



HAL
open science

Etude de la signature radar de la surface de la mer en incidence rasante

Florestan Platzer

► **To cite this version:**

Florestan Platzer. Etude de la signature radar de la surface de la mer en incidence rasante. Physique Atmosphérique et Océanique [physics.ao-ph]. Université de Toulon, 2020. Français. NNT : 2020TOUL0006 . tel-03227436

HAL Id: tel-03227436

<https://theses.hal.science/tel-03227436>

Submitted on 17 May 2021

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

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

ÉCOLE DOCTORALE
Mer et Sciences (ED548)
Institut Méditerranée d'Océanologie

THÈSE présentée par :
Florestan PLATZER

soutenue le : **03 Mars 2020**

pour obtenir le grade de Docteur en Physique
Spécialité : Télédétection radar

**Etude de la signature radar de la surface de la mer en
incidence rasante**

THÈSE dirigée par :
SAILLARD MARC

Professeur, Université de Toulon

JURY :

BOURLIER Christophe

Directeur de recherche CNRS, Université de
Nantes

SORIANO Gabriel

Maître de conférences HDR, Université Aix-
Marseille

BIDON Stéphanie
HURTAUD Yvonick
FABBRO Vincent

Professeur, ISAE-SUPAERO
Ingénieur expert, DGA Maitrise de l'information
Ingénieur de recherche, ONERA Toulouse

Remerciements

Je souhaite dans un premier temps remercier vivement Madame Stéphanie Bidon pour avoir présidé mon jury de thèse ainsi que Monsieur Christophe Bourlier et Monsieur Gabriel Soriano pour avoir lu et évalué mon travail. Leurs remarques et conseils durant et après la soutenance de thèse ont été très instructives.

Merci encore à Monsieur Gabriel Soriano pour le partage des codes de diffraction nécessaires à la bonne évolution de mon travail de thèse. De même, j'adresse mes remerciements à Monsieur Julien Touboul pour avoir généreusement pris de son temps afin de m'aider dans la modélisation hydrodynamique en espérant que cette piste se conclue positivement.

Mes remerciements vont ensuite à Monsieur Florent Christophe, Monsieur Joël Lemorton et Monsieur Laurent Castanet pour m'avoir permis de réaliser ces trois années de doctorat au sein du Département ElectroMagnétisme et Radar (DEMR) de l'ONERA, dans l'unité Propagation, Environnement et Radiocommunications (PER). Je remercie aussi chaleureusement Madame Corinne De Pablo pour m'avoir apporté son aide durant ces trois années.

Je tiens à remercier tout particulièrement mon directeur de thèse, Monsieur Marc Saillard ainsi que mon encadrant Monsieur Vincent Fabbro pour avoir dirigé mon travail de recherche avec beaucoup de disponibilité et d'écoute. Leurs conseils précis, leur expertise, et leur discernement m'ont permis d'avancer sereinement durant ces trois années malgré les obstacles rencontrés.

Je tiens à remercier l'ensemble des personnes que j'ai pu croiser à l'ONERA et au DEMR pour leur accueil et leur convivialité. Un merci particulier s'adresse aux doctorants et stagiaires pour la bonne ambiance. Merci aussi à mes amis de tout horizon pour leur soutien et leur présence dans les moments joyeux ou plus difficiles.

Finalement, je tiens à remercier l'ensemble de ma famille, et particulièrement mes parents, mes deux sœurs et mon frère de m'avoir soutenu tout au long de ma thèse et de m'avoir motivé à aller jusqu'au bout. L'ultime remerciement s'adresse bien évidemment à la personne qui m'accompagne et me supporte depuis 5 ans déjà et sans qui rien ne serait possible, merci Alicia (pour la correction orthographique aussi!).

Merci à tous !

Sommaire

Introduction	1
1 Rétrodiffusion électromagnétique par la surface de la mer	5
1.1 Modélisation du problème électromagnétique de la rétrodiffusion par la surface de la mer	6
1.1.1 Description de la surface de la mer	6
1.1.2 Diffraction et rétrodiffusion micro-onde par la surface de la mer	8
1.1.3 Modèles approchés de diffusion électromagnétique	11
1.1.4 Méthode rigoureuse de calcul de la rétrodiffusion électromagnétique par la surface de la mer	13
1.1.5 Bilan des méthodes de modélisation	14
1.2 Présentation des données MMA de mesure du fouillis de mer réalisées lors des campagnes Sylt et MARLENE	15
1.2.1 Intérêts et enjeux des campagnes de mesure	15
1.2.2 Sylt	15
1.2.3 MARLENE	17
1.2.4 Bilan et limites de la base de données	19
2 Étude du comportement statistique, temporel et spectral du fouillis de mer en incidence rasante	23
2.1 Comportement général des séries spatio-temporelles de fouillis de mer en incidence rasante	24
2.1.1 Étude des séries temporelles et observation du phénomène de "spikes" de mer	24
2.1.2 Étude de la polarisation sur la NRCS	27
2.2 Étude de la distribution statistique de l'amplitude du champ rétrodiffusé par la mer en incidence rasante	28
2.2.1 Choix des distributions théoriques et démarche expérimentale	28
2.2.2 Caractérisation de la distribution de l'amplitude des données expérimentales	31
2.2.3 Impact de la calibration sur les distributions	34
2.3 Étude et validation du modèle statistique à deux échelles du fouillis de mer en incidence rasante	37
2.3.1 Présentation du modèle gaussien composé	37
2.3.2 Recherche de la longueur de cohérence temporelle par application du test de Jarque Bera sur le speckle gaussien complexe	38
2.3.3 Recherche de la longueur de cohérence temporelle par application du test de Kolmogorov–Smirnov	40

2.3.4	Validation du modèle à deux échelles par la caractérisation des distributions des deux composantes du fouillis de mer	43
2.4	Étude de la corrélation et du comportement spectral de l'amplitude et de la texture	45
2.4.1	Étude de la périodicité spatio-temporelle du fouillis de mer par estimation des fonctions d'autocorrélation	45
2.4.2	Étude du comportement de la densité spectrale de puissance de l'amplitude du fouillis de mer	46
2.5	Synthèse des résultats	47
3	Caractérisation du comportement du spectre Doppler du fouillis de mer en incidence rasante et analyse du phénomène de spikes de mer	49
3.1	Analyse des spectres Doppler des séries spatio-temporelles de fouillis de mer	50
3.1.1	Principe de calcul des spectres Doppler	50
3.1.2	Analyse de la variabilité en angle d'azimut et de rasant	53
3.1.3	Confrontation des données expérimentales à la théorie classique de la modulation de la vague de Bragg	55
3.2	Mise en évidence de l'impact des spikes de mer	59
3.2.1	Modification des spectres Doppler	59
3.2.2	Impact sur la détection de cible	60
3.3	Étude du comportement spatio-temporel des vitesses Doppler quasi-instantanées	61
3.3.1	Principe de calcul des vitesses Doppler quasi-instantanées	61
3.3.2	Comportement temporel et spatial de la vitesse Doppler	63
3.3.3	Distribution des vitesses Doppler et distribution croisée NRCS/vitesses	64
3.3.4	Filtrage des vitesses dans les creux des vagues	67
3.4	Détection des spikes de mer et étude du comportement de leurs vitesses	68
3.4.1	Seuil de détection CFAR	68
3.4.2	Influence du seuil de détection	70
3.4.3	Variabilité en azimut du comportement des spikes de mer	72
3.5	Synthèse des résultats et interprétation de l'origine des spikes de mer	73
3.5.1	Résultats obtenus	73
3.5.2	Origine des spikes de mer	74
4	Étude théorique et expérimentale de la group line des spectres de dispersion spatio-temporels	77
4.1	Présentation du problème	78
4.2	Modélisation théorique et analytique de la group line	80
4.2.1	Principe de génération de la group line	80
4.2.2	Modélisation de la group line de différentes quantités relatives à la surface	82
4.2.3	Étude de la pente analytique de la group line	84
4.3	Validation numérique de la modélisation	85
4.3.1	Simulations numériques	85
4.3.2	Test de convergence	87
4.3.3	Formule empirique corrective dans le cas de série temporelle courte	88
4.3.4	Comparaison de la modélisation à des simulations numériques issues de la méthode des moments	89
4.4	Étude du comportement de la group line des données expérimentales	90
4.4.1	Présentation du protocole de mesure de la pente de la group line	90
4.4.2	Comparaison des données expérimentales aux simulations numériques	92
4.4.3	Étude de l'influence de la fréquence sur la pente de la group line	93

4.4.4	Étude de la variation de la pente de la group line en fonction de l'angle d'azimut	94
4.5	Étude du lien entre spikes, déferlement et group line	96
4.5.1	Étude de la group line d'une carte temps-distance de vitesses Doppler	96
4.5.2	Comparaison de la pente de la group line aux vitesses des spikes et des vagues déferlantes	97
4.6	Synthèse des résultats	100
5	Modélisation de cartes saptio-temporelles de fouillis de mer en incidence rasante	101
5.1	Principe de génération statistique du fouillis de mer en incidence rasante	102
5.1.1	Modélisation de la texture	102
5.1.2	Génération du champ rétrodiffusé à partir de la modélisation du speckle	103
5.2	Génération statistique d'un processus corrélé de texture de fouillis de mer	105
5.2.1	Modélisation de la fonction d'autocorrélation de la texture gaussienne	105
5.2.2	Transformation d'un processus gaussien en un processus log-normal corrélé	109
5.2.3	Validation de la méthode de génération de la texture log-normale	110
5.3	Génération statistique du speckle et modélisation du spectre Doppler	111
5.3.1	Différents modèles de spectres Doppler	112
5.3.2	Analyse de la vitesse moyenne des spectres Doppler instantanés pour la génération de carte spatio-temporelle de vitesses Doppler	112
5.3.3	Étude de la forme du spectre Doppler quasi-instantané	115
5.3.4	Validation de la génération du champ rétrodiffusé à partir de la texture et du speckle	119
5.4	Synthèse des résultats	124
	Conclusion et perspectives	125
A	Distributions usuelles utilisées pour la description statistique de l'amplitude du champ rétrodiffusé	129
B	Formulation analytique de la groupe line	131
B.1	Calcul de la transformée de Fourier analytique	131
B.2	Formule analytique de la répartition d'énergie dans la group line	133
B.3	Formule analytique des pentes de la group line	134
B.4	Formule empirique corrigeant l'estimation de la pulsation moyenne sur les group lines numériques	135

Table des figures

1.1	Présentation du problème électromagnétique	9
1.2	Localisation de la campagne Sylt en Mer du Nord, mai 2012.	16
1.3	Schéma des différents moyens de mesure déployés pendant la campagne Sylt en mai 2012.	16
1.4	Vue de la côte où sont positionnés les radars.	17
1.5	Excursion angulaire totale des mesures radar de la campagne MARLENE. A gauche, l'échelle de couleur représente la hauteur significative des vagues, prédite par le logiciel PREVAG. Les triangles rouges correspondent aux localisations des différents points visés par les radars sur la mer. Les ronds jaunes sont les positions des deux bouées fixes. A droite, l'échelle de couleur représente la vitesse du vent sur la zone, prédite par Météo France.	18
1.6	Schéma des différents moyens de mesure déployés pendant la campagne MARLENE en mai 2014.	18
1.7	Observation des différents états de mer intervenus pendant la campagne MARLENE correspondant aux jours successifs de la campagne du 26/05/2014 au 03/06/2014.	19
1.8	Hauteur significative (a) mesurée par les bouées fixes sud et nord et direction du vent (b).	20
2.1	Séries temporelles de NRCS acquises par les radars MARSIG (11 GHz - en haut) et MEMPHIS (35 GHz - en bas) et décrites dans le tableau 2.1.	25
2.2	Évolution de la NRCS moyennée temporellement sur les séries temporelles de 1.6 s acquises par le radar MEDYCIS (5.6 GHz) en polarisation HH (haut) et VV (bas) et décrites dans le tableau 2.1.	25
2.3	Cartes spatio-temporelles de fouillis de mer.	26
2.4	Illustration de la modulation du fouillis de mer par les vagues dominantes. Les pentes des traits noirs donnent une estimation de la vitesse de phase des vagues dominantes.	26
2.5	Comparaison des histogrammes normalisés des cartes spatio-temporelles acquises par le radar MEDYCIS (5.6 GHz) décrites dans le tableau 2.1 en polarisation HH (histogramme bleu) et polarisation VV (histogramme rouge).	27
2.6	Comparaison de la PDF de l'amplitude des cartes temps-distance de fouillis de mer répertoriées dans le Tableau 2.1 avec les PDF des distributions théoriques représentées en échelle linéaire. (Rayleigh, courbe bleue; Log-Normale, courbe verte; Weibull, courbe rouge; K, courbe magenta; GK-LNT, courbe violette)	32

2.7	Comparaison de la PDF de l'amplitude des cartes temps-distance de fouillis de mer répertoriées dans le Tableau 2.1 avec les PDF des distributions théoriques représentées en échelle logarithmique. (Rayleigh, courbe bleue; Log-Normale, courbe verte; Weibull, courbe rouge; K, courbe magenta; GK-LNT, courbe violette) . . .	33
2.8	Comparaison des moments normalisés m_n de la distribution expérimentale avec les moments normalisés théoriques. (Rayleigh, courbe bleue; Log-Normale, courbe verte; Weibull, courbe rouge; K, courbe magenta; GK-LNT, courbe violette). . .	34
2.9	Effet de la calibration des données sur la distribution du fouillis de mer issue de la carte 2.3d pour un facteur $\alpha = 5$	35
2.10	Distributions GK-LNT établies pour (a) des paramètres δ différents à σ constant et (b) des paramètres σ différents à δ constant.	36
2.11	Effet de la calibration des données sur la distribution du fouillis de mer issue de la carte 2.3d pour un facteur $\alpha = 5$ et comparaison avec les distributions GK-LNT correspondantes.	36
2.12	Test de Jarque-Bera pour une série temporelle en fonction de la longueur de cohérence L_c définie par (2.20) pour les deux cases distance sélectionnées (a) CD# 1 et (b) CD# 2.	39
2.13	Évolution des paramètres de skewness et de kurtosis pour une série temporelle en fonction de la longueur de cohérence L_c pour les cases distance (a) CD# 1 et (b) CD# 2.	40
2.14	Comparaison des fonctions de répartition du ratio (2.27) calculé sur la case distance CD#1 et de la loi de Cauchy correspondante pour une longueur de cohérence de 90 ms estimée par le test de Jarque-Bera sur la figure 2.12a.	40
2.15	Calcul de la distance D_N (2.29) entre le ratio (2.27) et la CDF théorique de Cauchy en fonction de la longueur de cohérence L_c pour les cases distance (a) CD# 1 et (b) CD# 2.	42
2.16	Calcul de la distance D_N (2.29) entre la distribution du speckle et la distribution de Rayleigh théorique correspondante en fonction de la longueur de cohérence L_c pour les cases distance (a) CD# 1 et (b) CD# 2.	42
2.17	Estimation de la texture de la série temporelle illustrée sur la figure 2.1 acquise par le radar MEMPHIS (35 GHz) représentée par la courbe bleue. La courbe rouge représente la texture estimée pour une longueur de cohérence de 90 ms. (a) Amplitude, échelle linéaire; (b) NRCS, échelle logarithmique.	43
2.18	Distributions des estimations des séquences de speckle pour les acquisitions radar (a) MEDYCIS, polarisation VV et (b) MEMPHIS et comparaison avec les lois théoriques Rayleigh (courbe noire).	44
2.19	Distributions des séquences de texture pour les acquisitions radar (a) MEDYCIS, polarisation VV et (b) MEMPHIS et comparaison avec les lois théoriques Gamma (courbe bleue) et Log-Normale (courbe verte).	44
2.20	Fonctions d'autocorrélation normalisées de l'amplitude (courbe rouge) et de la texture (courbe bleue) de la carte spatio-temporelle de fouillis de mer choisie. Les traits noirs discontinus représentent les multiples de la période temporelle (a) et spatiale (b) des vagues dominantes.	45
2.21	Densité spectrale de puissance temporelle normalisée de la carte de fouillis de mer sélectionnée associée à la fonction d'autocorrélation présentée sur la figure 2.20a.	46
3.1	Cartes Doppler-distance (a-c-e) et spectres Doppler moyen (b-d-f) en échelle logarithmique obtenus à partir des acquisition des radars MEDYCIS et MEMPHIS.	52
3.2	Schéma représentatif des configurations up-wave et cross-wave du point de mesure illuminé par rapport à la position du radar, extrait de [54].	53

3.3	Bilan des vitesses Doppler moyennes des cartes temps-distance de champ rétro-diffusé acquises par le radar MEDYCIS, 5.6 GHz, polarisation VV, extrait de [54].	54
3.4	Bilan des vitesses Doppler moyennes des cartes temps-distance de champ rétro-diffusé acquises par le radar MEDYCIS, 5.6 GHz, polarisation HH, extrait de [54].	54
3.5	Bilan des vitesses Doppler moyennes des cartes temps-distance de champ rétro-diffusé acquises par le radar MEMPHIS, 35 GHz, polarisation HH, extrait de [54].	55
3.6	Comparaison de la formule (3.11) avec les vitesses Doppler moyennes des cartes temps-distance de champ rétrodiffusé acquises par le radar MEDYCIS, 5.6 GHz, polarisation VV, extrait de [54].	57
3.7	Comparaison de la formule (3.11) avec les vitesses Doppler moyennes des cartes temps-distance de champ rétrodiffusé acquises par le radar MEDYCIS, 5.6 GHz, polarisation HH, extrait de [54].	58
3.8	Comparaison de la formule (3.11) avec les vitesses Doppler moyennes des cartes temps-distance de champ rétrodiffusé acquises par le radar MEMPHIS, 35 GHz, polarisation VV, extrait de [54].	58
3.9	Comparaison des spectres Doppler avant et après sélection d'un spike de mer présent sur les cartes spatio-temporelles de fouillis de mer. Les droites en pointillés représentent les vitesses moyennes des spectres Doppler.	59
3.10	Exemple de spectrogramme issu d'une série temporelle de fouillis de mer en présence d'une cible, extrait de [95].	60
3.11	Spectrogramme représenté en échelle logarithmique d'une série temporelle issue d'une case distance de l'acquisition à 35 GHz par le radar MEMPHIS.	61
3.12	Carte temps-distance de NRCS instantanée représentée en échelle logarithmique (a) et de vitesses Doppler (b) issues de l'acquisition de fouillis de mer effectuée par le radar MEMPHIS à 35 GHz.	62
3.13	Évolution temporelle de la NRCS et de la vitesse Doppler quasi-instantanées issues d'une case distance de l'acquisition à 35 GHz par le radar MEMPHIS.	63
3.14	Sélection d'une crête de vague sur la carte de NRCS quasi-instantanée (a) et évolution de la NRCS quasi-instantanée et de la vitesse Doppler quasi-instantanée (b) sur cette crête.	63
3.15	Fonctions d'autocorrélation normalisées de la vitesse Doppler (courbe rouge) et de la texture (courbe bleue) de la carte spatio-temporelle de fouillis de mer choisie (cf. figure 2.20 du chapitre 1 pour la texture). Les traits noirs discontinus représentent les multiples de la période temporelle (a) et spatiale (b) des vagues dominantes. .	64
3.16	Distributions des vitesses Doppler quasi-instantanées issues de la carte temps-distance présentée sur la figure 3.12b acquise par le radar MEMPHIS, 35 GHz. Représentation en échelle linéaire (a) et en échelle logarithmique (b)	65
3.17	Distributions croisées entre la NRCS et la vitesse Doppler quasi-instantanées issues des cartes spatio-temporelles présentées sur les figures 3.12b et 3.12a acquises par le radar MEMPHIS, 35 GHz. La figure (a) représente la distribution croisée entre tous les pixels des deux cartes tandis que sur la figure (b) la densité de probabilité 2D est affectée en couleur à un échantillonnage d'un dixième des points de la figure (a).	65
3.18	Étude de la distribution croisée entre la NRCS et la vitesse Doppler quasi-instantanées pour différents angles d'incidence (panneau central), figure extraite de [96]. . . .	66

3.19	Distributions croisées entre la NRCS et la vitesse Doppler quasi-instantanées issues de cartes temps-distance acquises par les radars MEDYCIS, 5.6 GHz, polarisation HH (a) et MEMPHIS pendant la campagne SYLT, 9 GHz, polarisation HH (b). L'échelle de couleur représente la densité 2D des pixels.	67
3.20	Distribution croisée entre NRCS et vitesse Doppler quasi-instantanées issues des cartes spatio-temporelles présentées sur les figures 3.12b et 3.12a acquises par le radar MEMPHIS, 35 GHz après filtrage des faibles niveaux de NRCS dans les creux des vagues.	68
3.21	Cartes temps-distance de NRCS instantanée représentée en échelle logarithmique représentant la population globale (a) et la population des spikes (b) issues de l'acquisition de fouillis de mer effectuée par le radar MEMPHIS à 35 GHz.	69
3.22	Distributions des vitesses Doppler quasi-instantanées de la population globale avant filtrage des faibles valeurs du signal (courbe bleue), après filtrage (courbe verte) et de la population des spikes pour les deux seuils de détection (courbes cyans et rouges correspondant respectivement aux équations (3.14) et (3.15)) issues de la carte temps-distance présentée sur la figure 3.12b acquise par le radar MEMPHIS, 35 GHz. Représentation en échelle linéaire (a) et en échelle logarithmique (b).	69
3.23	Influence du seuil de détection sur la vitesse moyenne des spikes en fonction du niveau de NRCS.	70
3.24	Distribution croisée entre le ratio de polarisation HH/VV et le niveau de NRCS en polarisation HH pour une carte temps-distance acquise par le radar MEMPHIS à 9 GHz durant la campagne SYLT.	71
3.25	Spectrogramme et carte temps-distance de vitesses Doppler établis à partir d'une acquisition par le radar MEMPHIS, à 35 GHz pour un angle d'azimut de 80°.	72
3.26	Vitesse Doppler moyenne de la population des spikes en fonction de l'angle d'azimut entre la direction de pointage du radar et celle des vagues pour les cartes temps-distance acquises par le radar MEMPHIS, 35 GHz, en polarisation HH.	72
3.27	Vitesse Doppler moyenne de la population des spikes en fonction de l'angle d'azimut entre la direction de pointage du radar et celle des vagues pour les cartes temps-distance acquises par le radar MEDYCIS, 5.6 GHz en polarisation HH (symboles bleus) et polarisation VV (symboles rouges).	73
4.1	Carte spatio-temporelle de données NRCS, radar MARSIG, 14 GHz, polarisation HH, vent de 16.2 m.s ⁻¹	78
4.2	Carte spatio-temporelle de données NRCS, radar MEMPHIS, 35 GHz, polarisation HH, vent de 16.2 m.s ⁻¹	78
4.3	Diagramme de dispersion de la carte NRCS, présentée sur la figure 4.1, radar MARSIG, 14 GHz, polarisation HH, vent de 16.2 m.s ⁻¹	79
4.4	Diagramme de dispersion de la carte NRCS, présentée sur la figure 4.2, radar MEMPHIS, 35 GHz, polarisation HH, vent de 16.2 m.s ⁻¹	79
4.5	Diagramme de dispersion d'une carte NRCS issue de la simulation GMoM, bande L (1.2 GHz), polarisation HH, vent de 7 m.s ⁻¹	80
4.6	Description géométrique de la group line associée à un spectre continu à bande étroite.	81
4.7	$ A(\mathbf{K})A(\mathbf{K} - \mathbf{k}) $ versus K_x/K_p et K_y/K_p , pour $\mathbf{k} = K_p \hat{\mathbf{x}}$ avec $K_p = 0.1$ et un ratio vitesse de phase des vagues dominantes sur la vitesse du vent de $c_p/U = 0.75$. A est choisi afin de suivre le spectre empirique proposé par Hasselmann [122]. 82% de l'intégrale est concentrée entre les lignes blanches dont les pentes sont de $\pm \tan \pi/6$. La distribution devient plus étroite lorsque k augmente.	83

4.8	Exemples de group lines analytiques pour différents K_p et K_u	84
4.9	Pente des group lines analytiques : (a) $\widehat{\eta_L^2}$, $\widehat{\eta_{L,t}^2}$ et $\widehat{\eta_{L,x}^2}$ pour $K_p = 0.14$ rad/m et $K_u = 1$ rad/m. (b) $\widehat{\eta_L^2}$ et $\widehat{\eta_{L,x}^2}$ pour $K_p = 0.14$ rad/m et $K_u = 1$ rad/m ou $K_u = 2\pi$ rad/m	85
4.10	Exemples de group lines numériques pour différents K_p et K_u	86
4.11	Comparaison des pentes de group lines analytiques et numériques de $\widehat{\eta_{L,x}^2}$ en fonction K_u pour $K_p = 0.14$ rad/m.	86
4.12	Test de convergence pour l'estimation de la pente de la group line issue de simulations numériques.	87
4.13	Comparaison de l'estimation des pentes des group lines numériques avec les formules empiriques pour (a) $\widehat{\eta_L^2}$ et $\widehat{\eta_{L,x}^2}$ pour un même K_p et K_u et pour (b) $\widehat{\eta_{L,x}^2}$ pour différents K_p et K_u	88
4.14	Group line issue d'une simulation numérique de champ rétrodiffusé obtenu par méthode de calcul directe et exacte. La courbe blanche représente la pulsation moyenne de la group line et la courbe bleu représente la pulsation moyenne de la group line de $\widehat{\eta_{L,x}^2}$ suivant l'équation (4.5).	90
4.15	Présentation des différentes étapes de traitement des diagrammes de dispersion expérimentaux afin d'effectuer une sélection de la group line.	91
4.16	Exemple de group lines obtenues à partir de cartes spatio-temporelles de NRCS acquises par les radars (a) MARSIG (14 GHz) et (b) MEMPHIS (35 GHz).	92
4.17	Estimation des pentes des group lines présentées respectivement sur les figures 4.16a et 4.16b acquises par les radars (a) MARSIG (14 GHz) et (b) MEMPHIS (35 GHz).	93
4.18	Estimation des pentes des group lines acquises par les radars MARSIG (8, 11, 14, 17 GHz) et MEMPHIS (35 GHz) issues d'un même point d'acquisition. (a) $\theta_{gr} = 0.91^\circ$ et $\phi_w = 53^\circ$, (b) $\theta_{gr} = 0.91^\circ$ et $\phi_w = 21^\circ$	94
4.19	Exemple de diagramme de dispersion acquis par le radar MARSIG pour une carte spatio-temporelle proche de la condition cross-wave ($\phi_w = 60.17^\circ$).	94
4.20	Estimation des pentes des group lines acquises par les radars (a) MARSIG (14 GHz) et (b) MEMPHIS (35 GHz) pour une série d'acquisitions à même angle de rasance $\theta_{gr} = 0.91^\circ$ pour différents angles d'azimut.	95
4.21	Bilan de l'estimation des pentes des group lines pour l'ensemble des cartes acquises par les radars MARSIG et MEMPHIS en fonction de la vitesse de phase des vagues dominantes. Les pentes sont évaluées à $k = 0.2$ rad/m.	96
4.22	(a) Diagramme de dispersion issu d'une carte de vitesse Doppler acquise par le radar MEMPHIS (35 GHz). (b) Comparaison des pentes de group lines issues de la NRCS et du champ de vitesse Doppler d'une même carte de fouillis de mer acquise par le radar MEMPHIS (35 GHz).	97
4.23	Distribution croisée entre la NRCS et la vitesse Doppler issues d'une même carte spatio-temporelle de fouillis de mer. La formule analytique de la group line du diagramme de dispersion de $\eta_{L,x}^2$ est représentée pour différentes valeurs de k . (courbe bleue : $k \simeq 0$ rad/m, courbe verte : $k = 0.1$ rad/m, courbe rouge : $k = 0.2$ rad/m et courbe cyan $k = 0.4$ rad/m).	98
4.24	Comparaison de l'équation d'Irisov avec l'estimation des pentes corrigées des group lines pour l'ensemble des cartes acquises par les radars MARSIG et MEMPHIS en fonction de la vitesse de phase des vagues dominantes. Les pentes sont évaluées à $k = 0.2$ rad/m.	98

4.25	Comparaison de l'équation d'Irisov avec la formule analytique associée à $\widehat{\eta}_{L,x}$ pour différentes valeurs de k	99
5.1	Principe de génération d'une série temporelle de texture corrélée suivant une loi log-normale.	102
5.2	Schéma de la génération d'une série temporelle de champ rétrodiffusé de fouillis de mer à partir d'une série temporelle de texture et de la génération du speckle modulé par celle-ci.	104
5.3	Schéma explicatif de l'opération de MNLTL : transformation de la texture expérimentale en une texture gaussienne correspondante par égalité des fonctions de répartition.	105
5.4	Exemple de carte spatio-temporelle de texture issue d'une carte de fouillis de mer acquise par le radar MEMPHIS (35 GHz) pour une longueur de cohérence de 90 ms.	106
5.5	Carte spatio-temporelle de texture gaussienne obtenue par inversion de l'opération de la MNLTL de la carte représentée par la figure 5.4.	106
5.6	Densité spectrale de puissance temporelle moyennée en distance (graphe de gauche) et fonction d'autocorrélation correspondante obtenue par le théorème de Wiener-Khintchine (graphe de droite), issues de la carte spatio-temporelle de texture gaussienne présentée par la figure 5.5.	107
5.7	Comparaison de la fonction d'autocorrélation de la texture gaussienne aux deux modélisations proposées par les équations (5.8) et (5.9) représentées respectivement par les courbes rouges et vertes.	108
5.8	Densité spectrale de puissance temporelle numérique obtenue à partir de la modélisation de la fonction d'autocorrélation temporelle proposée par l'équation (5.8) (courbe rouge) et comparée à la densité spectrale de puissance de la figure 5.6.	109
5.9	Carte spatio-temporelle de texture gaussienne générée par filtrage de bruit blanc gaussien pour une longueur de cohérence de 90 ms.	109
5.10	Carte spatio-temporelle de texture log-normale obtenue par application de la MNLTL sur la carte représentée par la figure 5.9.	110
5.11	Comparaison de la densité spectrale de puissance et de la fonction d'autocorrélation introduite dans la génération statistique de la texture (courbes rouges) à celles obtenues par la méthode de Monte-Carlo appliquée à 1000 échantillons indépendants (courbes vertes).	110
5.12	Comparaison de l'histogramme des valeurs de la texture gaussienne numérique, présentée sur la figure 5.9, et de la densité de probabilité théorique de la loi normale.	111
5.13	Comparaison de l'histogramme des valeurs de la texture log-normale numérique, présentée sur la figure 5.9, et de la densité de probabilité théorique de la loi log-normale.	111
5.14	Distribution croisée entre la NRCS et la vitesse Doppler quasi-instantanées issues d'une carte temps-distance acquise par le radar MEDYCIS, 5.6 GHz, polarisation HH. L'échelle de couleur représente la densité 2D des pixels.	112
5.15	Exemple de coupe de la distribution croisée pour un niveau de NRCS (à gauche) et distribution des vitesses Doppler correspondantes (à droite), issues d'une carte temps-distance acquise par le radar MEDYCIS, 5.6 GHz, polarisation HH.	113
5.16	Moyenne et écart-type des distributions de vitesses Doppler sélectionnées dans un intervalle de 1 dB en fonction du niveau de NRCS, issues d'une carte temps-distance acquise par le radar MEDYCIS, 5.6 GHz, polarisation HH.	114
5.17	Moyenne et écart-type des distributions de vitesses Doppler sélectionnées dans un intervalle de 1 dB en fonction du niveau de NRCS, issues d'une carte temps-distance acquise par le radar MEMPHIS, 35 GHz, polarisation HH.	114

5.18	Largeur spectrale, Skewness et Kurtosis des spectres moyennés par groupe de 300 spectres en fonction de leurs vitesses moyennes pour une acquisition du radar MEDYCIS, 5.6 GHz, en polarisation VV (a-c-e) et polarisation HH (b-d-f). . . .	116
5.19	Largeur spectrale, Skewness et Kurtosis des spectres moyennés par groupe de 300 spectres en fonction de leurs vitesses moyennes pour une acquisition du radar MEMPHIS, 9.6 GHz en polarisation HH pendant la campagne SYLT (a-c-e) et 35 GHz en polarisation HH pendant la campagne MARLENE (b-d-f).	117
5.20	Comparaison de plusieurs spectres Doppler quasi-instantanés, possédant différentes vitesses moyennes, avec leur modélisation par la méthode de Cornish-Fisher.	118
5.21	Comparaison des cumulants d'ordre 3 et 4 des spectres Doppler quasi-instantanés expérimentaux (points bleus) et des spectres générés numériquement (points verts) en fonction de la vitesse moyenne des spectres.	119
5.22	Comparaison de l'histogramme de l'amplitude du champ rétrodiffusé générée numériquement avec la densité de probabilité de la loi GK-LNT correspondante (a) et comparaison de l'histogramme speckle générée numériquement avec la densité de probabilité de la loi de Rayleigh correspondante.	120
5.23	Comparaison de la texture d'une case distance de la carte de fouillis de mer générée numériquement avec l'amplitude du champ rétrodiffusé correspondant. La courbe rouge représente la texture pour une longueur de cohérence de 90 ms. (a) Amplitude, échelle linéaire; (b) NRCS, échelle logarithmique.	121
5.24	Carte de vitesses Doppler quasi-instantanées associées à la carte de la figure 5.10.	121
5.25	Distribution croisée entre la NRCS (texture log-normale au carré) et la vitesse Doppler quasi-instantanées issues des cartes spatio-temporelles présentées sur les figures 5.10 et 5.24, générées numériquement.	122
5.26	Carte Doppler-distance en échelle logarithmique et spectre Doppler moyen en échelle linéaire obtenus à partir de la carte spatio-temporelle de champ rétrodiffusé généré numériquement.	122
5.27	Exemple de spectrogramme obtenu sur une case distance de champ rétrodiffusé généré numériquement.	123
5.28	Exemple de spectrogramme obtenu sur une case distance de champ rétrodiffusé issu d'une carte spatio-temporelle acquise par le radar MEMPHIS (35 GHz). . .	123

Liste des tableaux

1.1	Échelle de Douglas	6
1.2	Classification des vagues	6
1.3	Bilan des acquisitions des campagnes MARLENE et SYLT	20
2.1	Caractéristiques des conditions environnementales et d’illuminations des 4 cartes spatio-temporelles de fouillis de mer choisies. θ_{gr} : angle de rasance, Φ_w : direction des vagues, U_{10} : vitesse du vent à 10 m, H_s : hauteur significative des vagues, T_p période des vagues dominantes, c_ϕ : vitesse de phase des vagues dominantes.	24
2.2	Paramètres d’asymétrie et de skewness des cartes de fouillis de mer du tableau 2.1.	31
2.3	Comparaison des erreurs quadratiques moyennes entre les distributions expérimentales et les distributions théoriques étudiées.	33
2.4	Comparaison des erreurs quadratiques moyennes entre les distributions expérimentales et les distributions théoriques étudiées au niveau de la queue de distribution.	33

Introduction

Les performances des détecteurs navals sont très fortement perturbées par le fouillis de mer et plus particulièrement à incidence rasante. Cela est le cas pour les radar maritimes lors de la détection de menaces ou de cibles à faibles signatures. Les missions de surveillance en zone côtière ainsi que le suivi et le guidage de cibles se trouvent fortement influencés par le fouillis de mer. Dans ce contexte la caractérisation de la rétrodiffusion des ondes électromagnétiques par la surface de la mer est stratégique.

L'étude du fouillis de mer peut par conséquent permettre d'améliorer la détection de petites cibles et de potentielles menaces. Dans la configuration d'incidence rasante (angle d'illumination inférieur à 5°), l'un des principaux problèmes est l'apparition du phénomène de spikes de mer. "Spikes" est le terme dédié dans la littérature pour décrire les événements à forte rétrodiffusion qui apparaissent par intermittence sur les mesures radar de fouillis de mer. Ce phénomène est soumis à de nombreuses recherches mais son origine n'est pas pleinement caractérisée dans la littérature. Par ailleurs, les spikes constituent une partie importante de la signature radar de la mer et perturbent fortement la détection des petites cibles par les radars côtiers, rendant parfois difficile l'estimation de leur vitesse Doppler.

A ce jour, il n'existe pas de modèle complet dans la littérature permettant de restituer la contribution des spikes de mer. En effet, les différents modèles approchés de diffraction (voir chapitre 1) dépendent de la représentation hydrodynamique de la surface de mer et ne sont pas valides en incidence rasante. D'autres études se sont alors concentrées sur une approche semi-empirique pour la modélisation statistique du fouillis de mer [1], [2]. Elles avancent alors l'hypothèse d'un modèle statistique à deux échelles pour la description du champ rétrodiffusé par la surface. Le développement de ce dernier associé à une modélisation du spectre Doppler permet alors d'approcher le comportement observé sur les mesures. Cependant, ces études se basent sur la régression de jeux de données limités et les paramètres utilisés dans la génération statistique du fouillis sont modifiés et adaptés à chaque base de données.

Afin d'améliorer la compréhension physique du fouillis de mer en incidence rasante, plusieurs analyses portent sur les spikes et le traitement Doppler des mesures [3][4]. Celles-ci permettent d'établir un lien entre les fortes vitesses Doppler et les spikes de mer. En parallèle, la composante basse fréquence, appelée group line, observée sur les diagrammes de dispersion (spectres 2D) des cartes de fouillis de mer est l'objet de plusieurs articles [5], [6]. La pente de la group line issue de simulations numériques y est comparée avec, entre autres, des vitesses Doppler issues de données expérimentales. Ces travaux ont permis de conclure que la principale contribution expliquant l'origine de la group line était les vagues déferlantes. Une formule empirique permettant d'estimer la vitesse des vagues déferlantes est alors proposée [7]. Toutefois, ces études n'incluent pas de group lines obtenues sur des données expérimentales pour étayer leur démonstration. De plus, les auteurs n'ont pas exploré tous les mécanismes pouvant expliquer la présence de la group line.

Pour résumer, il existe différents modèles approchés ou statistiques permettant de prédire le comportement du fouillis de mer en fonction de l'angle d'incidence mais aucun n'est pleinement satisfaisant pour restituer le comportement spatio-temporel en rasant. Cette constatation a motivé l'étude présentée dans ce manuscrit. Celle-ci consiste à mettre en évidence les principales caractéristiques physiques et statistiques de la signature radar d'une surface de la mer en incidence rasante en s'appuyant sur les mesures de fouillis de mer de la base de données MMA (Modélisation fouillis de Mer pour les Applications radar) acquises durant les campagnes Sylt et MARLENE. Elle vise ensuite à proposer une modélisation statistique du champ rétrodiffusé par la mer basée sur les observations expérimentales.

Ce manuscrit rend compte de cette étude et comporte 5 chapitres. Le chapitre 1 aborde les bases scientifiques de la problématique. Il reprend ainsi les démarches généralement effectuées pour les problèmes de télédétection sur la surface de la mer. Ainsi, dans une première partie, ce chapitre revient sur la représentation de la surface généralement utilisée en télédétection puis il présente les différents modèles de diffraction les plus utilisés et leurs limites en incidence rasante. Dans une seconde partie, la base de données acquise pendant les campagnes de mesure Sylt et MARLENE est présentée.

Dans le chapitre 2, la démarche a consisté à caractériser le comportement de l'amplitude du champ rétrodiffusé par la mer afin de pouvoir en proposer une restitution. Pour cela, la première approche a été d'étudier les distributions statistiques de l'amplitude du champ et d'identifier la loi théorique permettant de mieux décrire les mesures. L'idée a ensuite été d'estimer la texture et le speckle qui composent le fouillis de mer en suivant l'hypothèse du modèle 2 échelles gaussien composé [1]. Les distributions statistiques de la texture et du speckle ont alors été caractérisées afin de valider ce modèle. Les fonctions d'autocorrélation et les spectres 1D (temporels et spatiaux) sont étudiés en fin de chapitre ce qui permet de rendre compte de la périodicité du signal coïncidant avec celle des grandes vagues.

Afin de compléter la caractérisation du comportement des cartes de champ rétrodiffusé, l'objectif du chapitre 3 est d'obtenir les informations sur la phase des signaux contenue dans le speckle. Pour cela, un traitement Doppler est effectué sur les données. Les vitesses moyennes des spectres Doppler sont calculées. On montre que celles-ci ne correspondent pas à la théorie de la modulation de l'échelle de Bragg par les grandes vagues [8]. L'idée est alors d'étudier l'impact des spikes et leur relation avec les vitesses Doppler élevées. A ce titre, le comportement des spectres Doppler quasi-instantanés, calculés sur un temps d'intégration très court, est analysé, puis la population des spikes est étudiée plus précisément.

Le chapitre 4 aborde ensuite l'étude de la group line. Dans la première partie du chapitre, une modélisation théorique et analytique est proposée. Cela permet de caractériser la group line en fonction de quantités reliées à la surface (hauteurs, pentes et vitesses orbitales). Dans la seconde partie, la pente de la group line est calculée sur les données expérimentales ce qui permet de lier le comportement expérimental à celui du carré des pentes de la surface. Enfin, pour étudier le lien entre la group line, les spikes et le déferlement, la pente de la group line est confrontée aux vitesses Doppler associées à la population des spikes.

Le chapitre 5 reprend enfin les travaux présentés dans les chapitres 2 et 3 dans le but de proposer une modélisation des cartes spatio-temporelles de champ rétrodiffusé. Basée sur le modèle à deux échelles et sur les données expérimentales, la composante de texture est générée à partir

d'un processus gaussien corrélé. Les caractéristiques des spectres Doppler sont ensuite étudiées puis le speckle, contrôlé spectralement par ces derniers, est généré. La combinaison des deux composantes permet d'obtenir le champ rétrodiffusé complexe.

La dernière partie fait état des conclusions de ces travaux d'analyse et de modélisation du fouillis radar de mer, avant d'en proposer différentes perspectives.

Chapitre 1

Rétrodiffusion électromagnétique par la surface de la mer

Sommaire

1.1	Modélisation du problème électromagnétique de la rétrodiffusion par la surface de la mer	5
1.1.1	Description de la surface de la mer	5
1.1.2	Diffraction et rétrodiffusion micro-onde par la surface de la mer	8
1.1.3	Modèles approchés de diffusion électromagnétique	10
1.1.4	Méthode rigoureuse de calcul de la rétrodiffusion électromagnétique par la surface de la mer	13
1.1.5	Bilan des méthodes de modélisation	14
1.2	Présentation des données MMA de mesure du fouillis de mer réalisées lors des campagnes Sylt et MARLENE	14
1.2.1	Intérêts et enjeux des campagnes de mesure	14
1.2.2	Sylt	15
1.2.3	MARLENE	16
1.2.4	Bilan et limites de la base de données	19

Ce chapitre est un avant-propos aux travaux originaux de cette thèse qui sont exposés dans la suite de ce manuscrit. Son but est de présenter le contexte de l'étude en deux parties, la première axée sur la modélisation du problème électromagnétique de la rétrodiffusion par une surface de mer et la seconde basée sur la présentation d'une base de données expérimentales de fouillis de mer en incidence rasante.

La première partie comporte, dans un premier temps, une description des modèles généralement utilisés pour décrire la surface de la mer et pour l'étude de la diffraction par cette surface d'ondes électromagnétiques émises par des radars micro-ondes. Plusieurs approches usuelles pour l'étude du fouillis de mer sont ensuite présentées. Leur limites relatives à la configuration d'incidence rasante sont discutées. Dans la seconde partie, le contexte expérimental de la thèse est développé avec une présentation des campagnes de mesure Sylt et MARLENE et de la base de données MMA associée. Cette base de données est centrale dans ces travaux de thèse, permettant l'analyse de phénomènes spécifiques aux incidences rasantes.

