Giovanangeli J.-P. (1993b), 'An analysis of scatterometer returns from a water surface agitated by artificial rain: evidence that ring-waves are the main feature', *Int. J. Remote Sensing* **14**(12), 2315–2329.
- Bliven L. F., Giovanangeli J.-P., Wanninkhof R. H. and Chapron B. (1993a), 'A laboratory study of friction-velocity estimates from scatterometry: low and high regimes', *Int. J. Remote Sensing* **14**(9), 1775–1785.
- Bonn F. and Rochon G. (1992), *Précis de télédétection, vol. 1, principes et méthodes*, Presses de l'Université du Québec/AUPELF.
- Boutin J., Etcheto J., Rafizadeh M. and Bakker D. C. (1999), 'Comparison of NSCAT, ERS-2 active microwave instrument, special sensor microwave imager, and Carbon Interface Ocean Atmosphere buoy wind speed: consequences for the air-sea CO₂ exchange coefficient', *J. of Geophys. Res.* **104**(C5), 11,375–11,392.
- Breivik O. (1998), Sea state modulation of radar measurements, PhD thesis, University of Bergen, Norway.
- Calkoen C., Van Halsema D., Jahne B., Janssen J., Oost W. A., Snoeij P. and Vogelzang J. (1990), VIERs-1 progress report part-2: completion of the laboratory experiments, Technical Report report BCNS-90-27, Netherlands Remote Sensing Board, The Netherlands.
- Capolino F., Giuli D., Facheris L. and Sottilli F. (1996), Estimating RCS of the sea surface perturbed by rain for rainfall rate retrieval, in 'Proc. IGARSS'96'.
- Carswell J. R., Carson S. C., McIntosh R. E., Li F. K., Neumann G., McLaughlin D. J., Wilkerson J. C., Black P. G. and Nghiem S. V. (1994), 'Airborne scatterometers: investigating ocean backscatter under low- and high-wind conditions', *Proceedings of IEEE* **82**(12), 1835–1860.
- Caudal G. and Hauser D. (1996), 'Directional spreading function of the sea wave spectrum at short scale, inferred from multifrequency radar observations', *J. of Geophys. Res.* **101**(C7), 16,601–16,613.
- Chapron B., Kerbaol V. and Vandemark D. (1997), A note on relationships between sea surface roughness and microwave polarimetric backscatter measurements: results from POLRAD-96, in 'POLRAD-96 Experiment', ESTEC, april.
- Charnock H. (1955), 'Wind stress on a water surface', *Q. J. R. Meteorol. Soc.* **81**, 639–640.
- Chauvin Y. (1990), Dynamic behavior of constrained back-propagation networks, in 'Neural Information Processing Systems', Morgan Kaufmann, pp. 643–649.
- Chen G., Chapron B., Tournadre J., Katsaros K. and Vandemark D. (1997), 'Global oceanic precipitation: a joint view by TOPEX and the TOPEX microwave radiometer', *J. of Geophys. Res.* **102**(C5), 10,457–10,471.

- Chen G., Chapron B., Tournadre J., Katsaros K. and Vandemark D. (1998), 'Identification of possible wave damping by rain using TOPEX and TMR data', *Rem. Sens. Env.* **63**, 40–48.
- Chen K. S., Fung A. K. and Weissman D. E. (1992), 'A backscattering model for ocean surface', *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.* **30**(4), 811–817.
- Cheney R., Miller L., Agreen R., Doyle N. and Lillibridge J. (1994), 'TOPEX/POSEIDON: the 2 cm solution', *J. of Geophys. Res.* **99**, 24555–24563.
- Cheuoua J. (1999), Réseaux de neurones et télédétection, mémoire d'ingénieur IIE.
- Chevallier F. (1998), La modélisation du transfert radiatif à des fins climatiques: une nouvelle approche fondée sur les réseaux de neurones artificiels, PhD thesis, Université D. Diderot, Paris 7.
- Courtier P., Andersson E., Heckley W., Pailleux J., Vasiljevic D., Hamrud M., Hollingsworth A., Rabier F. and Fisher M. (1998), 'The ECMWF implementation of three-dimensional variational assimilation (3D-Var), I', *Q. J. R. Meteorol. Soc.* **124**, 1783–1807.
- Craeye C., Sobiesky P. W. and Bliven L. F. (1997), 'Scattering by artificial wind and rain roughened water surfaces at oblique incidences', *Int. J. Remote Sensing* **18**(10), 2241–2246.
- Cybenko G. (1989), 'Approximation by superposition of a sigmoidal function', *Math. of Control, Signals and Systems* **2**, 304–314.
- Donelan M. A. and Hui W. H. (1990), Mechanics of ocean surface waves, in 'Surface waves and fluxes, vol. 1, G. L. Geernaert and W. J. Plant (eds.)', Kluwer Academic Publishers, pp. 209–245.
- Donelan M. A. and Pierson W. J. P. (1987), 'Radar scattering and equilibrium ranges in wind-generated waves with application to scatterometry', *J. of Geophys. Res.* **92**(C5), 4971–5029.
- Donelan M. A., Dobson F. W., Smith S. D. and Anderson R. J. (1993), 'On the dependence of sea surface roughness on wave development', *J. of Phys. Oceanogr.* **23**, 2143–2149.
- Donnelly W. J., Carswell J. R., McIntosh R. E., Chang P. S., Wilkerson J., Marks F. and Black P. G. (1999), 'Revised ocean backscatter models at C and Ku band under high-wind conditions', *J. of Geophys. Res.* **104**(C5), 11,485–11,497.
- Durden S. L. and Vesely J. E. (1985), 'A physical radar cross section model for a wind driven sea with swell', *IEEE J. Oceanic Eng.* **OE-10**(4), 445–451.
- Ebuchi N. (1999), 'Statistical distribution of wind speeds and directions globally observed by NSCAT', *J. of Geophys. Res.* **104**(C5), 11,393–11,403.
- Ebuchi N., Kawamura H. and Toba Y. (1992), 'Growth of wind waves with fetch observed by Geosat altimeter in the Japan Sea under winter monsoon', *J. of Geophys. Res.* **97**, 809–819.

- Ebuchi N., Kawamura H. and Toba Y. (1993), ‘Physical processes of microwave backscattering from laboratory wind wave surfaces’, *J. of Geophys. Res.* **98**(C8), 14,669–14,681.
- Elfouhaily T. (1996), Modèle couplé vent/vagues et son application à la télédétection par micro-onde de la surface marine, PhD thesis, Université D. Diderot, Paris, France.
- Elfouhaily T., Chapron B., Katsaros K. and Vandemark D. (1997), ‘A unified directional spectrum for long and short wind-driven waves’, *J. of Geophys. Res.* **102**(C7), 15,781–15,796.
- Elfouhaily T., Vandemark D., Gourrion J. and Chapron B. (1998), ‘Estimation of wind stress using dual-frequency TOPEX data’, *J. of Geophys. Res.* **103**(C11), 25,101–25,108.
- Finnoff W., Hergert F. and Zimmermann H. G. (1993), ‘Improving model selection by non convergent methods’, *Neural Networks* **6**, 771–783.
- Fogelman Soulié F. (1997), Réseaux de neurones et statistiques- une introduction, in ‘Statistique et méthodes neuronales’, Dunod, pp. 1–19.
- Freilich M. H. and Dunbar R. S. (1993), ‘Derivation of satellite wind model functions using operational surface wind analyses: an altimeter example’, *J. of Geophys. Res.* **98**(C8), 14,633–14,649.
- Freilich M. H. and Dunbar R. S. (1999), ‘The accuracy of the NSCAT-1 vector winds: comparisons with National Data Buoy Center buoys’, *J. of Geophys. Res.* **104**(C5), 11,231–11,246.
- Freilich M. H., Qi H. and Dunbar R. S. (1999), ‘Scatterometer beam balancing using open-ocean backscatter measurements’, *J. Atmos. Oceanic Technol.* **16**, 283–297.
- Friedman J. H. (1995), Introduction to computational learning and statistical prediction, tutorial, in ‘ICANN’95’.
- Funahashi K. I. (1989), ‘On the approximate realization of continuous mappings by neural networks’, *Neural Networks* **2**, 183–192.
- Fung A. K. and Lee K. K. (1982), ‘A semi-empirical sea-spectrum model for scattering coefficient estimation’, *IEEE J. Oceanic Eng.* **OE-7**(4), 166–176.
- Geernaert G. L., Larsen S. E. and Hansen F. (1987), ‘Measurements of the wind stress, heat flux and turbulence intensity during storm conditions over the North sea’, *J. of Geophys. Res.* **92**, 13,127–13,139.
- Geman S., Bienenstock E. and Doursat R. (1992), ‘Neural networks and the bias/variance dilemma’, *Neural Computation* **4**, 1–58.
- Giovanangeli J., Bliven L. and Le Calvé O. (1991), ‘A wind wave tank study of the azimuthal response of a Ka band scatterometer’, *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.* **29**(1), 143–148.
- Glazman R. E. and Greysukh A. (1993), ‘Satellite altimeter measurements of surface wind’, *J. of Geophys. Res.* **98**(C2), 2475–2483.

- Glazman R. E. and Pilorz S. H. (1990), 'Effects of sea maturity on satellite altimeter measurements', *J. of Geophys. Res.* **95**, 2857–2870.
- Glazman R. E. and Srokosz M. A. (1991), 'Equilibrium wave spectrum and sea state bias in satellite altimetry', *J. Phys. ocean.* **21**, 1609–1621.
- Grima N. (1997), Détermination de champs de vent et de tension satellitaux, Impact à travers un modèle de circulation océanique dans les régions tropicales, PhD thesis, Université P. et M. Curie, Paris, France.