1.1 Modélisation du problème électromagnétique de la rétrodiffusion par la surface de la mer

1.1.1 Description de la surface de la mer

1.1.1.1 Généralités

Force	État de la mer	Hauteur significative (m)
0	calme	0
1	ridée	0 - 0.1
2	belle	0.1 - 0.5
3	peu agitée	0.5 - 1.25
4	agitée	1.25 - 2.5
5	forte	2.5 - 4
6	très forte	4 - 6
7	grosse	6 - 9
8	très grosse	9 - 14
9	énorme	> 14

Tableau 1.1 – Échelle de Douglas

La génération des vagues constituant une surface océanique est principalement effectuée par l'action locale du vent sur la surface. Plusieurs études décrivent précisément ce mécanisme par la théorie des interactions résonantes [9], [10]. Ainsi la formation par le vent de petites vagues sur une certaine zone de mer introduit la notion de mer de vent. Lorsque le vent souffle suffisamment longtemps, la mer devient une mer pleinement développée. La houle provient de ces vagues induites par une action plus longue du vent. Celles-ci sont directives, possèdent une longueur d'onde plus grande et se propagent sur des zones très grandes. Notons que la houle peut être présente alors que le vent ne souffle plus. L'état de mer représente alors la description d'une surface océanique soumise à l'action du vent et de la houle. Une surface océanique peut ainsi être classifiée en fonction de son état d'agitation. L'échelle de Douglas, créée en 1917 par Percy Douglas, permet par exemple d'exprimer l'état de mer en fonction de la hauteur des vagues liées au vent et de la hauteur de la houle résiduelle. L'échelle de Douglas décrivant les états de mer en fonction de la hauteur significative des vagues (hauteur moyenne du tiers des vagues les plus grandes), noté H_s ou $H_{1/3}$, est présentée dans le tableau 1.1.

Type de vagues	Période (s)
Vagues Longues	> 5 min
Vagues infra-gravitaires	30 s - 5 min
Vagues de gravité (Houle)	1 s - 30 s
Vagues de capillarité-gravité	0.1 s - 1 s
Vagues de capillarité	< 0.1 s

Tableau 1.2 – Classification des vagues

De façon plus précise, une surface de mer peut être décrite comme la superposition de différentes vagues interagissant les unes avec les autres dont la longueur d'onde varie d'une centaine de mètres à quelques millimètres. En fonction de leur longueur d'onde et de leur période temporelle, il est possible de les classer. Cette classification est proposée tableau 1.2. Elle suit celle

proposée par Munk en 1950 [11].

Les ondes de capillarité-gravité séparent les vagues de gravité générées par le vent, soumise à la force gravitationnelle et les vagues de capillarité affectées par la tension superficielle de la surface. Selon la longueur d'onde émise par le radar, la rétrodiffusion de la surface de mer sera majoritairement induite par les petites vagues de gravité ou les ondes de capillarité, à travers la résonance de Bragg. Celle-ci ne représente pas néanmoins l'unique contribution à la rétrodiffusion de la surface océanique à faibles angles de rasance. L'évolution temporelle des vagues est décrite par la relation de dispersion hydrodynamique qui relie la pulsation d'une vague, ω , (sa fréquence angulaire) à son nombre d'onde, k . Chaque régime de vagues, gravité ou capillarité, obéit à une relation de dispersion hydrodynamique particulière. Mais de façon générale, en régime de gravité comme de capillarité, celle-ci s'écrit [12]

$$\omega^2 = gk \left(1 + \left(\frac{k}{k_m} \right)^2 \right) \quad (1.1)$$

avec $k_m = \sqrt{\frac{\rho g}{\sigma}}$ où $\rho = 1.026 \cdot 10^{-6}$ kg/m³ représente la densité de l'eau, σ sa tension superficielle et g l'accélération de la pesanteur. Dans l'eau pure à 20°, la tension superficielle de l'eau vaut $\sigma = 7,421 \cdot 10^{-2}$ N/m [13] [14]. k_m est alors généralement de l'ordre de 363 rad/m. Le premier terme de l'équation (1.1) gouverne les effets de gravité tandis que le second retranscrit les effets de capillarité. Elle peut donc se simplifier selon le régime de vagues étudié. Pour les vagues de gravité, elle peut ainsi s'exprimer

$$\omega^2 = gk. \quad (1.2)$$

De même pour les vagues de capillarité, la relation se transforme en

$$\omega^2 = g \frac{k^3}{k_m^2} = \frac{\sigma}{\rho} k^3. \quad (1.3)$$

Les vagues de gravité-capillarité conservent la relation de dispersion de l'équation 1.1.

1.1.1.2 Modélisation linéaire de la surface

Dans le domaine de la télédétection maritime, la surface de la mer peut être décrite, en première approximation, de manière statistique par la superposition de vagues indépendantes entre elles dont l'amplitude suit un processus gaussien. Dans ce cadre, chaque vague est décrite par son nombre d'onde et sa pulsation. L'élévation de la surface de la mer, $\eta(\mathbf{r}, t) = \eta(x, y, t)$ s'écrit comme

$$\eta(\mathbf{r}, t) = \Re \left[\int_{-\infty}^{\infty} A(\mathbf{k}) e^{i(\mathbf{k} \cdot \mathbf{r} - \omega t)} d\mathbf{k} \right]. \quad (1.4)$$

où $A(k)$ représente l'amplitude de la vague associée au nombre d'onde k dans l'espace de Fourier et \Re définit la partie réelle. Les vagues n'interagissant pas entre elles, les amplitudes $A(\mathbf{k})$ vérifient

$$\langle A(\mathbf{k}) A^*(\mathbf{k}') \rangle = \Gamma(\mathbf{k}) \delta(\mathbf{k} - \mathbf{k}'), \quad (1.5)$$

où $\Gamma(\mathbf{k})$ représente le spectre des hauteurs de la surface. Les surfaces peuvent être générées numériquement à partir de leur décomposition spectrale

$$A(\mathbf{k}) = \gamma(\mathbf{k}) \sqrt{2\Gamma(\mathbf{k}) \delta k_x \delta k_y}, \quad (1.6)$$

où les variables aléatoires $\gamma(k)$ suivent un processus gaussien complexe circulaire et δk_x et δk_y sont les pas de discrétisation dans le domaine fréquentiel. Cette méthode de génération numérique des surfaces de mer est efficace grâce à l'algorithme *Fast Fourier Transform* (FFT). Il

suffit ainsi de modéliser le spectre des hauteurs afin de générer la surface.

Cette modélisation est usuellement paramétrée par le vent (vitesse et direction), l'âge des vagues et le fetch. Des modélisations du spectre de mer ont été apportées dans la littérature à partir des années 1960 avec le spectre de Pierson-Moskowitz [15]. Le spectre de JONSWAP [16] établi en 1973 permet la modélisation des vagues dominantes et de la houle. Les vagues dominantes correspondent aux nombres d'onde pour lesquels le spectre de mer est maximal. Le spectre d'Elfouhaily [12], proposé en 1997, permet de prendre en compte l'ensemble du spectre de mer et reste l'un des plus utilisés dans les études de télédétection. Kudryavtsev [17] propose ensuite un spectre qui prend en compte l'équilibre d'énergie entre les vagues de gravité et les vagues de capillarité permettant de mieux décrire ces dernières. Malgré les différentes améliorations apportées aux spectres de mer, la génération de surface océanique à partir de ces derniers reste linéaire et ne décrit pas les interactions des vagues entre elles.

1.1.1.3 Modélisation faiblement non linéaire de la surface : modèle de Creamer et modèle Choppy Wave

L'interaction des vagues entre elles engendre des différences entre les crêtes des vagues (augmentation de la pente) et les creux (lissage des creux). Afin de prendre en compte ces phénomènes et modéliser de façon plus réaliste la surface de la mer, il est possible d'opérer une transformation non linéaire de la surface de la mer. Creamer développe ainsi une formulation [18] basée sur le formalisme hamiltonien [19]. Pour cela, le modèle de Creamer utilise une transformation non linéaire de la surface linéaire, grâce à une transformée de Riesz définie par

$$\mathbf{D}(\mathbf{r}, t) = \Re \left[\int_{-\infty}^{\infty} i \frac{\mathbf{k}}{k} A(\mathbf{k}) e^{i(\mathbf{k} \cdot \mathbf{r} - \omega t)} d\mathbf{k} \right]. \quad (1.7)$$

La surface non linéaire générée à partir de cette méthode est alors décrite par

$$\tilde{\eta}(\mathbf{r}, t) = \Re \left[\int_{-\infty}^{\infty} \tilde{A}(\mathbf{k}) e^{i(\mathbf{k} \cdot \mathbf{r} - \omega t)} d\mathbf{k} \right]. \quad (1.8)$$

où

$$\tilde{A}(\mathbf{k}) = \int \frac{e^{-i\mathbf{k} \cdot \mathbf{D}(\mathbf{r})} - 1}{k} e^{-i\mathbf{k} \cdot \mathbf{r}} d\mathbf{k}. \quad (1.9)$$

Le modèle Choppy Wave [20] est aussi utilisé afin de générer des surfaces non linéaires. Pour cela, cette méthode modifie le déplacement horizontal de la surface. La surface générée par le modèle Choppy Wave est alors définie par

$$\tilde{\eta}(\mathbf{r} + \mathbf{D}(\mathbf{r}, t), t) = \eta(\mathbf{r}, t). \quad (1.10)$$

Cette transformation implique un gain de temps de calcul par rapport à la méthode de Creamer mais nécessite l'implémentation d'une grille spatialement irrégulière.

1.1.2 Diffraction et rétrodiffusion micro-onde par la surface de la mer

1.1.2.1 Mesure du fouillis et équation radar

Lorsqu'un radar cohérent mesure la rétrodiffusion d'une onde électromagnétique diffractée par la surface de la mer, il mesure le champ rétrodiffusé par cette surface duquel dérive la puissance rétrodiffusée. L'équation bilan du radar en configuration monostatique permet de déterminer cette puissance. Elle est décrite par

$$P = \frac{P_e G_a(\phi) A_e \sigma}{(4\pi R^2)^2} \quad (1.11)$$

où

- P_e est la puissance émise par l'antenne.
- G_a est le gain de l'antenne dans la direction ϕ .
- A_e la section efficace de l'antenne (ouverture effective à -3 dB) définie par $A_e = \frac{G_a(\phi)\lambda^2}{4\pi}$, où λ est la longueur d'onde émise par le radar.
- σ est la Surface Équivalente Radar (SER) notée RCS (Radar Cross Section dans la suite).
- R la distance de la cible à l'antenne.

La RCS d'une cible correspond à la surface équivalente radar d'une sphère parfaitement conductrice qui rétrodiffuserait la même puissance que la cible. Cela correspond à un paramètre physique (ayant pour unité des m^2) intrinsèque à la cible influant sur la détectabilité de celle-ci par un radar. La NRCS, notée σ_0 , est la surface équivalente radar moyenne par unité de surface illuminée. Cette quantité est communément utilisée en télédétection car elle ne dépend pas de la distance entre la surface et le radar. Dans la suite du manuscrit nous travaillerons avec le champ complexe rétrodiffusé mesuré par le radar sous forme de signaux en phase et quadrature (I et Q). Ce champ complexe est normalisé afin que son module au carré soit analogue à la NRCS. Ainsi, après normalisation par la surface illuminée, la NRCS représentera la puissance du champ rétrodiffusé dans une cellule radar par unité de surface. Afin d'estimer cette quantité, il est nécessaire de déterminer analytiquement ou numériquement le champ diffracté par la surface de la mer.

1.1.2.2 Diffraction électromagnétique par une surface rugueuse

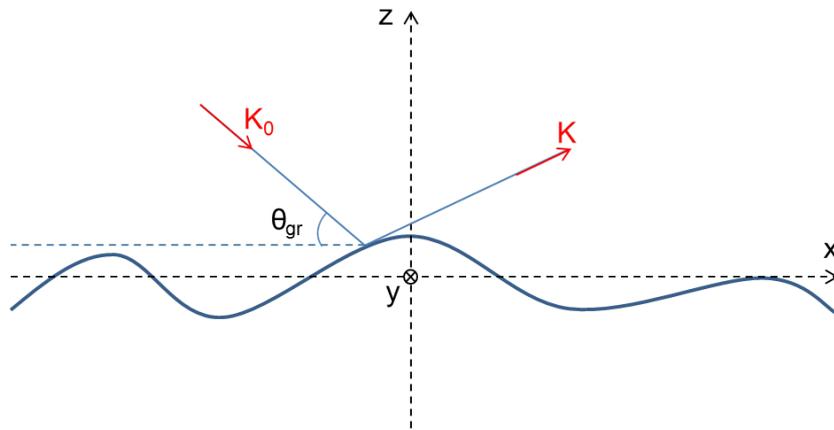


Fig. 1.1 – Présentation du problème électromagnétique dans le plan (x, z) .

La surface de la mer est considérée dans le problème électromagnétique comme une surface rugueuse séparant deux milieux homogènes (l'air et l'eau de mer considérée comme un milieu homogène de permittivité électrique ϵ). L'élévation de la surface de la mer est définie, à un instant t , par $z = \eta(\mathbf{r}) = \eta(x, y)$ dans le repère cartésien $(0, \hat{\mathbf{x}}, \hat{\mathbf{y}}, \hat{\mathbf{z}})$. L'antenne radar illumine cette surface en émettant une onde électromagnétique de longueur d'onde λ_e dans la direction $\mathbf{K}_0 = \mathbf{k}_0 - q_0\hat{\mathbf{z}} = k_{0x}\hat{\mathbf{x}} + k_{0y}\hat{\mathbf{y}} - q_0\hat{\mathbf{z}}$. Le problème électromagnétique est illustré par la figure 1.1. Le champ électrique incident émis, \mathbf{E}_{inc} , est décrit par

$$\mathbf{E}_{\text{inc}}(\mathbf{R}, t) = \mathbf{E}_0 e^{j\mathbf{K}_0 \cdot \mathbf{R}} e^{-j\omega_e t}, \quad (1.12)$$

où \mathbf{E}_0 représente la polarisation du champ électrique incident, $\mathbf{R}(\mathbf{r}, z)$ le vecteur position, et ω_e la pulsation de l'onde émise. Le champ incident est alors diffracté par la surface de la mer dans la direction $\mathbf{K} = \mathbf{k} + q\hat{\mathbf{z}} = k_x\hat{\mathbf{x}} + k_y\hat{\mathbf{y}} + q\hat{\mathbf{z}}$. Le champ électrique diffracté, \mathbf{E}_s s'exprime comme la superposition d'ondes sortantes (développement de Rayleigh) [21] [22] :

$$\mathbf{E}_s(\mathbf{R}) = \int_{\mathbb{R}} \frac{\mathbb{S}(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0)}{q} e^{j\mathbf{k} \cdot \mathbf{r}} e^{jqz} d\mathbf{k} \cdot \hat{\mathbf{E}}_0. \quad (1.13)$$

où $\mathbb{S}(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0)$ est appelé tenseur dyadique de diffraction (la dépendance au temps est ici implicite). En champ lointain, lorsque $R \rightarrow +\infty$, l'expression du champ diffracté se simplifie en

$$\mathbf{E}_s(\mathbf{R}) = \frac{e^{jKR}}{jR} \mathbb{S}(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0) \cdot \hat{\mathbf{E}}_0. \quad (1.14)$$

Afin de déterminer le tenseur $\mathbb{S}(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0)$, on le décompose sur la base de polarisation fondamentale :

$$\hat{\mathbf{p}}_V^\pm(\mathbf{k}) = \frac{k\hat{\mathbf{z}} \mp q\hat{\mathbf{k}}}{K}, \quad \hat{\mathbf{p}}_H^\pm(\mathbf{k}) = \hat{\mathbf{z}} \times \hat{\mathbf{k}}, \quad (1.15)$$

où $\hat{\mathbf{p}}_V^\pm(\mathbf{k})$ correspond à la polarisation verticale et $\hat{\mathbf{p}}_H^\pm(\mathbf{k})$ correspond à la position horizontale. Le signe $(-)$ correspond aux ondes se propageant vers le bas et le signe $(+)$ correspond aux ondes se propageant vers le haut. La décomposition du tenseur sur la base de polarisation se traduit sous forme d'une matrice 2×2 appelée amplitude de diffraction ou opérateur de diffusion. Elle est décrite par

$$\begin{bmatrix} S_{VV}(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0) & S_{VH}(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0) \\ S_{HV}(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0) & S_{HH}(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0) \end{bmatrix}, \quad (1.16)$$

où le premier indice de chaque terme correspond à l'onde incidente et le second à l'onde diffusée. Afin de résoudre le problème de diffraction, il faut donc chercher à déterminer les termes de l'opérateur de diffusion. La NRCS, définie dans la base de polarisation, s'exprime ensuite comme

$$\sigma_{i,j}^0 = \lim_{A \rightarrow \infty} \lim_{R \rightarrow \infty} \frac{4\pi R^2 \langle |\mathbf{E}_s(\mathbf{R}) \cdot \hat{\mathbf{p}}_j(\mathbf{k})|^2 \rangle}{A |\mathbf{E}_0 \cdot \hat{\mathbf{p}}_i(\mathbf{k}_0)|^2} \quad (1.17)$$

où A est la surface éclairée, i et j les polarisations V ou H et $\langle \dots \rangle$ représente une moyenne statistique d'ensemble. L'équation (1.17) décrit la section équivalente radar totale prenant en compte le champ cohérent et incohérent. Pour obtenir la partie incohérente, il faut retrancher au champ diffracté \mathbf{E}_s sa moyenne $\langle \mathbf{E}_s \rangle$. En condition de rétrodiffusion et incidence rasante, la formulation de la RCS n'importe pas (voir Figure 1.9 dans [23]). L'approximation en champ lointain permet d'écrire finalement

$$\sigma_{i,j}^0 = \lim_{A \rightarrow \infty} \frac{4\pi \langle |S_{i,j}(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0)|^2 \rangle}{A}. \quad (1.18)$$

Ainsi, afin d'établir une estimation de la NRCS, il est donc nécessaire de pouvoir évaluer l'opérateur de diffusion. Deux approches sont communément utilisées pour résoudre ce problème : les méthodes approchées ou les méthodes rigoureuses. Ces dernières demandant un temps de calcul très important, il est préférable si possible d'utiliser les méthodes approchées de calcul du champ diffracté. Cependant celles-ci présentent de nombreuses limites de validité en particulier en incidence très rasante.

1.1.3 Modèles approchés de diffusion électromagnétique

Grâce à leur facilité d'implémentation par rapport aux méthodes rigoureuses, les méthodes asymptotiques sont couramment utilisées pour des problèmes de grande taille et permettent une formulation analytique des solutions proposées. Une description de ces très nombreuses méthodes les plus utilisées est proposée dans [21]. Seules les méthodes les plus classiques sont succinctement présentées ici.

1.1.3.1 Approximation de Kirchhoff (KA)

L'approximation de Kirchhoff est l'une des plus anciennes méthodes approchées pour calculer la diffusion électromagnétique par une surface rugueuse [24]. Elle peut être appelée *approximation du plan tangent* ou *approximation de l'optique physique* à hautes fréquences. Cette méthode considère que le champ sur un point de la surface correspond au champ produit sur un plan tangent au même point dépendant ainsi uniquement du coefficient de réflexion de Fresnel pour l'angle d'incidence local du plan. L'opérateur de diffusion peut alors s'écrire

$$S_{\text{KA}}(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0) = \frac{1}{Q_z} \int \mathbb{K}(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0; \eta'(r)) e^{-jQ_z \eta(r)} e^{j\mathbf{Q}_H \cdot \mathbf{r}} d\mathbf{r}, \quad (1.19)$$

où \mathbb{K} , le noyau de Kirchhoff, [25], [26], dépend de la pente locale de la surface. \mathbf{Q}_H et Q_z sont les composantes horizontale et verticale du vecteur d'Ewald \mathbf{Q} défini par $\mathbf{K} - \mathbf{K}_0$.

Le passage dans le domaine hautes fréquences à travers l'approximation de la phase stationnaire [27] permet de simplifier l'équation (1.19). Ainsi l'approximation de l'optique physique s'exprime comme

$$S_{\text{KA}}(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0) = \mathbb{K}(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0) \frac{1}{Q_z} \int e^{-jQ_z \eta(r)} e^{j\mathbf{Q}_H \cdot \mathbf{r}} d\mathbf{r}, \quad (1.20)$$

où la dépendance aux pentes disparaît. Cette approximation n'est ainsi valable que pour les hautes fréquences et implique que la longueur d'onde radar doit être faible devant le rayon de courbure moyen de la surface.

1.1.3.2 Approximation de l'optique géométrique (GO)

Une simplification supplémentaire à l'approximation de Kirchhoff permet d'établir l'approximation de l'optique géométrique accélérant et facilitant son implémentation. En régime haute fréquence l'amplitude se réduit à la densité de probabilité des pentes réfléchissant de façon spéculaire l'onde électromagnétique. La NRCS obtenue s'exprime alors comme

$$\sigma^0 = \frac{|\mathbb{K}(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0)|^2}{Q_z^2} p_{\eta'} \left(-\frac{\mathbf{k} - \mathbf{k}_0}{Q_z} \right), \quad (1.21)$$

où $p_{\eta'}$ est la densité de probabilité des pentes de la surface. Cette méthode n'est cependant valide que pour les incidences proches du nadir, avec un angle maximum de l'ordre de 10° [28] ce qui ne permet donc pas de répondre au problème d'incidence rasante.

1.1.3.3 Méthodes des petites perturbations (SPM)

Dans le régime basses fréquences, la méthode des petites perturbations ou théorie de Bragg est un des plus vieux modèles établis pour la diffraction par des surfaces rugueuses. Il est basé sur un développement limité de l'opérateur de diffusion par rapport à la hauteur de la surface considérée comme très petite devant la longueur d'onde électromagnétique émise. Rice fut le

premier à obtenir les formules explicites à l'ordre 1 et 2 pour des surfaces 1D [29].

Dans ce modèle, les diffuseurs de Bragg sont responsables de la rétrodiffusion de la surface de la mer. Autrement dit, les vagues ayant pour longueur d'onde la longueur d'onde de Bragg contribuent majoritairement à la rétrodiffusion. Wright [30] définit ainsi leur contribution par

$$\sigma_0^B(\theta) = 16\pi k_0^4 |g_p|^2 \psi_f(k_b, 0) \quad (1.22)$$

où $\psi_f(k_b, 0)$ le spectre des petites vagues évalué en $k_b = 2k_0 \sin \theta$, g_p un facteur géométrique dépendant de la polarisation. Cette formulation est similaire à la formulation SPM1.

Après plusieurs améliorations de la méthode des petites perturbations (voir [21]) l'opérateur de diffusion s'exprime à l'ordre 2

$$S_{\text{SPM2}}(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0) = \frac{\mathbb{B}(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0)}{Q_z} \delta(\mathbf{Q}_H) - i\mathbb{B}(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0) \hat{\eta}(Q_H) - Q_z \int_{\xi} \mathbb{B}_2(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0, \xi) \hat{\eta}(\xi - \mathbf{k}_0) d\xi, \quad (1.23)$$

où $\mathbb{B}(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0)$ et $\mathbb{B}_2(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0, \xi)$ sont les noyaux de Bragg à l'ordre 1 et 2 explicités dans [25]. $\hat{\eta}$ est la transformée de Fourier de la hauteur de la surface et ξ est le vecteur d'onde de la surface. Les limites de cette méthode sont

$$K_0 |\eta(r)| \cos \theta_i \ll 1 \quad (1.24)$$

$$\left\{ \left| \frac{\partial \eta}{\partial x} \right|, \left| \frac{\partial \eta}{\partial y} \right| \right\} \ll 1. \quad (1.25)$$

Ainsi la surface est supposée faiblement rugueuse et la hauteur des vagues doit être petite devant la longueur d'onde radar. Si la hauteur des vagues est de 1 mètre, cette méthode exclut donc les émissions micro-ondes et sert davantage de référence dans le domaine des basses fréquences.

1.1.3.4 Modèle composite à deux échelles

La large gamme de fréquence spatiale composant le spectre de la surface de la mer au regard des fréquences émises par les radar micro-ondes a conduit à établir plusieurs modèles traitant séparément des domaines basses fréquences et hautes fréquences [30], [31], [32], [33]. Ces modèles proviennent de la combinaison de l'approximation de l'optique géométrique avec la méthode des petites perturbations [21].

Le modèle à deux échelles intervient alors dans la modulation de diffuseurs de Bragg (équation (1.22)) par l'échelle des grandes vagues. On obtient ainsi la théorie de la surface composite à deux échelles. La réflectivité est estimée comme

$$\sigma_0^c = 16\pi k_0^4 \int |g_p'(\theta', s_c)|^2 \psi_f(2k_0 \sin \theta', 0) P(\phi) d\phi \quad (1.26)$$

où θ' est l'incidence locale et $P(\phi) = \frac{1}{2\pi s_{ub}^2} e^{-\frac{\phi^2}{2s_{ub}^2}}$ est la densité de probabilité de pentes des grandes vagues, ϕ . L'inclinaison de la pente provoquée par les vagues longues explique que g_p' diffère de g_p essentiellement en polarisation HH [30], [34]. Ce modèle devient cependant rapidement limité lorsque l'angle de rasance diminue.

Dans [35] et [36], Plant propose donc un modèle amélioré prenant en compte les petites vagues liées sur la face avant des vagues intermédiaires modulées par les grandes vagues. On a ainsi un

spectre des petites vagues séparé en vagues libres (modèle composite) et vagues liées, $\psi = \psi_f + \psi_b$. La réflectivité s'écrit alors :

$$\sigma_0 = \sigma_0^c + 16\pi k_0^4 \int |g'_p(\theta'_b, s_{cb})|^2 \psi_b(2k_0 \sin \theta'_b, 0) P(\phi_b) d\phi_b \quad (1.27)$$

où $P(\phi_b) = \frac{1}{2\pi s_{ub}^2} e^{-\frac{(\phi_b^2 - \langle \phi_b^2 \rangle)}{2s_{ub}^2}}$ est la densité de probabilité des pentes des vagues liées, ϕ_b . Ces améliorations ne parviennent cependant pas à compenser les écarts observés avec les mesures à très faibles angles de rasance. D'autres modèles [37] et [38] sont proposés pour prendre en compte l'inclinaison des crêtes ou la présence sur la surface d'écume produite par les vagues déferlantes pour expliquer ces écarts. On peut aussi citer le modèle GOSSA [39] développé plus récemment dont les performances ont été étudiées à incidence rasante dans [40]. Ce modèle peut se révéler efficace pour retrouver les valeurs expérimentales en polarisation VV mais nécessite une prise en compte d'un terme de diffusion isotrope et d'une modification empirique du comportement en rasant pour certaines fréquences en polarisation HH.

1.1.3.5 Approximation des faibles pentes (SSA)

Les différents domaines de validité des méthodes exposées précédemment ont entraîné l'établissement de modèles unifiés permettant de coupler approximations hautes fréquences (KA) et basses fréquences (SPM). Ainsi l'approximation des faibles pentes est proposée par Voronovich en 1985 [41]. Cette approximation consiste en un développement en série des pentes de la surface. L'expression de l'opérateur de diffusion au second ordre est

$$S_{SSA2}(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0) = \frac{1}{Q_z} \int e^{-jQ_z \eta(r)} e^{j\mathbf{Q}_H \cdot \mathbf{r}} \left[\mathbb{B}(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0) - j \int_{\xi} \mathbb{M}(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0; \xi) \hat{\eta}(\xi) e^{+j\xi \cdot \mathbf{r}} d\xi \right] d\mathbf{r}, \quad (1.28)$$

avec

$$\mathbb{M}(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0; \xi) = \frac{1}{2} [\mathbb{B}_2(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0, \mathbf{k} - \xi) + \mathbb{B}_2(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0, \mathbf{k} + \xi) - \mathbb{B}(\mathbf{k}, \mathbf{k}_0)]. \quad (1.29)$$

où \mathbb{B} et \mathbb{B}_2 sont les noyaux de la méthode SPM. L'ordre 1 de cette méthode permet des calculs performant en co-polarisation tandis que l'ordre 2 permet d'obtenir l'opérateur de diffusion en polarisation croisée. Le domaine de validité de l'approximation SSA est tel que l'écart type des pentes de la surface ne soit pas supérieur à la tangente de l'angle d'incidence ni à la tangente de l'angle de diffusion. Dans [40] (p. 56), la validité de la méthode SSA2 aux angles rasants est limitée aux surfaces n'incluant pas de grandes échelles ce qui rend impossible son application à une mer pleinement développée. Par ailleurs le modèle SSA2 se révèle difficile à implémenter et gourmand en temps de calcul [42].

1.1.4 Méthode rigoureuse de calcul de la rétrodiffusion électromagnétique par la surface de la mer

Les différentes méthodes asymptotiques évoquées jusqu'ici présentent chacune des limites inhérentes aux approximations faites. Ces limites sont particulièrement atteintes pour la configuration en incidence rasante et la rétrodiffusion micro-onde qui constitue la base des travaux effectués dans cette thèse. Une approche différente permet de calculer la rétrodiffusion d'une surface de mer dans ces configurations. En effet, la résolution de ce problème complexe par une méthode rigoureuse de calcul direct peut être envisagée [43], [44] grâce au formalisme intégral de frontière [45], [46], [47]. La résolution numérique appliquée au cas d'une surface 2D est décrite dans [48].

En polarisation horizontale, la résolution du système nécessite l'estimation du courant électrique de surface en résolvant l'équation intégrale EFIE (Electric Field Integral Equation) [49], [50]. Cette équation est adaptée numériquement à un système linéaire $Ax = Bc$ où l'inconnue x est une fonction du courant de surface. Ce dernier s'obtient alors numériquement par inversion matricielle ce qui demande un temps de calcul important. Le champ diffracté s'obtient ensuite grâce à la formule de Weyl [51], [52] selon le principe d'Huygens. La résolution des équations pour le cas d'une surface 1D linéaire ou faiblement non linéaire grâce aux modèles de Creamer et Choppy Wave est détaillée dans [40] [53].

La résolution du problème 1D par la méthode des moments est utilisée dans le manuscrit. Cette méthode rigoureuse est néanmoins contrainte par certaines limites incluant notamment le temps et la taille numérique nécessaire aux calculs ainsi que la génération de surface au mieux faiblement non linéaire qui peinent à reproduire les surfaces océaniques observées lors des campagnes de mesure.

1.1.5 Bilan des méthodes de modélisation

Cette partie a permis de présenter les différentes méthodes couramment utilisées afin de déterminer la rétrodiffusion des ondes électromagnétiques par une surface océanique. Ces méthodes d'estimation de la NRCS, qu'elles soient rigoureuses ou approchées, permettent une bonne description du problème électromagnétique sur certains domaines de validité. Cependant, le contexte de l'étude proposée dans cette thèse implique une émission radar dans le régime micro-onde en incidence rasante. Nous avons ainsi pu voir que les domaines de validité des méthodes de Kirchhoff, de l'optique géométrique, des petites perturbations, 2 échelles et des faibles pentes ne permettent pas de considérer le problème en incidence rasante. Des méthodes unifiées cherchant à lier les différents points forts des méthodes asymptotiques ont permis de repousser ces limites sans pour autant corriger pleinement les problèmes rencontrés en incidence très rasante.

Ces contraintes sont dépassées grâce au développement de méthodes rigoureuses de calcul de la diffraction des ondes par une surface océanique. Celles-ci sont notamment valables à incidence rasante. Ces méthodes présentent en contrepartie le défaut d'être très coûteuses en temps de calcul du fait de la taille conséquente du problème numérique qu'il est nécessaire de résoudre. En effet, elles nécessitent un maillage de la surface à $\lambda/10$ où λ est la longueur d'onde émise par le radar. De plus, elles font généralement appel à une génération de surfaces linéaires ou faiblement non linéaires présentées respectivement dans les sections 1.1.1.2 et 1.1.1.3. Ces approches ne permettent alors pas de décrire complètement la complexité d'une surface océanique.

Ainsi les différentes méthodes présentées ne permettent d'adresser qu'une partie de la problématique, ignorant certaines caractéristiques liées aux conditions environnementales (mer non linéaire, non pleinement levée par le vent) ou à la géométrie (incidence rasante). Par exemple, en configuration d'incidence très rasante, les phénomènes de "spikes de mer" et de diffuseurs rapides, définis et présentés dans les chapitres suivants, sont difficilement maîtrisables par ces approches car cela demande une description plus précise de la surface de la mer. La compréhension des phénomènes physiques mis en jeu dans ces conditions nécessite alors l'acquisition et l'analyse de données expérimentales de fouillis de mer. La base de données exploitée pour les travaux de cette thèse est présentée dans la partie suivante du chapitre.

1.2 Présentation des données MMA de mesure du fouillis de mer réalisées lors des campagnes Sylt et MARLENE

1.2.1 Intérêts et enjeux des campagnes de mesure

Une meilleure connaissance du fouillis de mer en incidence rasante est nécessaire. Celle-ci permettra ensuite d'obtenir des simulations réalistes permettant de répondre aux problèmes de spécification, développement, acquisition ou de qualification des nouveaux systèmes radar de surveillance côtière. Une représentation précise des caractéristiques du fouillis de mer et des phénomènes physiques mis en jeu est alors un point clé pour la chaîne de détection d'éventuelles cibles présentes dans le fouillis de mer.

Afin d'améliorer les modèles de fouillis de mer à hautes fréquences et en condition d'extrême rasance en incidence, une approche complémentaire à la modélisation est d'acquérir des données expérimentales couvrant une gamme de comportements la plus large possible. La caractérisation de la rétrodiffusion, des distributions statistiques et du comportement spatio-temporel du fouillis passe donc par la réalisation puis l'analyse de nouvelles campagnes de mesures. Dans ce but, deux campagnes de mesures par radar côtier ont été réalisées ces dernières années, constituant la base de données MMA, accessible à l'ONERA. Ces campagnes, Sylt en 2012 et MARLENE en 2014, ont été établies afin de contribuer à une meilleure connaissance du fouillis de mer pour des applications radar micro-ondes en bande centimétrique et millimétrique. Afin de couvrir un large domaine fréquentiel, des radars opérant en bande C, X, Ku, Ka et W ont été déployés. Deux types de mesures radars ont été planifiés durant ces campagnes expérimentales : la mesure de fouillis de mer et la mesure de la SER apparente de réflecteurs embarqués sur un bateau afin d'estimer le facteur de propagation au dessus de la mer. La description de ces deux campagnes a déjà fait l'objet de deux publications [54] et [55], et leurs principales caractéristiques pour la mesure du fouillis de mer sont rappelées dans les sections suivantes.

1.2.2 Sylt

1.2.2.1 Description de la campagne

La campagne Sylt a eu lieu en mer du Nord du 27 au 30 mai 2012. La localisation est présentée sur la figure 1.2 où le lieu de positionnement du radar, nommé "Bunker hill", sur l'île de Sylt est représenté. Toutes les mesures de fouillis radar ont été effectuées par le système radar multifréquence MEMPHIS (Millimeter wave Experimental Multifrequency Polarimetric High Resolution Interferometric System) du Fraunhofer FHR. Les données environnementales ont été collectées en collaboration avec le WTD 71, responsable de la caractérisation océanographique et météorologique de l'environnement. Dans ce but, le navire RV Elisabeth Mann Borgese (EMB) était placé proche de la côte. Il a permis le déploiement d'autres plateformes multi-capteurs pendant la campagne. Celles-ci concernent la caractérisation des conditions atmosphériques et de vent ainsi que la rugosité de la surface de la mer. Ces éléments sont essentiels pour étudier les données radar de la base de données afin de les corrélérer à ces mesures environnementales. Une représentation schématique de l'ensemble des mesures effectuées pendant cette campagne Sylt est donnée sur la figure 1.3. Malheureusement tous les moyens de caractérisation n'ont pas pu être déployés en même temps : par exemple le catamaran n'a pas été mis en mer lors des mesures de fouillis car la mer était trop forte [55].

1.2 Présentation des données MMA de mesure du fouillis de mer réalisées lors des campagnes Sylt et MARLENE

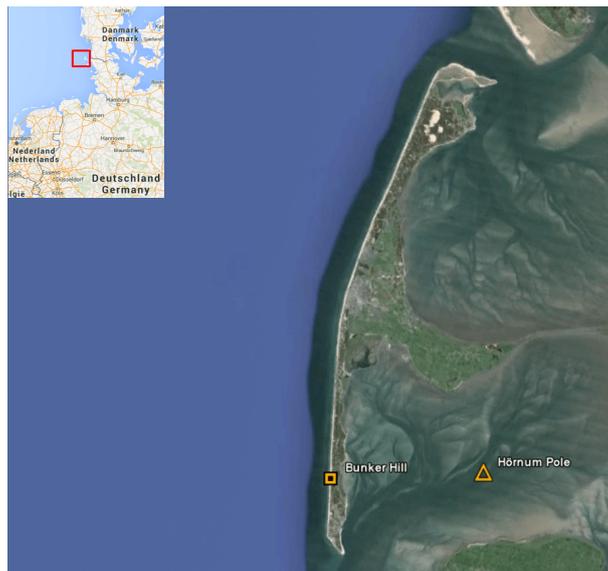


Fig. 1.2 – Localisation de la campagne Sylt en Mer du Nord, mai 2012.

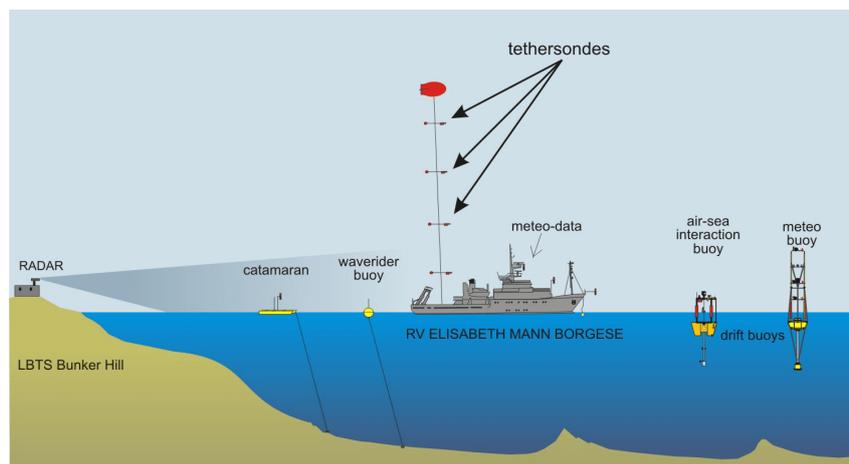


Fig. 1.3 – Schéma des différents moyens de mesure déployés pendant la campagne Sylt en mai 2012.

1.2.2.2 Mesures radar de fouillis

Le radar MEMPHIS est un radar cohérent et polarimétrique capable d'effectuer des mesures de fouillis simultanément à plusieurs fréquences (X, Ka, W). La largeur spectrale du chirp est de 200 MHz assurant une résolution spatiale de 75 cm. MARSIG est équipé d'une chaîne de réception duale permettant les acquisitions simultanées en polarisation verticale et horizontale ainsi qu'une chaîne de transmission duale pour la bande Ka. Les acquisitions en bande X et W sont ainsi en polarisation HH et HV tandis que les acquisitions en bande Ka sont quadripolarisées. Lors de la campagne de mesure SYLT, deux séries d'acquisitions ont été menées. Dans un premier temps, le radar a opéré à incidence fixe (donc à distance fixe) en faisant varier son angle d'azimut. Ensuite, l'angle d'azimut est resté fixe et l'angle d'incidence a changé, ce qui a permis d'effectuer des mesures à différentes distances. L'excursion angulaire totale en azimut est d'environ 90° de 225° à 315° par rapport au Nord. Les mesures ont été réalisées avec un incrément en azimut de 15° et un incrément en distance de 1 km. Les distances illuminées varient de 1 km à 7 km. La durée de mesure pour une carte de fouillis est de l'ordre de la minute. Les données SYLT sont utilisées dans cette étude notamment pour l'analyse des spectres Doppler menées dans les

chapitres 3 et 5. Cependant le nombre de cas exploitables issus de cette base de données reste trop faible pour une étude complète du fouillis de mer en incidence rasante. Cette campagne de mesure est ainsi complétée par une deuxième campagne plus exhaustive.

1.2.3 MARLENE

1.2.3.1 Mesures radar de fouillis

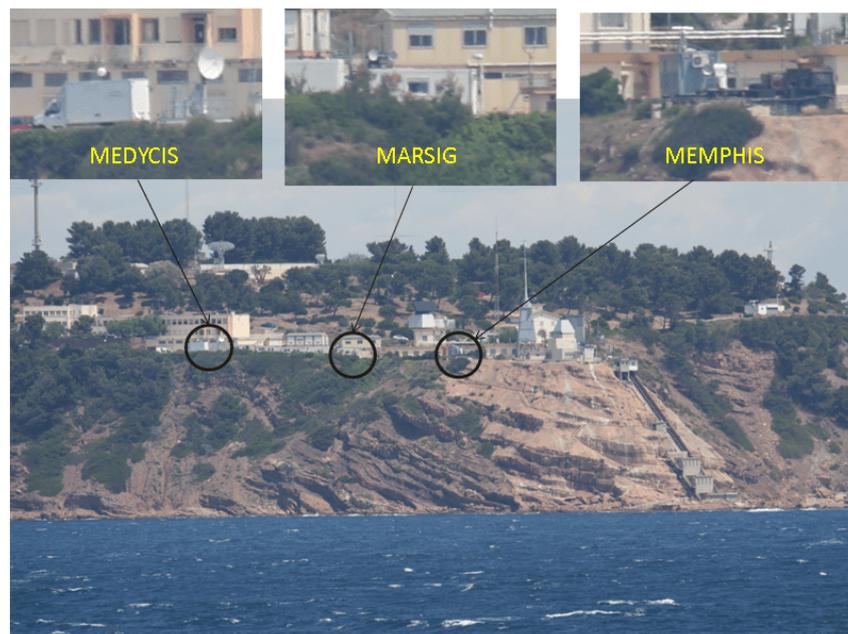


Fig. 1.4 – Vue de la côte où sont positionnés les radars.

La campagne de mesure MARLENE (Mediterranean RFC and cLutter ENvironmental Experiment) a eu lieu du 26 juin au 4 juillet 2014. L'expérimentation s'est déroulée sur la presqu'île de Saint-Mandrier, à côté de Toulon, sur le site du SESDA (Site d'Expérimentation des Systèmes de Défense Aérienne) appartenant à la DGA Techniques Navales. Les acquisitions de fouillis radar ont été réalisées simultanément (ou quasi simultanément) par les trois radars MEMPHIS, MARSIG et MEDYCIS. Leurs caractéristiques d'émission étaient les suivantes :

- Le radar MEMPHIS était localisé à une altitude de 46 m au-dessus du niveau de la mer et a émis des signaux en bande Ka (35 GHz) et en bande W (94 GHz). Seule la polarisation HH a été émise. Les fréquences Ka et W ont été émises simultanément. La résolution spatiale était de 75 cm comme pour la campagne Sylt.
- Le radar MARSIG est un radar FMCW (Frequency Modulated continuous Wave) conçu par le Fraunhofer FHR. Il était localisé à une altitude de 48 m au-dessus du niveau de la mer, et a émis en bande X (8 et 11 GHz) et en bande Ku (14 et 17 GHz), là aussi uniquement en polarisation HH. Les fréquences ont été aussi émises simultanément. La résolution spatiale était de 50 cm.
- Le radar MEDYCIS développé par l'ONERA était localisé à une altitude de 50 m au-dessus du niveau de la mer, et a émis en bande C (5.6 GHz), en polarisation HH et VV. La résolution spatiale était de 60 cm. Les polarisations n'ont pas été émises simultanément.

La position des radars sur la côte de Saint-Mandrier est donnée sur la figure 1.4.