- Guymer T. H., Businger J. A. and Jones, W. L. and Stewart R. H. (1981), 'Anomalous wind estimates from the SEASAT scatterometer', *Nature* **294**, 735–737.
- Hara T. and Plant W. J. (1994), 'Hydrodynamic modulation of short wind-wave spectra by long waves and its measurement using microwave backscatter', *J. of Geophys. Res.* **99**(C5), 9767–9784.
- Hara T., Bock E. J. and Donelan M. (1997), 'Frequency-wavenumber spectrum of wind-generated gravity-capillary waves', *J. of Geophys. Res.* **102**(C1), 1061–1072.
- Hasselmann D., Kunckel M. and Ewing J. (1980), 'Directional wave spectra observed during JONSWAP 1973', *J. Phys. Oceanogr.* **10**, 1264–1280.
- Hauser D. and Caudal G. (1996), 'Combined analysis of the radar cross-section modulation due to the long ocean waves around 14° and 34° incidence: implication for the hydrodynamic modulation', *J. of Geophys. Res.* **101**(C11), 25,833–25,846.
- Hauser D., Caudal G. and Shay L. K. (1995), 'Behavior of the ocean radar cross section at low incidence, observed in the vicinity of the Gulf Stream', *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.* **33**(1), 162–171.
- Hornik K., Stinchcombe M. and White H. (1989), 'Multi-layer feedforward networks are universal approximators', *Neural Networks* **2**, 359–366.
- Jackson T. J. and Schmugge T. J. (1988), 'Passive microwave remote sensing of soil moisture', *Advances in Hydrosci.* **14**, 123–159.
- Jahne B. (1989), Energy balance in small-scale waves - an experimental approach using optical slope measuring technique and image processing, in 'G.J. Komen and W.A. Oost (eds.), Radar scattering from modulated wind waves', Kluwer Academic Publishers, pp. 105–120.
- Jahne B. and Riemer K. S. (1990), 'Two-dimensional wave number spectra of small-scale water surface waves', *J. of Geophys. Res.* **95**(C7), 11,531–11,546.
- Janssen P. (1987), 'The initial evolution of gravity-capillary waves', *J. Fluid Mech.* **184**, 581–597.
- Jessup A., Keller W. C. and Melville K. (1990), 'Measurements of sea spikes in microwave backscatter at moderate incidence', *J. of Geophys. Res.* **95**(C6), 9679–9688.
- Jessup A., Melville K. and Keller W. C. (1991), 'breaking waves affecting microwave backscatter', *J. of Geophys. Res.* **96**(C11), 20547–20569.
- Jones W. L. and Schroeder L. C. (1978), 'Radar backscatter from the ocean: dependence on surface friction velocity', *Boundary Layer Met.* **13**, 133–149.

- Jones W. L., Schroeder L. C. and Mitchell J. L. (1977), 'Aircraft measurements of the microwave scattering signature of the ocean', *IEEE Trans. Antennas Prop.* **AP-25**, 52–61.
- Jones W. L., Schroeder L. C., Boggs D. H., Bracalente E. M., Brown R. A., Dome G. J., Pierson W. J. and Wentz F. J. (1982), 'The SEASAT-A satellite scatterometer: the geophysical evaluation of remotely sensed wind vectors over the ocean', *J. of Geophys. Res.* **87**(C5), 3297–3317.
- Juszko B. A., Madsen R. F. and Waddell S. R. (1995), 'Wind stress from wave slopes using Phillips equilibrium spectrum-theory', *J. Phys. Oceano.* **25**(2), 185–203.
- Kasilingam D. P. and Shemdin O. H. (1992), 'The validity of the composite surface model and its applications to the modulation of radar backscatter', *Int. J. Rem. Sens.* **13**(11), 2079–2104.
- Keller M. R., Keller W. C. and Plant W. J. (1992), 'A wave tank study of the dependence of X band cross sections on wind speed and water temperature', *J. of Geophys. Res.* **97**(C4), 5771–5792.
- Keller W. C. and Plant W. J. (1990), 'Cross sections and modulation transfer functions at L and Ku bands measured during the Tower Ocean Wave and Radar Dependence Experiment', *J. of Geophys. Res.* **95**(C9), 16,277–16,289.
- Keller W. C. and Wright J. W. (1975), 'Microwave scattering and the straining of wind-generated waves', *Radio Sci.* **10**(2), 139–147.
- Keller W. C., Wismann V. and Alpers W. (1989), 'Tower-based measurements of the ocean C band radar backscattering cross section', *J. of Geophys. Res.* **94**(C1), 924–930.
- Keller W. J., Plant W. J. and Weissman D. E. (1985), 'The dependence of X band microwave sea return on atmospheric stability and sea state', *J. of Geophys. Res.* **90**(C1), 1019–1029.
- Kelly K. A., Dickinson S. and Yu Z. (1999), 'NSCAT tropical wind stress maps: implications for improving ocean modeling', *J. of Geophys. Res.* **104**(C5), 11,291–11,310.