1.2 Présentation des données MMA de mesure du fouillis de mer réalisées lors des campagnes Sylt et MARLENE

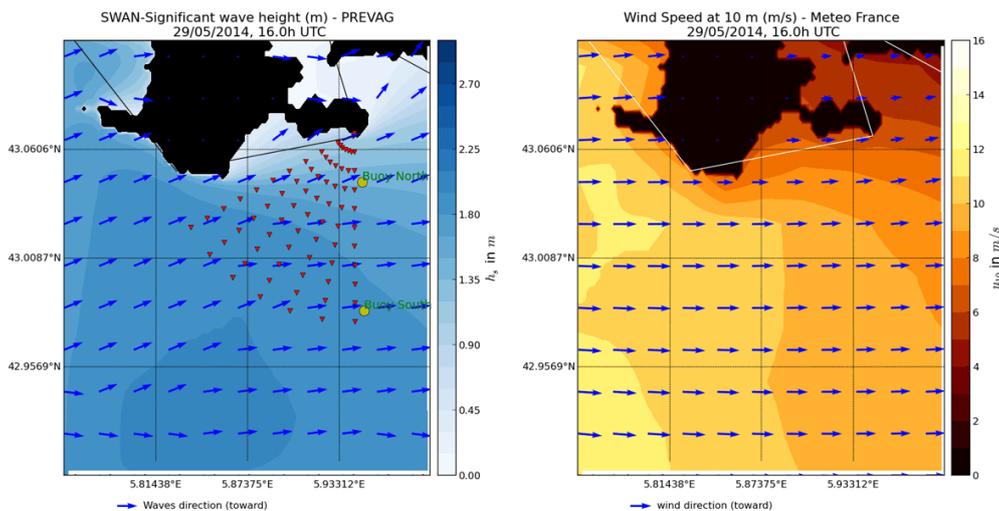


Fig. 1.5 – Excursion angulaire totale des mesures radar de la campagne MARLENE. A gauche, l'échelle de couleur représente la hauteur significative des vagues, prédite par le logiciel PREVAG. Les triangles rouges correspondent aux localisations des différents points visés par les radars sur la mer. Les ronds jaunes sont les positions des deux bouées fixes. A droite, l'échelle de couleur représente la vitesse du vent sur la zone, prédite par Météo France.

De manière analogue à la campagne Sylt, les mesures de fouillis de la campagne MARLENE ont été réalisées d'une part à incidence fixe et en faisant varier l'azimut, d'autre part à azimut fixe en faisant varier l'incidence. Ces acquisitions ont été réalisées dans une excursion angulaire totale allant de l'azimut 180° à l'azimut 240° (par rapport au Nord). Le pas en azimut entre deux mesures à incidence constante a été fixé égal à 10° ou 20° , et en distance nous avons des mesures tous les kilomètres. La figure 1.5 illustre ainsi par le graphe de gauche la position des points de mesure de fouillis de mer symbolisés par les triangles rouges et celle des bouées de mesure par les points jaunes. La durée de mesure pour une carte distance-temps de fouillis est de l'ordre de la minute sauf pour MEDYCIS (1.5 s environ à PRF élevée).

1.2.3.2 Mesures des données environnementales

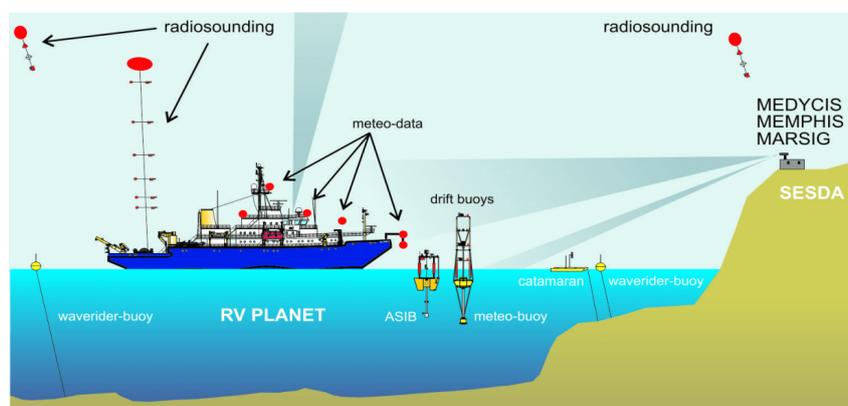


Fig. 1.6 – Schéma des différents moyens de mesure déployés pendant la campagne MARLENE en mai 2014.

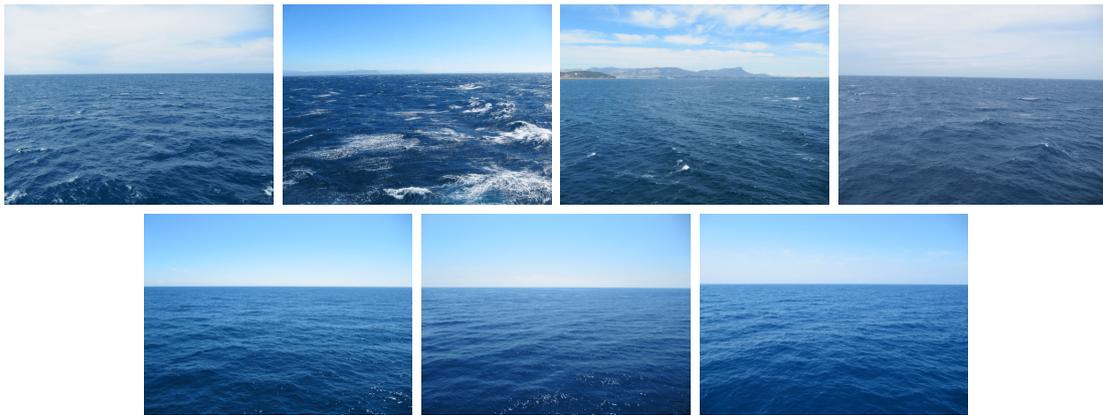


Fig. 1.7 – Observation des différents états de mer intervenus pendant la campagne MARLENE correspondant aux jours successifs de la campagne du 26/05/2014 au 03/06/2014.

Les mesures environnementales ont été réalisées à partir du navire océanographique RV PLANET grâce aux capteurs à bord placés à différentes hauteurs mesurant la force et la direction du vent, la pression atmosphérique, la température et l’humidité. De plus, deux bouées ont été déployées pour la mesure de la hauteur et de la période des vagues. Des radiosondages complémentaires ont été réalisés par le SESDA au bord de la côte. Un schéma récapitulatif du déploiement des différents instruments de mesures est représenté sur la figure 1.6. Il est important de noter que les données environnementales obtenues par le catamaran et la bouée dérivante ne sont pas exploitables pour l’étude du fouillis de mer. La figure 1.7 donne un aperçu des conditions météorologiques et des états de mer lors de la campagne MARLENE. Les états de mer les plus élevés sont intervenus le 27 mai 2014 (état de mer 4) représentés par la deuxième photo et qui correspond au jour principal des mesures de fouillis de mer lors de la campagne MARLENE. Les autres jours la mer était plus calme, avec des états de mer compris entre 1 et 3.

La figure 1.5 montre aussi la direction du vent et des vagues à un instant donné. Les conditions de mer ont été calculées par l’outil PREVAG intégrant le modèle de vague SWAN [56]. Pendant les acquisitions, les conditions de vent ont varié de façon significative. Ainsi, le vent a atteint une vitesse maximale de 18 m/s tandis que la hauteur des vagues a varié de 0.4 m à 2.6 m pour la bouées sud et de 0.3 m à 2.0 m pour celle positionnée au nord. Les figures 1.8a et 1.8b présentent l’évolution de la hauteur significative des vagues et la direction du vent pendant la durée de la campagne.

1.2.4 Bilan et limites de la base de données

La base de données est constituée d’environ 3000 cartes temps-distance de champ complexe de fouillis de mer. Cependant, considérant les variations des conditions météorologiques, mais aussi d’acquisition (forme d’onde, radar opérationnel ou non), une grande disparité dans cette base de données existe. Par exemple seulement 3 cartes de la campagne SYLT permettent d’effectuer un traitement Doppler en polarisation HH. De plus, les mesures SYLT ont présenté des problèmes de pointage d’antennes perturbant ainsi l’estimation de la puissance rétrodiffusée (les variations angulaires en incidence étant très faibles dans ces configurations rasantes). Pour la campagne MARLENE, les données expérimentales utilisées dans la suite de l’étude ont été traitées en s’affranchissant de l’effet de distance, en normalisant par la surface illuminée et en appliquant une calibration sur trièdre. Ce traitement nous permet de travailler sur des données homogènes à de la NRCS. Cependant, les mesures MEDYCIS et MARSIG présentent des erreurs

1.2 Présentation des données MMA de mesure du fouillis de mer réalisées lors des campagnes Sylt et MARLENE

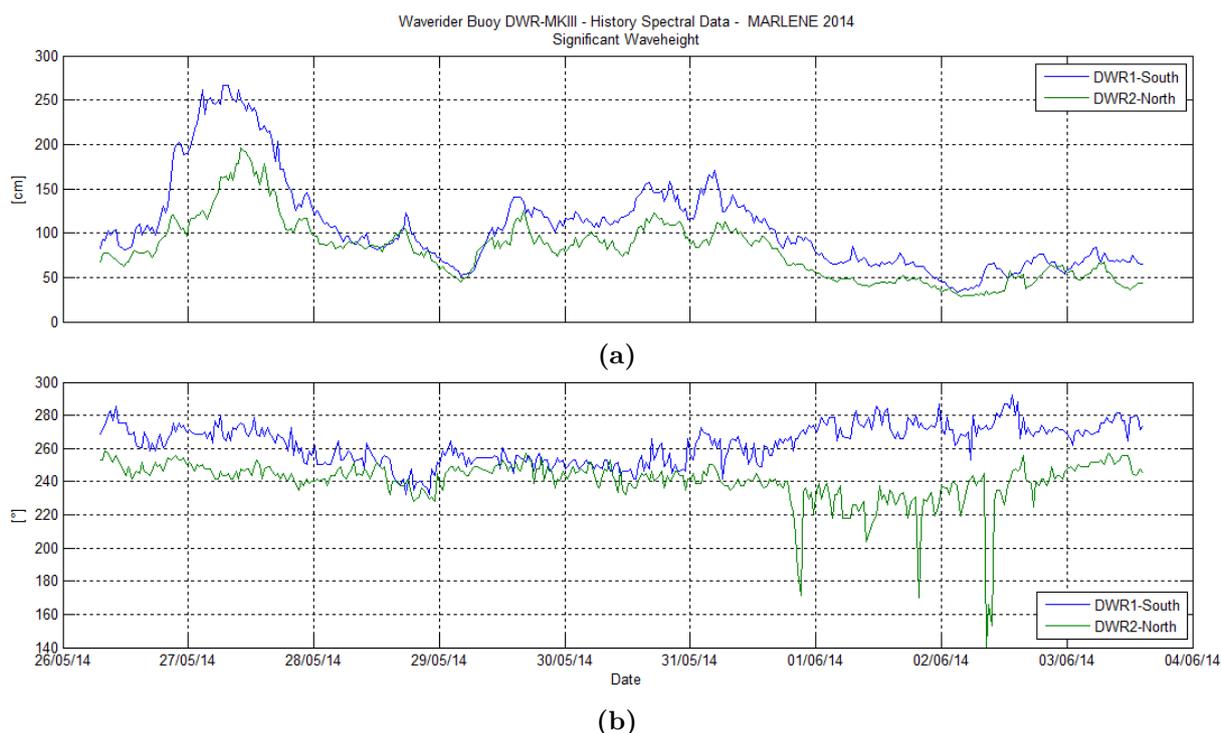


Fig. 1.8 – Hauteur significative (a) mesurée par les bouées fixes sud et nord et direction du vent (b).

Radar	MEMPHIS (SYLT)	MEDYCIS	MARSIG	MEMPHIS (MARLENE)
Bande	X / Ka / W	C	X / Ku	Ka / W
Fréquence (GHz)	9.6 / 35 / 94	5.6	8 / 11 / 14 / 17	35 / 94
Polarisation	HH-HV HH-VV-HV-VH HH-HV	HH-VV	HH	HH
Nombre de cartes disponibles	272 / 283 / 283	58	638	203 / 191
Doppler	Oui / Non / Non	Oui	Non	Oui
Spectre 2D	Oui	Non	Oui	Oui

Tableau 1.3 – Bilan des acquisitions des campagnes MARLENE et SYLT

dans la calibration des données notamment pour la fréquence de 17 GHz du radar MARSIG. Parmi les autres limites, on peut noter que le temps d'acquisition des données MEDYCIS est très court (1.6 s). De même, la phase des données MARSIG n'étant pas acquise, il n'est pas possible d'effectuer de traitement Doppler. Enfin, les mesures MEMPHIS possèdent une PRF de 2000 Hz pour 57 cartes. A la fréquence de 35 GHz, la vitesse Doppler de recouvrement est de 4.28 m/s ce qui implique un recouvrement spectral pour les spectres Doppler de certaines cartes temps-distance. Malgré ce problème, un traitement Doppler est possible. A 94 GHz, la vitesse Doppler maximale observable est de 1.6 m/s ce qui rend impossible le traitement Doppler des données en bande W. Il faut ajouter à cela la diminution rapide du rapport signal à bruit en fonction de la distance qui rend difficile l'exploitation des acquisitions à des distances supérieures à 4-5 km. De plus, la variabilité des conditions environnementales concernant les cartes pour lesquelles le traitement Doppler est possible reste faible puisque ces mesures ont été

obtenues pour la majorité sur la journée du 27 Mai 2014 où l'état de mer était d'environ 3 et 4.

Malgré les différentes limites identifiées, cette base de données reste assez riche et a permis de mener à bien une grande partie des travaux de cette thèse. Ces derniers sont développés dans les chapitres suivants. Dans un premier temps, les données expérimentales sont exploitées afin d'étudier, dans le prochain chapitre, le comportement statistique, spatial et temporel de l'amplitude du champ rétrodiffusé par la mer en incidence rasante. L'objectif final reste la compréhension de la physique mise en jeu et la proposition d'une modélisation permettant de restituer des cartes spatio-temporelles de fouillis de mer.

Étude du comportement statistique, temporel et spectral du fouillis de mer en incidence rasante

Sommaire

2.1	Comportement général des séries spatio-temporelles de fouillis de mer en incidence rasante	22
2.1.1	Étude des séries temporelles et observation du phénomène de "spikes".	22
2.1.2	Étude de la polarisation sur la NRCS	25
2.2	Étude de la distribution statistique de l'amplitude du champ rétro-diffusé par la mer en incidence rasante	26
2.2.1	Choix des distributions théoriques et démarche expérimentale.	26
2.2.2	Caractérisation de la distribution de l'amplitude des données expérimentales.	29
2.2.3	Impact de la calibration sur les distributions	32
2.3	Étude et validation du modèle statistique à deux échelles du fouillis de mer en incidence rasante	35
2.3.1	Présentation du modèle gaussien composé	35
2.3.2	Recherche de la longueur de cohérence temporelle par application du test de Jarque Bera sur le speckle gaussien complexe	36
2.3.3	Recherche de la longueur de cohérence temporelle par application du test de Kolmogorov–Smirnov	38
2.3.4	Validation du modèle à deux échelles par la caractérisation des distributions des deux composantes du fouillis de mer.	41
2.4	Étude de la corrélation et du comportement spectral de l'amplitude et de la texture	43
2.4.1	Étude de la périodicité spatio-temporelle du fouillis de mer par estimation des fonctions d'autocorrélation.	43
2.4.2	Étude du comportement de la densité spectrale de puissance de l'amplitude du fouillis de mer	44
2.5	Synthèse des résultats	45

L'objectif de ce chapitre est d'étudier le comportement du fouillis de mer en amplitude et puissance à travers des résultats expérimentaux obtenus par le traitement des données acquises durant la campagne MARLENE. Afin de pouvoir reproduire numériquement les signaux de fouillis de mer à partir de modèles empiriques, il faut caractériser leur comportement statistique

à la fois spatio-temporel et spectral. L'approche proposée dans ce chapitre consiste, dans un premier temps, à étudier le comportement général du fouillis de mer puis à identifier les distributions statistiques qui sont susceptibles de le décrire. Dans un deuxième temps, on cherche à étudier et valider une représentation à deux échelles, nommées texture et speckle, des séries temporelles de fouillis de mer. Enfin, l'autocorrélation et le comportement spectral de ce dernier sont étudiés pour compléter sa description en amplitude.

2.1 Comportement général des séries spatio-temporelles de fouillis de mer en incidence rasante

2.1.1 Étude des séries temporelles et observation du phénomène de "spikes" de mer

La base de données MMA est constituée de séries spatio-temporelles de fouillis de mer, c'est à dire de champs complexes rétrodiffusés par la surface de la mer. Ces cartes spatio-temporelles sont constituées de plusieurs cases distance comportant chacune une série temporelle de fouillis de mer. Afin d'étudier le comportement général des séries temporelles de fouillis de mer en incidence rasante, 4 cartes de champ rétrodiffusé ont été sélectionnées. Leurs caractéristiques sont décrites dans le tableau 2.1 et seront utilisées pour illustrer plusieurs résultats dans la suite du chapitre.

RADAR	Polarisation	Fréquence	θ_{gr}	Φ_w	U_{10}	H_s	T_p	c_ϕ
MEDYCIS	HH	5.6 GHz	0.73°	36.90°	11.10 m/s	0.79 m	5.02 s	9.83 m/s
MEDYCIS	VV	5.6 GHz	1.61°	31.25°	10.52 m/s	0.79 m	5.33 s	8.33 m/s
MARSIG	HH	11 GHz	1.38°	18.53°	16.23 m/s	1.33 m	8.20 s	12.82 m/s
MEMPHIS	HH	35 GHz	1.14°	18.54°	16.23 m/s	1.37 m	8.21 s	12.82 m/s

Tableau 2.1 – Caractéristiques des conditions environnementales et d'illuminations des 4 cartes spatio-temporelles de fouillis de mer choisies. θ_{gr} : angle de rasance, Φ_w : direction des vagues, U_{10} : vitesse du vent à 10 m, H_s : hauteur significative des vagues, T_p période des vagues dominantes, c_ϕ : vitesse de phase des vagues dominantes.

La figure 2.1 montre deux exemples de séries temporelles non simultanées de NRCS (module du champ complexe au carré) acquises par les radars MARSIG (11 GHz) et MEMPHIS (35 GHz) sur une case distance. Les exemples affichés sont sélectionnés pour les cases distance possédant la valeur maximale de NRCS sur la carte entière. Le phénomène de spikes de mer peut être observé sur ces séries temporelles à travers la présence d'échos forts de NRCS émergeant du niveau moyen. La représentation de la figure 2.1 permet ainsi d'observer la périodicité temporelle des spikes de mer provenant de la modulation du signal rétrodiffusé par les vagues dominantes de la surface de mer, c'est à dire les vagues les plus énergétiques sur le spectre de mer. Cette observation temporelle n'est cependant pas possible en bande C à 5.6 GHz du fait de la faible durée des séries temporelles. Il est néanmoins possible d'observer le phénomène de spikes en moyennant temporellement, sur 1.6 s, les cartes spatio-temporelles acquises par le radar MEDYCIS. La figure 2.2 montre ainsi l'évolution de la NRCS moyennée temporellement en fonction de la distance. Considérant le niveau de NRCS mesuré entre 1 et 3 km par MEDYCIS, on peut noter une variation lente de NRCS, qui augmente jusqu'à environ 1.5 km puis diminue. Cet effet est très vraisemblablement dû à un effet du diagramme d'antenne. Cette figure permet de voir cette fois-ci la périodicité spatiale des spikes qui émergent d'un niveau moyen plus faible. On observe de même que la polarisation horizontale semble fournir un comportement plus piqué que

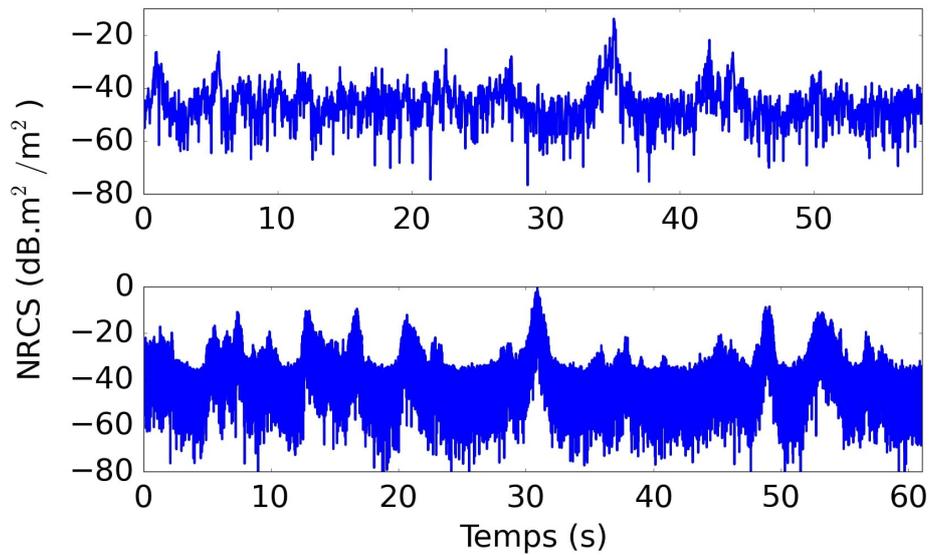


Fig. 2.1 – Séries temporelles de NRCS acquises par les radars MARSIG (11 GHz - en haut) et MEMPHIS (35 GHz - en bas) et décrites dans le tableau 2.1.

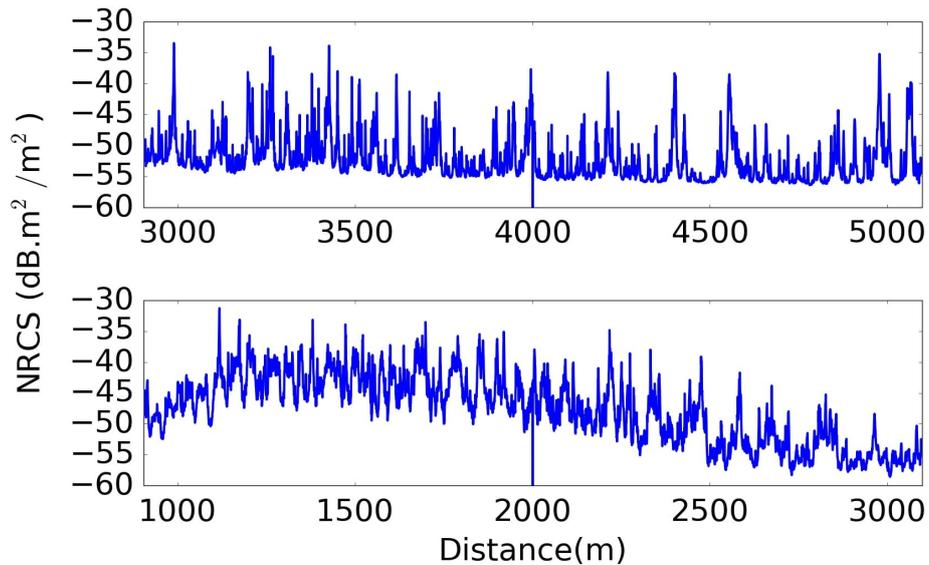


Fig. 2.2 – Évolution de la NRCS moyennée temporellement sur les séries temporelles de 1.6 s acquises par le radar MEDYCIS (5.6 GHz) en polarisation HH (haut) et VV (bas) et décrites dans le tableau 2.1.

la polarisation verticale puisque les spikes en VV émergent moins fortement du niveau moyen pour une distance donnée. Les signaux de fouillis de mer en incidence rasante permettent ainsi d'observer les spikes de mer modulés en temps et distance par la surface de la mer.

La prise en compte de l'ensemble des cases distance permet un affichage temps-distance des séries spatio-temporelles. Les cartes temps-distance correspondant aux séries temporelles des figures 2.1 et 2.2 sont illustrées sur les figures 2.3a, 2.3b, 2.3c et 2.3d. La modulation par les vagues dominantes est clairement visible sur les graphes obtenus par les radars MARSIG et MEMPHIS. Le champ rétrodiffusé alterne ainsi entre zone à forte rétrodiffusion et zone à faible

2.1 Comportement général des séries spatio-temporelles de fouillis de mer en incidence rasante

rétrodiffusion coïncidant avec l'alternance crête/creux d'une surface de mer.

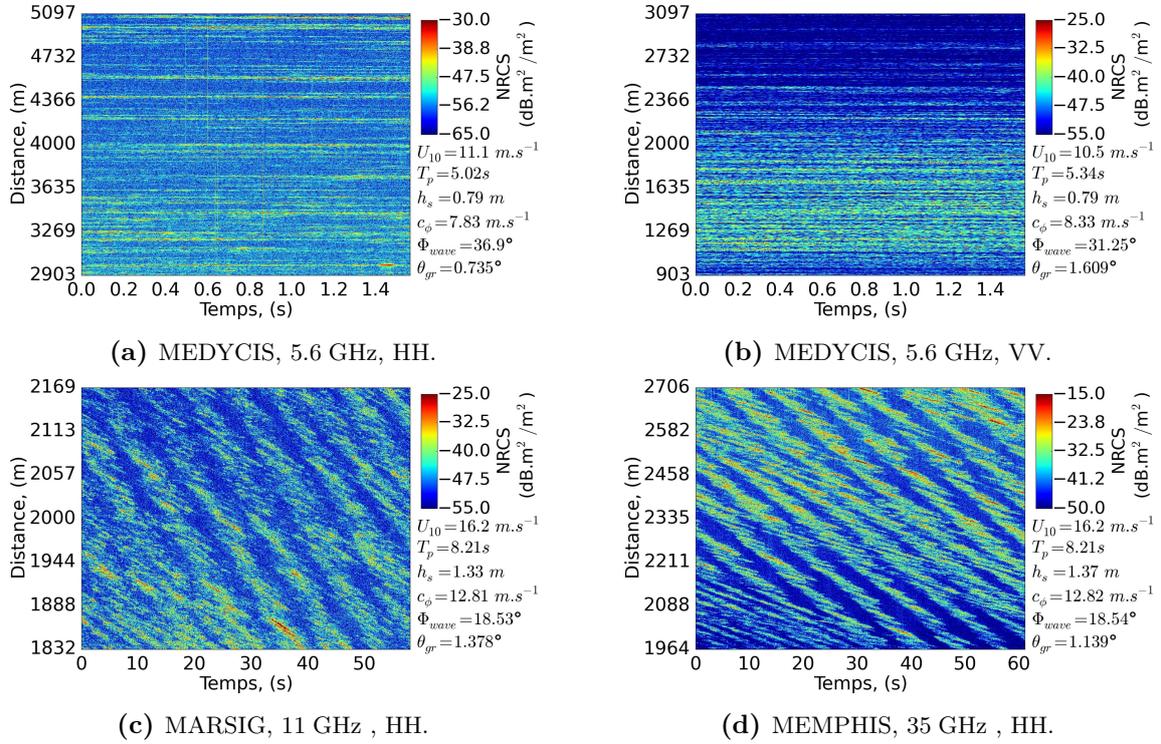


Fig. 2.3 – Cartes spatio-temporelles de fouillis de mer.

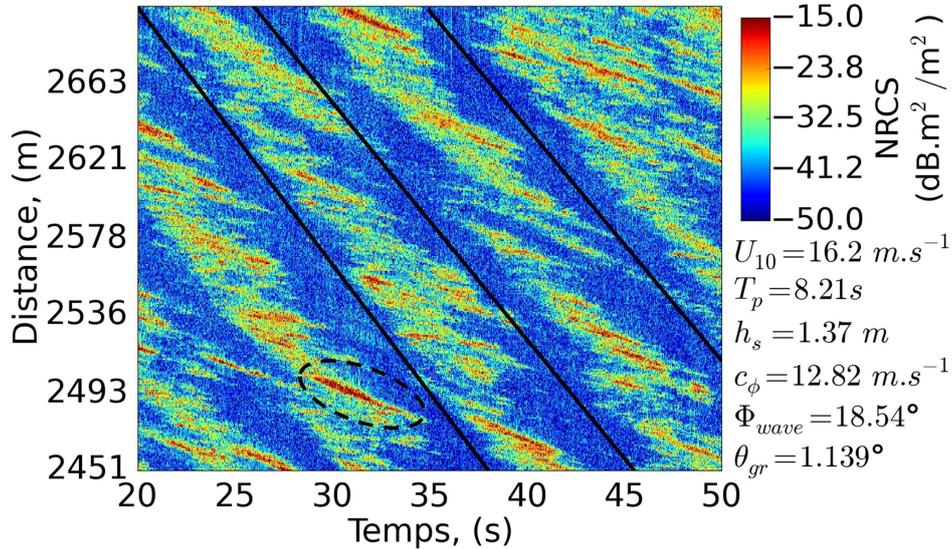


Fig. 2.4 – Illustration de la modulation du fouillis de mer par les vagues dominantes. Les pentes des traits noirs donnent une estimation de la vitesse de phase des vagues dominantes.

Pour étudier cet effet de modulation, un zoom de la carte 2.3d est proposé sur la figure 2.4. Ce dernier est choisi à cet endroit car il ne considère qu'un "train de vague", de vitesse uniforme, contrairement à toute la carte 2.3d où l'on peut distinguer des zones avec des trains de vagues

de vitesses différentes (et donc d'inclinaisons différentes sur les cartes) probablement dues à des directions de propagation des vagues localement différentes. Sur la figure 2.4, l'alternance crête et creux est marquée par des traits noirs. Ceux-ci ont une pente comprise en 13 et 14 m/s. Cela correspond bien à l'ordre de grandeur de la vitesse de phase de la vague dominante (12.82 m/s), déduite de la période des vagues enregistrée par la bouée ($c_\varphi = \frac{g}{\Omega_p}$), en prenant en compte la correction due à la projection de l'angle d'azimut relatif entre la visée radar et les vagues. Si l'on revient sur le zoom figure 2.4, on peut comparer cette vitesse de phase (12.82 m/s) à la vitesse des spikes. On peut constater que les spikes de mer visibles sur chaque "crête" de forte rétrodiffusion de cette carte possèdent une vitesse de déplacement plus faible que les vitesses de phase et de groupe des vagues dominantes ($c_g = c_\varphi/2 \simeq 6.4$ m/s). Par exemple, le spike sélectionné sur la carte et entouré d'un pointillé possède une vitesse de déplacement (propagation spatio-temporelle du spike) de 4.2 m/s.

2.1.2 Étude de la polarisation sur la NRCS

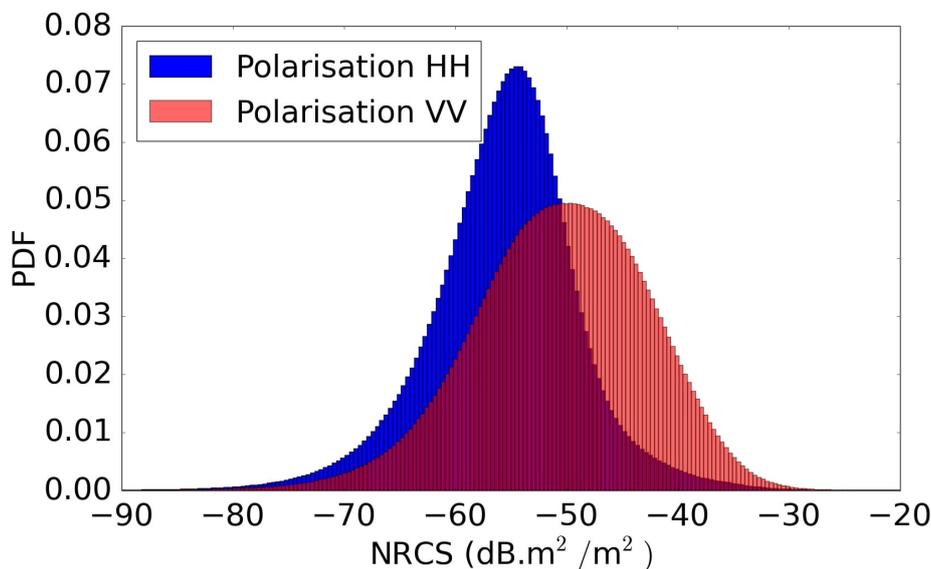


Fig. 2.5 – Comparaison des histogrammes normalisés des cartes spatio-temporelles acquises par le radar MEDYCIS (5.6 GHz) décrites dans le tableau 2.1 en polarisation HH (histogramme bleu) et polarisation VV (histogramme rouge).

Pendant la campagne MARLENE, le radar MEDYCIS a pu effectuer des mesures de fouillis de mer en polarisation HH et en polarisation VV. Même si les acquisitions ne sont pas simultanées, celles de la journée du 28 Mai permettent de faire une comparaison entre HH et VV dans des conditions environnementales et d'illumination similaires comme le montre le tableau 2.1. Il faut noter que les données MEDYCIS ont été calibrées a posteriori, en ramenant leur niveau moyen à celui modélisé par le modèle GIT (cf. [54]). Cependant, nous avons pu constater qu'avant calibration, les niveaux de NRCS en VV sont supérieurs à ceux mesurés en HH. Cette observation est cohérente avec la littérature [57], [58] et [59]. On constate des formes très différentes avec une distribution en polarisation HH beaucoup plus "piquée" qu'en VV, soit présentant des niveaux forts en queue de distribution plus loin du niveau moyen. Cette partie de la distribution contient, a priori, les spikes. Les distributions HH et VV après calibration a posteriori (en s'affranchissant de l'effet de distance, de la taille de surface illuminée et calibrées sur trièdre) peuvent être comparées et sont représentées figure 2.5. Les acquisitions de la journée du 27 Mai fournissent de même, systématiquement, des niveaux de NRCS en polarisation verticale

supérieurs. Cependant les conditions de mer entre le matin (VV) et l'après midi (HH) sont très différentes pour une comparaison directe. Les quelques acquisitions de la base de données MMA permettant la comparaison entre les polarisation HH et VV à conditions similaires confirment toutefois les différences de niveau usuellement observées dans la littérature entre les polarisations horizontale et verticale [60].

2.2 Étude de la distribution statistique de l'amplitude du champ rétrodiffusé par la mer en incidence rasante

Plusieurs études [61], [62] et [63] ont montré que le fouillis de mer mesuré par des radars haute résolution possédait un comportement statistique non-gaussien. En effet, l'augmentation de la résolution spatiale induit une sensibilité de la mesure à une plus large gamme d'échelles du train de vagues, et l'ensemble crée alors une réponse non gaussienne en amplitude. Le phénomène de spikes devient de plus en plus important ce qui augmente la queue de distribution du fouillis de mer. Le phénomène d'ombrage peut aussi accentuer cette répartition. La distribution statistique du fouillis de mer en incidence rasante s'écarte alors d'une distribution gaussienne.

2.2.1 Choix des distributions théoriques et démarche expérimentale

Dans le but de générer numériquement des signaux de fouillis de mer à partir d'une modélisation statistique, il est nécessaire d'identifier les distributions théoriques susceptibles de décrire le comportement du fouillis de mer en incidence rasante. Pour cela, il est possible de calculer la fonction de densité de probabilité (PDF, Probability Density Function) de l'amplitude du champ rétrodiffusé mesuré et de la comparer à la PDF de certaines distributions théoriques. Plusieurs distributions théoriques ont été proposées pour la modélisation du fouillis en incidence rasante [64], [65],[66] et [67]. Elles ont généralement la possibilité de décrire les niveaux élevés liés aux spikes avec des queues de distribution plus allongées que la PDF gaussienne. De manière générale l'étude de la queue de distribution est plus importante puisqu'elle peut être responsable de fausse alarme pour la détection de cible. De plus, la première partie de la distribution correspond aux niveaux faibles, plus ou moins affectés par le bruit sur les mesures. Certaines des lois proposées sont choisies en fonction de l'hypothèse établie d'un modèle gaussien composé à deux échelles. Ce modèle sera présenté et étudié dans la partie suivante. Ci-dessous sont répertoriées les densité de probabilité, p_X , des distributions les plus utilisées ainsi que leurs moments statistiques d'ordre n , notés $E\{X^n\}$ avec E représentant l'espérance mathématique. La notation x représente alors l'amplitude du fouillis de mer.

Loi Rayleigh

$$p_X(x; b) = \frac{x}{b} \exp\left(\frac{-x^2}{2b^2}\right), \quad x > 0 \quad (2.1)$$

$$E\{X^n\} = b^n 2^{n/2} \Gamma\left(1 + \frac{n}{2}\right), \quad n = 1, 2, 3, \dots \quad (2.2)$$

Loi Weibull

$$p_X(x; a, b) = ba^{-b} x^{b-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{a}\right)^b\right), \quad x > 0 \quad (2.3)$$

$$E\{X^n\} = a^n \Gamma\left(1 + \frac{n}{b}\right), \quad n = 1, 2, 3, \dots \quad (2.4)$$

Les paramètres a et b représentent respectivement les paramètres de forme et d'échelle de la distribution Weibull.

Loi Log-Normale

$$p_X(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{x\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(\frac{-\ln^2\left(\frac{x}{\mu}\right)}{2\sigma^2}\right), \quad x > 0 \quad (2.5)$$

$$E\{X^n\} = \mu^n \exp\left(\frac{n^2\sigma^2}{2}\right), \quad n = 1, 2, 3, \dots \quad (2.6)$$

Les paramètres μ et σ sont l'espérance et l'écart type du logarithme de la variable x .

Loi K

$$p_X(x; \mu, \nu) = \frac{\sqrt{2\nu}}{\sqrt{\mu}\Gamma(\nu)2^{\nu-1}} \left(\sqrt{\frac{2\nu}{\mu}}x\right)^\nu K_{\nu-1}\left(\frac{2\nu}{\mu}x\right), \quad x > 0 \quad (2.7)$$

$$E\{X^n\} = \frac{(2\mu)^{\frac{n}{2}}\Gamma(\nu + n/2)\Gamma(n/2 + 1)}{v^{\frac{n}{2}}\Gamma(\nu)}, \quad n = 1, 2, 3, \dots \quad (2.8)$$

Les paramètres μ et ν représentent respectivement les paramètres de forme et d'échelle de la distribution K. $K_{\nu-1}$ décrit la fonction de Bessel modifiée.

Loi GK-LNT (Loi K généralisée avec une texture Log-Normale)

$$p_X(x; \sigma, \delta) = \frac{x}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_0^\infty \frac{2}{r^2} \exp\left(-\frac{x^2}{r} - \frac{1}{2\sigma^2}\ln^2(r/\delta)\right) dr, \quad x > 0 \quad (2.9)$$

$$E\{X^n\} = \delta^{n/2}\Gamma(n/2 + 1) \exp\left(\frac{1}{2}\left(\frac{n\sigma}{2}\right)^2\right), \quad n = 1, 2, 3, \dots \quad (2.10)$$

Les paramètres σ et δ représente respectivement les paramètres de forme et d'échelle de la distribution GK-LNT.

Nous nous limitons ici volontairement aux lois à deux paramètres caractéristiques dans l'objectif de proposer à terme une paramétrisation liée aux conditions. Deux autres lois, à trois paramètres, très souvent proposées dans la littérature sont ajoutées en annexe. Leur compatibilité par rapport aux données expérimentales y est discutée.

Pour une carte temps-distance de champ complexe donnée, chaque série temporelle issue d'une case distance possède des moments statistiques définis par

$$M_n = \hat{E}\{X^n\} = \frac{1}{N} \sum |z|^n \quad (2.11)$$

où N est la taille de l'échantillon et z représente le champ complexe rétrodiffusé. Ainsi, $|z|$ représente l'amplitude et $|z|^2$ la NRCS. Le moment M_1 représente le moment d'ordre 1 de l'amplitude c'est à dire sa moyenne tandis que l'ordre M_2 représente la moyenne de la NRCS (la puissance moyenne de l'échantillon) appelée réflectivité et notée σ_0 .

Les niveaux de réflectivité σ_0 mesurés n'ont malheureusement pas pu être validés car des problèmes de calibration sont survenus à différentes fréquences. Un exercice de confrontation de

la dynamique de variation angulaire de σ_0 avec le modèle du GIT [68] a été menée dans [54]. Bien que le modèle soit empirique, ayant été régressé sur des données assez anciennes [69], il permet d'avoir un bon ordre de grandeur, particulièrement à haute fréquence et fort état de mer [70] et reste valable pour de faibles incidences. L'évolution de σ_0 pour les radars MEDY-CIS et MEMPHIS présente la même décroissance que le modèle GIT en fonction de l'azimut radar/vent. Cependant des écarts de niveau avec le modèle peuvent apparaître. Les acquisitions en configuration rasante restent compliquées, les angles étant très petits une faible erreur angulaire peut avoir un impact non négligeable car la dynamique de décroissance du fouillis est alors importante. De plus, à fréquence élevée (typiquement en bande Ka) le diagramme d'antenne est très directif. Une faible erreur de pointage a donc un fort impact. Les données étudiées dans le cadre de cette thèse sont néanmoins homogènes à la NRCS mais des biais sur les niveaux moyens ont été observés. Nous montrerons par la suite (partie 2.2.3) que ces problèmes n'ont pas d'impact sur le paramétrage de forme des distributions statistiques.

Afin d'établir une comparaison entre ces lois théoriques et les distributions de données expérimentales, il faut estimer les paramètres de chaque loi à partir du calcul des moments des distributions expérimentales. Ceux-ci sont calculés à partir de l'équation (2.11). Pour estimer les paramètres des lois théoriques, il faut appliquer l'égalité entre les moments théoriques et expérimentaux [71]. Ainsi 2 équations, $\widehat{E}\{X^n\} = E\{X^n\}$, suffisent pour les lois à 2 paramètres. Il est à noter qu'un estimateur de maximum de vraisemblance permet d'obtenir de meilleures estimations des paramètres des lois Rayleigh et Log-Normale, cependant cet estimateur ne permet pas de retrouver correctement les paramètres des lois K et Weibull [71]. Ainsi la méthode basée sur l'égalité des moments est privilégiée pour toutes les lois.

Après avoir estimé les moments théoriques, la comparaison entre les données expérimentales et les distributions théoriques peut ainsi être effectuée par plusieurs approches. Ces différentes approches sont abordées dans la section suivante afin de caractériser les distributions des données expérimentales :

- comparaison graphique entre la distribution expérimentale et les distributions théoriques,
- comparaison graphique des moments normalisés d'ordre supérieur à 2,
- calcul de l'erreur quadratique moyenne entre les données expérimentales et les distributions théoriques,
- calcul de l'erreur quadratique moyenne sur la queue de distribution.

Les moments normalisés, m_n , sont définis comme le ratio des moments d'ordre n et la puissance n du moment d'ordre 1. On a ainsi, pour les ordres supérieur à 2,

$$m_n = \frac{M_n}{M_1^n} \quad (2.12)$$

où M_n est le moment d'ordre n de l'échantillon étudié définie par (2.11).

De même, l'erreur quadratique moyenne est définie par

$$EQM = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |p_X(k; \hat{\alpha}) - \hat{p}_X(k)|^2 \quad (2.13)$$

où $\hat{\alpha}$ représente les paramètres des lois théoriques estimés à partir des moments de la distribution expérimentale définie par $\hat{p}_X(k)$. N représente la taille de l'échantillon étudié. La somme sera calculée sur l'échantillon entier puis pour $k = N/2, \dots, N$ afin d'estimer l'erreur quadratique moyenne de la queue de distribution uniquement. La bonne modélisation de cette partie de la distribution peut en effet permettre de réduire le nombre de fausses alarmes.

2.2.2 Caractérisation de la distribution de l'amplitude des données expérimentales

On cherche désormais à caractériser la distribution en amplitude d'une carte de champ de fouillis de mer. Pour cela, les 4 cartes de fouillis de mer décrites par le tableau 2.1 sont utilisées. Le comportement statistique de ces cartes temps-distance est représentatif du comportement général des autres cartes non sélectionnées et décrit la tendance moyenne du comportement de chacune des séries temporelles qui composent ces cartes.

Afin de définir la forme de la distribution, les paramètres d'asymétrie (skewness, S) et d'aplatissement (kurtosis, K) sont calculés dans un premier temps. Ils sont définis par

$$S = \frac{E\{(x - \mu)^3\}}{\sigma^3}, \quad (2.14)$$

$$K = \frac{E\{(x - \mu)^4\}}{\sigma^4}. \quad (2.15)$$

où μ est la moyenne de l'échantillon x et σ son écart type (i.e. σ^2 représente donc la variance). Ces paramètres sont les moments centrés réduits d'ordre 3 et 4. Lorsque $S < 0$, la distribution possède une asymétrie vers la droite tandis que lorsque $S > 0$, l'asymétrie est marquée sur la gauche. L'aplatissement de la distribution augmente lorsque K diminue. Les résultats sont répertoriés dans le tableau 2.2. Pour chacune des cartes, les paramètres de skewness et de kurtosis sont significativement différents de la statistique gaussienne pour laquelle $S = 0$ et $K = 3$. Ces valeurs montrent ainsi que l'amplitude des séries temporelles de fouillis de mer en incidence rasante ne suivent pas des lois gaussiennes. Elles possèdent même une forte asymétrie vers la droite ce qui témoigne d'une queue de distribution étalée de façon importante vers les NRCS élevées. Ceci est confirmé par les fortes valeurs de Kurtosis correspondant à des distributions pointues au niveau de leur moyenne et de larges queues de distribution. Les valeurs obtenues dans cette étude sont plus élevées que les distributions analysées dans [67] mais reflètent le même comportement asymétrique.