- Kitaigorodskii S. (1973), *The Physics of Air-Sea Interactions*, Keter Press, Jerusalem.
- Klein J. and Swift B. (1977), 'An improved model for the dielectric constant of seawater at microwave frequencies', *IEEE Trans. Antennas and Prop.* **AP-25**, 104–111.
- Komen G. (1989), The energy balance in short gravity waves, in 'G.J. Komen and W.A. Oost (eds.), Radar scattering from modulated wind waves', Kluwer Academic Publishers, pp. 75–79.
- Komen G., Cavalieri L., Donelan M., Hasselman K., Hasselmann S. and Janssen P. (1994), *Dynamics and modelling of ocean waves*, Cambridge University Press.
- Kudryavtsev V. N. and Mastenbroek, C. Makin V. K. (1997), 'Modulation of wind ripples by long waves via the air flow: a feedback mechanism', *Boundary Layer Meteorol.* **83**, 99–116.
- Kudryavtsev V. N., Makin V. K. and Chapron B. (1999), 'Coupled sea surface-atmosphere model- 2. spectrum of short wind waves', *J. of Geophys. Res.* **104**(C4), 7625–7639.

- Kwoh D. S. W. and Lake B. M. (1984), 'A deterministic, coherent, and dual-polarized laboratory study of microwave backscattering from water waves, I: Short gravity waves without wind', *IEEE J. Oceanic Eng.* **OE-9(5)**, 291–308.
- Large W. G. and Pond S. (1982), 'Sensible and latent heat flux measurements over the ocean', *J. Phys. Oceanogr.* **12**, 464–482.
- Le Cun Y. (1985), Une procédure d'apprentissage pour un réseau à seuil assymétrique, in 'Proc. of Cognitiva 85', Cesta-Afcet.
- Le Traon P. Y., Stum J., Dorandeu J., Gaspar P. and Vincent P. (1994), 'Global statistical analysis of TOPEX and POSEIDON data', *J. of Geophys. Res.* **99(C12)**, 24,619–24,631.
- Lee P. H. Y., Barter J. D., Beach K. L., Hindman C. L., Lake B. M., Rungaldier H., Shelton J. C., Williams A. B., Yee R. and Yuen H. C. (1995), 'X band microwave backscattering from ocean waves', *J. of Geophys. Res.* **100(C2)**, 2591–2611.
- Lefevre J. M., Barckicke J. and Ménard Y. (1994), 'A significant wave height dependent function for TOPEX/POSEIDON wind speed retrieval', *J. of Geophys. Res.* **99(C12)**, 25,035–25,049.
- Li F., Neumann G., Shaffer S. and Durden S. L. (1988), 'Studies of the location of azimuth modulation minima for Ku band ocean radar backscatter', *J. of Geophys. Res.* **93(C7)**, 8229–8238.
- Liu T. W., Tang W. and Hu H. (1998a), 'Spaceborne sensors observe El Nino's effects on ocean and atmosphere in north Pacific', *EOS Transactions* **79(21)**, 249.
- Liu T. W., Tang W. and Polito P. S. (1998b), 'NASA scatterometer provides global ocean-surface wind fields with more structures than numerical weather prediction', *Geophys. Res. Letters* **25(6)**, 761–764.
- Liu W. T. (1984), 'The effects of the variations in sea surface temperature and atmospheric stability in the estimation of average wind speed by SEASAT-SASS', *J. of Phys. Oceano.* **14**, 392–401.
- Liu Y. and Pierson W. J. (1994), 'Comparisons of scatterometer models for the AMI on ERS-1: the possibility of systematic azimuth angle biases of wind speed and direction', *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.* **32(3)**, 626–634.
- Liu Y. and Yan X. H. (1995), 'The wind-induced wave growth rate and the spectrum of the gravity-capillary waves', *J. of Phys. Oceano.* **25**, 3196–3218.
- Liu Y., Yan X. H., Liu W. T. and Hwang P. A. (1997), 'The probability density function of ocean surface slopes and its effects on radar backscatter', *J. of Phys. Oceano.* **27**, 782–797.
- Lleonart G. T. and Blackman D. R. (1980), 'The spectral characteristics of wind-generated capillary waves', *J. Fluid Mech.* **97**, 455–479.
- Long A. (1985), Towards a C-band radar sea echo model for the ERS-1 scatterometer, in 'Proc. of the 3rd International Colloquium on Spectral Signature, Eur. space Agency Spec. Publ., ESA SP-247', pp. 29–34.

- Long D. G. (1993), ‘Wind field model-based estimation of SEASAT scatterometer winds’, *J. of Geophys. Res.* **98**(C8), 14,651–14,668.
- Long D. G., Collyer R. S., Reed R. and Arnold D. V. (1996), ‘Dependence of the normalized radar cross section of water waves on Bragg wavelength-wind speed sensitivity’, *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.* **34**(3), 656–666.
- Longuet-Higgins M. S. (1963), ‘The effects of non-linearities on statistical distribution in the theory of sea waves’, *J. Fluid Mech.* **17**, 459–480.