RADAR	Polarisation	Skewness	Kurtosis
MEDYCIS	HH	6.85	108.95
MEDYCIS	VV	2.78	18.87
MARSIG	HH	4.31	41.09
MEMPHIS	HH	4.56	42.58
Gaussienne	-	0	3

Tableau 2.2 – Paramètres d'asymétrie et de skewness des cartes de fouillis de mer du tableau 2.1.

Les jeux de figures 2.6 et 2.7 présentent les distributions de l'amplitude des cartes de fouillis de mer sélectionnées. Les courbes de la figure 2.6 sont représentées en échelle linéaire et permettent de mieux comparer les valeurs moyennes des distributions. Les courbes de la figure 2.7 sont représentées en échelle logarithmique en abscisse et en ordonnée ce qui permet d'étudier à la fois les faibles valeurs et la queue de distribution. Les lois théoriques proposées dans le paragraphe précédent (Rayleigh, courbe bleue ; Log-Normale, courbe verte ; Weibull, courbe rouge ; K, courbe magenta ; GK-LNT, courbe violette) sont superposées à ces distributions expérimentales. Leurs paramètres ont été obtenus à partir des moments M_1 et M_2 des échantillons étudiés.

2.2 Étude de la distribution statistique de l'amplitude du champ rétrodiffusé par la mer en incidence rasante

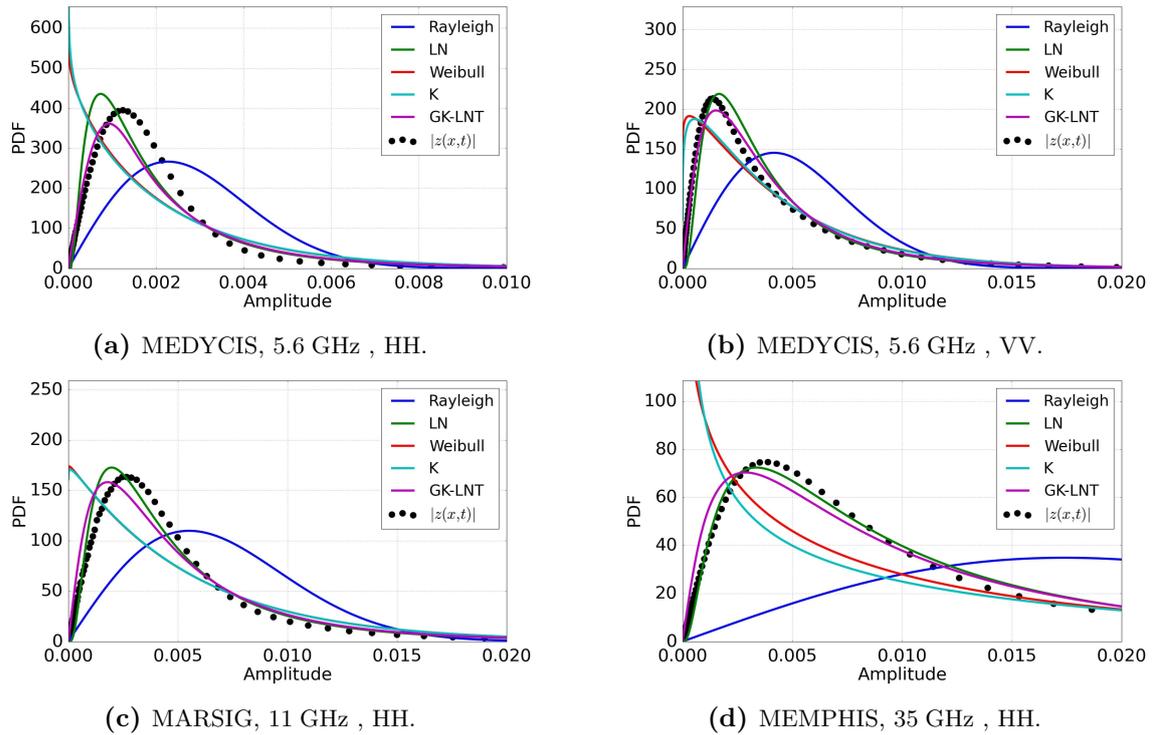


Fig. 2.6 – Comparaison de la PDF de l'amplitude des cartes temps-distance de fouillis de mer répertoriées dans le Tableau 2.1 avec les PDF des distributions théoriques représentées en échelle linéaire. (Rayleigh, courbe bleue ; Log-Normale, courbe verte ; Weibull, courbe rouge ; K, courbe magenta ; GK-LNT, courbe violette)

Pour chaque radar, aucune des distributions théoriques ne parvient à reproduire parfaitement le comportement statistique des données expérimentales sur la figure 2.6. Cependant, l'écart des distributions expérimentales avec les lois Log-Normale et GK-LNT est faible ce qui n'est pas le cas pour les lois Weibull, K et Rayleigh. La représentation en échelle logarithmique permet d'observer la totalité de la distribution. Celle-ci montre la bonne reproduction des faibles valeurs d'amplitude pour la loi GK-LNT alors que la loi Log-Normale chute avant. Au niveau de la queue de distribution, ces figures montrent que les lois Weibull et K se rapprochent des distributions expérimentales (notamment pour le radar MEMPHIS) mais peinent cependant à bien reproduire ces niveaux d'amplitude. La loi GK-LNT semble donc être la meilleure loi pour reproduire le comportement de l'amplitude du fouillis de mer à incidence rasante dans la gamme de fréquence [5.6 GHz - 35 GHz]. Il est intéressant de noter que cette loi est une loi composée d'une loi Rayleigh (amplitude d'une loi Gaussienne complexe) et d'une loi Log-Normale. Elle reproduit ainsi le comportement de la loi Rayleigh pour les faibles amplitudes et le comportement de la loi log-normale pour la queue de distribution.

Les calculs des erreurs quadratiques moyennes entre les distributions expérimentales de chaque radar et les distributions théoriques sont répertoriées dans les tableaux 2.3 et 2.4, respectivement pour les distributions entières et pour les queues de distributions. Les valeurs très faibles dans le second tableau s'expliquent par les faibles valeurs des densités de probabilité au niveau de la queue de distribution. Les lois Log-Normale et GK-LNT possèdent là aussi les plus faibles EQM que ce soit sur les distributions entières ou au niveau de la queue. Ces résultats viennent ainsi confirmer la tendance observée sur les graphiques des PDF.

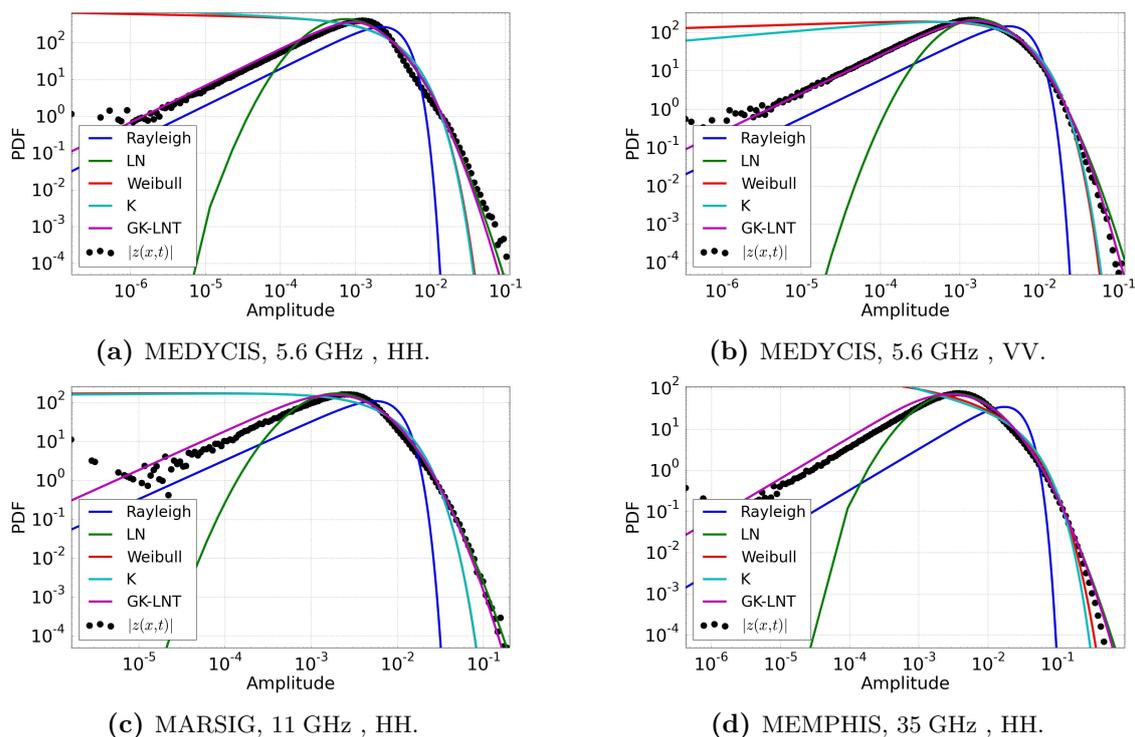


Fig. 2.7 – Comparaison de la PDF de l’amplitude des cartes temps-distance de fouillis de mer répertoriées dans le Tableau 2.1 avec les PDF des distributions théoriques représentées en échelle logarithmique. (Rayleigh, courbe bleue ; Log-Normale, courbe verte ; Weibull, courbe rouge ; K, courbe magenta ; GK-LNT, courbe violette)

RADAR	Rayleigh	Log-Normale	GK-LNT	Weibull	K
MEDYCIS (HH)	6.19e+02	1.80e+02	1.18e+02	8.90e+02	7.87e+02
MEDYCIS (VV)	3.62e+02	2.41e+01	4.00e+00	7.92e+01	1.02e+02
MARSIG	1.56e+02	1.20e+01	2.01e+01	1.16e+02	1.18e+02
MEMPHIS	2.90e+01	2.28e-01	7.57e-01	1.42e+03	5.51e+01

Tableau 2.3 – Comparaison des erreurs quadratiques moyennes entre les distributions expérimentales et les distributions théoriques étudiées.

RADAR	Rayleigh	Log-Normale	GK-LNT	Weibull	K
MEDYCIS (HH)	2.99e-06	2.25e-06	2.57e-06	2.99e-06	2.99e-06
MEDYCIS (VV)	2.95e-06	3.32e-06	1.36e-06	2.92e-06	2.94e-06
MARSIG	1.86e-05	1.80e-05	1.82e-05	1.86e-05	1.86e-05
MEMPHIS	6.26e-09	1.22e-08	8.18e-09	6.26e-09	6.23e-09

Tableau 2.4 – Comparaison des erreurs quadratiques moyennes entre les distributions expérimentales et les distributions théoriques étudiées au niveau de la queue de distribution.

Enfin, les courbes de la figure 2.8 présentent les moments normalisés, calculés suivant l’équation (2.12) jusqu’à l’ordre 6. Cette représentation permet de voir la déviation des données expérimentales par rapport aux lois théoriques. Ces figures viennent là aussi confirmer les tendances observées sur les distributions. En effet, pour le radar MEDYCIS en polarisation verticale (figure 2.8b) ainsi que pour le radar MARSIG (figure 2.8c), les moments normalisés des données

2.2 Étude de la distribution statistique de l'amplitude du champ rétrodiffusé par la mer en incidence rasante

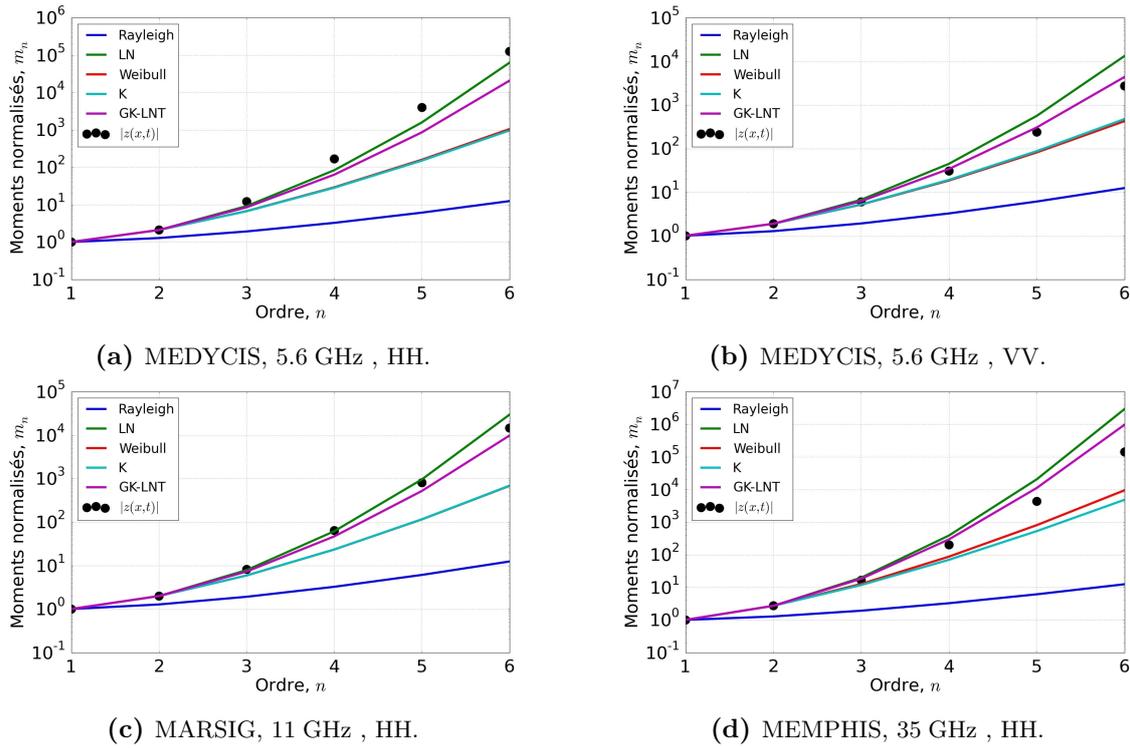


Fig. 2.8 – Comparaison des moments normalisés m_n de la distribution expérimentale avec les moments normalisés théoriques. (Rayleigh, courbe bleue ; Log-Normale, courbe verte ; Weibull, courbe rouge ; K, courbe magenta ; GK-LNT, courbe violette).

expérimentales s'écartent très peu de la loi GK-LNT, de la même façon que pour les PDF. Pour les figures 2.8a et 2.8d, l'écart par rapport aux moments théoriques de la loi GK-LNT reflète les écarts visibles sur les figures 2.6a et 2.6d. Ces résultats restent néanmoins dans l'ordre de grandeur des études de régression de fouillis par des distributions statistiques théoriques telles que celle menée dans [67].

La loi GK-LNT paraît ainsi être la meilleure pour reproduire le comportement statistique de l'amplitude du fouillis de mer en incidence rasante pour la base de données MARLENE. Il ne faut cependant pas oublier que ces comportements peuvent dépendre de différentes caractéristiques liées à la campagne de mesure même. En effet, dans la littérature, la loi K semble être tout aussi indiquée pour caractériser le comportement du fouillis de mer. Cependant, les résultats provenant de zones où des effets côtiers sont susceptibles apparaître [71] peuvent s'avérer différents des observations en mer ouverte pour lesquelles la loi K est privilégiée [64]. Les lois GK-LNT et K possèdent l'avantage d'être des lois composées permettant alors une décomposition de la réponse électromagnétique sur deux échelles de variation temporelle. C'est ce type de modèle à deux échelles qui est la base de la modélisation envisagée dans la suite de ces travaux.

2.2.3 Impact de la calibration sur les distributions

La partie 2.1 souligne des problèmes de calibration des données de la campagne MARLENE notamment pour les radar MEDYCIS et MARSIG. Cependant, l'analyse des distributions expérimentales montre des résultats similaires pour les données calibrées (MEMPHIS) et les données mal calibrées (MARSIG et MEDYCIS). Il est ainsi nécessaire d'étudier l'impact de la calibration sur les distributions expérimentales.

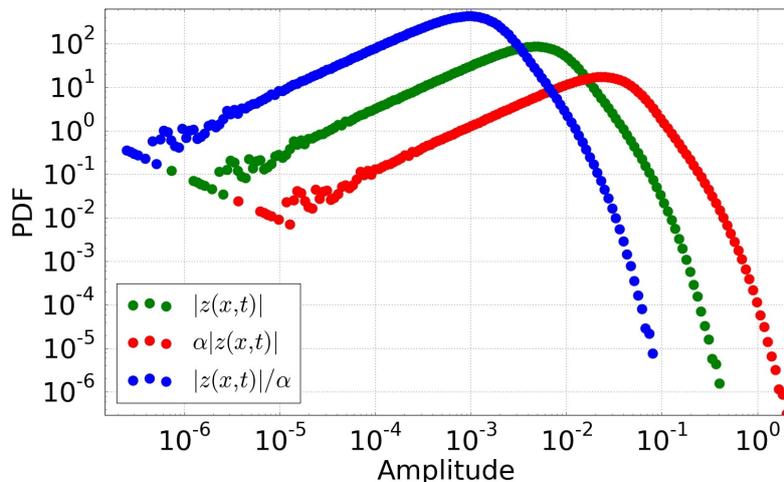


Fig. 2.9 – Effet de la calibration des données sur la distribution du fouillis de mer issue de la carte 2.3d pour un facteur $\alpha = 5$.

Afin de simuler l'effet de la calibration des données expérimentales, l'amplitude du fouillis de la carte 2.3d a été multipliée par un facteur α . La figure 2.9 présente la comparaison entre la distribution initiale (couleur verte) et la distribution des données de fouillis modifiée par un facteur $\alpha = 5$ (couleur rouge) et par un facteur $\alpha' = 1/\alpha$ (couleur bleue). Cette figure, en échelle logarithmique, montre ainsi clairement que la distribution est décalée vers la droite lorsque le facteur multiplicatif est supérieur à 1. Si ce facteur est inférieur à 1, la distribution sera alors décalée vers la gauche. Dans les deux cas, la multiplication par ce facteur ne modifie pas la forme de la distribution en représentation logarithmique. Cette observation peut être expliquée par l'expression théorique de la distribution GK-LNT. En effet, l'estimation des paramètres σ et δ de cette distribution donne à partir de (2.10)

$$\sigma = 2\Gamma(3/2)\sqrt{\log\left(\frac{M_2}{M_1^2}\right)} \quad (2.16)$$

$$\delta = \frac{M_1^2}{\Gamma(3/2)^2} \exp\left(-\frac{\sigma^2}{4}\right) \quad (2.17)$$

où M_1 et M_2 représentent les moments d'ordre 1 et 2 de la distribution expérimentale étudiée. Lorsque l'ensemble des valeurs d'un échantillon x est multiplié par un facteur α , les moments sont modifiés en $M_1' = \alpha M_1$ et $M_2' = \alpha^2 M_2$. Le rapport $\frac{M_2}{M_1^2}$ dont dépend uniquement le paramètre σ n'est donc pas influencé par la calibration des données. Cela explique que, σ étant le paramètre de forme, la forme de la distribution des données expérimentales ne soit pas modifiée par la calibration.

Les figures 2.10a et 2.10b illustrent cette explication. La figure 2.10a montre premièrement que la forme de la distribution reste identique en gardant σ constant et en faisant varier δ . Dans un second temps, la figure 2.10b, permet de vérifier que la forme de la distribution GK-LNT est modifiée lorsque σ varie et δ reste constant.

La figure 2.11 permet finalement d'expliquer pleinement les résultats obtenus dans la section 2.2.1. Il est ainsi possible d'estimer une loi GK-LNT qui permette de reproduire le comportement statistique d'un échantillon d'amplitude de champ rétrodiffusé par la mer quel que soit

2.2 Étude de la distribution statistique de l'amplitude du champ rétrodiffusé par la mer en incidence rasante

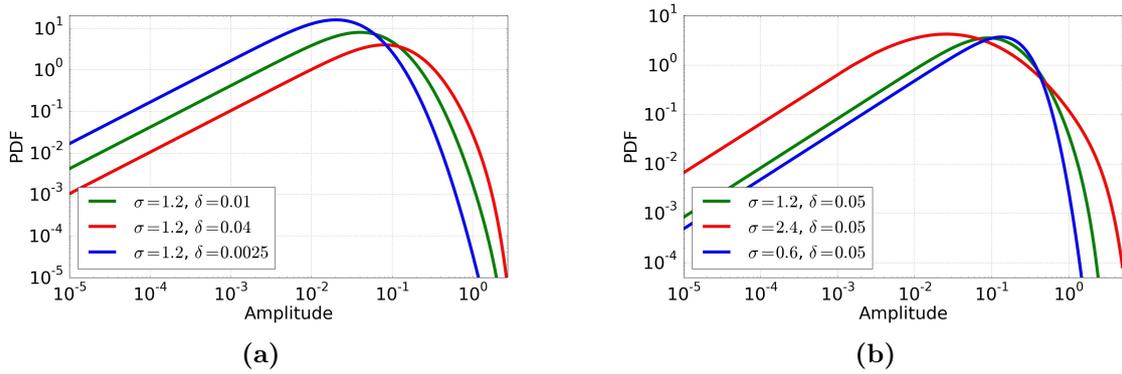


Fig. 2.10 – Distributions GK-LNT établies pour (a) des paramètres δ différents à σ constant et (b) des paramètres σ différents à δ constant.

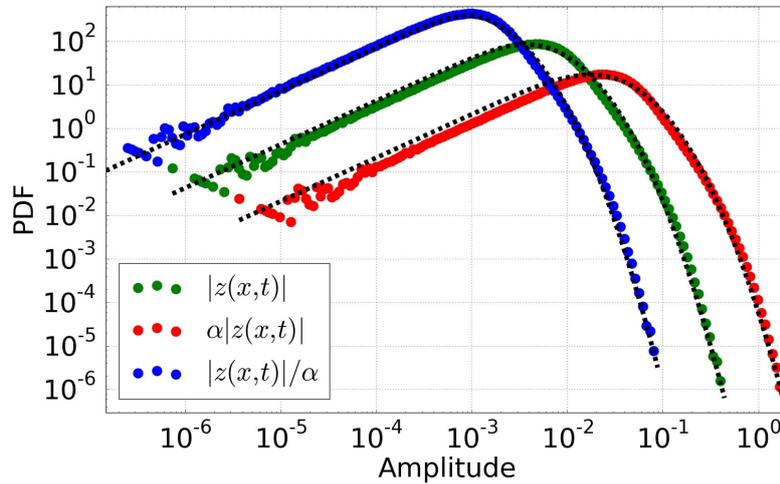


Fig. 2.11 – Effet de la calibration des données sur la distribution du fouillis de mer issue de la carte 2.3d pour un facteur $\alpha = 5$ et comparaison avec les distributions GK-LNT correspondantes.

son niveau de calibration. Les deux distributions modifiées présentées sur la figure 2.9 sont bien reproduites par des lois GK-LNT théoriques représentées par les courbes en trait discontinu sur la figure 2.11. Ces dernières sont de plus estimées à partir des moments d'ordre 1 et 2 des échantillons modifiés par un facteur multiplicatif. On peut vérifier alors que le paramètre σ reste bien constant pour les 3 lois tandis que le paramètre δ est multiplié par un facteur 25 ou $1/25$ ce qui correspond bien respectivement aux facteurs $\alpha = 5$ ou $\alpha' = 1/5$ appliqué à l'échantillon initial. La démonstration effectuée ici pour une loi GK-LNT est généralisable aux lois contrôlées par des paramètres d'échelle et de forme comme la loi K.

Cette section a ainsi permis de montrer que l'on peut s'affranchir de la calibration des données expérimentales lorsque l'on souhaite caractériser la loi théorique qu'elles suivent, si cette loi est décrite par des paramètres d'échelle et de forme. Dans ce cas, seul le paramètre d'échelle est influencé par la calibration et son estimation dépend directement du moment d'ordre 1 au carré. Cela explique ainsi que les données mal calibrées sont bien distribuées selon les mêmes lois théoriques que les données calibrées.

2.3 Étude et validation du modèle statistique à deux échelles du fouillis de mer en incidence rasante

2.3.1 Présentation du modèle gaussien composé

Le comportement du fouillis de mer est déterminé par la rugosité de la surface de la mer [63] [32] : les propriétés statistiques du fouillis de mer, pour les radars haute résolution et à incidence rasante, sont sensibles aux vagues de gravité et de capillarité, ces dernières induisant des variabilités temporelles différentes du fouillis. Les modèles composites de Wright [30] et Bass et al. [31] sont basés sur ce principe à deux échelles.

Plus récemment, un modèle statistique à deux échelles appelé "modèle Gaussien composé" a été utilisé dans la littérature (cf. [61] [64] et [72]), pour restituer les différentes variations spatio-temporelles du fouillis de mer avec une contrainte de calcul très faible. Le comportement non-gaussien de l'amplitude du champ rétrodiffusé par la mer provient alors de la modulation de l'échelle des vagues de capillarité ou de gravité-capillarité par les structures à grandes échelles des vagues dominantes. Les variations du champ complexe rétrodiffusé à petite échelle sont généralement modélisées par un processus aléatoire gaussien complexe. Ainsi la densité de probabilité de l'amplitude x du fouillis de mer complexe z peut s'écrire

$$p(x) = \int_0^\infty p(y)p(x|y)dy, \quad x > 0. \quad (2.18)$$

Dans cette hypothèse de modèle Gaussien composé, le champ complexe est alors la combinaison d'une composante à variation lente dont l'amplitude est modélisée par la densité de probabilité $p(y)$, et d'une composante à variation rapide dont l'amplitude est modélisée par la densité de probabilité conditionnelle $p(x|y)$. Cette dernière décrit l'amplitude du fouillis de mer en fonction du niveau local de la composante à variation lente.

Cette combinaison de composantes à variation lente et rapide peut être décrite sous forme de séquence temporelle. Ainsi, en écriture discrète, la séquence du champ complexe $z[n]$ peut être décrite par [66], [67] [71]

$$z[n] = \sqrt{\tau[n]}s[n]. \quad (2.19)$$

La séquence $\tau[n]$ représente la texture reliée à y dans (2.18) par $y = \sqrt{\tau}$. La texture est un processus à valeurs positives qui varie lentement, conséquence de la variation lente des vagues dominantes. La séquence complexe $s[n]$ représente le speckle. Elle représente la composante à variation rapide et est modélisée par un processus aléatoire gaussien complexe. L'équation (2.19) décrit alors la modulation en amplitude du speckle, processus lié aux vagues de capillarité et gravité-capillarité, par la texture liée aux vagues dominantes. Il est alors possible de modifier l'équation (2.19) en intégrant la variation lente de la texture qui peut par conséquent être considérée comme constante sur un intervalle donné [73], [74]. L'expression approchée du champ complexe sur cet intervalle peut être décrite par la séquence discrète

$$z[n] = \sqrt{\tau[k]}s[n] \quad n = kL_c, \dots, (k+1)L_c - 1, \quad (2.20)$$

où L_c représente le nombre de pas de temps constituant l'intervalle sur lequel la texture peut être considérée comme constante. Cet intervalle est appelé longueur de cohérence [67], [75]. Il peut être considéré comme le décalage temporel maximum tel que

$$\tau[n] \simeq \tau[n + L_c]. \quad (2.21)$$

Sur cet intervalle, la séquence discrète de texture peut être estimée comme [76]

$$\hat{\tau}[k] = \frac{1}{L_c} \sum_{kL_c}^{(k+1)L_c} |z[n]|^2 \quad k = 0, \dots, \lfloor N/L_c \rfloor - 1. \quad (2.22)$$

La texture estimée sur la longueur de cohérence peut être considérée comme la puissance moyenne du champ complexe du fouillis de mer sur l'intervalle de cohérence.

Plusieurs méthodes ont été proposées dans la littérature pour estimer la longueur de cohérence d'un champ complexe de fouillis de mer. Parmi celles-ci, une estimation empirique est proposée dans [66], [71] et [76] par comparaison directe de l'amplitude du champ complexe à la texture estimée pour plusieurs longueurs de cohérence. On peut aussi vérifier empiriquement que le speckle suit de façon satisfaisante une loi gaussienne complexe pour une certaine longueur de cohérence. L'estimation de la longueur de cohérence peut être effectuée par la méthode des sous-espaces décrite dans [77] et par évaluation selon deux tests statistiques [67], [75] et [78]. Les deux prochaines parties montrent le traitement à effectuer pour estimer la longueur de cohérence à partir des tests proposés ainsi que les limites de ces tests pour certaines données expérimentales.

2.3.2 Recherche de la longueur de cohérence temporelle par application du test de Jarque Bera sur le speckle gaussien complexe

En conservant l'hypothèse d'un modèle à deux échelles avec un processus non-gaussien modulant un processus gaussien complexe, les parties réelle et imaginaire du speckle doivent suivre des lois gaussiennes lorsque l'on estime la texture selon (2.20) et (2.22). Ainsi, le speckle est estimé sur chaque intervalle de cohérence de longueur L_c selon (2.20) écrite sous la forme :

$$\hat{s}[n] = \frac{z[n]}{\sqrt{\tau[k]}} \quad n = kL_c, \dots, (k+1)L_c - 1. \quad (2.23)$$

Afin de déterminer la longueur de cohérence permettant d'estimer correctement la texture et le speckle, un test statistique peut être effectué sur la distribution des parties réelle et imaginaire du speckle. Cela revient à tester les hypothèses nulles H_0 suivantes appliquées sur les parties réelle ou imaginaire du speckle [67] :

$$H_{0,r} : \Re(\hat{s}[n; L_c]) \sim N(\hat{a}_r, \hat{b}_r) \quad (2.24)$$

$$H_{0,i} : \Im(\hat{s}[n; L_c]) \sim N(\hat{a}_i, \hat{b}_i) \quad (2.25)$$

où $N(a, b)$ représente la loi normale de paramètres a et b et \Re et \Im représentent les parties réelle et imaginaire du speckle estimées pour la longueur de cohérence L_c .

Afin de tester si le speckle suit ou non une loi gaussienne complexe, un des tests statistiques utilisable est le test de Jarque-Bera [79]. Ce test ne permet pas d'affirmer que la distribution étudiée suit directement une loi gaussienne mais elle teste l'écart de la statistique des données expérimentales à celle d'une loi gaussienne par le calcul des paramètres d'asymétrie (skewness) et d'aplatissement (kurtosis) de l'échantillon étudié.

Dans le cas gaussien ces deux paramètres prennent les valeurs 0 et 3. Le test de Jarque-Bera est décrit par [79]

$$JB = \frac{N}{6} \left(S^2 + (K - 3)^2 / 4 \right) \quad (2.26)$$

où S et K représentent respectivement les coefficients de skewness et de kurtosis définis par les équations (2.15) et N le nombre de points de l'échantillon testé. Il s'agit ainsi de tester si l'asymétrie et l'aplatissement prennent conjointement les valeurs 0 et 3 en minimisant la variable test de Jarque-Bera. La distribution de ce test statistique suit asymptotiquement une loi du χ^2 à deux degrés de liberté.

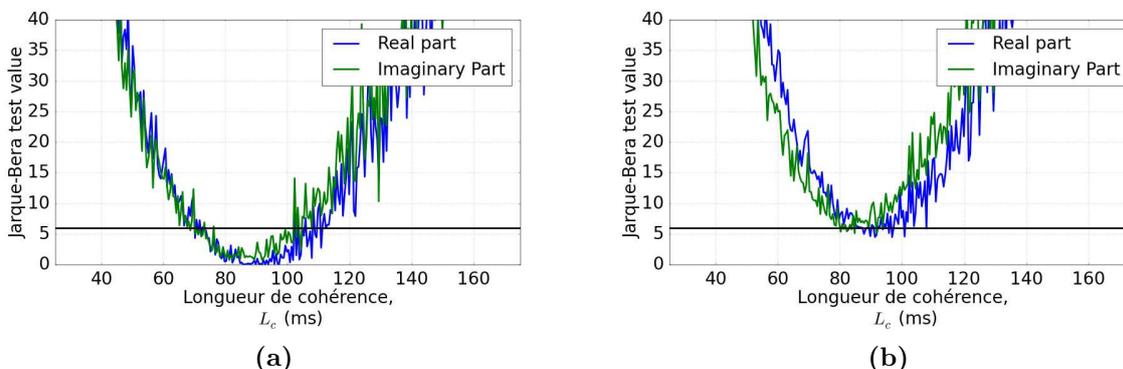


Fig. 2.12 – Test de Jarque-Bera pour une série temporelle en fonction de la longueur de cohérence L_c définie par (2.20) pour les deux cases distance sélectionnées (a) CD# 1 et (b) CD# 2.

Afin de vérifier la pertinence de la méthode proposée ci-dessus, l'estimation de la longueur de cohérence est effectuée sur les données expérimentales. Pour cela, la carte spatio-temporelle acquise par le radar MEMPHIS représentée sur la figure 2.3d est utilisée (les acquisitions MEDYCIS sont trop courtes temporellement pour obtenir une bonne représentation des résultats et les acquisitions MARSIG ne permettent pas de calculer le speckle complexe). Puisque le but de la démarche est de trouver la longueur de cohérence d'une série temporelle de fouillis de mer, l'estimation de celle-ci par le test de Jarque-Bera est effectuée pour deux cases distance (notées CD# 1 et CD# 2) de la carte étudiée. Ces deux cases distance sont choisies car elles sont des exemples représentatifs de l'application du test et des incertitudes qu'il peut engendrer. La figure 2.12a montre ainsi l'application du test de Jarque Bera sur la série temporelle de speckle de la première case distance. La courbe noire représente le niveau de confiance de l'hypothèse nulle à 0.05%. Si la valeur du test est inférieure à 5.99 alors l'hypothèse H_0 est acceptée. En outre, plus la valeur du test de Jarque-Bera est proche de 0, plus les valeurs des moments d'asymétrie et d'aplatissement sont conjointement et respectivement proche de 0 et 3. Pour cette case distance, le test de Jarque Bera est proche de 0 pour une longueur de cohérence estimée à environ 90 ms. La figure 2.12b montre la réalisation du test sur une autre case distance de la même carte spatio-temporelle. L'hypothèse nulle, c'est à dire l'hypothèse que les parties réelles et imaginaires du speckle suivent des lois gaussiennes n'est jamais atteinte quelle que soit la valeur de L_c . Sur ce dernier exemple, le test de Jarque-Bera ne permet pas de conclure de façon incontestable sur la normalité du speckle.

Pour comprendre l'incertitude du test de Jarque-Bera, les paramètres asymétrie et aplatissement ont été considérés. Leur variation en fonction de la longueur de cohérence montre que les statistiques des deux séries temporelles étudiées sont proches des statistiques gaussiennes lorsque L_c est proche de 90 ms. En effet, les figures 2.13a et 2.13b montrent l'évolution des deux moments en fonction de L_c . Pour chacune des deux séries temporelles, le kurtosis passe par la valeur 3 lorsque L_c est proche de 90 ms. Néanmoins, la skewness de la deuxième série temporelle n'atteint jamais la valeur 0. Un écart même faible avec cette valeur peut alors entraîner un écart assez important dans la formule (2.26) car le nombre de points N est de 120000. Afin de

2.3 Étude et validation du modèle statistique à deux échelles du fouillis de mer en incidence rasante

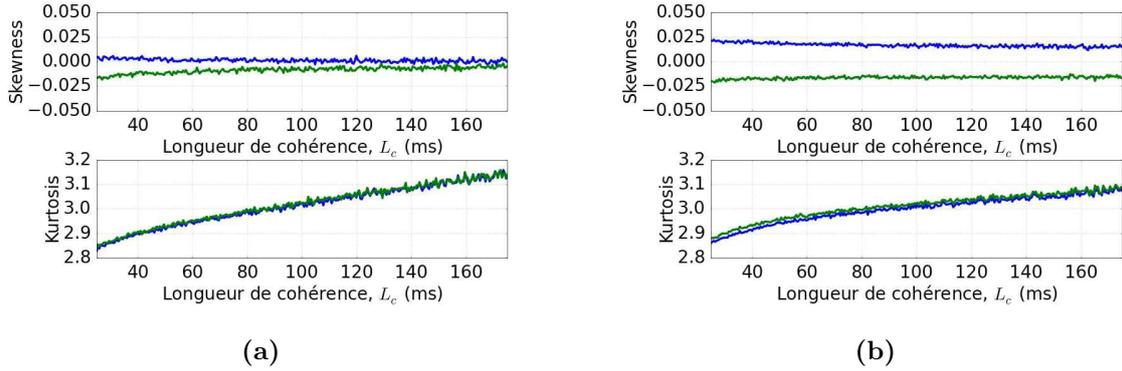


Fig. 2.13 – Évolution des paramètres de skewness et de kurtosis pour une série temporelle en fonction de la longueur de cohérence L_c pour les cases distance (a) CD# 1 et (b) CD# 2.

confirmer ces estimations de longueur de cohérence, il est alors nécessaire de croiser ce test avec le test proposé dans [75] et [78], basé sur la distance statistique de Kolmogorov-Smirnov.

2.3.3 Recherche de la longueur de cohérence temporelle par application du test de Kolmogorov-Smirnov

2.3.3.1 Test de Kolmogorov-Smirnov sur le ratio des parties réelles du fouillis de mer

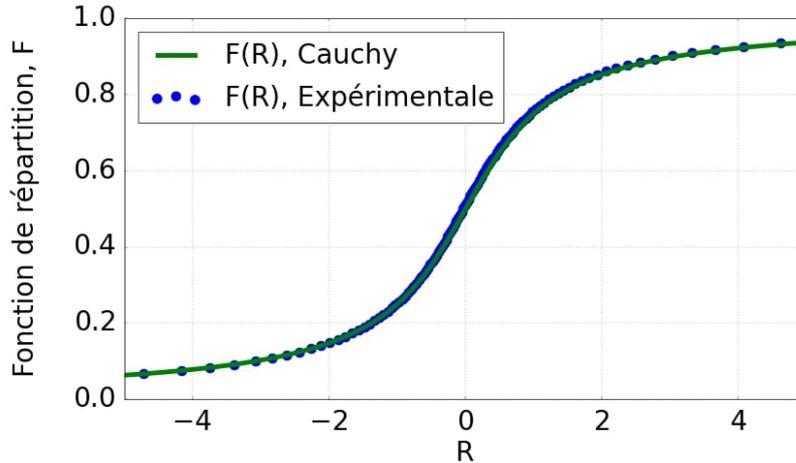


Fig. 2.14 – Comparaison des fonctions de répartition du ratio (2.27) calculé sur la case distance CD#1 et de la loi de Cauchy correspondante pour une longueur de cohérence de 90 ms estimée par le test de Jarque-Bera sur la figure 2.12a.

L'équation (2.21), montre que l'on fait l'hypothèse que la texture est constante sur la longueur de cohérence L_c . A partir de cette équation et de (2.20), on obtient

$$R = \frac{\Re(z[n])}{\Re(z[n + L_c])} \simeq \frac{\Re(s[n])}{\Re(s[n + L_c])}. \quad (2.27)$$

Cette égalité montre que sur l'intervalle L_c , le ratio des parties réelles du champ complexe est égal au ratio des parties réelles du speckle c'est à dire du processus gaussien complexe, et cela indépendamment du processus modulant. Ce ratio suit une distribution de Cauchy [80] dont les

paramètres sont décrits par $a(L_c) = \rho_g(L_c)$ et $b(L_c) = \sqrt{1 - \rho_g^2(L_c)}$ où $\rho_g(L_c)$ est le coefficient de corrélation entre $\Re(s[n])$ et $\Re(s[n + L_c])$. Afin de valider l'hypothèse d'un modèle gaussien composé et d'estimer la longueur de cohérence, il est nécessaire de tester l'hypothèse nulle H'_0 suivante :

$$H'_0 : \frac{\Re(z[n])}{\Re(z[n + L_c])} \sim C[\hat{a}(L_c), \hat{b}(L_c)], \quad (2.28)$$

où C est une loi de Cauchy de paramètres de position et d'échelle $\hat{a}(L_c)$ et $\hat{b}(L_c)$. La figure 2.14 montre en effet que si l'on applique la longueur de cohérence de 90 ms au champ complexe de la première case distance étudiée, le ratio (2.27) est proche d'une loi de Cauchy. Un résultat similaire est obtenu pour la seconde case distance étudiée.

Un outil statistique permettant de vérifier l'hypothèse (2.28) est la distance généralisée de Kolmogorov-Smirnov (KS) [80] évaluée sur un échantillon à tester de taille N et décrite par

$$D_N(L_c) = \max |F_N(x) - F(x; \hat{a}(L_c), \hat{b}(L_c))| \quad (2.29)$$

où $F_N(x)$ correspond à la CDF (cumulative density function) empirique d'un échantillon de taille N et $F(x; \hat{a}(L_c), \hat{b}(L_c))$ la CDF théorique ayant pour paramètres a et b . Ainsi pour une valeur de L_c donnée, l'hypothèse nulle (2.28) peut être validée si $D_N(L_c) < T$ où T est un seuil établi au niveau de confiance α de H'_0 . La limite de ce test réside dans le fait que sous l'hypothèse H'_0 , une fraction α d'erreur est attendue. L'application de ce test nécessite par la suite d'utiliser un filtre médian de la distance $D_N(L_c)$ et d'instaurer un seuil spécifique [75].

La CDF de la loi de Cauchy peut s'écrire sous une forme standardisée

$$F(x; a, b) = F\left(\frac{x - a}{b}\right) = \frac{1}{2} + \frac{1}{\pi} \arctan\left(\frac{x - a}{b}\right). \quad (2.30)$$

Cela permet d'établir que la distance (2.29) ne dépend pas des paramètres a et b [80]. Dans le cas où le coefficient de corrélation $\rho_g(L_c)$ est inconnu (pour des données synthétiques générées numériquement par exemple [75]), les paramètres de position et d'échelle de la loi de Cauchy peuvent être approchés par des estimateurs définis par

$$\begin{aligned} \hat{a} &= \sum_i c_i r(i) & (2.31) \\ \text{avec } c_i &= \frac{\sin\left[4\pi\left(\frac{i}{N+1} - 0.5\right)\right]}{N \tan\left[\pi\left(\frac{i}{N+1} - 0.5\right)\right]} \\ \hat{b} &= \sum_i d_i r(i) & (2.32) \\ \text{avec } b_i &= \frac{8}{N} \tan\left[\pi\left(\frac{i}{N+1} - 0.5\right)\right] \cos^4\left[\pi\left(\frac{i}{N+1} - 0.5\right)\right] \end{aligned}$$

et où $r(i)$ représente la réalisation d'ordre i du ratio (2.27).