- Maat N., Kraan C. and Oost W. A. (1991), ‘The roughness of wind waves’, *Boundary-Layer Meteo.* **54**, 89–103.
- Makin V. N. and Kudryavtsev V. N. (1999), ‘Coupled sea surface-atmosphere model- 1. wind over waves coupling’, *J. of Geophys. Res.* **104**(C4), 7613–7623.
- Mastenbroek C. (1996), Wind-wave interaction, PhD thesis, University of Delft, Netherlands.
- Masuko H., Okamoto K., Shimada M. and Niwa S. (1986), ‘Measurement of microwave backscattering signatures of the ocean surface using X band and Ka band airborne scatterometers’, *J. of Geophys. Res.* **91**(C11), 13,065–13,083.
- McCulloch W. S. and Pitts W. (1943), ‘A logical calculus for the ideas immanent in nervous activity’, *Bulletin of Math. Biophys.* **5**, 115–137.
- Mejia C., Badran F., Bentamy A., Crepon M., Thiria S. and Tran N. (1999), ‘Determination of the geophysical model function of NSCAT scatterometer and its corresponding variance by the use of neural networks’, *J. of Geophys. Res.* **104**(C5), 11,539–11,556.
- Mejia C. E. (1992), Architectures neuronales pour l’approximation des fonctions de transfert: application à la télédétection, PhD thesis, Université de Paris Sud- Orsay.
- Mejia C., Thiria S., Badran F., Tran N. and Crepon M. (1998), ‘Determination of the geophysical model function of ERS-1 scatterometer by the use of neural networks’, *J. of Geophys. Res.* **103**(C6), 12,853–12,868.
- Mejia C., Thiria S., Tran N., Crepon M., Roquet H., Richaume P. and Badran F. (1997), The neural network GMFs NSCAT scatterometers, in ‘Proc. NSCAT SWT meeting’, Hawaii, january.
- Minsky M. L. and Papert S. A. (1969), *Perceptrons*, The MIT Press, first edition.
- Monaldo F. M. and Dobson E. B. (1989), ‘On using significant wave height and radar cross section to improve radar altimeter measurements of wind speed’, *J. of Geophys. Res.* **94**, 12699–12701.
- Monaldo F. M., Goldhirsh J. and Walsh E. J. (1986), ‘Altimeter height measurement error introduced by the presence of variable cloud and rain attenuation’, *J. of Geophys. Res.* **91**(C2), 2345–2350.
- Moore R. K. and Fung A. K. (1979), ‘Radar determination of winds at sea’, *Proc. IEEE* **67**, 1504–1521.

- Moore R. K. and Pierson W. J. (1966), Measuring sea state and estimating surface winds from a polar orbiting satellite, in 'Proc. Inter. Symp. Electromagnetic sensing of the Earth from satellites', Miami Beach.
- Moore R. K. and Young J. D. (1977), 'Active microwave measurement from space of sea-surface winds', *IEEE J. Oceanic Eng.* **OE-2**, 309–317.
- Moore R. K., Birrer I. J., Bracalente E. M., Dome G. J. and Wentz F. J. (1982), 'Evaluation of atmospheric attenuation from SMMR brightness temperature for the SEASAT satellite scatterometer', *J. of Geophys. Res.* **87**(C5), 3337–3354.
- Moore R. K., Fung A. K., Dome G. J. and Birrer I. J. (1978), Estimates of oceanic surface wind speed and direction using orthogonal beam scatterometer measurements and comparison of recent scattering theories, Technical Report CR-158908, NASA Contract. Rep.
- Moore R. K., Kambhamettu N. and Song S. (1996), Correcting SeaWinds scatterometer measurements for atmospheric attenuation, in 'Proc. IGARSS'96'.
- NASA scatterometer, Science data product user's manual, overview and geophysical data products, v 1.0* (1996), Technical Report D-12985, Jet Propulsion Laboratory.
- Nerem R. S., Schrama E. J., Koblinsky C. J. and Beckley B. D. (1994), 'A preliminary evaluation of ocean topography from the TOPEX/POSEIDON mission', *J. of Geophys. Res.* **99**(C12), 24,565–24,583.
- Nghiem S. V., Li F. L. and Neumann G. (1997), 'The dependence of ocean backscatter at Ku-band on oceanic and atmospheric parameters', *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.* **35**(3), 581–600.
- Nghiem S. V., Li F. L., Lou S.-H., Neumann G., McIntosh R. E., Carson S. C., Carswell J. R., Walsh E. J., Donelan M. A. and Drennan W. M. (1995), 'Observations of radar backscatter at Ku and C bands in the presence of large waves during the surface wave dynamics experiment', *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.* **33**(3), 708–721.
- Nowlan S. J. and Hinton G. E. (1992), 'Simplifying neural networks by soft weight-sharing', *Neural Computation* **4**, 173–193, 473–493.
- Nystuen J. A. (1990), 'A note on the attenuation of surface ravity waves by rainfall', *J. of Geophys. Res.* **95**(C10), 18,353–18,355.
- Phillips O. M. (1957), 'On the generation of waves by turbulent wind', *J. Fluid Mech.* **2**, 417–495.
- Phillips O. M. (1977), *The Dynamics of the Upper Ocean*, Cambridge Univ. Press, New York.
- Phillips O. M. (1985), 'Spectral and statistical properties of the equilibrium range in wind-generated gravity waves', *J. Fluid Mech.* **156**, 505–531.
- Phillips O. M. (1988), 'Radar returns from the sea surface- Bragg scattering and breaking waves', *J. of Phys. Oceano.* **18**, 1065–1074.
- Phillips O. M. and Hasselmann K. (1986), *Wave dynamics and radio Probing of the ocean surface*, Plenum Press, New York.

- Pierson W. J. (1989), 'Probabilities and statistics for backscatter estimates obtained by a scatterometer', *J. of Geophys. Res.* **94**, 9743–9759.
- Pierson W. J. (1990a), Dependence of radar backscatter on environmental parameters, in 'Surface waves and fluxes, vol. 3,', G. Geernaert and W. Plant (eds), Kluwer Academic Publishers, pp. 173–220.
- Pierson W. J. (1990b), 'Examples of, reasons for, and consequences of the poor quality of wind data from ships for the marine boundary layer: implications for remote sensing', *J. of Geophys. Res.* **95**(C8), 13,313–13,340.
- Plant W. J. (1982), 'A relationship between wind stress and wave slope', *J. of Geophys. Res.* **87**(C3), 1961–1967.
- Plant W. J. (1986), 'A two-scale model of short wind-generated waves and scatterometry', *J. of Geophys. Res.* **91**(C9), 10,735–10,749.
- Plant W. J. (1990), Bragg scattering of electromagnetic waves from the air/sea interface, in 'Surface Waves and Fluxes, vol. 2', G. Geernaert and W. Plant (eds), Kluwer Academic Publishers, pp. 41–108.
- Plant W. J. (1997), 'A model for microwave doppler sea return at high incidence angles: Bragg scattering from bound, tilted waves', *J. of Geophys. Res.* **102**(C9), 21,131–21,146.
- Plant W. J. and Wright J. W. (1980), 'Phase speeds of upwind and downwind traveling short gravity waves', *J. of Geophys. Res.* **85**(C6), 3304–3310.
- Plant W. J., Keller W. C., Hesany V., Hayes K., Hoppel K. W. and Blanc T. V. (1998), 'Measurements of the marine boundary layer from an airship', *J. of Atmos. and Oceanic Techno.* **15**, 1433–1458.
- Plant W. J., Terray E. A., Petitt R. A. and Keller W. C. (1994), 'The dependence of microwave backscatter from the sea on illuminated area: correlation times and lengths', *J. of Geophys. Res.* **99**(C5), 9705–9723.
- Plant W. J., Weissman D. E., Keller W. C., Hessany V., Hayes K. and Hoppel K. W. (1999), 'Air/sea momentum transfer and the microwave cross section of the sea', *J. of Geophys. Res.* **104**(C5), 11,173–11,191.
- Press W., Teukolsky S. A., Vetterling W. T. and Flannery B. (1992), *Numerical recipes in C*, Cambridge Univ. Press, 2nd edition.
- Quartly G. D. (1998), 'Determination of oceanic rain rate and rain cell structure from altimeter waveform data. Part I: theory', *J. of Atmos. and Oceanic Techno.* **15**, 1361–1378.
- Quartly G. D., Guymer T. H. and Srokosz M. A. (1996), 'The effects of rain on TOPEX radar altimeter data', *J. Atmos. Ocean. Tech.* **13**, 1207–1227.
- Queffeulou P., Chapron B. and Bentamy A. (1999), 'Comparing Ku-band NSCAT scatterometer and ERS-2 altimeter winds', *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing* **37**(3), 1662–1670.

- Quilfen Y. (1992), note technique réf. C1-NT-000-A232-04-IF.
- Quilfen Y., Chapron B., Bentamy A., Gourrion J., Elfouhaily T. and Vandemark D. (1999a), 'Global ERS-1 and 2 and NSCAT observations: upwind/crosswind and upwind/downwind measurements', *J. of Geophys. Res.* **104**(C5), 11,459–11,469.
- Quilfen Y. e. a. (1999b), 'Sea surface effects on ers scatterometers c-band measurements', *en preparation*.
- Reul N., Branger H., Bliven L. F. and Giovanangeli J.-P. (1999), 'The influence of oblique waves on the azimuthal response of a Ku-band scatterometer: a laboratory study', *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing* **37**(1), 36–47.
- Rice S. D. (1951), 'Reflection of electromagnetic waves from slightly rough surfaces', *Commun. Pure Appl. Math.* **4**, 361–378.