Afin de comparer ce test statistique avec le test de Jarque-Bera, la distance D_N (2.29) est calculée sur les deux séries temporelles étudiées précédemment. Les figures 2.15a et 2.15b montrent les résultats obtenus en faisant varier L_c sur la même gamme de valeurs. Les courbes noires représentent le niveau de confiance à 99% du test de (2.28). Pour la première série temporelle, on rejette l'hypothèse à partir d'une valeur de L_c proche de 110 ms. Ainsi la valeur obtenue pour le test de Jarque-Bera est acceptée par la distance D_N . Cependant, il est montré dans [75]

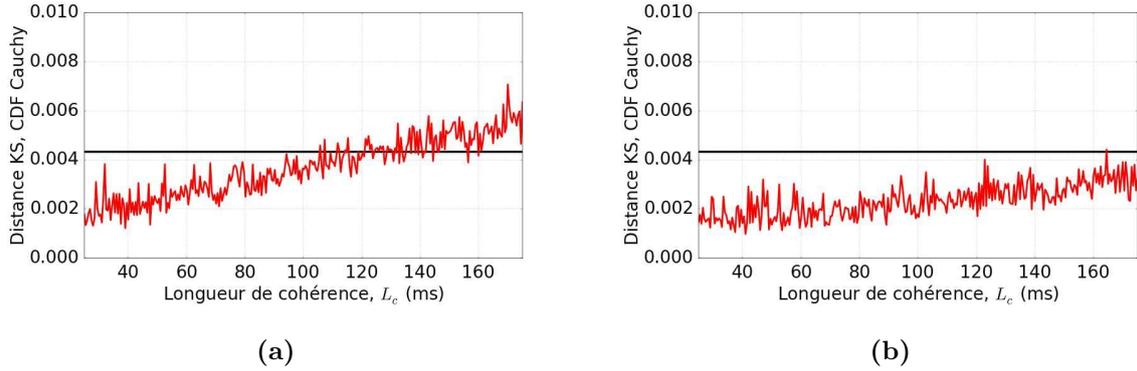


Fig. 2.15 – Calcul de la distance D_N (2.29) entre le ratio (2.27) et la CDF théorique de Cauchy en fonction de la longueur de cohérence L_c pour les cases distance (a) CD# 1 et (b) CD# 2.

que le niveau d'acceptation du test ne suffit pas pour déterminer précisément L_c . Ce résultat est confirmé ici. Pour la seconde case distance, quelle que soit L_c sur l'intervalle choisi, l'hypothèse que le ratio (2.27) suit une loi de Cauchy est acceptée. Cependant la combinaison des deux tests ne nous permettrait pas de choisir de manière certaine la bonne longueur de cohérence.

2.3.3.2 Test de Kolmogorov-Smirnov sur l'amplitude du speckle

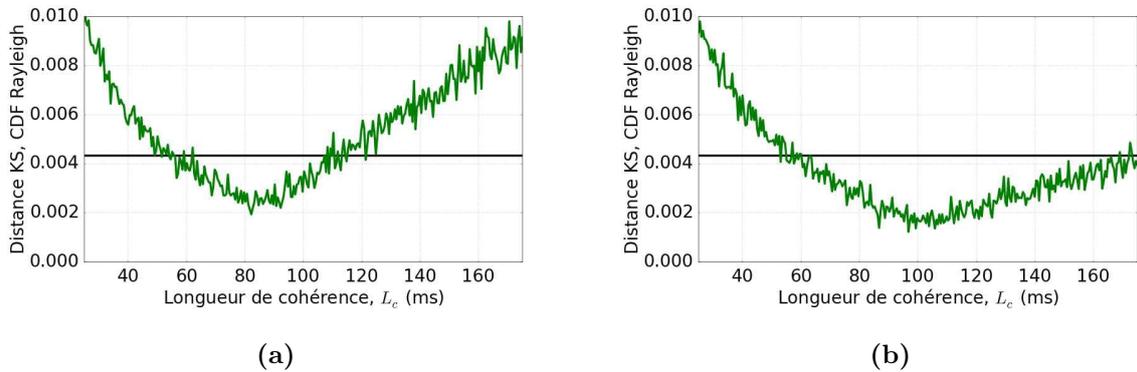


Fig. 2.16 – Calcul de la distance D_N (2.29) entre la distribution du speckle et la distribution de Rayleigh théorique correspondante en fonction de la longueur de cohérence L_c pour les cases distance (a) CD# 1 et (b) CD# 2.

Comme dernière vérification, il est possible de calculer la distance de Kolmogorov-Smirnov pour vérifier si l'amplitude du speckle obtenue pour une certaine longueur L_c suit bien une loi de Rayleigh paramétrée par sa variance. Ce troisième test permet alors d'affiner le choix de L_c pour toutes les cases distance étudiées. Les figures 2.16a et 2.16b montrent l'application de la distance D_N à l'amplitude du speckle en fonction de la longueur de cohérence. Ces deux figures montrent que l'augmentation de L_c entraîne dans un premier temps une diminution de la distance D_N . Cette dernière augmente ensuite après avoir franchi un minimum se trouvant sous le seuil de confiance du test de Kolmogorov-Smirnov. Ce minimum se trouve respectivement à environ 90 ms et 100 ms pour les cases distance CD# 1 et CD# 2 coïncidant avec les ordres de grandeurs obtenus par le test de Jarque-Bera. L'application de ce dernier test est donc satisfaisante, permettant de trouver la meilleure valeur de longueur de cohérence.

Cette partie a donc permis de présenter les méthodes pouvant être mises en œuvre pour es-

timer la longueur de cohérence du fouillis de mer. Bien qu’une incertitude puisse résider sur la longueur de cohérence après l’application du test de Jarque-Bera pour certaines cases distance, les résultats présentés dans cette partie illustrent le comportement général de la carte étudiée. La valeur de 90 ms est confirmée par les tests utilisant la distance de Kolmogorov-Smirnov. Cela permet d’obtenir un ordre de grandeur assez précis de la longueur de cohérence à appliquer si l’on souhaite extraire le speckle et la texture du champ complexe. De plus, la distance parcourue par les vagues dominantes pendant cette longueur de cohérence est d’environ 1.1 m ce qui est de l’ordre de grandeur de la résolution d’une case distance. L’estimation de la longueur de cohérence sur les autres cartes acquises par le radar MEMPHIS ne semble pas dépendre de la direction de visée du radar. En effet, toutes les cartes acquises par MEMPHIS présentent des longueurs de cohérence proches de 90 ms. Il a aussi été montré dans [67] que la longueur de cohérence augmente avec la taille de la cellule radar.

2.3.4 Validation du modèle à deux échelles par la caractérisation des distributions des deux composantes du fouillis de mer.

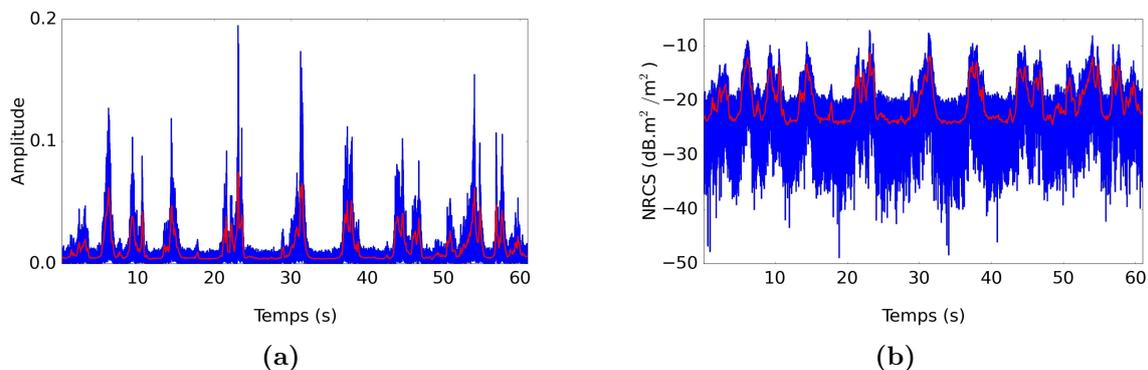


Fig. 2.17 – Estimation de la texture de la série temporelle illustrée sur la figure 2.1 acquise par le radar MEMPHIS (35 GHz) représentée par la courbe bleue. La courbe rouge représente la texture estimée pour une longueur de cohérence de 90 ms. (a) Amplitude, échelle linéaire ; (b) NRCS, échelle logarithmique.

Après avoir estimé la longueur de cohérence, la texture s’obtient en appliquant l’équation (2.22). Il s’agit ici de la puissance moyenne du champ rétrodiffusé sur l’intervalle de cohérence. Ainsi $\sqrt{\tau[n]}$ correspond à la représentation discrète de la texture en amplitude tandis que la séquence $\tau[n]$ doit être comparée à la séquence de NRCS correspondante. Pour illustrer le filtrage du speckle et l’estimation de la texture à partir du champ rétrodiffusé, l’équation (2.22) est appliquée à la série temporelle acquise par le radar MEMPHIS représentée sur la figure 2.1. La comparaison de la séquence $\sqrt{\tau[n]}$ ainsi estimée avec la séquence d’amplitude correspondante est représentée sur la figure 2.17a en échelle linéaire. La représentation en puissance et en échelle logarithmique est illustrée sur la figure 2.17b. Sur ces deux figures, les courbes rouges marquent l’estimation de la texture. Cette estimation respecte bien l’hypothèse d’un modèle à deux échelles avec une variation lente. La périodicité de la texture coïncide bien avec l’ordre de grandeur de la période des vagues dominantes enregistrée par la bouée pour cette carte ($T_p = 8.21$ s). D’un point de vue numérique, l’estimation de la texture a tendance à diminuer la valeur de l’amplitude du champ au niveau des crêtes et marque un niveau minimum constant dans les creux.

Pour valider le modèle à deux échelles, il est nécessaire d’étudier les distributions des deux composantes de l’amplitude du fouillis de mer, la texture et le speckle. Pour cela, la distribution de la texture estimée est comparée à une loi Log-Normale et une loi Gamma. En effet ces deux

2.3 Étude et validation du modèle statistique à deux échelles du fouillis de mer en incidence rasante

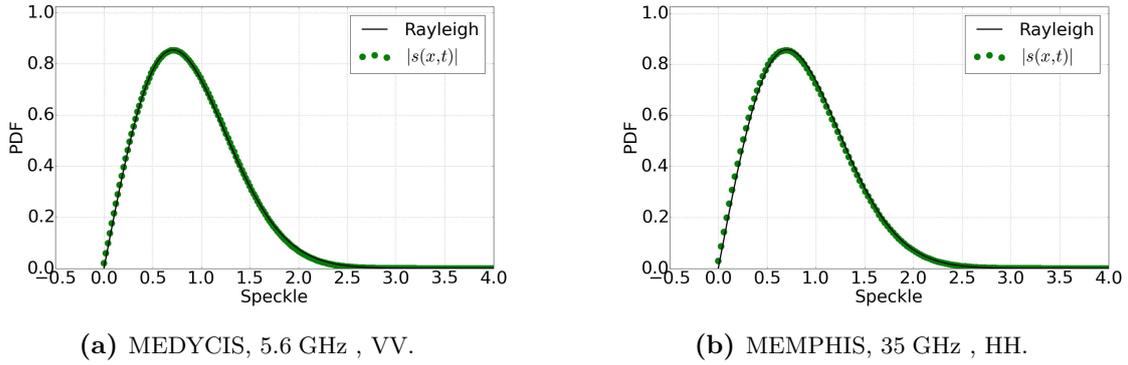


Fig. 2.18 – Distributions des estimations des séquences de speckle pour les acquisitions radar (a) MEDYCIS, polarisation VV et (b) MEMPHIS et comparaison avec les lois théoriques Rayleigh (courbe noire).

lois combinées à une loi Rayleigh donnent les lois GK-LNT et K. La loi Gamma est alors définie par

$$p_X(x; a, b) = \frac{b^a}{\Gamma(a)} x^{-a-1} e^{-\frac{b}{x}}, \quad x > 0 \quad (2.33)$$

et la loi log-Normale est donnée par l'équation (2.5). Les figures 2.18a et 2.18b montrent les distributions des séquences de speckle obtenues après estimation de la texture. Celles-ci sont confrontées à une loi Rayleigh. En effet, si le speckle est un processus aléatoire gaussien complexe, il suit en amplitude une loi Rayleigh. Pour les deux cartes sélectionnées pour l'exemple (MEDYCIS, polarisation VV et MEMPHIS), le speckle suit parfaitement une loi de Rayleigh.

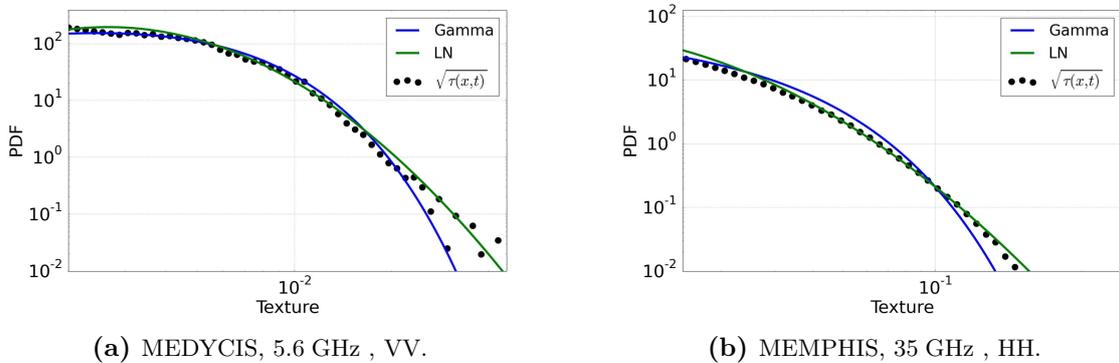


Fig. 2.19 – Distributions des séquences de texture pour les acquisitions radar (a) MEDYCIS, polarisation VV et (b) MEMPHIS et comparaison avec les lois théoriques Gamma (courbe bleue) et Log-Normale (courbe verte).

Les figures 2.19a et 2.19b montrent les distributions des séquences de texture respectivement associées aux séquences de speckle des figures 2.18a et 2.18b. Les distributions de texture sont alors comparées aux lois Gamma et Log-Normale. En accord avec les résultats obtenus sur l'amplitude du fouillis de mer, la loi Log-Normale parvient à reproduire de façon satisfaisante le comportement statistique. Les résultats obtenus pour la polarisation horizontale sont équivalents à ceux obtenus en polarisation verticale en bande C (représentés par les figures 2.18a et 2.19a). Le modèle à deux échelles gaussien composé est par conséquent valide pour représenter le fouillis de mer en incidence rasante dans la gamme de fréquence étudiée ([5.6 GHz - 35 GHz]) quelle que soit la polarisation. Ces résultats viennent ainsi compléter plusieurs études qui

convergent vers ce modèle [64], [66], [67] et [71].

2.4 Étude de la corrélation et du comportement spectral de l'amplitude et de la texture

Les parties précédentes ont permis d'identifier le comportement statistique du fouillis de mer en incidence rasante. Afin de compléter la représentation en amplitude du fouillis et de permettre une reproduction synthétique fidèle de son comportement temporel et spatial, les fonctions d'autocorrélation temporelle et spatiale ont été étudiées. Elles permettent de mettre en évidence des motifs répétés d'un signal sur l'axe temporel ou l'axe spatial et peuvent donc mettre en évidence le caractère périodique du signal. Les spectres 1D permettront de compléter cette représentation dans le domaine spectral. Cette partie a donc pour objectif de présenter le comportement spatio-temporel des données expérimentales, dans le but d'en proposer ultérieurement une modélisation semi-empirique.

2.4.1 Étude de la périodicité spatio-temporelle du fouillis de mer par estimation des fonctions d'autocorrélation

L'étude de l'autocorrélation d'un signal permet de détecter des profils répétés dans un signal parasité par du bruit. Cette fonction permet dans l'étude du fouillis de mer de mettre en évidence la modulation du signal rétrodiffusé par les vagues dominantes de la surface de mer. Pour cela, la fonction d'autocorrélation est définie pour un signal donné $x(t)$ par

$$R_x(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)x^*(t - \tau)dt. \quad (2.34)$$

On définit la fonction d'autocorrélation d'un signal x en écriture à temps discret par

$$\hat{R}_x[m] = \sum_{k=1}^N x[k]x^*[k + m]. \quad (2.35)$$

Le formulation de la fonction d'autocorrélation reste identique pour l'étude temporelle et spatiale.

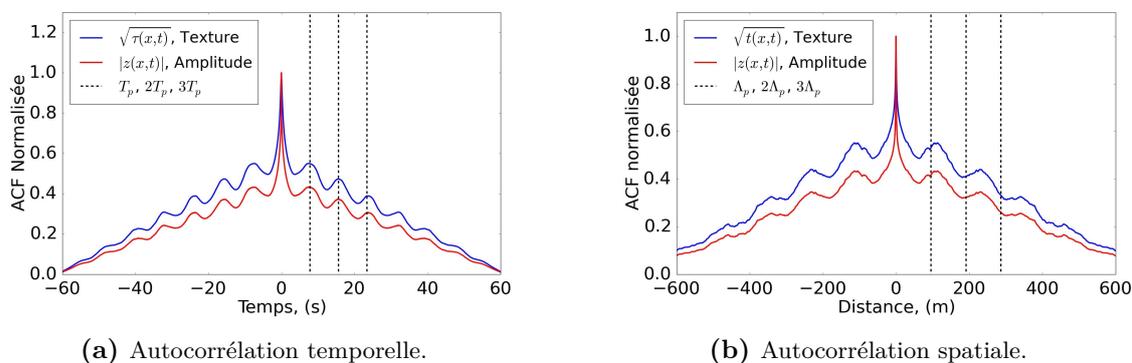


Fig. 2.20 – Fonctions d'autocorrélation normalisées de l'amplitude (courbe rouge) et de la texture (courbe bleue) de la carte spatio-temporelle de fouillis de mer choisie. Les traits noirs discontinus représentent les multiples de la période temporelle (a) et spatiale (b) des vagues dominantes.

Les figures 2.20a et 2.20b présentent des exemples de fonctions d'autocorrélation temporelle et spatiale, moyennées respectivement en distance et en temps, de la carte de fouillis de mer sélectionnée. Le comportement des fonctions d'autocorrélation peut être décrit par un pic à l'origine suivi d'une décroissance plus lente, modulée par un régime sinusoïdal. Les oscillations observées possèdent ainsi des périodes légèrement plus faibles que les périodes temporelles et spatiales de la vague dominante. Cela s'explique par l'effet de projection sur la direction de visée du radar du déplacement des vagues. Ainsi de la même façon que l'on pouvait observer des vitesses de phase des vagues dominantes plus fortes que celles enregistrées par la bouée sur la figure 2.4, on peut observer des périodes plus grandes que celles enregistrées lors des acquisitions. On peut noter de plus une différence entre les fonctions d'autocorrélation de la texture et celle de l'amplitude qui provient de la décorrélation très rapide du speckle.

Il est aussi intéressant de noter que le comportement de la corrélation peut être perturbé sur 2 aspects. Premièrement, l'oscillation de la fonction d'autocorrélation n'est visible que pour des angles d'azimut entre la direction de visée du radar et des vagues relativement faibles. En effet lorsque l'on approche de la condition "cross-waves", les structures de vagues disparaissent et la fonction d'autocorrélation décroît sans oscillations sinusoïdales. Le deuxième phénomène perturbateur est la présence ponctuelle de structures de vagues transverses ou destructives observables sur certaines cartes de fouillis de mer. Dans ce cas, la disparition de structures de vagues bien définies entraîne une disparition des oscillations sinusoïdales sur les fonctions d'autocorrélation.

La reproduction du comportement de la corrélation passe par une modélisation et paramétrisation des fonctions d'autocorrélation. Cette étude est proposée dans le chapitre 5.

2.4.2 Étude du comportement de la densité spectrale de puissance de l'amplitude du fouillis de mer

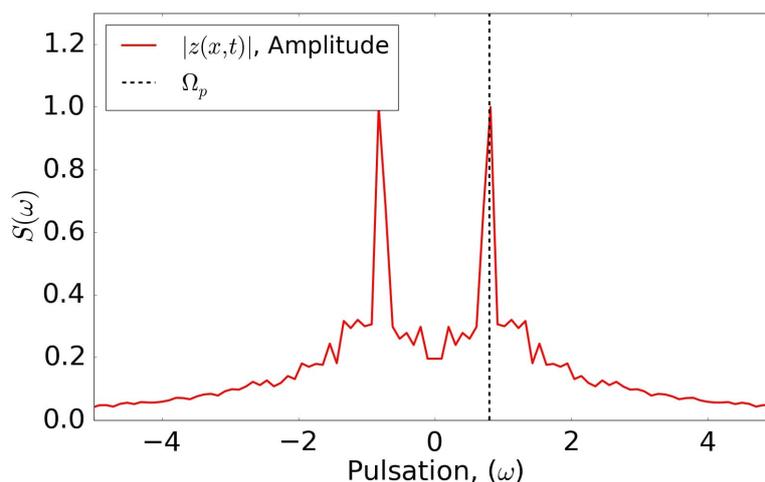


Fig. 2.21 – Densité spectrale de puissance temporelle normalisée de la carte de fouillis de mer sélectionnée associée à la fonction d'autocorrélation présentée sur la figure 2.20a.

Le théorème de Wiener-Khintchine permet de lier la fonction d'autocorrélation avec la densité spectrale de puissance, $S(f)$, par

$$R_x(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} S(f) e^{j2\pi f\tau} df. \quad (2.36)$$

Les spectres 1D temporels ou spatiaux associés respectivement aux fonctions d'autocorrélation temporelles ou spatiales peuvent ainsi être calculés par transformée de Fourier des fonctions d'autocorrélation ou par calcul de la densité spectrale de puissance (DSP) du signal considéré. On définit ainsi la DSP d'un signal discret x par

$$S(k) = \left| \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-j2\pi nk/N} \right|^2. \quad (2.37)$$

Le passage dans le domaine spectral permet d'étudier la répartition de puissance en fonction du nombre d'onde ou de la pulsation. Il est ainsi normal de retrouver sur la figure 2.21 un pic proche de la pulsation de la vague dominante mesurée par la bouée. La contribution à la fréquence nulle a été volontairement diminuée pour pouvoir observer ces pics.

2.5 Synthèse des résultats

La première partie de ce chapitre est dédiée à l'étude de la distribution d'amplitude du fouillis de mer. L'analyse de cette distribution d'amplitude permet d'appréhender le phénomène de spikes de mer qui joue un rôle important dans le chaîne de détection radar à incidence rasante. Les spikes correspondent alors aux échos à forte rétrodiffusion principalement localisés sur les crêtes du signal rétrodiffusé. En incidence rasante, la distribution de l'amplitude du fouillis est modifiée par l'allongement de sa queue de distribution et ne peut plus être décrite par une loi gaussienne. La loi GK-LNT permet de restituer l'amplitude du fouillis de mer des données expérimentales. Cette loi, contrôlée par ses paramètres de forme et d'échelle, possède l'avantage de ne pas dépendre, au niveau de sa forme, de la calibration des données. Elle coïncide de plus avec le modèle à 2 échelles fréquemment proposé dans la littérature. Le paramètre de forme, σ est contrôlé uniquement par le ratio $\frac{m_2}{m_1}$. Toutefois les données expérimentales issues de la campagne MARLENE du fait de problèmes de calibration ou de rapport signal à bruit trop faible ne permettent pas de dégager une tendance significative sur la variation du ratio par rapport à l'angle d'azimut. Cela ne permet alors pas d'obtenir une paramétrisation précise de la loi GK-LNT en fonction des conditions d'acquisition.

En effet, le fouillis de mer peut être décrit comme la superposition de deux composantes, la texture et le speckle, modélisant chacune respectivement les variations lentes et rapides de celui-ci. La seconde étude proposée dans ce chapitre permet d'extraire la texture d'une série temporelle de fouillis de mer par l'estimation de sa longueur de cohérence. Celle-ci est rendue possible par l'application de plusieurs tests statistiques appliqués aux données expérimentales. Ces tests, présentant des incertitudes, nécessitent d'être couplés afin d'obtenir une estimation la plus précise possible. Le modèle 2 échelles est ensuite validé. Il est alors démontré que les distributions de la texture et du speckle sont en adéquation avec la loi GK-LNT.

Dans un troisième temps, les fonctions d'autocorrélation et les spectres 1D correspondants ont été calculés. Ils permettent de compléter la représentation de l'amplitude du fouillis de mer par la prise en compte de la périodicité du fouillis de mer coïncidant avec la périodicité des vagues dominantes enregistrée lors des acquisitions.

Pour restituer pleinement une série temporelle complexe de fouillis de mer, il est toutefois nécessaire de reproduire la phase de ce dernier. Ceci peut s'effectuer grâce à un traitement Doppler. Ainsi le chapitre suivant propose l'étude des spectres Doppler des données de la campagne MARLENE. Cette étude mènera ensuite à l'analyse du comportement en vitesse des spikes de mer et de leur lien avec les diffuseurs rapides.

Chapitre 3

Caractérisation du comportement du spectre Doppler du fouillis de mer en incidence rasante et analyse du phénomène de spikes de mer

Sommaire

3.1	Analyse des spectres Doppler des séries spatio-temporelles de fouillis de mer	48
3.1.1	Principe de calcul des spectres Doppler	48
3.1.2	Analyse de la variabilité en angle d'azimut et de rasance	51
3.1.3	Confrontation des données expérimentales à la théorie classique de la modulation de la vague de Bragg	53
3.2	Mise en évidence de l'impact des spikes	57
3.2.1	Modification des spectres Doppler	57
3.2.2	Impact sur la détection de cible	58
3.3	Étude du comportement spatio-temporel des vitesses Doppler quasi-instantanées	59
3.3.1	Principe de calcul des vitesses Doppler quasi-instantanées	59
3.3.2	Comportement temporel et spatial de la vitesse Doppler	61
3.3.3	Distribution des vitesses Doppler et distribution croisée NRCS/vitesses	62
3.3.4	Filtrage des vitesses dans les creux	65
3.4	Détection des spikes et étude du comportement de leurs vitesses	66
3.4.1	Seuil de détection CFAR	66
3.4.2	Influence du seuil de détection	68
3.4.3	Variabilité en azimut du comportement des spikes de mer	70
3.5	Synthèse des résultats et interprétation de l'origine des spikes	71
3.5.1	Résultats obtenus	71
3.5.2	Origine des spikes	72

Ce chapitre a pour but de caractériser le comportement du spectre Doppler de signaux complexes de fouillis de mer en incidence rasante. Le traitement Doppler des séries spatio-temporelles de fouillis permet d'obtenir des informations sur la phase de ces signaux. Une première approche est d'étudier le spectre Doppler des séries temporelles d'une carte temps-distance de fouillis de mer. On cherche alors à montrer que les vitesses Doppler moyennes calculées sur ces spectres ne

respectent pas la théorie classique de modulation des vagues de Bragg par la vitesse orbitale des vagues dominantes [8]. Les diffuseurs rapides observés sur les spectres Doppler pourraient alors être engendrés par les spikes de mer. Ainsi, la deuxième approche a été de calculer les spectres Doppler quasi-instantanés afin de caractériser plus précisément le comportement en vitesse des spikes de mer. Ces calculs permettent d'établir des cartes temps-distance de vitesses Doppler quasi-instantanées et d'étudier ainsi la relation entre NRCS et vitesses Doppler.

3.1 Analyse des spectres Doppler des séries spatio-temporelles de fouillis de mer

Le traitement Doppler radar des signaux rétrodiffusés par la surface de la mer nécessite l'utilisation d'un radar cohérent permettant l'acquisition de la phase du signal rétrodiffusé, comparable d'impulsion à impulsion. Les premières études Doppler ont été réalisées à la fin des années 60 à partir de plateformes maritimes [81], [82]. Les radars MEDYCIS et MEMPHIS déployés durant la campagne MARLENE pour l'étude du fouillis de mer à incidence rasante permettent d'effectuer le même type d'étude.

3.1.1 Principe de calcul des spectres Doppler

Les signaux rétrodiffusés par la surface de la mer et enregistrés dans la base de données MMA sont représentés sous la forme de signaux complexes I et Q . On a ainsi un signal de champ rétrodiffusé, $z(x, t)$, décrit par

$$z(x, t) = I(x, t) + iQ(x, t) \quad (3.1)$$

Le traitement Doppler est effectué par transformée de Fourier sur l'axe temporel. Un spectre Doppler est ainsi décrit par

$$S_{CD}(f) = \left| \int_{-\infty}^{\infty} z_{CD}(t) e^{2i\pi ft} dt \right|^2 \quad (3.2)$$

où $S_{CD}(f)$ représente la densité spectrale de puissance et l'annotation $z_{CD}(t)$ correspond au champ complexe d'une case distance sur l'axe spatial. Les spectres Doppler sont normalisés de telle sorte que leur intégrale soit égale à la puissance moyenne du signal sur le temps d'intégration (*i.e.* la NRCS moyenne d'une série temporelle). La conversion de l'axe des fréquences Doppler en vitesses Doppler se fait par $v = \frac{\lambda_e}{2} f$ avec λ_e la longueur d'onde émise par le radar et ainsi $S_{CD}(f)df = S_{CD}(v)dv$.

Le premier traitement de la base de données est alors d'estimer la vitesse moyenne des spectres Doppler. Pour cela, la densité spectrale de puissance est dans un premier temps calculée sur toutes les cases distance d'une carte temps-distance de fouillis de mer donnée. Le spectre Doppler moyen est obtenu en moyennant les densités spectrales de toutes les cases distances. Il est donc défini par

$$S(f) = \frac{1}{N_{CD}} \sum_{CD} S_{CD} \quad (3.3)$$

où N_{CD} représente le nombre de cases distance de l'acquisition temps-distance étudiée. La normalisation du spectre Doppler ainsi obtenue en le divisant par sa puissance moyenne, $\int S(v)dv$, revient à transformer la densité spectrale de puissance en densité de probabilité dont l'intégrale

est égale à 1. Cela permet alors d'estimer le moment d'ordre 1 du spectre c'est à dire sa moyenne. Dans le cas de spectre Doppler, il s'agit donc de la vitesse Doppler moyenne, V_m , définie par

$$V_m = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} vS(v)dv}{\int_{-\infty}^{\infty} S(v)dv}. \quad (3.4)$$

Les moments d'ordres supérieurs peuvent aussi être estimés de cette façon. La largeur spectrale est par exemple définie comme le moment d'ordre 2 du spectre Doppler. Elle est estimée par

$$B_D = \left(\frac{\int_{-\infty}^{\infty} (v - V_m)^2 S(v)dv}{\int_{-\infty}^{\infty} S(v)dv} \right)^{1/2}. \quad (3.5)$$

La largeur spectrale estimée ici est homogène à une vitesse.

La transformation de Fourier sur un signal numérique, permettant le passage du domaine temporel au domaine fréquentiel, engendre une limite fréquentielle appelée nombre ou fréquence de Nyquist au delà de laquelle les spectres se replient. Ainsi, pour le radar MEMPHIS, la PRF utilisée pour les acquisitions est de 2000 Hz, c'est à dire que les signaux sont échantillonnés à un pas de temps $dt = 0.5$ ms. A 35 GHz, cette fréquence d'échantillonnage implique alors un repliement des spectres pour une vitesse de 4.23 m/s. Cette vitesse limite se révèle trop faible pour pouvoir estimer correctement les vitesses Doppler associées à une surface océanique soumise à un vent important. Une manipulation des spectres, obtenue à 35 GHz, a donc été effectuée pour contrer ce repliement spectral. Pour cela, la partie négative du spectre ($v < -1$ m/s) est ajoutée à la partie positive ($v > 4.23$ m/s). Ceci implique de supposer que la partie négative provient du repliement de la partie positive et qu'elle ne comporte que l'énergie du spectre replié. Cette supposition est acceptable avec les spectres Doppler du radar MEMPHIS. En effet, ceux-ci chutent rapidement vers leur niveau minimal sur les vitesses négatives et se comportent de façon similaire à ceux obtenus à 5.6 GHz qui ne présentent pas ce problème numérique de repliement.

Les figures 3.1a, 3.1c et 3.1e présentent les cartes distance-vitesses Doppler calculées à partir des champs complexes sélectionnés au chapitre 1. Leurs spectres moyens respectifs sont illustrés sur les figures 3.1b, 3.1d et 3.1f. La première représentation permet d'étudier la variabilité du spectre Doppler en distance. Cette variabilité montre que certaines cases distance contiennent des événements locaux responsables de l'apparition de vitesses élevées. La courte durée d'intégration des acquisitions MEDYCIS permet donc d'observer la présence ou non de ces événements. A l'inverse, la durée d'intégration des spectres obtenus à partir des données MEMPHIS de 60 s augmente la probabilité d'avoir un événement dans la case, et n'exclue pas que plusieurs de ces événements peuvent exister dans la même case distance. La contribution d'un événement unique sur une case distance est alors plus ou moins atténué selon le temps d'intégration. L'analyse de ces représentations vitesses Doppler-distance montre toutefois que ces trois cartes temps-distance de fouillis possèdent des événements provoquant l'apparition de vitesse Doppler dépassant les 4 m/s.

La représentation en spectre moyen rend compte du comportement plus général des spectres Doppler. Ces trois spectres Doppler moyens possèdent la même caractéristique d'asymétrie souvent observée en incidence rasante et particulièrement en configuration up-wave (les vagues se propagent en avançant dans la direction de pointage du radar) [83]. En effet, la pente du spectre sur sa partie gauche est beaucoup plus élevée que sur la partie droite (cf. figures 3.1b, 3.1d et 3.1f). Ceci est la conséquence des fortes contributions des événements locaux aux vitesses

3.1 Analyse des spectres Doppler des séries spatio-temporelles de fouillis de mer

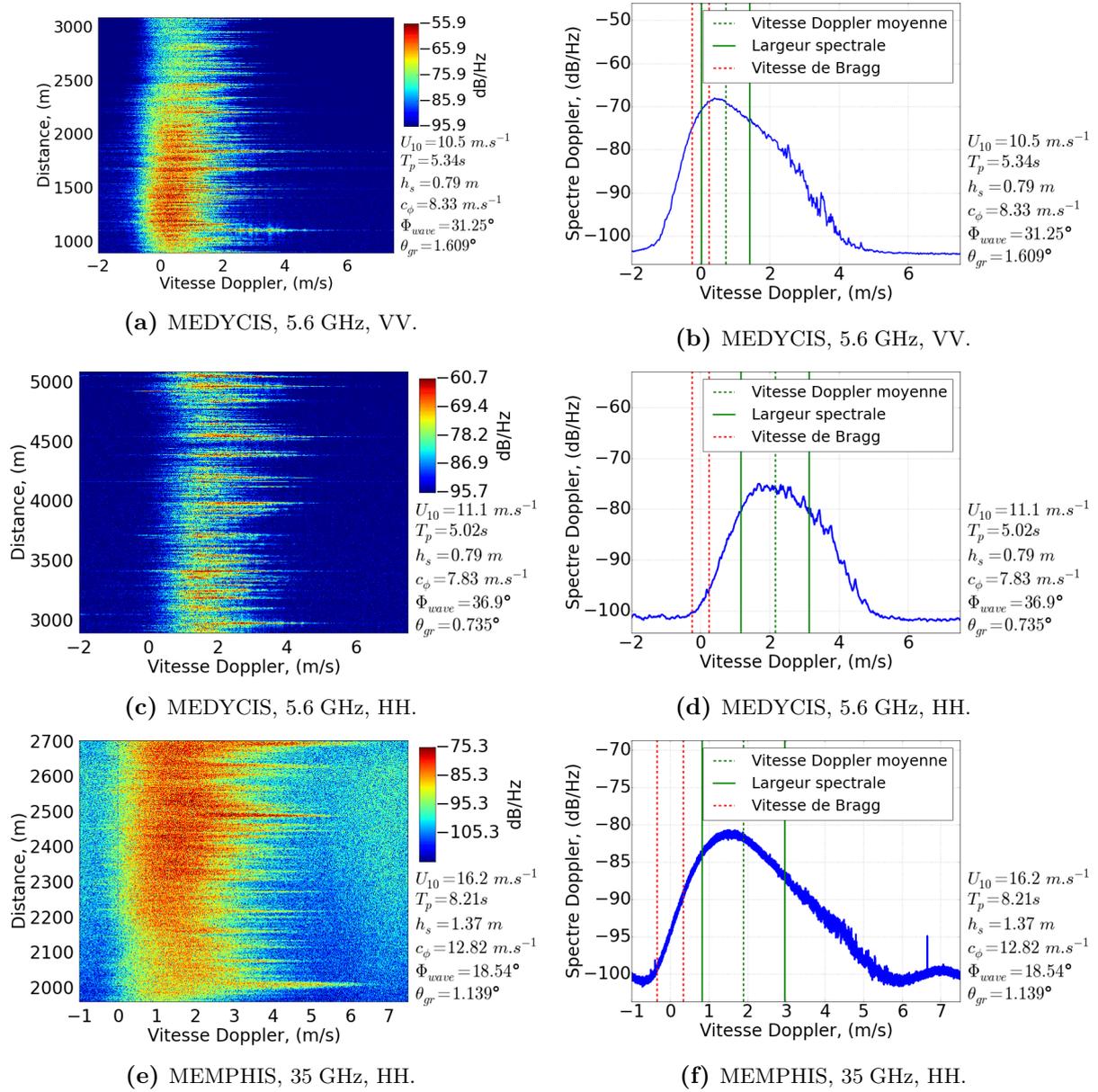


Fig. 3.1 – Cartes Doppler-distance (a-c-e) et spectres Doppler moyen (b-d-f) en échelle logarithmique obtenus à partir des acquisition des radars MEDYCIS et MEMPHIS.

Doppler élevées. Cette asymétrie implique par conséquent que la vitesse moyenne calculée selon l'équation (3.4) est supérieure à la valeur du pic du spectre Doppler. Ce comportement est caractéristique des observations faites à incidence rasante et s'accroît avec la vitesse du vent. En effet, en condition de faible vent ainsi qu'en configuration cross-wave (angle d'azimut de 90°), des études ont montré [34], [84] que le spectre Doppler produit deux pics symétriques par rapport à la fréquence nulle. Ces pics se situent proches de la vitesse de Bragg translatée du courant radial. Celle-ci correspond à la vitesse de phase des vagues possédant la longueur d'onde de Bragg. Cette vitesse est symbolisée par les traits discontinus rouges sur les figures 3.1b, 3.1d et 3.1f. Ces dernières montrent donc que l'on s'écarte fortement du régime de vitesse de Bragg. À l'inverse, la vitesse Doppler moyenne ne correspond pas non plus à la vitesse de phase des vagues dominantes ni à leur vitesse de groupe ($c_g = c_\phi/2$).

Le chapitre 1 a montré que le radar MEDYCIS ne rend pas les études polarimétriques possibles. Cependant des comparaisons entre les acquisitions non simultanées en polarisation horizontale et verticale peuvent être effectuées. Ainsi, à conditions environnementales similaires lors des acquisitions, la polarisation verticale conduit à une vitesse Doppler moyenne plus faible que la polarisation horizontale. Cette observation coïncide avec plusieurs études en incidence rasante en configuration up-wind ou up-wave [84], [85] et [4], [59]. Les spectres Doppler en polarisation verticale montrent toutefois des contributions importantes à des vitesses élevées.

3.1.2 Analyse de la variabilité en angle d'azimut et de rasance

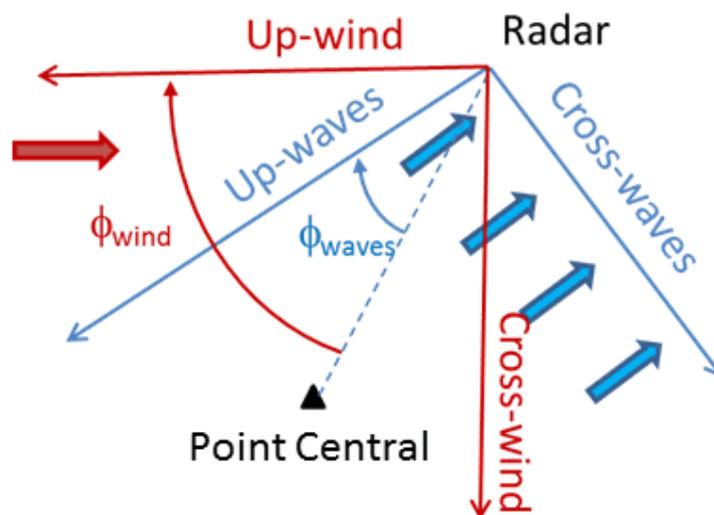


Fig. 3.2 – Schéma représentatif des configurations up-wave et cross-wave du point de mesure illuminé par rapport à la position du radar, extrait de [54].

Afin d'établir la dépendance de la vitesse moyenne aux variations d'angles d'azimut et de rasance, la vitesse Doppler moyenne est estimée, selon l'équation (3.4), sur une série de plusieurs cartes acquises par les radars MEDYCIS en polarisation HH et VV et MEMPHIS en polarisation HH. Les éléments abordés dans cette partie et la partie suivante sont issus d'un travail extrait de [54], effectué préalablement à la thèse, et sont intégrés dans le manuscrit pour une bonne compréhension du sujet. La représentation up-wave/cross-wave utilisée est décrite par le schéma de la figure 3.2. La condition up-wave correspond aux vagues se dirigeant vers le radar tandis que la condition cross-wave correspond aux vagues se dirigeant à 90° de la direction de pointage du radar. Comme cela est rapporté dans le chapitre 1, la direction du vent et la direction des vagues sont généralement différentes lors de la campagne de mesure MARLENE. Dans la suite, l'angle d'azimut radar/vagues est retenu pour les analyses générales. Ce schéma permet donc d'observer la variabilité en angle d'azimut et de rasance en illustrant la position en mètres des différents points de mesures dans la zone de mesure par rapport à la position du radar ((0,0) sur les axes up-waves et cross-waves).

Les figures 3.3, 3.4 et 3.5 présentent le bilan des vitesses Doppler moyennes estimées suivant l'équation (3.4) sur les spectres Doppler moyens des cartes temps-distance de fouillis de mer acquises respectivement par les radar MEDYCIS en polarisation verticale et horizontale et MEM-

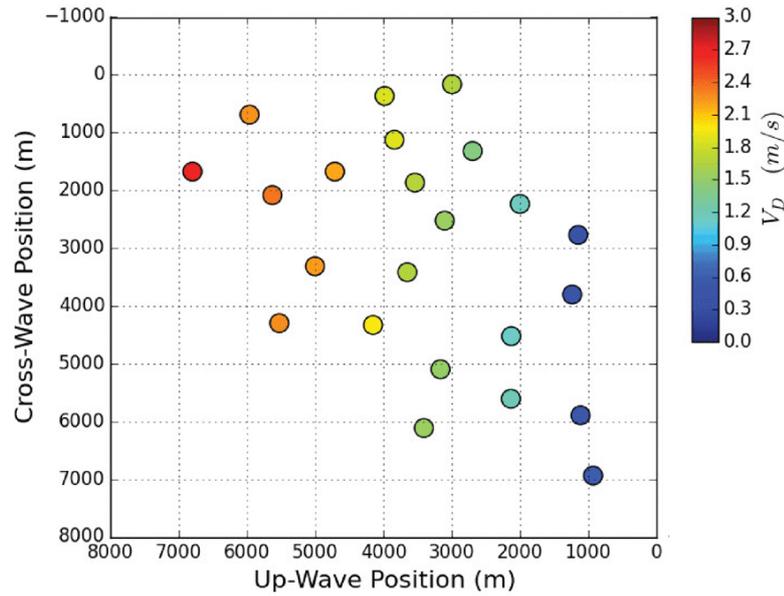


Fig. 3.3 – Bilan des vitesses Doppler moyennes des cartes temps-distance de champ rétrodiffusé acquises par le radar MEDYCIS, 5.6 GHz, polarisation VV, extrait de [54].

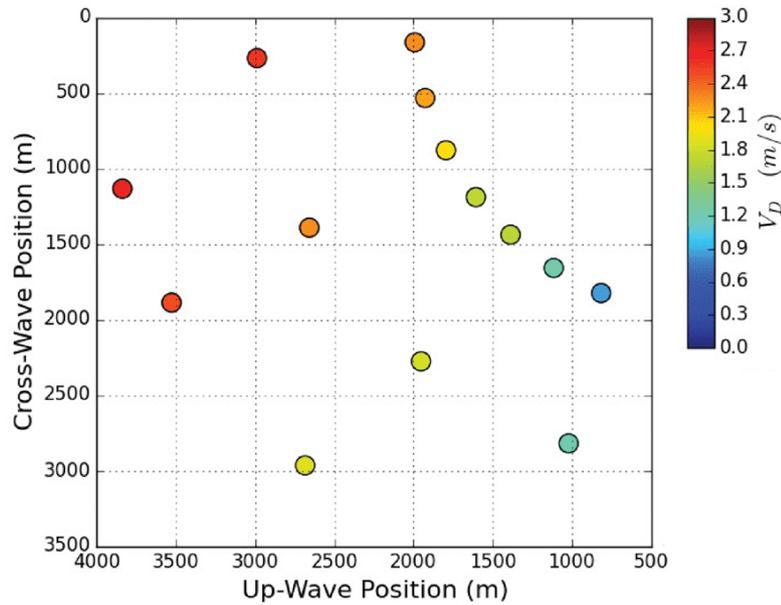


Fig. 3.4 – Bilan des vitesses Doppler moyennes des cartes temps-distance de champ rétrodiffusé acquises par le radar MEDYCIS, 5.6 GHz, polarisation HH, extrait de [54].

PHIS en polarisation horizontale. La variabilité des vitesses Doppler moyennes en fonction de l'angle d'azimut entre la direction de pointage du radar et les vagues est clairement démontrée par ces figures. En effet, les points les plus rouges représentant des vitesses Doppler proches de 3 m/s se situent en configuration up-wave lorsque l'ordonnée des points (axe des positions cross-wave) est proche de 0 m. La variation en azimut de la vitesse Doppler des données expérimentales de la base de données MMA est un résultat qui coïncide avec les observations faites dans les études [83], [84] et [59]. La campagne MARLENE n'a pas permis de mesurer en down-wave (les

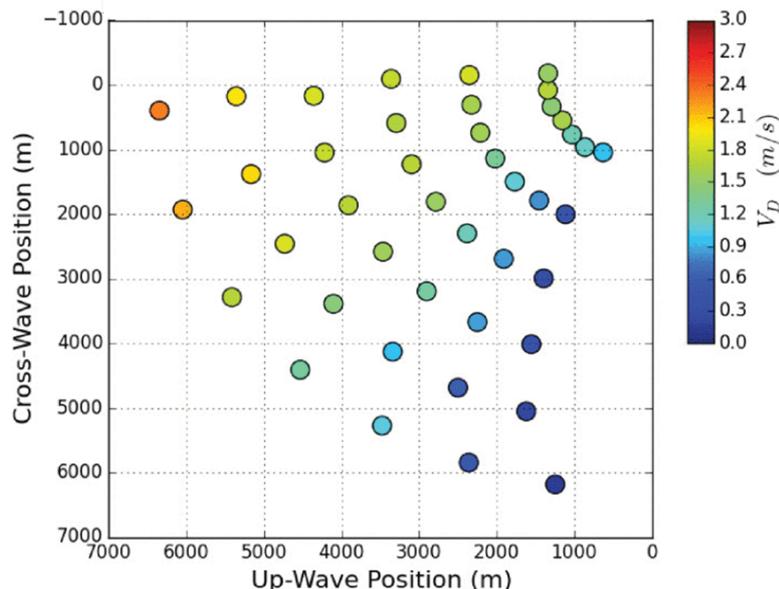


Fig. 3.5 – Bilan des vitesses Doppler moyennes des cartes temps-distance de champ rétrodiffusé acquises par le radar MEMPHIS, 35 GHz, polarisation HH, extrait de [54].

vagues s'éloignant du radar). On peut cependant noter que les vitesses observées sont généralement plus faibles en configuration down-wave que up-wave [59] caractérisant ainsi la position des diffuseurs rapides sur la face avant des crêtes des vagues dominantes. Une fonction en cosinus de l'angle d'azimut permet alors généralement de modéliser ce comportement. La dépendance à l'angle de rasance est moins marquée mais peut être observée surtout en configuration up-wave. Plus les points de mesure s'écartent de la position du radar, plus les vitesses Doppler moyennes sont fortes.

De plus, la comparaison des bilans du radar MEDYCIS (figure 3.4 et figure 3.3) avec celui du radar MEMPHIS (figure 3.5) montre que les vitesses moyennes à 35 GHz semblent globalement plus faibles qu'à 5.6 GHz à position identique. Ceci est même le cas pour les vitesses en polarisation VV. Cela peut s'expliquer par la différence des temps d'intégration des spectres Doppler, entre les acquisitions MEDYCIS et MEMPHIS. Comme expliqué dans la partie précédente, les contributions des super-événements provoquant de fortes vitesses Doppler sont moyennées par le temps d'intégration. Ainsi le radar MEDYCIS mesure des vitesses Doppler moyennes plus fortes que si le temps d'intégration des spectres était également de 60 s. L'impact de ces super-événements est présenté dans la partie 3.2.

3.1.3 Confrontation des données expérimentales à la théorie classique de la modulation de la vague de Bragg

Afin de modéliser la vitesse Doppler moyenne des spectres Doppler en incidence rasante, un modèle [8] a été établi à partir des données provenant de [81] et [82]. Il établit que la modulation de la vague de Bragg par la vitesse orbitale des grandes vagues est responsable des pics observés sur les spectres Doppler. Ce modèle considère donc que la vitesse Doppler moyenne peut être estimée à partir de la somme de plusieurs vitesses reliées à la surface de la mer : la vitesse de phase des diffuseurs de Bragg, v_B , la vitesse orbitale des vagues dominantes, V_o , la vitesse de dérive due au vent, V_w et la vitesse engendrée par d'éventuels courants maritimes, V_c .

La vitesse des diffuseurs de Bragg correspond à la vitesse de phase des vagues de longueur d'onde de Bragg définie par $\lambda_B = \frac{\lambda_0}{2 \cos \theta_{gr}}$ où λ_0 est la longueur d'onde émise par le radar et θ_{gr} l'angle de rasance. La vitesse de phase des vagues est déterminée à partir de la relation de dispersion hydrodynamique définie au chapitre 1 et qui relie la pulsation au nombre d'onde d'une vague par

$$\omega^2 = gk \left(1 + \left(\frac{k}{k_m} \right)^2 \right). \quad (3.6)$$

La vitesse de phase des vagues de Bragg, c_B , est alors définie par

$$c_B = \frac{\omega_B}{k_B} \quad (3.7)$$

où k_B est le nombre d'onde de Bragg défini par $k_B = \frac{2\pi}{\lambda_B}$. Ainsi selon la longueur d'onde émise par le radar, l'échelle des vagues de Bragg est comprise dans le régime des vagues de capillarité-gravité ou de capillarité. A 5.6 GHz, la vitesse des vagues de Bragg est de 0.23 m/s tandis qu'elle est de 0.34 m/s à 35 GHz. Comme expliqué précédemment, la diffraction par l'échelle de Bragg explique les pics observés sur les spectres Doppler, en cross-wave ou à faible vent, centrés sur la vitesse de Bragg.

Dans d'autres configurations, le déplacement spatial des vagues dominantes entraîne l'advection des diffuseurs de Bragg. Ainsi pour des hauteurs de vagues modérées, les vagues de Bragg sont transportées par la vitesse orbitale des vagues dominantes. L'approximation linéaire des équations hydrodynamiques de mouvement des particules permet de décrire la vitesse orbitale des vagues dominantes par

$$V_o = \frac{\Omega_p H}{2} = \pi \frac{H}{T_p} \quad (3.8)$$

où Ω_p et T_p sont respectivement la pulsation et la période des vagues dominantes et H la hauteur creux à crêtes de la surface pour une houle sinusoïdale. Afin de mieux prédire la vitesse orbitale, une formule empirique a été établie. Elle est décrite dans [8] par

$$V_o = \pi \frac{H}{T_p} \left[1 + 2\pi^2 \frac{H}{gT_p^2} \right]. \quad (3.9)$$

De même, l'étude menée dans [86] permet d'estimer la vitesse orbitale des vagues en tout point d'une carte temps-distance par la formule $V_o(x, t) = \pi \frac{H}{T_p} \cos(2\pi ft - Kx)$, impliquant une périodicité spatiale et temporelle. L'équation (3.9) sera conservée pour la comparaison du modèle classique avec les spectres Doppler moyens expérimentaux. Il est intéressant de noter aussi que les diffuseurs de Bragg sont aussi modulés par la vitesse orbitale de vagues de tailles intermédiaires [35] possédant une longueur d'onde supérieure à l'échelle de Bragg mais inférieure à celle des vagues dominantes et à la taille des cellules radar. Cette modulation peut notamment expliquer l'élargissement des pics du spectre Doppler autour de la vitesse de Bragg [34], [87].

Les deux dernières contributions sont dues à l'action locale du vent et aux courants maritimes. Ces derniers entraînent un déplacement global de la surface de la mer à une vitesse V_c qui n'est pas prise en compte dans le modèle initial [8] mais toutefois ajoutée dans certaines études [88]. La vitesse de dérive due à l'action du vent provient de la convection de masse d'air vers la surface entraînant un déplacement de celle-ci. La vitesse de dérive, V_w a été estimée à environ 3 % de la vitesse du vent [89].

La vitesse correspondant au décalage Doppler observable sur les spectres Doppler moyens peut alors être calculée par

$$V_D = V_B + V_o + V_c + V_\omega. \quad (3.10)$$

Afin de prendre en compte la variabilité azimutale de la vitesse Doppler illustrée dans la partie précédente, ce modèle a été étendu dans [54]. En l'absence de courant la vitesse Doppler calculée à partir d'une surface de mer peut être estimée par

$$V_D = V_B + V_o \cos(\phi_{waves}) + V_\omega \cos(\phi_{wind}). \quad (3.11)$$

Ce modèle est indépendant de la polarisation.

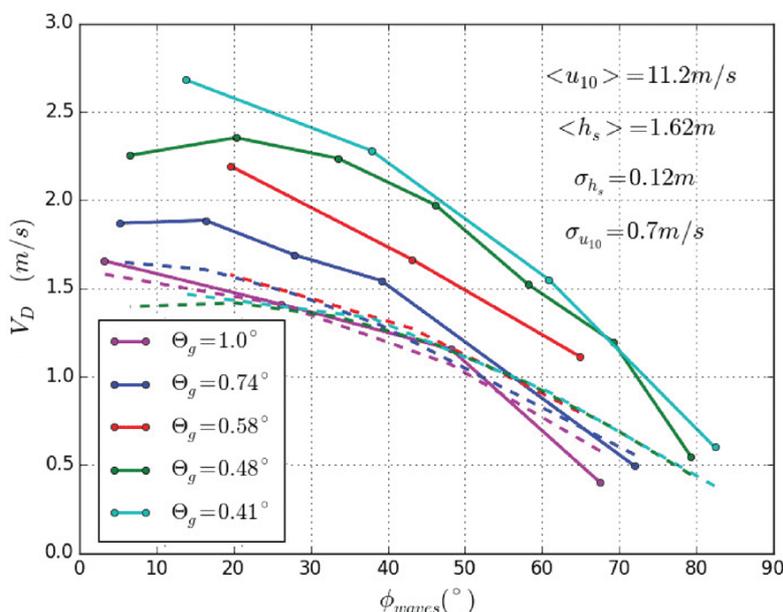


Fig. 3.6 – Comparaison de la formule (3.11) avec les vitesses Doppler moyennes des cartes temps-distance de champ rétrodiffusé acquises par le radar MEDYCIS, 5.6 GHz, polarisation VV, extrait de [54].

Les vitesses Doppler calculées dans la partie précédente sont utilisées de nouveau pour illustrer la confrontation du modèle proposé aux données expérimentales. Pour cela, les vitesses Doppler sont séparées en fonction de l'angle de rasance du point de mesure par rapport au radar. La comparaison se fait ensuite en exprimant les vitesses Doppler moyennes en fonction de l'angle d'azimut radar/vagues. Les figures 3.6, 3.7 et 3.8 montrent ainsi la comparaison du modèle avec les données expérimentales de la base de données MMA. La variabilité des vitesses Doppler par rapport aux angles d'azimut et de grazing est une nouvelle fois observable sur ces figures. Les figures montrent aussi que le modèle proposé dans [8] ne permet pas d'estimer correctement les vitesses Doppler moyennes observées sur les spectres Doppler de la base de données quelles que soient la polarisation ou la fréquence. D'une part la variabilité en angle de rasance n'est pas respectée notamment pour le radar MEDYCIS, d'autre part les vitesses calculées par le modèle sous-estiment largement les vitesses Doppler des données expérimentales. Cette sous-estimation ne pourrait pas être compensée seulement par l'effet du courant qui dépasse rarement les 0.5 m/s [88], [90]. L'étude initiale dans [8] montre déjà que le modèle peine à reproduire les vitesses Doppler moyennes à incidence rasante. L'écart des données de la campagne MARLENE par rapport au modèle est toutefois plus important.

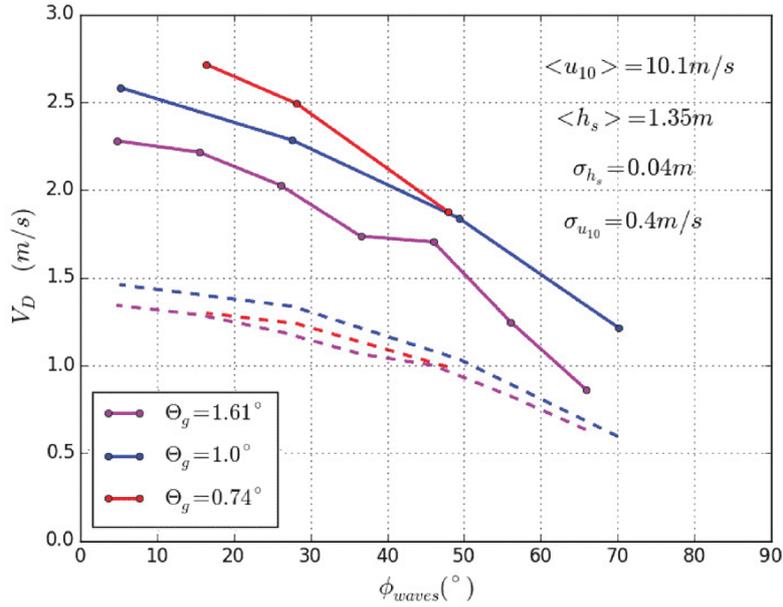


Fig. 3.7 – Comparaison de la formule (3.11) avec les vitesses Doppler moyennes des cartes temps-distance de champ rétrodiffusé acquises par le radar MEDYCIS, 5.6 GHz, polarisation HH, extrait de [54].

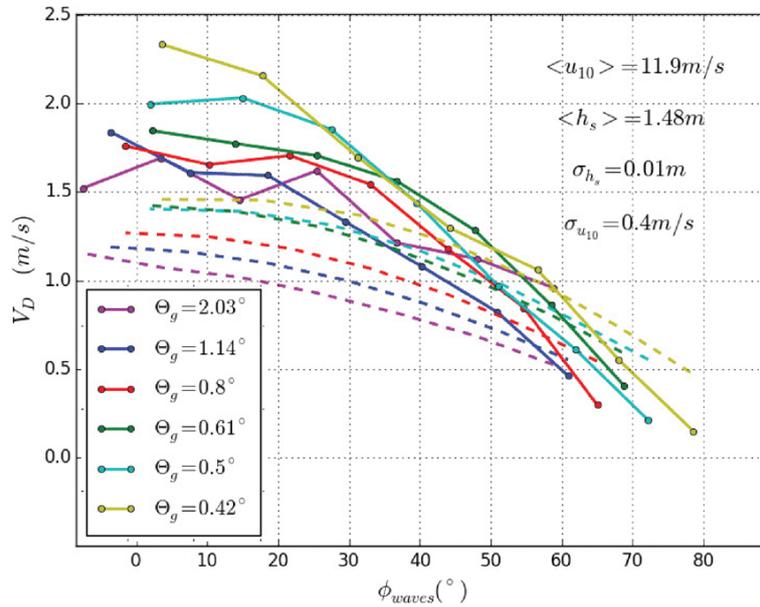


Fig. 3.8 – Comparaison de la formule (3.11) avec les vitesses Doppler moyennes des cartes temps-distance de champ rétrodiffusé acquises par le radar MEMPHIS, 35 GHz, polarisation VV, extrait de [54].

A incidence très rasante, le modèle proposé considérant l'addition de plusieurs composantes de vitesse ne suffit donc pas à expliquer les fortes vitesses Doppler observées sur la base de données de la campagne MARLENE. L'explication la plus probable est l'apparition de diffuseurs rapides. Ceux-ci pourraient être liés au phénomène de spikes de mer (appellation donnée aux

super-événements évoqués dans cette partie) lorsque l'incidence diminue fortement. Ce phénomène déjà responsable de l'allongement des queues de distributions statistiques de l'amplitude et de la puissance du fouillis de mer peut avoir un fort impact sur les spectres Doppler et donc sur les vitesses Doppler moyennes.

3.2 Mise en évidence de l'impact des spikes de mer

3.2.1 Modification des spectres Doppler

Le chapitre 2 a montré que les niveaux de NRCS rétrodiffusée par la surface de mer sont plus importants en polarisation VV qu'en polarisation HH. A incidence modérée, la prédiction de ces niveaux de NRCS est bien réalisée par la théorie de surface composite [30]. La réponse électromagnétique de la surface est produite par les vagues à l'échelle de Bragg modulées par les grandes vagues (voir la partie 1.1.3 du chapitre 1). En configuration d'incidence rasante, le modèle n'est plus capable de prédire le niveau de NRCS en particulier pour la polarisation HH. En effet, l'apparition du phénomène de spikes de mer modifie le comportement de la NRCS en incidence rasante. Ce phénomène a fait l'objet de nombreuses études sur le terrain [58], [3], [91] et en laboratoire [91], [92], [93]. Ces études ont montré notamment que le ratio de polarisation entre la NRCS en polarisation HH et celle en polarisation VV acquises simultanément pouvait dépasser 1. En effet, la NRCS des spikes est généralement beaucoup plus marquée en polarisation HH, ce qui entraîne un dépassement local de la NRCS en HH sur la NRCS en VV.

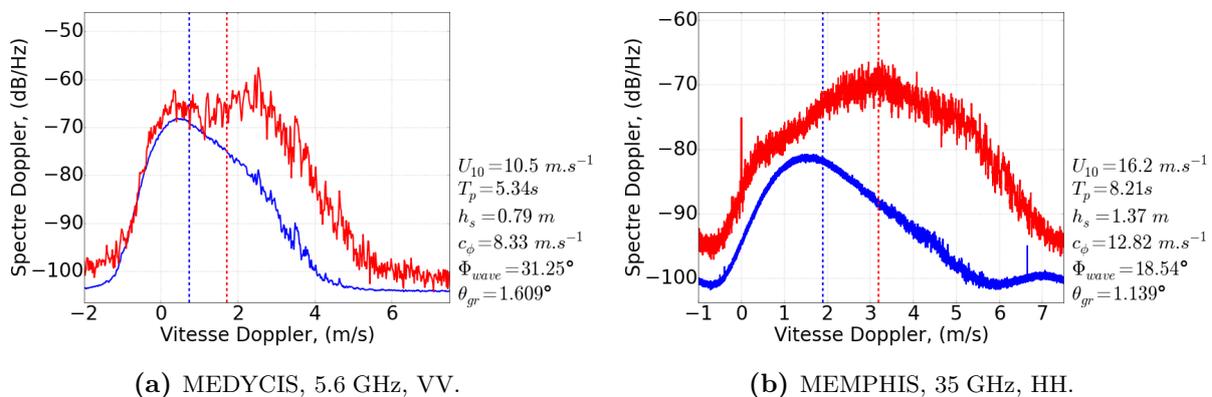


Fig. 3.9 – Comparaison des spectres Doppler avant et après sélection d'un spike de mer présent sur les cartes spatio-temporelles de fouillis de mer. Les droites en pointillés représentent les vitesses moyennes des spectres Doppler.

Le phénomène de spike entraîne aussi une modification importante des spectres Doppler. Cela est illustré sur les figures 3.9a et 3.9b. Pour obtenir ces figures, un spike unique a été sélectionné sur les cartes spatio-temporelles de fouillis de mer acquises respectivement par les radars MEDYCIS en polarisation VV et MEMPHIS en polarisation HH. La capacité haute résolution de ces radars permet de décrire un événement tel qu'un spike sur un nombre réduit de cases distance. Un spectre Doppler moyen peut alors être obtenu en moyennant sur ces cases distance. Ainsi des fenêtres d'une dizaine de cases distance ont été sélectionnées sur les deux acquisitions et les spectres Doppler ont été calculés de la même façon qu'à la partie précédente. Pour l'acquisition MEDYCIS la sélection correspond au pic Doppler observable autour de 1100 m sur la figure 3.1a. Pour le radar MEMPHIS, la sélection est effectuée autour du pic de la figure 3.1e à 2000 m environ. Le temps d'intégration pour le radar MEDYCIS est resté identique tandis que celui

pour le radar MEMPHIS a été réduit à 3 s afin de coïncider avec la durée du spike sélectionné. Les courbes rouges présentent ainsi les spectres Doppler calculés sur les spikes choisis tandis que les courbes bleues sont les spectres moyens sur les cartes entières, conservées à titre de comparaison, et proviennent du traitement illustré respectivement sur les figures 3.1b et 3.1f. L'impact des spikes est clairement visible sur cette représentation. Avec ce fenêtrage particulier, les contributions d'énergie coïncidant avec les fortes vitesses Doppler deviennent prépondérantes sur les spectres Doppler. Ce phénomène est généralement appelé "fast scatterer" ou diffuseur rapide. Il est associé à la rétrodiffusion dite "non Bragg" [94] qui concerne tous les événements ne pouvant être décrit par la théorie du modèle composite à deux échelles [30].

Le premier résultat remarquable est de noter que ce phénomène est aussi présent sur les spectres en polarisation VV ce qui n'est pas usuel dans la littérature. De plus, la sélection de spikes dans la fenêtre d'intégration des spectres Doppler entraîne un décalage important de la vitesse Doppler moyenne des spectres. Ainsi l'augmentation de la vitesse moyenne pour l'acquisition à 5.6 GHz (VV) est de 0.99 m/s et est de 1.23 m/s à 35 GHz (HH). Cette courte analyse illustre bien que la présence des spikes augmente significativement le décalage Doppler. L'élargissement du spectre Doppler est aussi à noter. Cela s'explique par l'augmentation de la contribution énergétique des diffuseurs rapides mis directement en lien ici avec la forte réflectivité des spikes de mer. La figure 3.9a permet aussi de montrer l'effet persistant des spikes même moyennés sur de grandes distances. En effet, le faible temps d'acquisition de 1 s à 5.6 GHz permet de bien décrire le passage des spikes dans la fenêtre d'intégration. On peut ainsi remarquer que le pic situé entre 3.5 m/s et 4 m/s sur la courbe rouge est toujours présent sur la courbe bleue alors que celle-ci a été obtenue en moyennant 3658 cases distance contre 10 pour la courbe rouge. Cette observation renforce l'idée que les spikes sont influents sur les spectres Doppler.

3.2.2 Impact sur la détection de cible

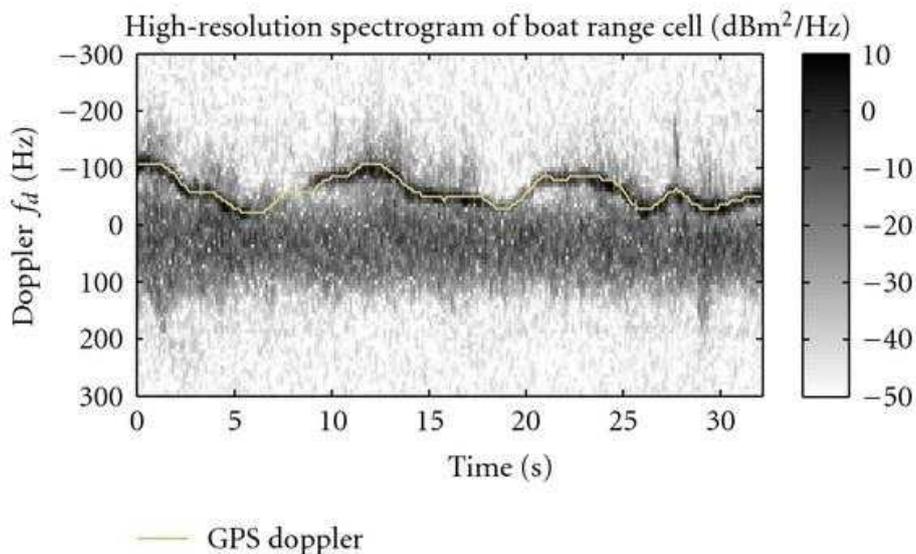


Fig. 3.10 – Exemple de spectrogramme issu d'une série temporelle de fouillis de mer en présence d'une cible, extrait de [95].

L'étude du comportement temporel des spikes de mer par le calcul des spectrogrammes est développé dans la prochaine partie. Cette méthode permet d'analyser l'impact des spikes sur la

détection. La figure 3.10 présente en effet un exemple de spectrogramme acquis durant la campagne CSIR [95] de mesure de fouillis de mer en présence de cible identifiée. Ce spectrogramme permet de voir l'évolution de la densité spectrale de puissance en fonction du temps pour une case distance. La vitesse de la cible est marquée par un trait léger proche de -100 Hz. Ce trait se superpose par instant au signal Doppler induit par la surface de mer. Cet exemple montre qu'il est alors nécessaire de bien connaître le comportement des spikes à la fois en amplitude et en phase afin d'adapter de façon précise les algorithmes de détection de cibles éventuelles. De plus, de forts couplages fouillis/cible peuvent parfois perturber la représentation des spectrogrammes et donc la détection des cibles.

3.3 Étude du comportement spatio-temporel des vitesses Doppler quasi-instantanées

L'étude du comportement des spectres Doppler des séries temporelles longues (de 1.6 à 60 s selon les acquisitions) a montré qu'en incidence rasante les vitesses Doppler observées peuvent être très importantes et sont difficilement modélisées par des modèles classiques de modulation de la vague de Bragg par les vagues dominantes. Cela est dû à la présence de diffuseurs rapides. La partie précédente a montré qu'un lien est possible entre le phénomène de spikes de mer basé sur des événements locaux de forte réflectivité et le phénomène de diffuseurs rapides basé sur des vitesses Doppler élevées. Afin d'étudier plus précisément le comportement des spikes, une étude des spectres Doppler quasi-instantanés par calcul des spectrogrammes est nécessaire.

3.3.1 Principe de calcul des vitesses Doppler quasi-instantanées

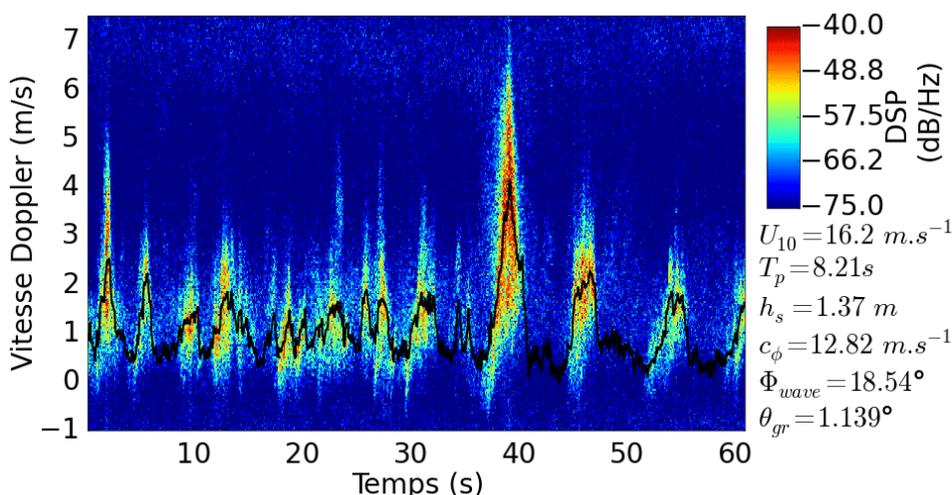


Fig. 3.11 – Spectrogramme représenté en échelle logarithmique d'une série temporelle issue d'une case distance de l'acquisition à 35 GHz par le radar MEMPHIS.

Le calcul du spectre Doppler quasi-instantané s'effectue de la même façon que dans la première partie du chapitre. Toutefois, la transformée de Fourier est cette fois-ci limitée à un temps d'intégration très court [96] qui justifie du caractère "quasi-instantané". Pour cela, on définit le spectre Doppler d'une série temporelle de fouillis en fonction du temps par

$$S_{CD}(f, t) = \left| \int_{t-\tau/2}^{t+\tau/2} (I_{CD}(u) + iQ_{CD}(u)) e^{-2i\pi f u} du \right|^2 \quad (3.12)$$

avec τ le temps d'intégration des spectres pris suffisamment petit. Le spectre Doppler est normalisé de façon à ce que l'intégrale du spectre corresponde à la NRCS quasi-instantanée c'est à dire à la puissance moyenne sur l'intervalle $[-\tau/2, \dots, \tau/2]$. Cela se traduit par

$$\sigma_0(t) = \int S(f, t) df. \quad (3.13)$$

La vitesse et la largeur spectrale quasi-instantanées se calculent en utilisant respectivement les équations (3.4) et (3.5) en remplaçant le spectre Doppler moyen par le spectre Doppler quasi-instantané.

La figure 3.11 montre un exemple de spectrogramme calculé sur une des cases distance de l'acquisition à 35 GHz du radar MEMPHIS. Pour cela, le temps τ a été choisi à 128 ms ce qui correspond, avec une PRF de 2000 Hz, à 256 points de FFT (Fast Fourier Transform). Il est intéressant de noter que cette valeur est très proche de celle de la longueur de cohérence calculée au chapitre précédent. On peut ainsi faire l'approximation que la puissance moyenne de la séquence de fouillis correspondant au spectre Doppler quasi-instantané associé équivaut à la valeur de la texture sur cet intervalle. De plus, un chevauchement de 25% de l'intervalle $[-\tau/2, \dots, \tau/2]$ a été aussi pris en compte pour plus de précision. Cette représentation permet ainsi d'analyser l'évolution temporelle de la densité spectrale de puissance (*i.e.* le spectre Doppler quasi-instantané). La courbe noire représente le calcul de la vitesse Doppler moyenne quasi-instantanée (appelée dans la suite vitesse Doppler quasi-instantanée).

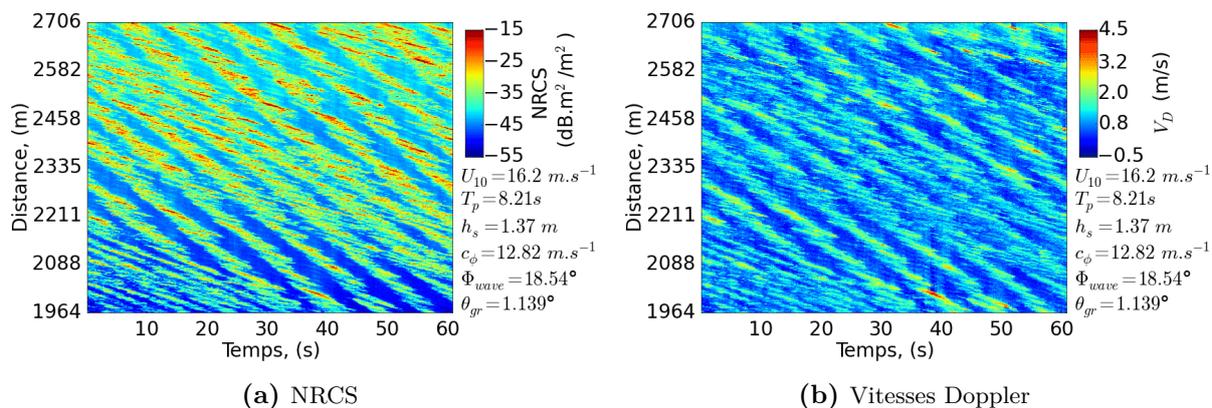


Fig. 3.12 – Carte temps-distance de NRCS instantanée représentée en échelle logarithmique (a) et de vitesses Doppler (b) issues de l'acquisition de fouillis de mer effectuée par le radar MEMPHIS à 35 GHz.

La prise en compte de tous les spectrogrammes issus de toutes les cases distance d'une carte temps-distance de fouillis de mer permet alors d'établir une carte temps-distance de vitesses Doppler quasi-instantanées. Les figures 3.12a et 3.12b présentent ainsi en parallèle les deux cartes spatio-temporelles de NRCS quasi-instantanée et de vitesses Doppler quasi-instantanées respectivement. La modulation des vitesses Doppler par la surface de la mer, et particulièrement les grandes vagues, coïncide avec celle déjà observée de la NRCS. Les plus fortes valeurs des vitesses Doppler se trouvent associées aux fortes valeurs de NRCS et localisées sur les crêtes des grandes vagues.

La méthode des spectrogrammes permet ainsi d'établir des cartes de vitesse Doppler et fournit la possibilité d'étudier le comportement temporel des spikes et de leur vitesse Doppler. Une méthode utilisée dans [97] et [98] permet d'obtenir le même type de représentation. Celle-ci se base

sur la dérivée de la phase instantanée d'un signal de fouillis de mer $z(t) = (I+iQ)(t) = a(t)e^{i\phi(t)}$ [99], [100]. Cette technique ne peut cependant pas être utilisée à cause du repliement spectral à 35 GHz. Elle a néanmoins l'avantage, lorsque c'est possible, de calculer une vitesse Doppler instantanée sans prendre en compte un intervalle d'intégration.

3.3.2 Comportement temporel et spatial de la vitesse Doppler

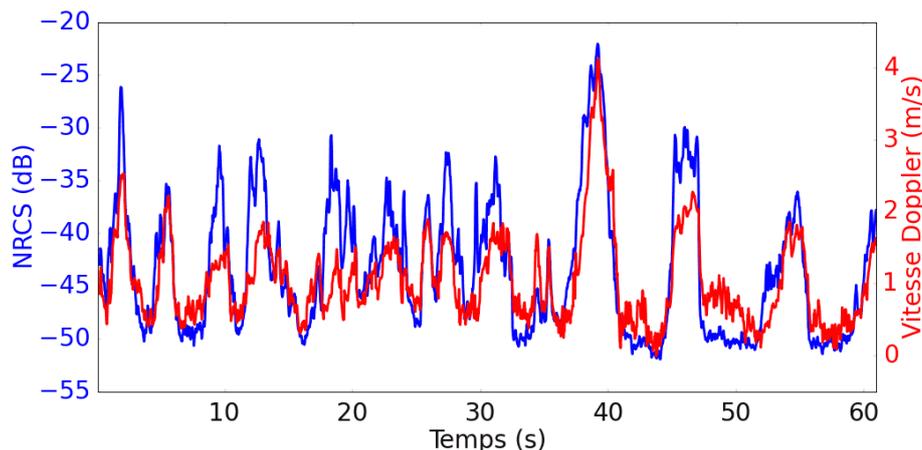


Fig. 3.13 – Évolution temporelle de la NRCS et de la vitesse Doppler quasi-instantanées issues d'une case distance de l'acquisition à 35 GHz par le radar MEMPHIS.

On a montré sur la figure 3.11 que des pics de vitesse apparaissent localement sur les séries temporelles de vitesses Doppler quasi-instantanées. Lorsque ceux-ci sont comparés aux pics de NRCS quasi-instantanée (*i.e.* les spikes de mer), il devient évident qu'une forte corrélation existe entre ces deux quantités. Pour montrer cela, la vitesse Doppler quasi-instantanée est calculée par spectrogramme à partir d'une série temporelle sélectionnée sur une cellule radar. La NRCS quasi-instantanée représente la puissance moyenne correspondante à chaque vitesse Doppler estimée. La figure 3.13 montre alors cette comparaison. La courbe bleue représente la NRCS $\sigma_0(t)$ et la courbe rouge représente l'évolution de la vitesse Doppler au cours du temps. Cette figure montre ainsi que les pics de vitesses Doppler coïncident bien avec les spikes de NRCS quasi-instantanée définie par (3.13) et notamment que tous les pics de vitesses correspondent à un pic de NRCS.

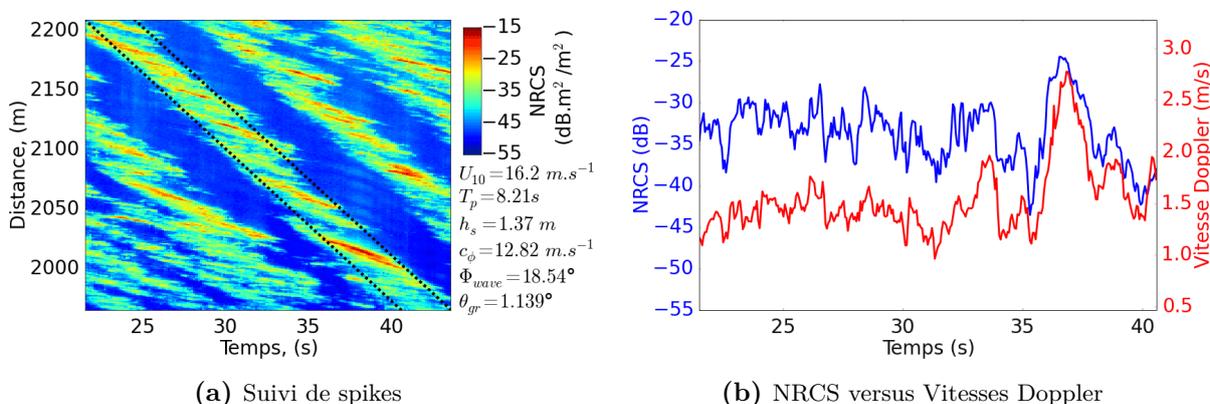


Fig. 3.14 – Sélection d'une crête de vague sur la carte de NRCS quasi-instantanée (a) et évolution de la NRCS quasi-instantanée et de la vitesse Doppler quasi-instantanée (b) sur cette crête.

La représentation de la figure 3.12 permet aussi de faire du suivi de spike sur une crête de vague. Le principe, similaire à celui présenté dans [88], consiste à sélectionner une bande de la carte de NRCS coïncidant avec une crête comme le montre la sélection effectuée sur la figure 3.14a par les traits discontinus noirs. La comparaison entre la NRCS et la vitesse Doppler sur cette crête est représentée sur la figure 3.14b. Ce suivi de crête permet notamment de voir qu'une même crête de vague peut engendrer l'apparition de plusieurs spikes dans le temps et ainsi provoquer de fortes vitesses Doppler. Pour ces deux analyses, une comparaison avec la surface même de la mer permettrait de comprendre l'origine des spikes de mer et l'apparition des vitesses Doppler élevées.

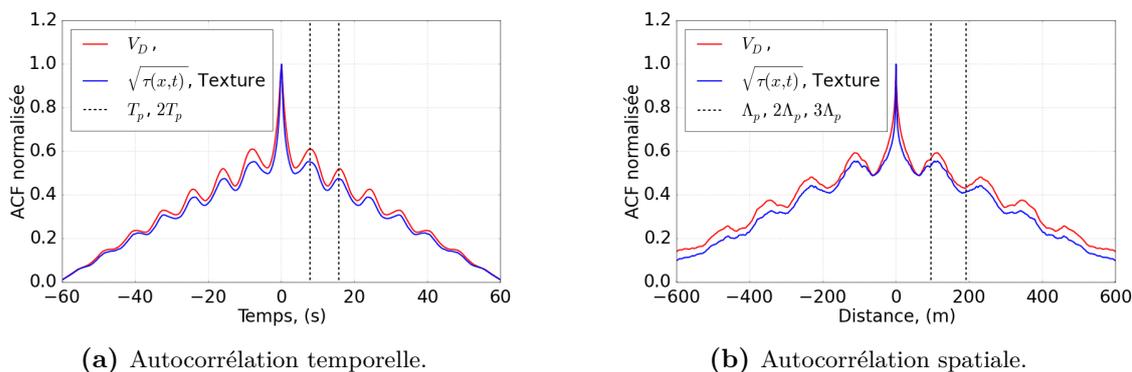


Fig. 3.15 – Fonctions d'autocorrélation normalisées de la vitesse Doppler (courbe rouge) et de la texture (courbe bleue) de la carte spatio-temporelle de fouillis de mer choisie (cf. figure 2.20 du chapitre 1 pour la texture). Les traits noirs discontinus représentent les multiples de la période temporelle (a) et spatiale (b) des vagues dominantes.

Enfin, les figures 3.15a et 3.15b présentent les fonctions d'autocorrélation temporelles et spatiales normalisées de la carte spatio-temporelle de vitesses Doppler. Elles sont comparées ici à celles de la texture en amplitude estimée pour 256 points de longueur de cohérence ce qui correspond à 128 ms. Le comportement temporel et spatial de la vitesse Doppler est similaire à celui de la texture avec une périodicité de l'ordre des périodes temporelles et spatiales des vagues dominantes. La décroissance des fonctions d'autocorrélation de la vitesse Doppler quasi-instantanée est cependant plus lente que pour la texture présageant ainsi d'une corrélation non parfaite entre les deux quantités.

3.3.3 Distribution des vitesses Doppler et distribution croisée NRCS/vitesses

Le calcul des vitesses Doppler quasi-instantanées est d'un intérêt important à la fois pour la modélisation des spectres Doppler qui sera abordée au chapitre 4 et pour la compréhension du comportement du fouillis de mer en incidence rasante. Une première analyse de ces vitesses Doppler est de calculer leur densité de probabilité et ainsi d'observer leur répartition. La figure 3.16 présente la PDF des vitesses Doppler de la carte temps-distance 3.12b en échelle linéaire (a) et logarithmique (b). La distribution est asymétrique avec une valeur du pic de 0.69 m/s. On peut remarquer que la représentation logarithmique rappelle le spectre Doppler de la figure 3.1b avec une décroissance plus lente sur les vitesses Doppler élevées.

La partie précédente a montré qu'une corrélation existait entre les pics de NRCS et les pics de vitesses Doppler. Le calcul de la distribution croisée permet de mettre en évidence la relation entre NRCS quasi-instantanée et vitesse Doppler quasi-instantanée. Pour cela, chaque pixel de

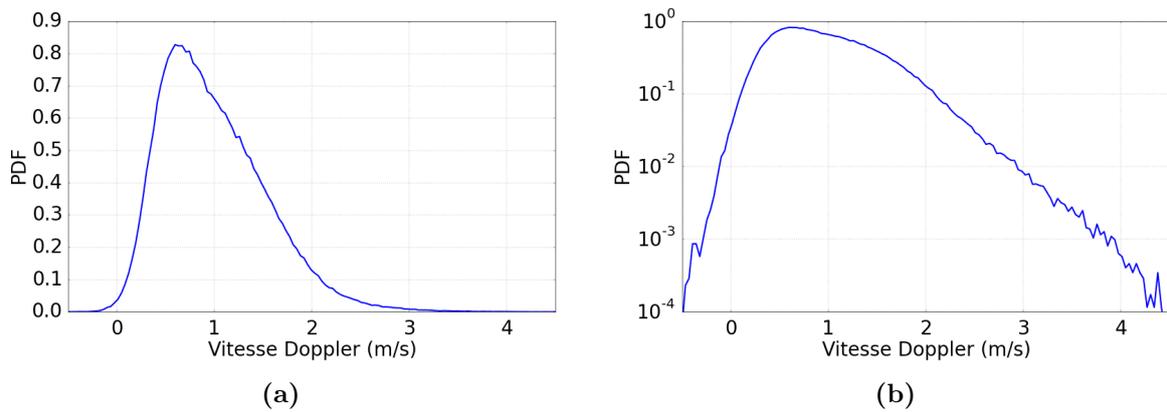


Fig. 3.16 – Distributions des vitesses Doppler quasi-instantanées issues de la carte temps-distance présentée sur la figure 3.12b acquise par le radar MEMPHIS, 35 GHz. Représentation en échelle linéaire (a) et en échelle logarithmique (b)

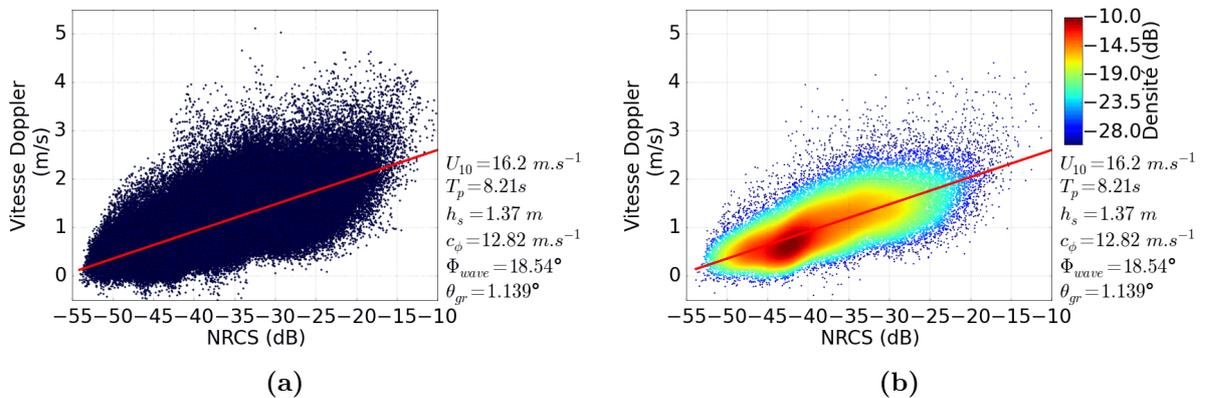


Fig. 3.17 – Distributions croisées entre la NRCS et la vitesse Doppler quasi-instantanées issues des cartes spatio-temporelles présentées sur les figures 3.12b et 3.12a acquises par le radar MEMPHIS, 35 GHz. La figure (a) représente la distribution croisée entre tous les pixels des deux cartes tandis que sur la figure (b) la densité de probabilité 2D est affectée en couleur à un échantillonnage d'un dixième des points de la figure (a).

la carte de vitesses Doppler de la figure 3.12b est associé au pixel correspondant de NRCS de la figure 3.13. Un nuage de point reliant en abscisse la NRCS et en ordonnée la vitesse Doppler permet d'obtenir une représentation bidimensionnelle de la relation des distributions des deux quantités. Les figures 3.17a et 3.17b présentent cette distribution croisée. La première correspond à la distribution croisée de tous les pixels constituant les cartes temps-distance étudiées acquises par le radar MEMPHIS. Le coefficient de corrélation de Pearson entre les niveaux de NRCS et les vitesses Doppler quasi-instantanées est de 0.81. Cela explique la forme de la distribution croisée qui montre une corrélation certaine entre les deux quantités avec néanmoins une certaine dispersion des valeurs. Une corrélation parfaite aurait donné un coefficient de Pearson de 1.