- Richaume P., Badran F., Crepon M., Mejia C., Roquet H. and Thiria S. (1999), 'Neural network wind retrieval from ERS-1 scatterometer data', *submitted to J. of Geophys. Res.*
- Ripley B. D. (1996), *Pattern recognition neural networks*, Cambridge University Press.
- Romeiser R., Alpers W. and Wismann V. (1997a), 'An improved composite surface model for the radar backscattering cross section of the ocean surface, 1., theory of the model and optimization/validation by scatterometer data', *J. of Geophys. Res.* **102**(C11), 25,237–25,250.
- Romeiser R. and Alpers W. (1997b), 'An improved composite surface model for the radar backscattering cross section of the ocean surface, 2., model response to surface roughness variations and the radar imaging of underwater bottom topography', *J. of Geophys. Res.* **102**(C11), 25,251–25,267.
- Romeiser R., Schmidt A. and Alpers W. (1994), 'A three-scale composite surface model for the ocean wave-radar modulation transfer function', *J. of Geophys. Res.* **99**(C5), 9785–9801.
- Rufenach C. (1995), 'A new relationship between radar cross-section and ocean surface wind speed using ERS-1 scatterometer and buoy measurements', *Int. J. Rem. Sens.* **16**(18), 3629–3647.
- Rumelhart D. E., Hinton G. E. and Williams R. J. (1986), Learning internal representations by error propagation, in 'Parallel distributed processing: explorations in the microstructures of cognition', MIT Press, Cambridge.
- Schanda E. (1976), *Remote sensing for environmental sciences*, Springer-Verlag, New York.
- Schroeder L., Boggs D. H., Dome G., Halberstam I. M., Jones W. L., Pierson W. J. and Wentz F. J. (1982), 'The relationship between the wind vector and the normalized radar cross section used to derived SEASAT-A satellite scatterometer winds', *J. of Geophys. Res.* **87**(C5), 3318–3336.
- Skirta E., Daout F. and J. S. (1994), Electrical properties of sea water surfaces at microwave frequencies, Technical report, IRESTA Report.

- Smith D. K. and Wentz F. J. (1997), Rain effect on NSCAT wind retrievals, *in* ‘Proceedings of the NASA Scatterometer Science Symposium’, Maui, Hawaii, USA.
- Smith J. A. (1990), Modulation of short wind waves by long waves, *in* ‘Surface Waves and Fluxes, vol. 1’, G. Geernaert and W. Plant (eds), Kluwer Academic Publishers, pp. 247–284.
- Smith S. D. (1988), ‘Coefficients for sea surface wind stress, heat flux, and wind profiles as a function of wind speed and temperature’, *J. of Geophys. Res.* **93**, 15,467–15,472.
- Stéphan Y., Thiria S., Badran F. and Metoui N. (1999), ‘A general formulation of nonlinear least squares regression using multi-layered perceptrons’, *in preparation*.
- Stewart R. H. (1985), *Methods of satellite oceanography*, Univ. of California Press.
- Stoffelen A. (1998a), Scatterometry, PhD thesis, University of Utrecht, The Netherlands.
- Stoffelen A. (1998b), ‘Toward the true near-surface wind speed error: error modeling and calibration using triple correlation’, *J. of Geophys. Res.* **103**, 7755–7776.
- Stoffelen A. and Anderson D. (1995), The ECMWF contribution to the characterisation, interpretation, calibration and validation of ERS-1 scatterometer backscatter measurements and winds, and their use in numerical weather prediction models, Technical Report ESA contract 9097/90/NL/BI report, Eur. Center for Medium-range Weather Forecasts, Reading, England.
- Stoffelen A. and Anderson D. (1997), ‘Scatterometer data interpretation: estimation and validation of the transfer function CMOD4’, *J. of Geophys. Res.* **102**, 5767–5780.
- Thiria S., Badran F., Mejia C. and Crepon M. (1993), ‘A neural network approach for modelling nonlinear transfer functions: Application for wind retrieval from spaceborne scatterometer data’, *J. of Geophys. Res.* **98**(C12), 22,827–22,841.
- Tournadre J. and Morland J. C. (1997), ‘The effects of rain on TOPEX/POSEIDON altimeter data’, *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.* **35**(5), 1117–1135.
- Tran V. B. N., Chapron B., Vandemark D. and Thiria S. (1999), ‘Analysis of Ku-band NSCAT (VV minus HH) scatterometer data versus wind vector’, *submitted to J. Atmos. Oceanic Techno.*
- Tsimplis M. (1992), ‘The effect of rain in calming the sea’, *J. Phys. Oceano.* **22**, 404–412.
- Tsimplis M. and Thorpe S. A. (1989), ‘Wave damping by rain’, *Nature* **342**, 893–895.
- Ulaby F. T., Moore R. K. and Fung A. K. (1981), *Microwave Remote Sensing- Active and Passive, vol. 1, microwave remote sensing fundamentals and radiometry*, Artech House.