L'analyse des distributions croisées a été effectuée à des angles de rasance plus élevés dans [96] (75° , 55° , 37.35° et 20°). Les résultats issus de [96] sont reportés sur la figure 3.18. La comparaison de cette dernière avec la figure 3.17a montre que les niveaux de NRCS et de vitesses Doppler obtenus ici sont en adéquation avec la diminution de l'angle de rasance. Cette diminution de l'angle de rasance entraîne en effet l'apparition progressive de vitesses de plus en plus élevées et des niveaux NRCS plus faibles mais possédant une plus grande dynamique.

3.3 Étude du comportement spatio-temporel des vitesses Doppler quasi-instantanées

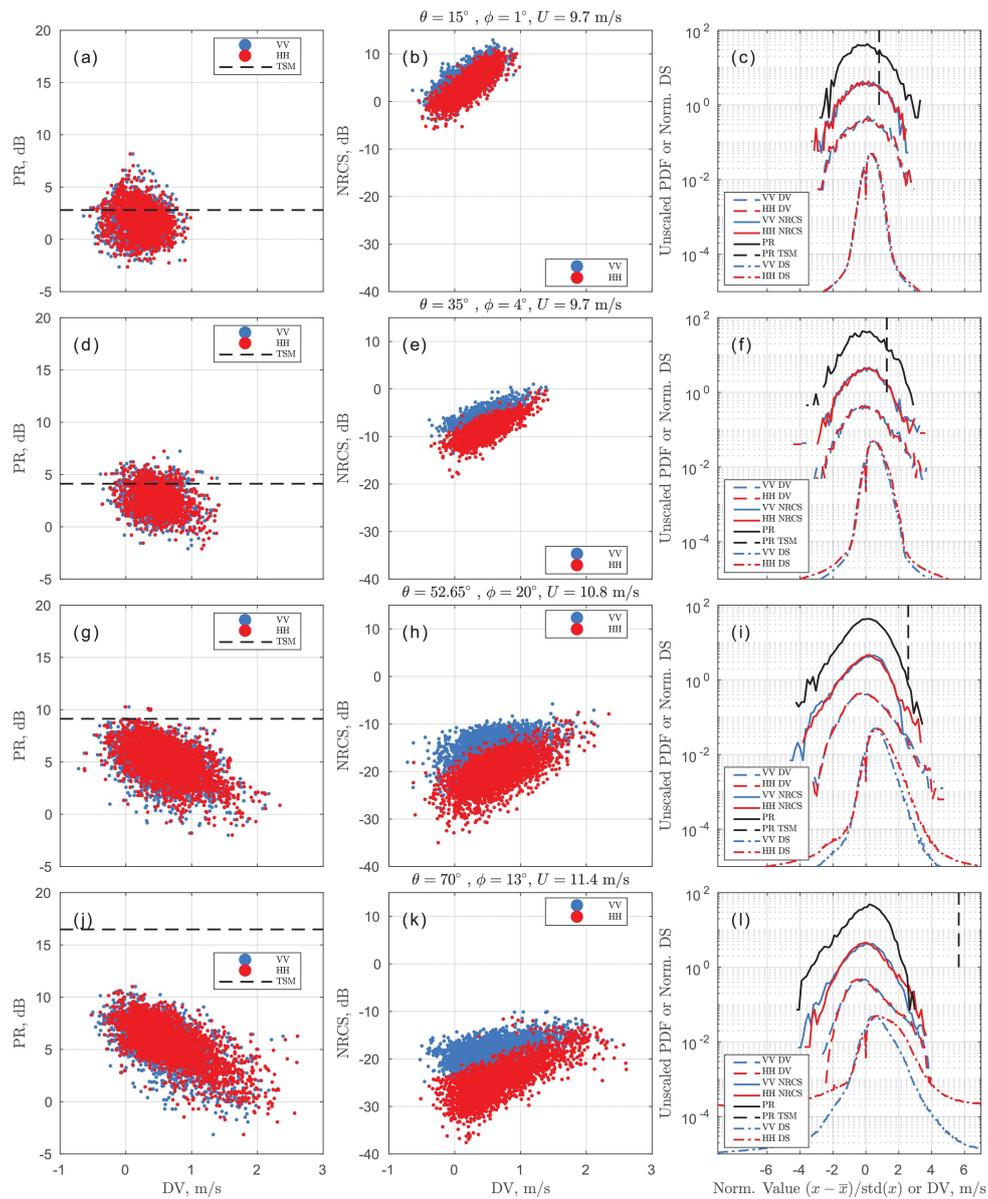


Fig. 3.18 – Étude de la distribution croisée entre la NRCS et la vitesse Doppler quasi-instantanées pour différents angles d'incidence (panneau central), figure extraite de [96].

Dans [96], l'angle de rasance minimal est de 20° , ce qui explique alors que les vitesses Doppler ne dépassent pas les 3 m/s. Cette comparaison renforce l'idée que le phénomène de diffuseurs rapides apparaît à très faible incidence.

La figure 3.17b représente la densité 2D de la distribution croisée d'un dixième des pixels des cartes. Pour une question de mémoire de calcul, la densité 2D ne peut se calculer que sur un nombre limité de points. Cette représentation montre que la densité la plus élevée correspond à des niveaux relativement faibles (inférieurs à -40 dB) et des vitesses Doppler inférieures à 1 m/s. La droite rouge présente sur les deux figures correspond à la régression linéaire des points de la distribution croisée. Sa pente indique que plus le niveau de NRCS augmente plus les vitesses Doppler sont élevées. Ces deux figures montrent néanmoins que des vitesses supérieures à 3 m/s caractéristiques des diffuseurs rapides peuvent être associée à des niveaux de NRCS modérés.

Ces vitesses s'écartent d'ailleurs fortement de la régression linéaire. La même observation à incidence plus grande provoque de même un questionnement sur le comportement en vitesse des spikes [96] et [101] : les spikes de mer sont-ils nécessairement des diffuseurs très rapides ? La réponse à cette question est étudiée dans les prochaines sections.

3.3.4 Filtrage des vitesses dans les creux des vagues

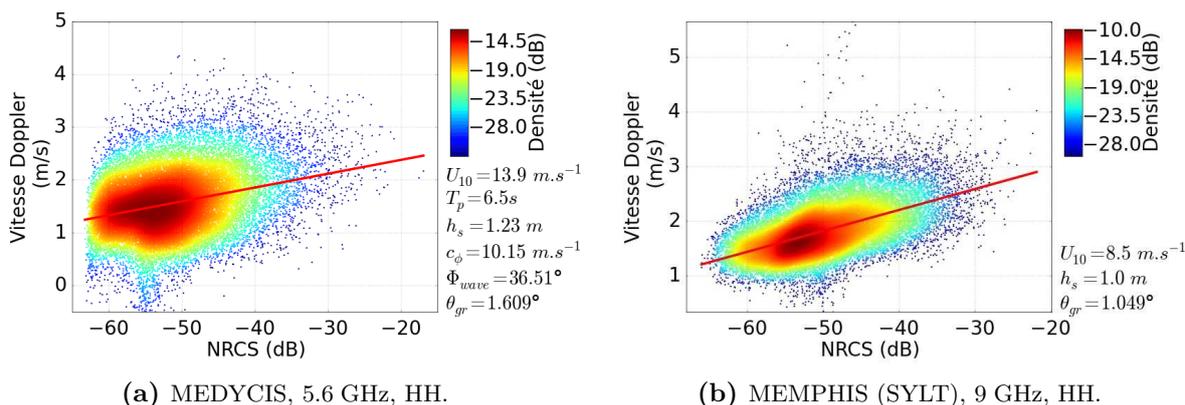


Fig. 3.19 – Distributions croisées entre la NRCS et la vitesse Doppler quasi-instantanées issues de cartes temps-distance acquises par les radars MEDYCIS, 5.6 GHz, polarisation HH (a) et MEMPHIS pendant la campagne SYLT, 9 GHz, polarisation HH (b). L'échelle de couleur représente la densité 2D des pixels.

La représentation des spectrogrammes n'est pas possible avec le radar MEDYCIS car les durées d'acquisition du fouillis sont trop courtes. Cela n'empêche pas cependant d'effectuer le calcul de l'équation (3.12) afin d'obtenir une distribution croisée entre NRCS et vitesses Doppler. Un exemple de distribution croisée pour une carte temps-distance acquise par le radar MEDYCIS est présentée sur la figure 3.19a sans échantillonnage des pixels. Cette carte présente le même comportement statistique en amplitude et texture (cf. chapitre 1) que la carte acquise par le radar MEMPHIS. Cependant la vitesse moyenne observée sur la distribution croisée est plus élevée et les vitesses ne descendent que rarement sous les 1 m/s. De la même façon la distribution croisée d'une des trois cartes disponibles de la campagne SYLT avec le radar MEMPHIS à 9 GHz est présentée sur la figure 3.19b. Sur cette figure aussi, les vitesses Doppler sont supérieures à 1 m/s. La différence constatée par rapport à la figure 3.17b provient du rapport signal à bruit plus défavorable pour les acquisitions en bande Ka. Ce critère rend par conséquent le calcul des vitesses Doppler pour les faibles valeurs du signal difficile pour le radar MEMPHIS à 35 GHz car les spectres Doppler quasi-instantanés sont associées au bruit. Ceci explique ainsi une majorité des vitesses Doppler proches de 0 m/s ce qui n'est pas le cas avec le radar MEDYCIS.

Une solution proposée pour obtenir un comportement significatif des vitesses Doppler à 35 GHz est de filtrer les spectres Doppler en dessous d'un certain niveau de puissance moyenne (intégrale des spectres) sur chaque case distance. Après vérification, ce filtrage occulte les vitesses Doppler calculées dans les creux des vagues et conserve les vitesses sur les crêtes. La distribution croisée obtenue est présentée sur la figure 3.20. Si elle est comparée à celle de la figure 3.17a, on peut noter que le filtrage conserve les forts niveaux de NRCS ce qui correspond au comportement du fouillis sur les crêtes. Ce filtrage n'altère pas alors l'analyse des vitesses Doppler des spikes présentées dans la partie suivante puisque la distribution croisée n'est modifiée que pour les faibles niveaux de NRCS.

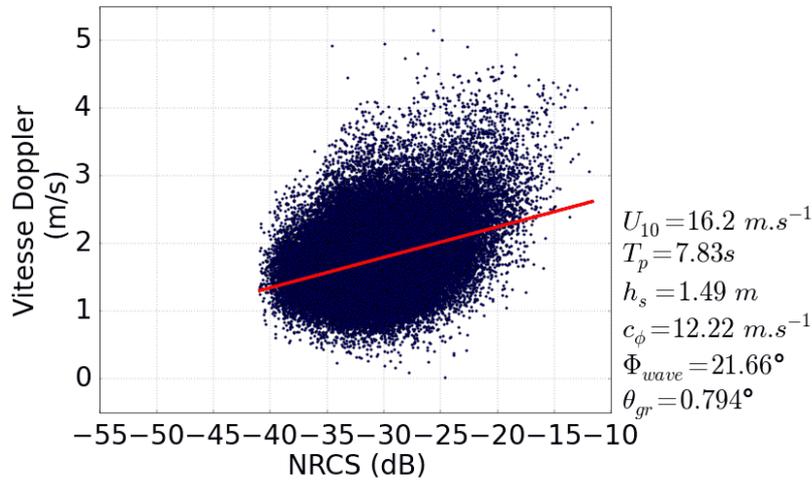


Fig. 3.20 – Distribution croisée entre NRCS et vitesse Doppler quasi-instantanées issues des cartes spatio-temporelles présentées sur les figures 3.12b et 3.12a acquises par le radar MEMPHIS, 35 GHz après filtrage des faibles niveaux de NRCS dans les creux des vagues.

3.4 Détection des spikes de mer et étude du comportement de leurs vitesses

Afin d'étudier le comportement en vitesse des spikes, il est nécessaire de pouvoir les séparer de la population globale. Dans [88], il s'agit de séparer les diffuseurs non-Bragg du fond diffus de Bragg. Pour cela plusieurs seuils de détection sont proposés, basés sur un certain niveau de NRCS ou le ratio de polarisation HH/VV. Cette partie a pour but d'étudier et de discuter la détection des spikes et d'exhiber certains comportements caractéristiques de la population des spikes.

3.4.1 Seuil de détection CFAR

La séparation des spikes de la population globale a été proposée dans plusieurs études par le biais de différentes méthodes. Ces méthodes sont basées sur l'algorithme de "constant false alarm rate" (CFAR) qui détermine quels pixels dépassent le seuil déterminé préalablement. La nature de ce seuil varie néanmoins selon les études. Dans [88] et [102], le seuil de détection est basé sur le niveau de NRCS des pixels. Dans [97] et [98] le ratio de polarisation HH/VV > 1 est utilisé. Dans [103] et [104], le seuil est déterminé en fonction du niveau de bruit thermique estimé sur les points de mesure les plus lointains. Dans le cas de la base de données MARLENE, n'ayant pas d'acquisitions en polarisations HH et VV simultanées, seule une discrimination à partir de la NRCS peut être appliquée pour discriminer les spikes.

Le premier seuil étudié est proposé dans [88]. Les pixels sélectionnés comme étant des spikes possèdent une puissance supérieure au seuil suivant

$$T = \mu + n\sigma \quad (3.14)$$

où μ est la puissance moyenne d'une carte temps-distance c'est à dire la réflectivité moyenne et σ l'écart type des niveaux de NRCS sur une carte entière. La valeur de n est fixée à $n = 2$ dans [88] à partir d'une analyse statistique non présentée. Ce seuil est utilisé sur la carte temps-distance acquise par le radar MEMPHIS (figure 3.12a). La détection des spikes est observable

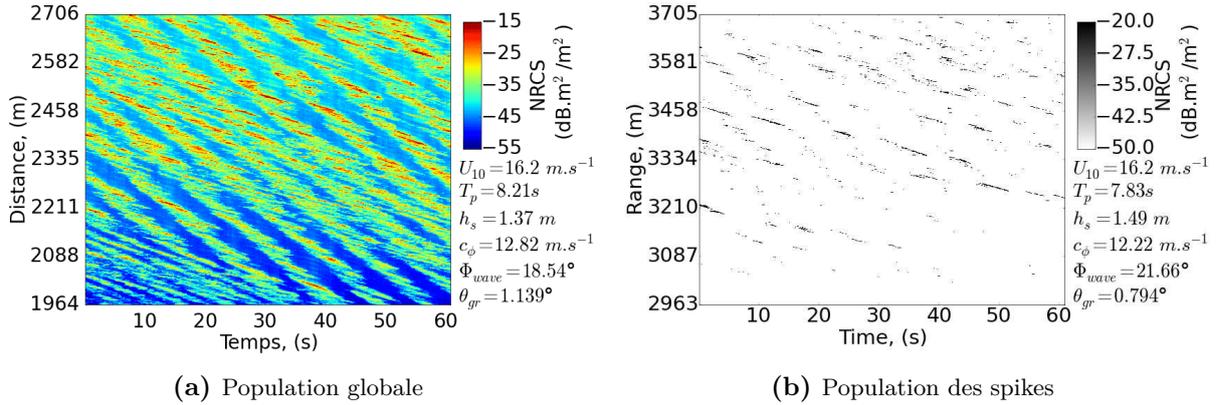


Fig. 3.21 – Cartes temps-distance de NRCS instantanée représentée en échelle logarithmique représentant la population globale (a) et la population des spikes (b) issues de l’acquisition de fouillis de mer effectuée par le radar MEMPHIS à 35 GHz.

sur la figure 3.21b par comparaison avec la figure 3.21a. L’échelle de couleur en noir et blanc permet de distinguer la population des spikes en noir. La sélection opérée montre que les spikes sont ainsi bien localisés sur les crêtes. Cette représentation montre de même que la densité de la population des spikes après application du seuil de l’équation (3.14) est très faible. En effet, le nombre de pixel correspondant à un spike est de 10861 pour cette carte, ce qui représente 2.3 %. Lorsque l’on divise par la distance et le temps on obtient une densité de $0.24 \text{ m}^{-1}\text{s}^{-1}$. Cette valeur est plus faible que celles obtenues dans [88].

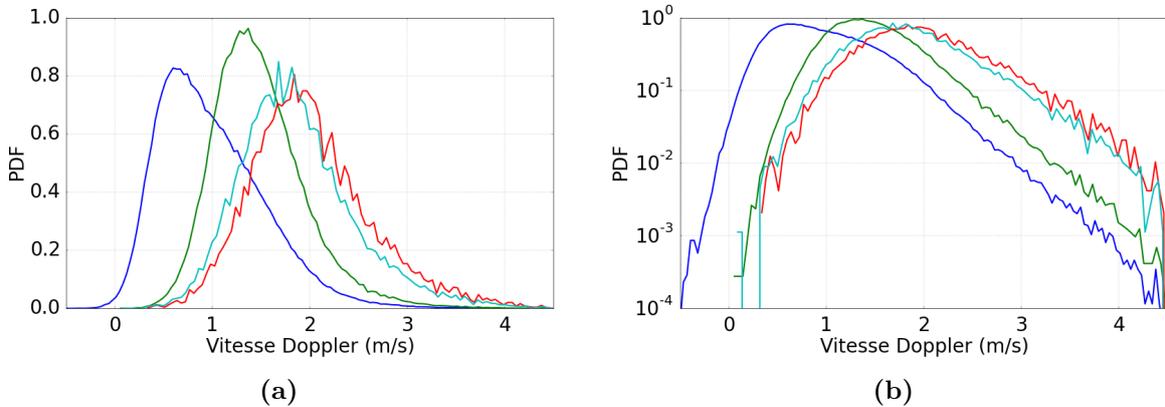


Fig. 3.22 – Distributions des vitesses Doppler quasi-instantanées de la population globale avant filtrage des faibles valeurs du signal (courbe bleue), après filtrage (courbe verte) et de la population des spikes pour les deux seuils de détection (courbes cyans et rouges correspondant respectivement aux équations (3.14) et (3.15)) issues de la carte temps-distance présentée sur la figure 3.12b acquise par le radar MEMPHIS, 35 GHz. Représentation en échelle linéaire (a) et en échelle logarithmique (b).

Le deuxième seuil proposé dans [102] détermine de la même façon l’appartenance d’un pixel à la population des spikes en fonction d’un niveau minimum de NRCS. Ce niveau est décrit par

$$T = \frac{5}{N_t N_x} \sum_{k=1}^{N_t} \sum_{l=1}^{N_x} |z_k^{(HH)}(l)|^2. \quad (3.15)$$

Il représente 5 fois la puissance moyenne de la carte temps-distance étudiée. Pour la carte acquise par le radar MEMPHIS, le premier seuil a pour valeur -23.4 dB alors que le second seuil est de -25.2 dB. Ces deux seuils sont relativement proches et la détection des spikes est donc similaire.

La figure 3.22 présente les distributions des vitesses Doppler de la population des spikes détectée après application des deux seuils proposés illustrées respectivement par les courbes rouges et cyans. Les distributions des vitesses Doppler de la population globale avant et après filtrage des creux sont ajoutées à titre de comparaison et représentées par les courbes bleues et vertes. La sélection des spikes entraîne un décalage significatif du pic de la distribution des vitesses Doppler. De même, les distributions présentent encore une légère asymétrie vers la gauche ce qui fait que la vitesse moyenne des spikes est légèrement plus élevée que la vitesse du pic de la distribution (2.03 m/s contre 1.86 m/s pour la courbe rouge). Les deux seuils étudiés fournissent des distributions de vitesses très similaires. Cependant, on remarque que le seuil le plus élevé (le premier) donne une distribution plus décalée vers les fortes vitesses Doppler. Cette observation permet d'affirmer que la population des spikes est bien associée aux vitesses Doppler les plus élevées.

3.4.2 Influence du seuil de détection

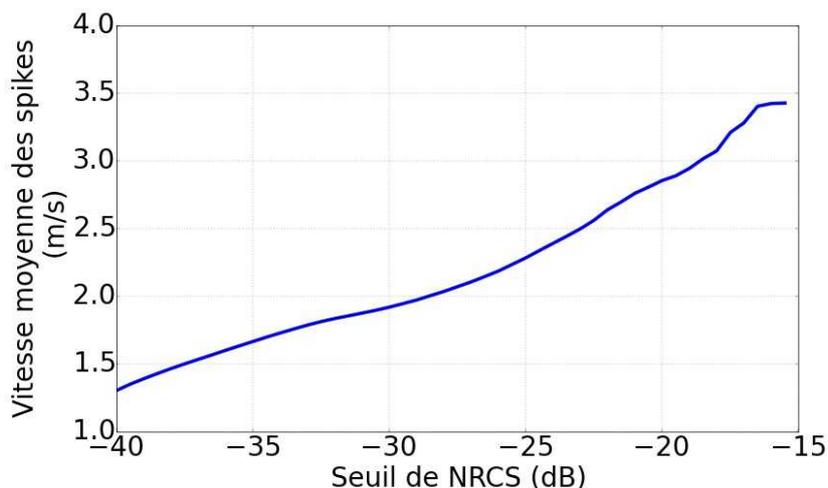


Fig. 3.23 – Influence du seuil de détection sur la vitesse moyenne des spikes en fonction du niveau de NRCS.

La figure 3.22 a montré qu'un écart de 0.8 dB sur le seuil de détection entraîne un décalage d'environ 0.3 m/s du pic de la distribution. Ceci est la preuve que le choix du seuil de NRCS est un critère important dans l'étude du comportement des spikes. La figure 3.23 montre ainsi l'influence du seuil de détection des spikes. Pour cela la sélection des spikes est effectuée avec un seuil qui varie de -40 dB à -15 dB. Pour chaque niveau de seuil, la vitesse moyenne des spikes est estimée sur la population sélectionnée. Ceci permet d'étudier la vitesse moyenne des spikes en fonction du niveau du seuil choisi en unité NRCS. Cette figure montre donc que plus le niveau de seuil est élevé, plus la vitesse moyenne des spikes est forte. Il est donc nécessaire d'être prudent quant aux conclusions sur le comportement en vitesse d'une population de spikes : il est complètement conditionné par le seuil de détection.

Dans [88], les auteurs supposent que les vitesses Doppler quasi-instantanées correspondent aux vitesses de phase des structures de vagues responsables des spikes. Ainsi une transformation des

vitesses en longueurs d'onde est proposée ($\lambda = \frac{2\pi v_{\varphi}^2}{g}$) permettant d'obtenir les échelles de vagues correspondant aux spikes de mer. Dans cette étude comme dans [97], ces longueurs d'onde sont ensuite attribuées aux vagues déferlantes comme on pourra le voir dans la partie suivante dédiée à l'origine des spikes et des diffuseurs rapides. Ainsi l'étude de l'influence du seuil proposée ici suggère qu'il est nécessaire d'être prudent sur les caractéristiques attribuées aux vagues déferlantes.

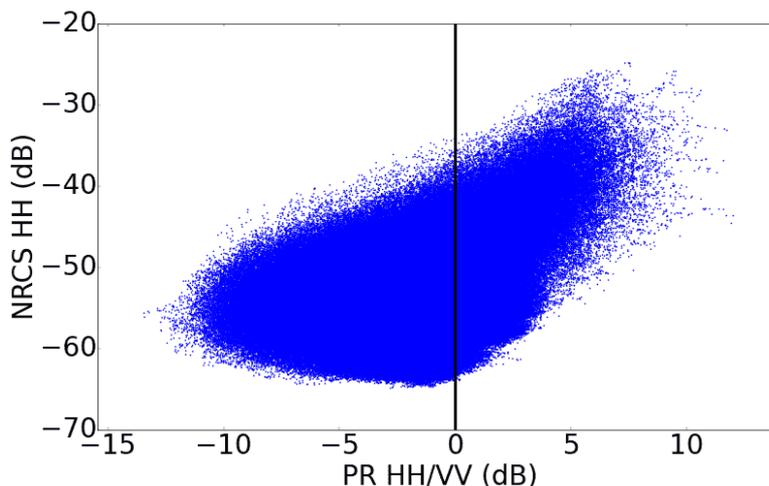


Fig. 3.24 – Distribution croisée entre le ratio de polarisation HH/VV et le niveau de NRCS en polarisation HH pour une carte temps-distance acquise par le radar MEMPHIS à 9 GHz durant la campagne SYLT.

De la même façon, les études dans [97] et [98] utilisent le ratio de polarisation, $R_{\sigma} = \frac{\sigma_0^{HH}}{\sigma_0^{VV}}$ pour extraire les spikes du niveau moyen. Une coupe à $R_{\sigma} = 0$ dB sur les distributions croisées (NRCS/ratio de polarisation et vitesses Doppler/ratio de polarisation) de la figure 5 de [97] montre que la discrimination des spikes selon ce ratio ne coïncide pas avec la sélection effectuée à partir du niveau de réflectivité. La condition $R_{\sigma} = 0$ dB sélectionne notamment des pixels dont le niveau en NRCS en polarisation HH et VV peut être faible. La figure 3.24 montre un résultat similaire pour une carte temps-distance acquise par le radar MEMPHIS à 9 GHz pendant la campagne SYLT. Le ratio de polarisation affiché est calculé comme le rapport des NRCS quasi-instantanées en polarisation HH et VV. La seule condition $R_{\sigma} > 0$ dB ne permet pas de discriminer les spikes de la même façon qu'avec un niveau de seuil sur la NRCS. En effet, certains pixels ainsi sélectionnés possèdent des niveaux de NRCS de -60 dB ce qui se situe bien en dessous du niveau de seuil de NRCS étudié dans la partie 3.4.1. De plus, dans [4], une catégorie de spikes appelée "spike subevents" est observée pour $R_{\sigma} < 0$ dB. Les auteurs de ces études mentionnent d'ailleurs que le critère du ratio de polarisation ne semble pas suffisant pour discriminer les vagues déferlantes.

Ainsi, conclure sur l'échelle de vague responsable des spikes et associer les vitesses obtenues après détection des spikes à la vitesse des vagues déferlantes peut paraître hâtif. Il pourrait par conséquent être intéressant de comparer la sélection des spikes selon les deux méthodes et de cumuler ces deux critères. Ceci n'est toutefois pas possible avec les données de la campagne MARLENE.

3.4.3 Variabilité en azimut du comportement des spikes de mer

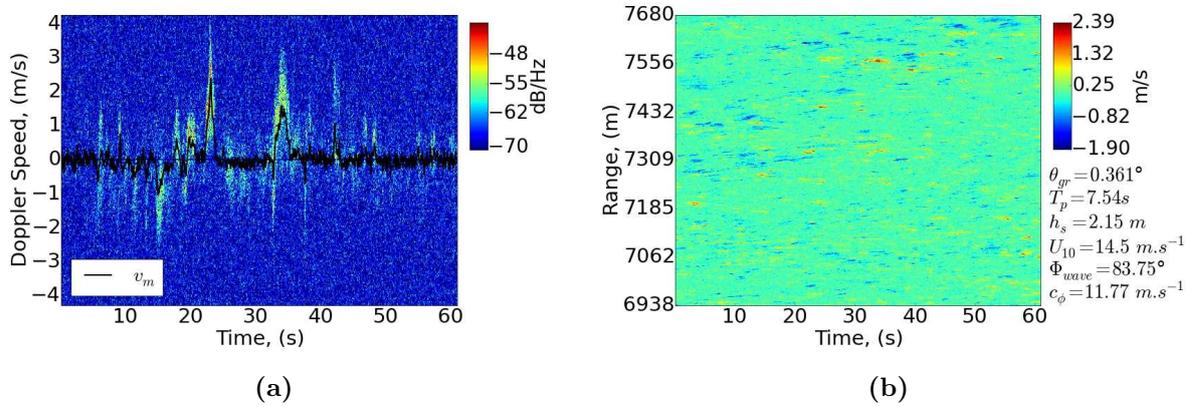


Fig. 3.25 – Spectrogramme et carte temps-distance de vitesses Doppler établis à partir d’une acquisition par le radar MEMPHIS, à 35 GHz pour un angle d’azimut de 80° .

De la même façon que l’on a cherché à établir la dépendance des vitesses moyennes vis à vis de l’angle d’azimut radar/vagues, on cherche désormais à étudier cette dépendance pour les vitesses des spikes. Premièrement, afin de s’assurer de la présence de spikes et de diffuseurs rapides en configuration cross-wave, une carte temps-distance à $\varphi_{wave} \sim 84^\circ$ est sélectionnée. Les figures 3.25 présentent alors un spectrogramme en (a) issu d’une case distance de la carte temps-distance des vitesses Doppler en (b) pour une acquisition en configuration cross-wave. Le spectrogramme montre que des pics de vitesses à la fois positifs et négatifs peuvent être observés sur les spectrogrammes. Ces pics sont néanmoins de plus faible intensité qu’en configuration up-wave comme le montre l’échelle de couleur de la figure 3.25b qui n’excède pas 2.39 m/s. Ces deux figures montrent toutefois que l’analyse de la vitesse moyenne des spikes est possible même lorsque l’on se rapproche de la configuration cross-wave.

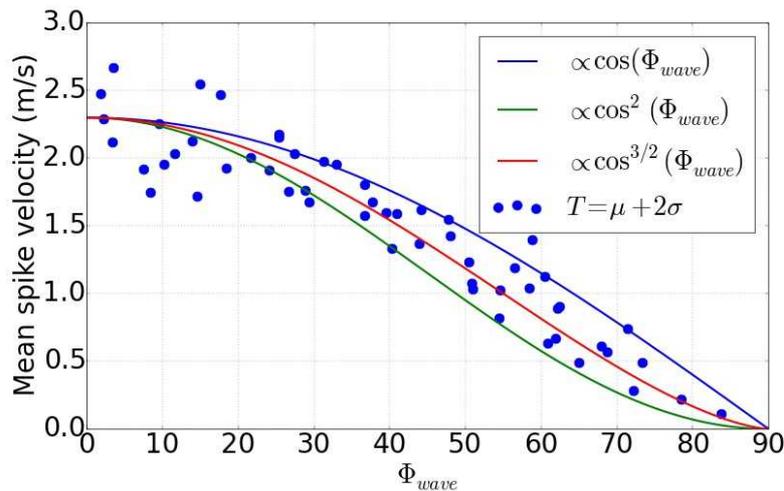


Fig. 3.26 – Vitesse Doppler moyenne de la population des spikes en fonction de l’angle d’azimut entre la direction de pointage du radar et celle des vagues pour les cartes temps-distance acquises par le radar MEMPHIS, 35 GHz, en polarisation HH.

Afin d’étudier la dépendance de la vitesse moyenne des spikes par rapport à l’angle d’azimut,

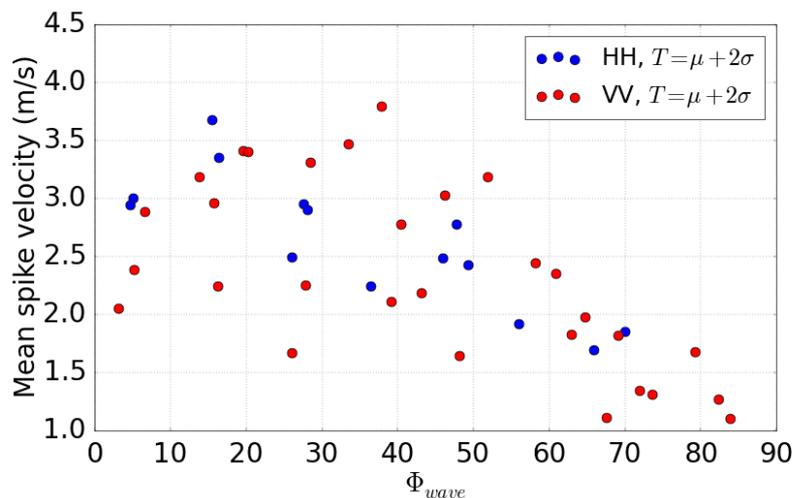


Fig. 3.27 – Vitesse Doppler moyenne de la population des spikes en fonction de l’angle d’azimut entre la direction de pointage du radar et celle des vagues pour les cartes temps-distance acquises par le radar MEDYCIS, 5.6 GHz en polarisation HH (symboles bleus) et polarisation VV (symboles rouges).

celle-ci est estimée pour les cartes temps-distance étudiées pour la figure 3.5. Le seuil appliqué pour la détection des spikes est celui de l’équation (3.14). Les résultats obtenus pour la bande Ka sont illustrés par la figure 3.26. Cette analyse montre que la variabilité azimutale observée sur les vitesses moyennes des spectres Doppler moyens est conservée pour les vitesses moyennes des spikes. Cette figure montre de plus que les vitesses moyennes des spikes sont encadrées par des puissances du cosinus de l’angle d’azimut radar/vagues avec une dispersion des points plus forte pour la configuration up-wave pour les données à 35 GHz. Cette analyse n’a toutefois pas révélé une influence significative de l’angle de rasance. Les résultats obtenus pour la bande C en polarisation HH et VV sont représentés sur la figure 3.27. Cette dernière montre que l’influence de l’azimut est aussi importante à 5.6 GHz. On ne retrouve cependant pas un comportement aussi net qu’à 35 GHz. Les courbes de puissance de cosinus similaires à la figure 3.26 sont notamment décalées de 1 m/s. Par ailleurs, les vitesses moyennes de la population des spikes sont nettement plus dispersées en polarisation verticale qu’en polarisation horizontale. On remarque également que les vitesses des spikes peuvent être aussi élevées en VV qu’en HH, effet qui était atténué lors de l’étude des spectres moyens sur une carte complète.

3.5 Synthèse des résultats et interprétation de l’origine des spikes de mer

3.5.1 Résultats obtenus

Ce chapitre a permis de montrer l’analyse du traitement Doppler effectué sur les données expérimentales acquises durant les campagnes MARLENE et SYLT. Dans un premier temps, les spectres Doppler moyens ont été calculés en moyennant le spectre Doppler des séries temporelles de chaque case distance d’une carte temps-distance. L’estimation des vitesses Doppler moyennes de ces spectres a révélé que la modulation des vagues de Bragg (échelle responsable de la réponse électromagnétique de la surface de la mer) par les vagues de longueur d’onde plus grande ne suffisait pas pour décrire ces vitesses moyennes. En effet, à incidence rasante, un phénomène appelé diffuseur rapide provoque l’apparition de vitesses Doppler élevées ne répondant pas à

cette théorie classique.

Un lien entre spikes de mer (échos locaux de forte puissance) et les diffuseurs rapides est généralement fait dans la littérature. Ce chapitre a proposé l'investigation de ce lien en montrant tout d'abord l'impact évident des spikes sur les spectres Doppler et les spectrogrammes. Ainsi, les spikes peuvent provoquer l'apparition de diffuseurs rapides ce qui augmente significativement la vitesse Doppler moyenne des spectres Doppler. Une investigation plus précise à partir du calcul des spectres Doppler quasi-instantanés a été ensuite menée.

Cette analyse à travers l'étude des distributions croisées a montré qu'une corrélation entre forte réflectivité et diffuseur rapide peut être établie. Cette corrélation n'est cependant pas parfaite et une certaine dispersion est observée. La sélection des réflectivités les plus fortes par détection des spikes montre cependant que les vitesses Doppler associées aux spikes sont plus élevées que celles de la population globale. Enfin, la vitesse moyenne associée aux spikes restitue la variabilité en azimut radar/vagues déjà établie pour la vitesse Doppler moyenne estimée sur les spectres Doppler moyens.

3.5.2 Origine des spikes de mer

Le manque d'information complète sur la surface de la mer lors de cette analyse ne permet pas d'établir l'origine de l'apparition des spikes à incidence rasante. En effet, il est impossible de faire par exemple un comparatif de la couverture des spikes avec la couverture de l'écume sur la surface de la mer. Il est cependant intéressant, afin d'introduire le chapitre suivant, de discuter sur l'origine des spikes et des diffuseurs rapides et de rappeler les hypothèses émises dans la littérature.

L'observation et la classification des spikes de mer a été établie dans plusieurs études menées dans les années 1990 comme [3] en conditions réelles et [105] en laboratoire. Plusieurs études se sont ensuite attachées à définir l'origine de ce phénomène. L'hypothèse d'une contribution liée aux non-linéarités hydrodynamiques émise dans [4] fait alors écho à l'association des vagues déferlantes aux spikes de mer établie dès les années 1950 [106], puis dans les années 70-80 [58], [107] et [108].

Cette hypothèse est renforcée par les études en laboratoire, expérimentales ou numériques. Dans [94], l'observation du début du déferlement coïncide avec l'apparition des composantes non-Bragg en polarisation horizontale. Cette étude conclut que la rétrodiffusion de Bragg est dominante en polarisation verticale même en cas de déferlement. Dans [109], des études en bassin à vagues montrent que la forte réflectivité en polarisation HH provient du stade initial de déferlement des vagues. C'est à dire au moment où les vagues deviennent plus pentues. De la même façon, l'augmentation de la réflectivité en polarisation verticale provient du gonflement des crêtes des vagues. L'étude menée dans [110] corrobore ces résultats en situant la valeur des pics de NRCS sur le haut des crêtes. L'influence du mécanisme initial provoquant le déferlement, c'est à dire l'augmentation locale de la pente, est montré dans [111]. Cette étude en bassin numérique montre que les caractéristiques des spikes sont observables à la fois en HH et en VV et que même une vague très pentue de faible amplitude peut engendrer des spikes importants. Ces études en laboratoire ont permis d'établir un lien entre l'augmentation de la pente des vagues, étape qui intervient au début du processus du déferlement, avec l'augmentation de la puissance rétrodiffusée par la surface de la mer. Les multi-trajets générés par l'augmentation des pentes lors du déferlement peuvent aussi jouer un rôle dans l'apparition des spikes [112].

Les études en conditions réelles couplant mesure du fouillis de mer et enregistrement vidéo permettent d'établir une comparaison entre les spikes et les vagues déferlantes. La présence de moutonnement et d'écume sur la mer peut en effet être révélée par moyens optiques. Ainsi, dans [103] et [104], la couverture de spikes sur la mer coïncide seulement à 30 % avec la présence d'écume pour une mer jeune ou développée tandis que la corrélation est de 60 % avec des pentes fortes. Ces études renforcent l'hypothèse que l'initiation du déferlement par l'augmentation des pentes de la surface provoque l'augmentation de la NRCS. Le lien fait entre spikes et déferlement permet alors d'étudier ce phénomène hydrodynamique du point de vue radar et de le lier à certaines conditions environnementales comme le vent et l'état de mer [97], [98]. Ainsi, l'hypothèse du mécanisme de déferlement est supportée par la communauté scientifique. Des recherches sont alors menées pour déterminer à partir de mesures radar la vitesse des vagues déferlantes. Ceci est notamment le cas dans [7] où une formule empirique est proposée pour estimer la vitesse de ces vagues. Cette formule se base notamment sur l'étude de la composante basse fréquence des spectres 2D des cartes temps-distance de NRCS appelée "group line". Le chapitre suivant est dédié au développement d'une méthode de mesure de la pente de la "group line" et à l'étude de celle-ci sur les données expérimentales issues de la campagne MARLENE.

Chapitre 4

Étude théorique et expérimentale de la group line des spectres de dispersion spatio-temporels

Sommaire

4.1	Présentation du problème	76
4.2	Modélisation théorique et analytique de la group line	78
4.2.1	Principe de génération de la group line	78
4.2.2	Modélisation de la group line de différentes quantités relatives à la surface	80
4.2.3	Étude la pente analytique de la group line	82
4.3	Validation numérique de la modélisation	83
4.3.1	Simulations numériques	83
4.3.2	Test de convergence	85
4.3.3	Formule empirique corrective dans le cas de série temporelle courte	86
4.3.4	Comparaison de la modélisation à des simulations numériques issues de la méthode des moments	87
4.4	Étude du comportement de la group line des données expérimentales	88
4.4.1	Présentation du protocole de mesure de la pente de la group line	88
4.4.2	Comparaison des données expérimentales aux simulations numériques	90
4.4.3	Étude de l'influence de la fréquence sur la pente de la group line	91
4.4.4	Étude de la variation de la pente de la group line en fonction de l'angle d'azimut	92
4.5	Étude du lien entre spikes, déferlement et group line	94
4.5.1	Étude de la group line d'une carte temps-distance de vitesses Doppler	94
4.5.2	Comparaison de la pente de la group line aux vitesses des spikes et des vagues déferlantes	95
4.6	Synthèse des résultats	98

L'objectif principal de ce chapitre est d'étudier des spectres de dispersion 2D obtenus à partir d'une transformée de Fourier 2D de mesures spatio-temporelles, et plus particulièrement de la group line. Cette dernière est observable à basse-fréquence sur les spectres 2D de carte temps-distance de NRCS. Le point fondamental de l'étude de la group line est de déterminer l'implication du déferlement dans sa génération. Dans [5], avant d'orienter la discussion sur l'origine de la group line vers un phénomène hydrodynamique tel que le déferlement, les auteurs

explorent différentes pistes. Ils suggèrent ainsi qu'il y a peu de doutes que la puissance rétro-diffusée soit reliée non linéairement à l'angle d'incidence local. Celle-ci est notamment associée à la pente locale. Cette suggestion est l'interprétation principale retenue pour l'étude proposée dans ce chapitre et justifie le choix d'étudier les fonctions quadratiques reliées à la hauteur, pente et vitesse orbitale de la surface. Ce choix est expliqué *a posteriori* à partir des résultats expérimentaux. La démarche développée dans ce chapitre consiste donc tout d'abord à présenter la modélisation théorique du problème à partir du calcul théorique des transformées de Fourier des carrés des différentes quantités relatives à la surface. Dans un deuxième temps, une mesure générique et précise de la pente la group line sur les données expérimentales est proposée afin d'étudier le comportement de celle-ci. Enfin l'étude de la pente de la group line est effectuée en la comparant aux vitesses des spikes et des vagues déferlantes. Cette dernière approche cherche alors à montrer que la pente de la group line ne permettrait pas une estimation de la vitesse des vagues déferlantes.