- Ulaby F. T., Moore R. K. and Fung A. K. (1982), *Microwave Remote Sensing- Active and Passive, vol. 2, radar remote sensing and surface scattering and emission theory*, Artech House.
- Ulaby F. T., Moore R. K. and Fung A. K. (1986), *Microwave Remote Sensing- Active and Passive, vol. 3, from theory to applications*, Artech House.

- Unal C., Snoeij P. and Swart P. (1991), 'The polarization-dependent relation between radar backscatter from the ocean surface and surface wind vector at frequencies between 1 and 18 GHz', *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.* **29**(4), 621–626.
- Valenzuela G. R. (1968), 'Scattering of electromagnetic waves from a tilted slightly rough surface', *Radio Science* (11), 1057–1066.
- Valenzuela G. R. (1978), 'Theories for the interaction of electromagnetic and oceanic waves- A review', *Boundary Layer Met.* **13**, 61–85.
- Valenzuela G. R. (1982), 'A note on the generation of capillary waves by steep gravity waves: the effect of wind growth', *J. of Geophys. Res.* **87**(C1), 579–581.
- Valenzuela G. R. and Laing M. B. (1972), 'Nonlinear energy transfer in gravity-capillary wave spectra, with applications', *J. Fluid Mech.* **57**, 507–520.
- Valenzuela G. R., Laing M. B. and Daley J. C. (1971), 'Ocean spectra for the high-frequency waves as determined from airborne radar measurements', *J. Mar. Res.* **29**, 69–84.
- Van Halsema D., Calkoen C., Jahne B., Oost W. A., Snoeij P. and Waas S. (1989), Progress report on the VIERS-1 project part-1: the Delft wind/wave experiment, Technical Report report BCRS-89-24, Netherlands Remote Sensing Board, The Netherlands.
- Walsh E. J., Monaldo F. M. and Goldhirsh J. (1984), 'Rain and cloud effects on a satellite dual-frequency radar altimeter system operating at 13.5 and 35 GHz', *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.* **GE-22**(6), 615–622.
- Weigend A. S. and Nix D. A. (1994), Prediction with confidence intervals (local error bars), in 'Proc. Int. Conf. Neural Inform. Process.', Seoul, Korea, pp. 847–852.
- Weigend A. S., Rumelhart D. E. and Huberman B. A. (1991), Generalization by weight elimination with application to forecasting, in 'Neural Information Processing Systems, vol. 3', Morgan Kauffman Publishers, San Mateo (Ca), pp. 875–882.
- Weissman D. E., Plant W. J. and Stolte S. (1996), 'Response of microwave cross sections of the sea to wind fluctuations', *J. of Geophys. Res.* **101**(C5), 12,149–12,161.
- Weissman D. E., Thompson T. W. and Legeckis R. (1980), 'Modulation of sea surface radar cross section by surface stress: wind speed and temperature effects across the Gulf Stream', *J. of Geophys. Res.* **85**(C9), 5032–5042.
- Wentz F. J. (1978), Estimation of the sea surface's two-scale backscatter parameters, Technical Report CR-145255, NASA Contract. Rep.
- Wentz F. J. (1996), Climatology of 14 GHz atmospheric attenuation, RSS Tech. Memo. 052096.
- Wentz F. J. (1997), 'A well-calibrated ocean algorithm for special sensor microwave/imager', *J. of Geophys. Res.* **102**, 8703–8718.
- Wentz F. J. and Smith D. K. (1999), 'A model function for the ocean-normalized radar cross section at 14 GHz derived from NSCAT observations', *J. of Geophys. Res.* **104**(C5), 11,499–11,514.

- Wentz F. J., Peterheruch S. and Thomas L. A. (1984), 'A model for ocean radar cross section at 14.6 GHz', *J. of Geophys. Res.* **89**(C3), 3689–3704.
- Wetzel L. B. (1990), Electromagnetic scattering from the sea at low grazing angles, in 'Surface Waves and Fluxes, vol. 2', G. Geernaert and W. Plant (eds), Kluwer Academic Publishers, pp. 109–171.
- Williams P. M. (1996), 'Using neural networks to model conditional multivariate densities', *Neural Comp.* **8**, 843–854.
- Woiceshyn P. M., Wurtele M. G., Boggs D. H., McGoldrick L. F. and Peteherych S. (1986), 'The necessity for a new parameterization of an empirical model for wind/ocean scatterometry', *J. of Geophys. Res.* **91**(C2), 2273–2288.
- Wunsch C. and Stammer D. (1995), 'The global frequency-wavenumber spectrum of oceanic variability estimated from TOPEX/POSEIDON altimetric measurements', *J. of Geophys. Res.* **100**(C12), 24,895–24,910.
- Zeng L. and Levy G. (1995), 'Space and time aliasing structure in monthly mean polar-orbiting satellite data', *J. of Geophys. Res.* **100**, 5133–5142.
- Zhang X. (1995), 'Capillary-gravity and capillary waves generated in a wind wave tank: observations and theories', *J. Fluid Mech.* **289**, 51–82.