4.1 Présentation du problème

Les figures 4.1 et 4.2 présentent deux cartes spatio-temporelles de NRCS issues de la campagne MARLENE. Ces deux cartes ont été acquises respectivement par les radar MARSIG et MEMPHIS. A partir de celles-ci, mais aussi de cartes de champ de vitesses Doppler [5] [6], il est possible d'obtenir des spectres bi-dimensionnels appelés diagrammes de dispersion. Ces spectres sont obtenus en appliquant aux données une transformée de Fourier en deux dimensions. Ils permettent d'analyser la répartition d'énergie des vagues de gravité d'une surface de mer dans le domaine spectral pulsation-nombre d'onde, (ω, k) . La discrétisation spectrale $(d\omega, dk)$ sera d'autant plus fine que les durées et distances d'acquisition des données sont grandes. Une analyse de la transformée de Fourier appliquée au cas tri-dimensionnel (x, y, t) est proposée dans [90]. Cette analyse montre notamment comment les diagrammes de dispersion permettent de déterminer la présence de courants de surface et d'estimer la vitesse induite par ces derniers. En effet en l'absence de courant, la densité spectrale d'énergie se répartit le long de la courbe définie par la relation de dispersion hydrodynamique des vagues de gravité $\omega = \sqrt{gk}$ et une déviation de cette courbe peut être interprétée en terme de courant de surface. Les diagrammes de dispersion peuvent aussi être utilisés afin d'étudier les non-linéarités hydrodynamiques des surfaces océaniques, [113] ou extraire des données environnementales telles que l'état de mer [114].

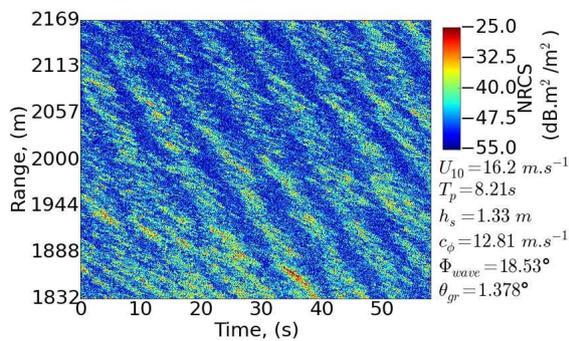


Fig. 4.1 – Carte spatio-temporelle de données NRCS, radar MARSIG, 14 GHz, polarisation HH, vent de 16.2 m.s^{-1} .

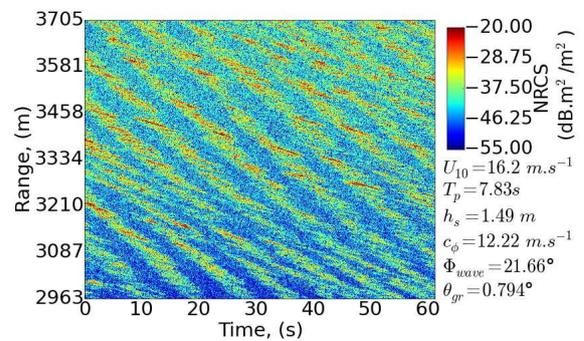


Fig. 4.2 – Carte spatio-temporelle de données NRCS, radar MEMPHIS, 35 GHz, polarisation HH, vent de 16.2 m.s^{-1} .

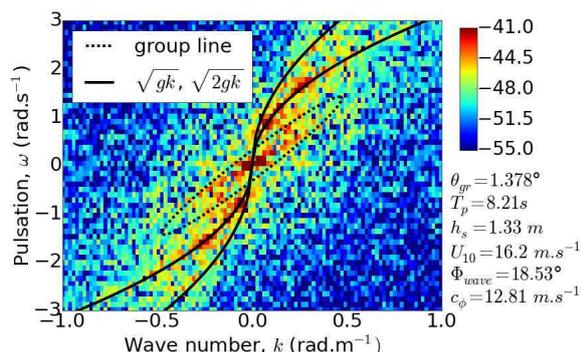


Fig. 4.3 – Diagramme de dispersion de la carte NRCS, présentée sur la figure 4.1, radar MARSIG, 14 GHz, polarisation HH, vent de 16.2 m.s^{-1} .

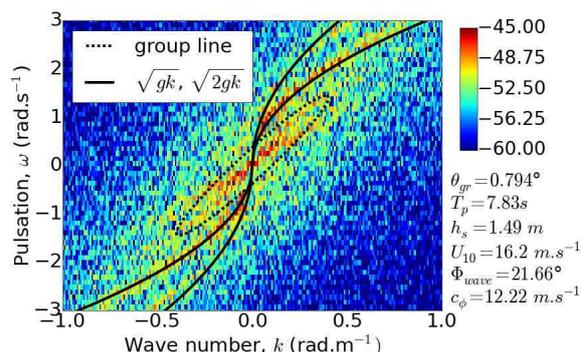


Fig. 4.4 – Diagramme de dispersion de la carte NRCS, présentée sur la figure 4.2, radar MEMPHIS, 35 GHz, polarisation HH, vent de 16.2 m.s^{-1} .

Les mesures radar MARSIG et MEMPHIS au contraire du radar MEDYCIS possèdent un temps d'acquisition d'environ 60 secondes ce qui est suffisant pour obtenir une bonne résolution dans le domaine spectral. Les deux diagrammes de dispersion obtenus à partir des cartes de NRCS, affichés sur les figures 4.1 et 4.2, sont présentés sur les figures 4.3 et 4.4. Ces diagrammes montrent bien la répartition de l'énergie sur la courbe, marquée par la ligne continue noire, décrite par le premier ordre de la relation de dispersion hydrodynamique des vagues de gravité $\omega = \sqrt{gk}$ ainsi que sur son second ordre $\sqrt{2gk}$. Les cas présentés ici correspondent à des conditions proches d'une visée azimuth face aux vagues (up-wave). Ces courbes liées à la relation de dispersion des vagues sont de moins en moins distinctes en configuration cross-wave lorsque l'angle d'azimut entre les directions de visée du radar et des vagues se rapproche de 90° .

Une composante non linéaire est aussi présente sur les diagrammes de dispersion mise en évidence par les courbes noires discontinues. Elle est caractérisée par la concentration d'énergie à basses fréquences (à faibles pulsations et nombres d'onde) le long d'une droite passant par l'origine du diagramme. Cette composante basse fréquence est aussi observable sur des images acquises par des systèmes optiques [115]. Dans [59], elle est appelée "group line", indiquant que la pente de cette droite pourrait être interprétée comme une vitesse de groupe. La pente de cette composante, homogène à une vitesse, est généralement estimée graphiquement malgré le manque de précision, visible sur les diagrammes. Il est expliqué dans [59] que cette droite est liée à la présence de vagues déferlantes. Celles-ci se déplaceraient alors à la vitesse de groupe des vagues dominantes et la pente de la group line représenterait la mesure adéquate de la vitesse des vagues déferlantes. Il n'écarte cependant pas la responsabilité d'éventuels effets d'ombrage. L'observation de la group line a aussi été effectuée dans [5], [87] et [116]. Comme dans [59], cette composante basse fréquence y est imputée à la présence de déferlement. Il est important de noter que beaucoup d'études se basent sur la group line des vitesses Doppler instantanées et non de la NRCS. Ce point est discuté dans la suite du chapitre.

Dans [6], les auteurs cherchent de même à étudier l'origine de la group line en procédant de manière méthodique. S'ils écartent les tourbillons de vents turbulents, l'advection des courants marins ou encore les interactions de second ordre dues aux non-linéarités hydrodynamiques ou électromagnétiques, ils concluent que la présence de vagues déferlantes sur la surface de mer étudiée représenterait la principale origine de la group line. L'influence de l'ombrage dû à l'incidence rasante est aussi écartée tandis qu'il est considéré comme la composante principale dans [114]. Dans un deuxième article compagnon [117], la vitesse de groupe des vagues dominantes n'est pas

retenue comme mesure significative de la pente de la group line. Des simulations numériques, basées sur la génération de surfaces à partir d'un spectre de Donelan, [118] sont effectuées. La valeur de pentes de group lines simulées coïncident avec les maxima de la fonction Lambda de Philips, introduite dans [119], qui détermine la distribution des moutons sur une surface océanique. Les pentes des group lines simulées coïncident aussi avec les vitesses Doppler moyennes constatées sur des spectres en polarisation HH issues de plusieurs publications. Ces simulations numériques permettent de faire le lien entre le déferlement et la pente de la group line et d'estimer une plage de longueur d'onde des vagues déferlantes de 1 à 12 m.

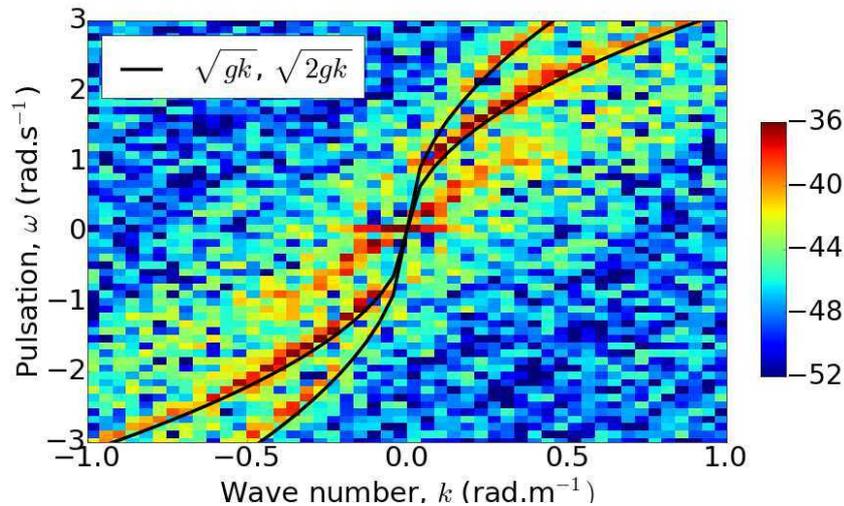


Fig. 4.5 – Diagramme de dispersion d'une carte NRCS issue de la simulation GMoM, bande L (1.2 GHz), polarisation HH, vent de 7 m.s^{-1} .

Cependant, la transformée de Fourier peut aussi être appliquée aux cartes NRCS issues de la simulation numérique GMoM présentée dans [48]. Cette simulation numérique effectue le calcul par méthode des moments de la diffraction des ondes électromagnétiques par des surfaces rugueuses modélisées (cf. partie 1.1.1 du chapitre 1). La figure 4.5 présente un diagramme de dispersion d'une simulation en bande L (1.2 GHz) pour un vent de 7 m/s. Cette simulation prend en compte une génération de surfaces faiblement non linéaires grâce à la méthode de Creamer présentée dans [18] et [120]. Cette génération de surface n'engendre pas de déferlement. La figure 4.5 exhibe pourtant une group line. Ce résultat concorde avec l'étude théorique menée dans [121]. Il semblerait donc que la présence de group lines sur les diagrammes de dispersion puisse être aussi due à d'autres mécanismes que le déferlement. Par conséquent l'interprétation de la group line et de son origine reste un débat ouvert dans la littérature et mérite ainsi d'être discutée. La détermination graphique de sa pente classiquement effectuée dans la littérature amène également à rechercher une approche plus rigoureuse de sa mesure.

4.2 Modélisation théorique et analytique de la group line

4.2.1 Principe de génération de la group line

Afin d'illustrer et expliquer le mécanisme de génération de la group line, la figure 4.6 présente le schéma de construction de celle-ci. On se concentre dans cette partie sur une fonction non linéaire d'une variable aléatoire possédant une densité de probabilité gaussienne et un spectre $S(\mathbf{K})$, telle que peut l'être une fonction décrivant la surface de la mer décrite par une super-

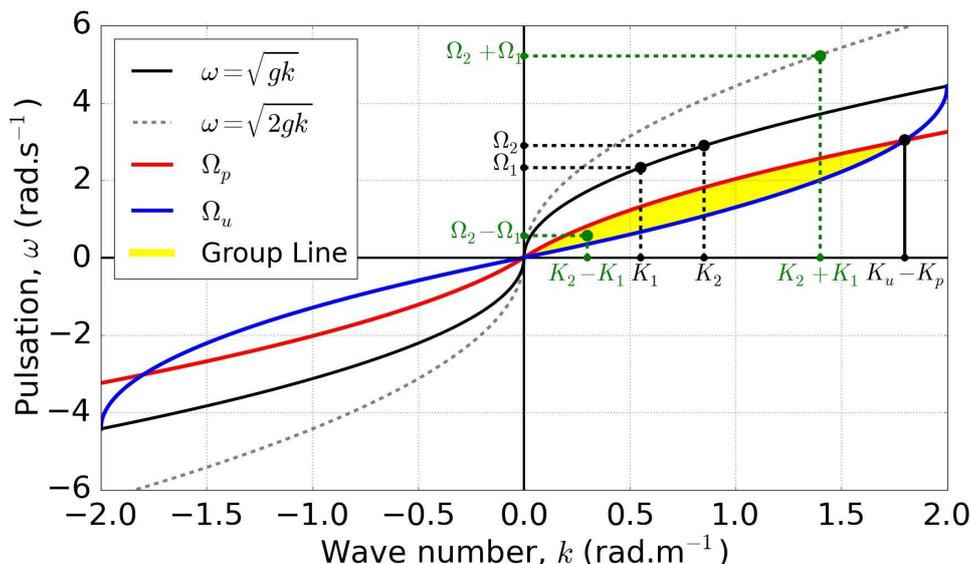


Fig. 4.6 – Description géométrique de la group line associée à un spectre continu à bande étroite.

position de vagues de gravité (cf. Chapitre 1) ou la distribution associée des pentes. Les radars utilisés lors de la campagne MARLENE et plus généralement lors de l'étude des diagrammes de dispersion possèdent une résolution spatiale d'environ 1 m ou plus. Les vagues de taille inférieure à cette résolution spatiale sont par conséquent filtrées du spectre $S(\mathbf{K})$. Ainsi les vagues de capillarité ne sont pas considérées dans ce problème. Dans le régime basse-fréquence, on suppose que le spectre chute rapidement en deçà du nombre d'onde K_p représentant la vague la plus énergétique (i.e. la vague dominante). Les calculs effectués dans la partie suivante s'appliquent par conséquent à des spectres classiques de vagues de vent et ne prennent pas en compte la superposition de la houle.

En eau profonde et en absence de courant, la relation de dispersion hydrodynamique des vagues de gravité s'écrit $\Omega = \sqrt{gK}$, $K = |\mathbf{K}|$ et Ω représentant respectivement le nombre d'onde et la pulsation d'une vague. En considérant l'approximation linéaire présentée au chapitre 1 partie 1.1.1, la contribution des vagues plus grandes que la résolution spatiale du radar à la hauteur de la surface peut être décrite par

$$\eta_L(\mathbf{x}, t) = \Re \left\{ \int_{K < K_u} A(\mathbf{K}) \exp [i\mathbf{K} \cdot \mathbf{x} - i\Omega(\mathbf{K})t] d\mathbf{K} + cc \right\} \quad (4.1)$$

où K_u représente la coupure haute-fréquence du spectre séparant grandes et petites échelles de vagues (ces dernières n'étant pas considérées car plus petites que la résolution radar), A représente l'amplitude associée à la contribution de la vague de nombre d'onde K avec $|A|$ la racine carré du spectre des vagues de gravité et $\Omega(\mathbf{K})$ est obtenu par la relation de dispersion des vagues de gravité.

Afin de comprendre l'influence des non-linéarités et d'expliquer les caractéristiques de la group line, on considère dans un premier temps le cas simple de la fonction quadratique η_L^2 , le carré des hauteurs de la surface. Dans le but de simplifier les explications, seulement deux vagues périodiques se propageant dans la même direction sont désormais considérées. Ces deux vagues sont ainsi notées $\eta_1(K_1, \Omega_1)$ et $\eta_2(K_2, \Omega_2)$. La fonction quadratique implique alors le calcul du produit $\eta_1\eta_2$ qui génère plusieurs termes associés aux nombres d'onde $K = \pm K_2 \pm K_1$ et aux pulsations $\Omega = \pm\Omega_2 \pm \Omega_1 = \pm\sqrt{gK_2} \pm \sqrt{gK_1}$. La contribution de ce produit est de $A(K_1)A^*(K_2)$

dans le domaine fréquentiel. Si K_1 et K_2 sont choisis proches l'un de l'autre, les points résultants du produit $\eta_1\eta_2$ dans le plan (k, ω) sont situés soit au voisinage du second harmonique $\omega = \pm\sqrt{2gk}$ de la relation de dispersion $(K_2 + K_1)$ soit proche de l'origine $(K_2 - K_1)$. La pente de la droite reliant ce deuxième point avec l'origine correspond alors à la vitesse de groupe du paquet de vagues (η_1, η_2) .

L'idée désormais est de considérer le point $k = K_2 - K_1$ constant et de faire augmenter K_1 de K_p à K_u où K_p est la coupure basse-fréquence du spectre des vagues de gravité. Lorsque K_1 varie de K_p à K_u , $|\Omega_2 - \Omega_1|$ décroît alors de $\Omega_p = \sqrt{g(K_p + k)} - \sqrt{gK_p}$ à $\Omega_u = \sqrt{gK_u} - \sqrt{g(K_u - k)}$. Par conséquent, en considérant désormais un spectre large bande, la group line remplit une zone du plan (k, ω) délimitée par les bornes $\omega_u(k)$ et $\omega_p(k)$ et contrôlée par la résolution du radar (K_u) et par les vagues dominantes (K_p).

Cette construction est retrouvée de la même façon lorsque le carré des pentes est considéré. En effet, seule l'amplitude $A(\mathbf{K})$ est modifiée lorsque l'on passe de la hauteur à la pente des vagues qui est alors la dérivée spatiale de la première. Les figures 4.3 et 4.4 démontrent clairement la présence de la group line sur les données expérimentales de NRCS mais les limites de celles-ci n'apparaissent pas clairement à cause du bruit et de la mauvaise résolution des fréquences spatiales.

4.2.2 Modélisation de la group line de différentes quantités relatives à la surface

Afin de pouvoir décrire la répartition d'énergie au sein de la group line et de calculer la pente de celle-ci, il est nécessaire d'en établir une modélisation théorique. Pour que les calculs théoriques restent simples et pour aboutir à des formulations analytiques, le modèle proposé par l'équation (4.1) est retenu. On cherche désormais à calculer la transformée de Fourier en deux dimension du carré d'une quantité relative à la surface. Dans la suite, les quantités étudiées sont les hauteurs de la surface définie par (4.1), les pentes associées définies comme la dérivée spatiale des hauteurs, $\eta_{L,x} = \frac{\partial \eta_L}{\partial x}$ et les vitesses orbitales définies comme la dérivée temporelle des hauteurs, $\eta_{L,t} = \frac{\partial \eta_L}{\partial t}$. Pour permettre une lecture fluide, le détail des calculs est placé en annexe. Ceux-ci sont alors effectués sur une quantité correspondant à la superposition d'harmoniques dont les amplitudes sont définies par $A(\mathbf{K})$. Ces amplitudes peuvent être décrites selon la quantité étudiée. Ainsi, on a $A(\mathbf{K}) \propto K^{-3/2}$ pour les hauteurs de la surface, $A'(\mathbf{K}) = iKA(\mathbf{K}) \propto K^{-1/2}$ pour les pentes de la surface et $A''(\mathbf{K}) = -i\Omega(\mathbf{K})A(\mathbf{K}) \propto K^{-1}$ pour les vitesses orbitales. Cela revient à dire que le spectre des hauteurs se comporte en K^{-3} , le spectre des pentes en K^{-1} et celui des vitesses orbitales en K^{-2} .

La mise au carré de l'équation (4.1) fait apparaître 4 termes suivant $\Re(z) \times \Re(z') = zz' + zz'^* + z^*z' + z^*z'^*$ pour z et z' deux nombres complexes. Ces 4 termes prennent ainsi en compte les doubles produits du type $A(\mathbf{K})A^*(\mathbf{K} - \mathbf{K}')$ comme le montre l'équation (B.4). La transformée de Fourier par rapport à x de la quantité étudiée au carré revient à calculer plusieurs produit de convolution des quantités analogues à $A(\mathbf{K}) \exp(-i\Omega(\mathbf{K})t)$. Ce calcul est présenté par l'équation (B.6). La seconde transformée de Fourier par rapport à t , décrite par l'équation (B.8), conduit à l'obtention de 4 distributions de Dirac $\delta[\omega \pm (\Omega(\mathbf{K}) + \Omega(\pm\mathbf{k} - \mathbf{K}))]$ et $\delta[\omega \pm (\Omega(\mathbf{K}) - \Omega(\mathbf{K} \mp \mathbf{k}))]$. Il faut ici bien distinguer le nombre d'onde correspondant aux vagues (K) du nombre d'onde induit par la transformée de Fourier (k). Un seul de ces termes est alors nécessaire pour étudier la group line dans le quadrant ($k > 0, \omega > 0$). Il s'agit de l'intégrale I_2 dans l'équation (B.8).

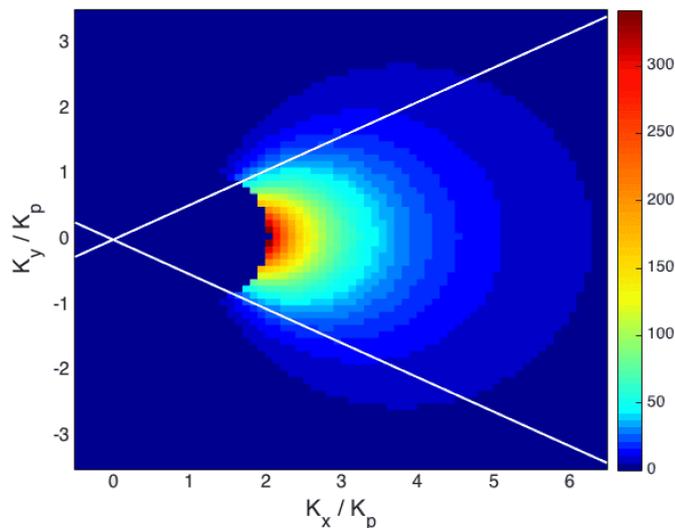


Fig. 4.7 – $|A(\mathbf{K})A(\mathbf{K} - \mathbf{k})|$ versus K_x/K_p et K_y/K_p , pour $\mathbf{k} = K_p\hat{\mathbf{x}}$ avec $K_p = 0.1$ et un ratio vitesse de phase des vagues dominantes sur la vitesse du vent de $c_p/U = 0.75$. A est choisi afin de suivre le spectre empirique proposé par Hasselmann [122]. 82% de l'intégrale est concentrée entre les lignes blanches dont les pentes sont de $\pm \tan \pi/6$. La distribution devient plus étroite lorsque k augmente.

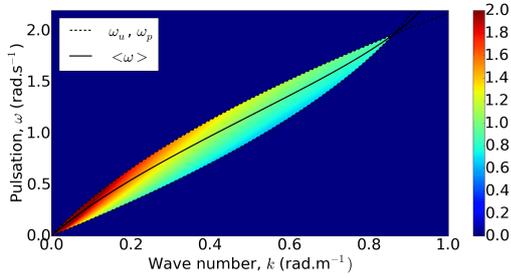
Dans la suite des calculs, la modélisation est effectuée en supposant le cas 1D. En considérant le cas bi-dimensionnel, le vecteur d'onde de vague \mathbf{K} s'exprime $\mathbf{K} = K_x\hat{\mathbf{x}} + K_y\hat{\mathbf{y}}$. On suppose ici que la direction de visée du radar coïncide avec la direction de propagation des vagues (configuration up-wave). Dans ces conditions, \mathbf{k} est orienté dans cette direction et l'amplitude $A(\mathbf{K})A^*(\mathbf{K} - \mathbf{k})$ contribuant à la group line prend des valeurs significatives lorsque \mathbf{K} est aussi dirigé dans cette direction. Lorsque \mathbf{K} s'écarte de celle-ci, la quantité $A(\mathbf{K})A^*(\mathbf{K} - \mathbf{k})$ décroît très rapidement. En effet comme le montre la figure 4.7, l'étude du spectre bi-dimensionnel (suivant [122]), évalué avec des conditions environnementales similaires à celles observées durant la campagne MARLENE, montre que l'énergie est concentrée dans une bande étroite correspondant à la configuration up-wave (K_y/K_p proche de 0). De plus, $\omega = \Omega(\mathbf{K} - \mathbf{k}) - \Omega(\mathbf{K})$ est une fonction impaire de K_\perp , la composante de \mathbf{K} perpendiculaire à \mathbf{k} . Ainsi, on obtient $\frac{\partial \omega}{\partial K_\perp}(K_\perp = 0) = 0$. Ce résultat implique que ω ne varie pratiquement pas lorsque \mathbf{K} dévie légèrement de la direction de propagation des vagues. Par conséquent, il semble raisonnable d'effectuer les calculs analytiques dans le cadre uni-dimensionnel.

Dans le cas 1D, les calculs peuvent alors facilement être effectués analytiquement. Dans l'annexe B.2, il est ainsi montré que la contribution de la transformée de Fourier 2D d'une quantité relative à la surface de la mer est obtenue par

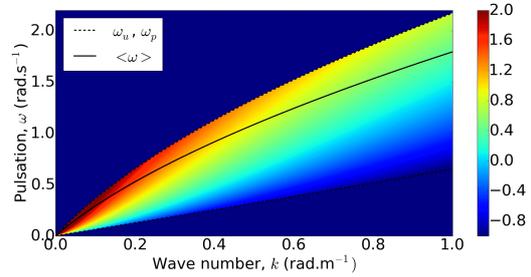
$$\left| A(k)A^*(K - k) \frac{dK}{d\omega} \right| \propto \frac{k^{1-\alpha}}{\omega} \left(\frac{gk}{\omega^2} - \frac{\omega^2}{gk} \right)^{1-\alpha}. \quad (4.2)$$

où α représente la décroissance du spectre de mer pour les différentes quantités. On a ainsi $\alpha = 3$ pour les hauteurs, $\alpha = 2$ pour les vitesses orbitales et $\alpha = 1$ pour les pentes. On considère ainsi que la group line peut être décrite par les distributions $p(\omega) = \left| A(k)A^*(K - k) \frac{dK}{d\omega} \right|$ variant en fonction de k . De plus, les limites de la group line, induites par les limites imposées au spectre de mer, sont décrites par $\Omega_p = \sqrt{g(K_p + k)} - \sqrt{gK_p}$ et $\Omega_u = \sqrt{gK_u} - \sqrt{g(K_u - k)}$ et par consé-

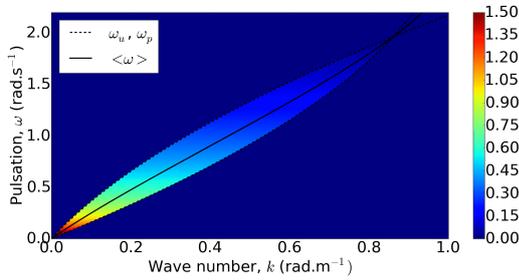
quent k varie de 0 à $K_u - K_p$.



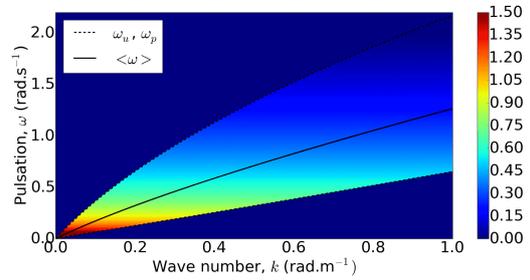
(a) Group line analytique de $\widehat{\eta}_L^2$ pour $K_p = 0.14$ rad/m et $K_u = 1$ rad/m.



(b) Group line analytique de $\widehat{\eta}_L^2$ pour $K_p = 0.14$ rad/m et $K_u = 2\pi$ rad/m.



(c) Group line analytique de $\widehat{\eta}_{L,x}^2$ pour $K_p = 0.14$ rad/m et $K_u = 1$ rad/m.



(d) Group line analytique de $\widehat{\eta}_{L,x}^2$ pour $K_p = 0.14$ rad/m et $K_u = 2\pi$ rad/m.

Fig. 4.8 – Exemples de group lines analytiques pour différents K_p et K_u .

Les figures 4.8a, 4.8b, 4.8c et 4.8d présentent des exemples de group lines analytiques des diagrammes de dispersion du carré des hauteurs de la surface et du carré des pentes pour $K_p = 0.14$ rad/m et $K_u = 1$ rad/m ou $K_u = 2\pi$ rad/m. On remarque ainsi que la répartition d'énergie de la group line analytique de $\widehat{\eta}_L^2$ est différente de celle de $\widehat{\eta}_{L,x}^2$. En effet, l'énergie se répartit sur le haut de la group line pour $\widehat{\eta}_L^2$ alors que l'énergie est constante pour $\widehat{\eta}_{L,x}^2$ à ω donné quel que soit k , ce qui coïncide bien avec l'équation (4.2) pour $\alpha = 1$. Ces figures montrent de plus que plus K_u est grand plus la group line est large. Cette partie montre ainsi que l'on peut modéliser de façon simple la group line du carré d'une quantité relative à la surface et contrôler la répartition d'énergie à l'intérieur de celle-ci en fonction du nombre d'onde K_p de la vague la plus énergétique du spectre de mer et du nombre d'onde K_u correspondant à la résolution du radar.

4.2.3 Étude de la pente analytique de la group line

On cherche désormais à calculer la pente de la group line décrite par $\langle \omega \rangle / k$ dont l'unité est analogue à une vitesse. Pour cela, il est d'abord nécessaire de calculer la pulsation moyenne de la distribution $p(\omega)$, $\langle \omega \rangle$, pour tout nombre d'onde k entre 0 et $K_u - K_p$.

$$\langle \omega \rangle_{\widehat{\eta}_L^2} = \frac{\int_{\omega_u}^{\omega_p} \omega \left| \widehat{\eta}_L^2(k, \omega) \right| d\omega}{\int_{\omega_u}^{\omega_p} \left| \widehat{\eta}_L^2(k, \omega) \right| d\omega}. \quad (4.3)$$

Le résultat des calculs des pulsations moyennes $\langle \omega \rangle_{\eta_L^2}$, $\langle \omega \rangle_{\eta_{L,x}^2}$ et $\langle \omega \rangle_{\eta_{L,t}^2}$ associées respectivement aux hauteurs, pentes et vitesses orbitales de la surface est présenté en annexe (respectivement par les équations (B.25), (B.23) et (B.26)). Une fois les pulsations moyennes des group lines obtenues, les pentes sont calculées en divisant ces dernières par le nombre d'onde k .

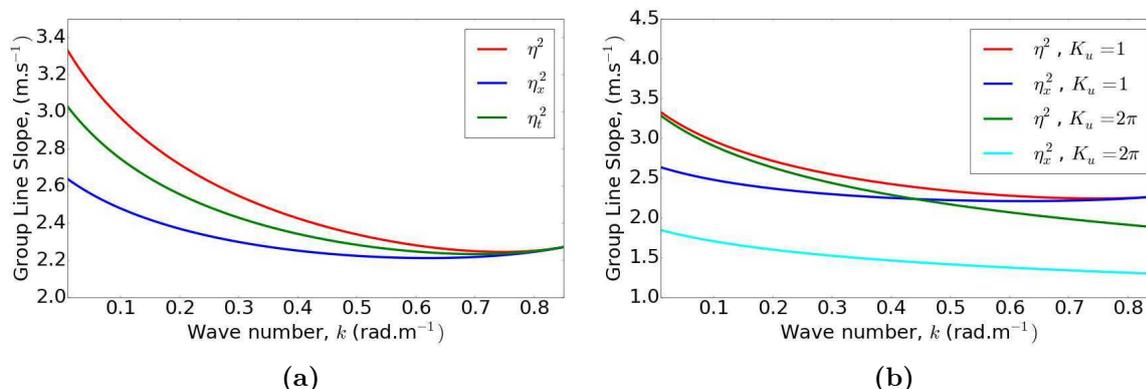


Fig. 4.9 – Pente des group lines analytiques : (a) $\widehat{\eta_L^2}$, $\widehat{\eta_{L,t}^2}$ et $\widehat{\eta_{L,x}^2}$ pour $K_p = 0.14$ rad/m et $K_u = 1$ rad/m. (b) $\widehat{\eta_L^2}$ et $\widehat{\eta_{L,x}^2}$ pour $K_p = 0.14$ rad/m et $K_u = 1$ rad/m ou $K_u = 2\pi$ rad/m

La figure 4.9a permet de comparer les pentes des group lines analytiques des quantités $\widehat{\eta_L^2}$, $\widehat{\eta_{L,t}^2}$ et $\widehat{\eta_{L,x}^2}$ pour $K_p = 0.14$ rad/m et $K_u = 1$ rad/m. Cette figure montre que la pente de la group line varie en fonction de la quantité étudiée. Une corrélation directe entre la décroissance du spectre et la pente de la group line peut être ainsi faite. En effet, plus le spectre décroît rapidement (i.e. $\alpha = 3$) plus la pente de la group line prend des valeurs élevées sur l'ensemble des nombres d'onde.

La figure 4.9b montre les pentes des group lines présentées sur les figures 4.8a, 4.8b, 4.8c et 4.8d. Les résultats des pentes coïncident avec les observations faites sur les group lines. En effet, on remarque que plus K_u est grand plus la pente de la group line prend des valeurs faibles sur l'ensemble des k ce qui correspond bien à un élargissement de la group line à K_p constant. Cette observation est d'autant plus marquée que la décroissance du spectre de la quantité étudiée est faible. Ainsi l'écart entre les pentes de $\widehat{\eta_{L,x}^2}$ pour $K_u = 1$ rad/m et $K_u = 2\pi$ rad/m est effectivement plus important que pour les pentes de $\widehat{\eta_L^2}$. Cette partie montre donc que la pente de la group line peut être obtenue par la fonction quadratique de toute quantité relative à la surface décrite par un spectre $S(K) \propto K^{-\alpha}$.

4.3 Validation numérique de la modélisation

4.3.1 Simulations numériques

Afin de vérifier les prédictions théoriques présentées dans la partie précédente, des diagrammes de dispersion de données simulées numériquement ont été effectuées. Des surfaces numériques sont générées à partir de spectres se comportant en K^{-3} entre K_p et K_u pour décrire les hauteurs. Le profil des pentes est obtenu en dérivant la superposition d'harmoniques par rapport à x . Un terme de phase aléatoire est ajouté à la génération de chaque vague permettant d'utiliser un algorithme de Monte-Carlo. Pour chacune de ces dernières, les quantités η_L^2 et $\eta_{L,x}^2$ sont calculées ainsi que leur diagramme de dispersion respectif par le biais d'une FFT (Fast Fourier Transform) numérique sur les 2 dimensions. Un spectre 2D moyen est obtenu en

4.3 Validation numérique de la modélisation

moyennant sur 1000 échantillons de surface de 2048 m de long et 820 s de durée.

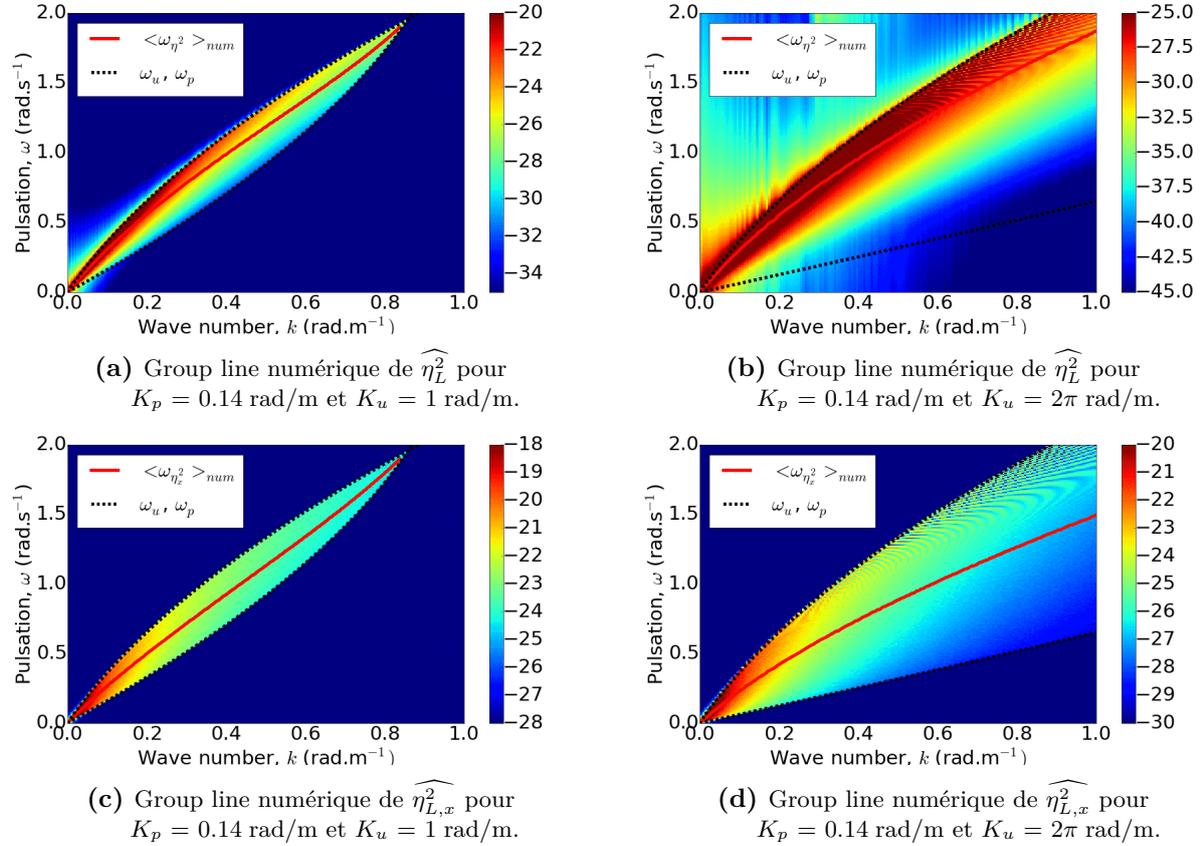


Fig. 4.10 – Exemples de group lines numériques pour différents K_p et K_u .

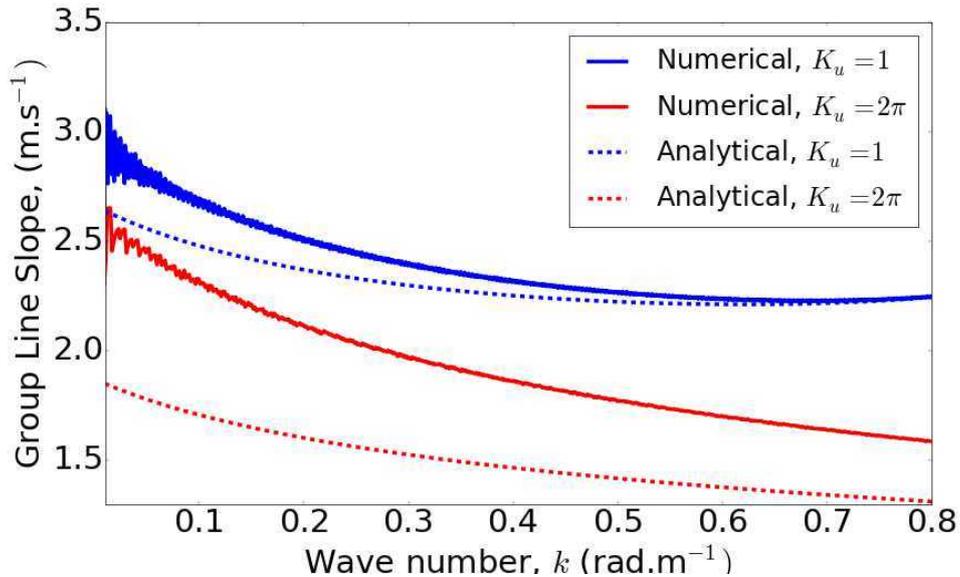


Fig. 4.11 – Comparaison des pentes de group lines analytiques et numériques de $\widehat{\eta}_{L,x}^2$ en fonction K_u pour $K_p = 0.14$ rad/m.

Les diagrammes de dispersion moyens issus des simulations numériques, effectuées à partir des paramètres K_p et K_u utilisés pour les diagrammes de dispersion numériques, sont affichés sur les figures 4.10a, 4.10b, 4.10c et 4.10d. Ces figures montrent que les simulations numériques respectent bien les limites théoriques Ω_p et Ω_u de la group line avec le même élargissement de cette dernière lorsque K_u augmente. Cependant la répartition d'énergie au sein de la group line diffère des résultats analytiques. En effet, on remarque par exemple que pour $\widehat{\eta_{L,x}^2}$, la répartition d'énergie pour un ω donné n'est pas constante le long de l'axe des k .

La figure 4.11 confirme cette observation. En effet, les pentes des group lines numériques de $\widehat{\eta_{L,x}^2}$, obtenues pour $K_p = 0.14$ rad/m et $K_u = 1$ rad/m ou $K_u = 2\pi$ rad/m, ne parviennent pas à reproduire le comportement analytique décrit par l'équation (B.23). Les écarts constatés pour $\widehat{\eta_{L,x}^2}$ sont aussi observables sur les autres quantités étudiées dans la partie précédente de plus faibles amplitudes néanmoins. Plus la décroissance du spectre est faible plus l'écart entre simulations numériques et formules analytiques est effectivement grand. Ce dernier augmente aussi lorsque K_u augmente.

4.3.2 Test de convergence

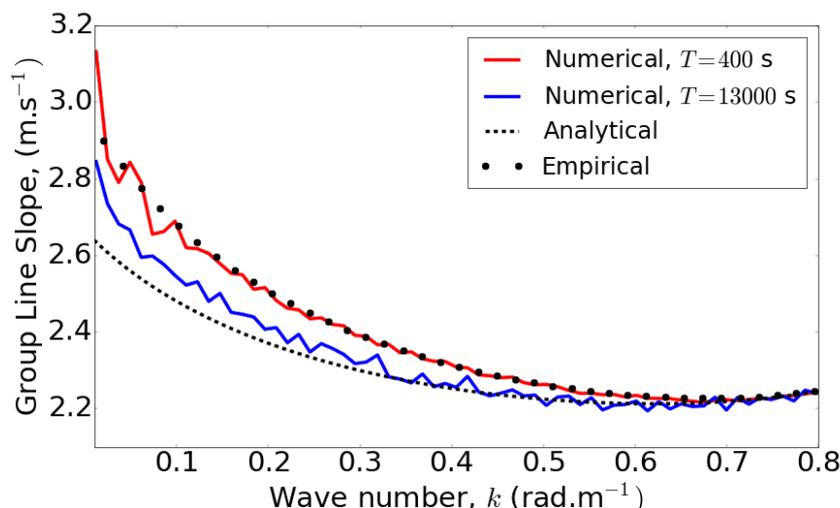


Fig. 4.12 – Test de convergence pour l'estimation de la pente de la group line issue de simulations numériques.

Il apparaît donc que pour des durées usuelles d'acquisition (de l'ordre de la minute), les diagrammes de dispersion obtenus par FFT 2D diffèrent significativement de la modélisation numérique.

Afin de comprendre l'origine de ce comportement, il est nécessaire de retourner à la figure 4.6. Cette figure montre ainsi que pour un nombre d'onde k donné, $\omega = \sqrt{g(k+K)} - \sqrt{gK}$ décroît lentement vers 0 lorsque K augmente. Plus précisément,

$$\frac{dK}{d\omega} = -\frac{k}{2\omega} \left(\frac{gk}{\omega^2} - \frac{\omega^2}{gk} \right). \quad (4.4)$$

Les calculs permettant d'obtenir cette équation sont présentés en annexe. Ainsi, l'intervalle dK correspondant à l'intervalle $[\omega - d\omega, \omega]$ se comporte en ω^{-3} pour les valeurs faibles de ω .

On sait aussi que la résolution spectrale obtenue après application d'une FFT temporelle est décrite par $\Delta\omega = 2\pi/T$ où T correspond à la durée d'acquisition de la série temporelle. Les contributions associées aux nombres d'onde élevés, par exemple $K_1 = K_u$ et $K_2 = K_u - k$, sont distinctes si la durée d'acquisition vérifie la condition $T > \frac{8\pi}{\sqrt{gk}} \left(\frac{K_u}{k}\right)^{3/2}$. Avec des valeurs usuelles de $K_u = 2\pi$ rad/m, correspondant à une coupure des vagues de moins d'un mètre et $k = 0.1$ rad/m, cette condition est obtenue pour $T = 12600$ s.

Une durée d'acquisition aussi longue est difficilement reproductible, du fait du temps de calcul. Un exemple présenté sur la figure 4.12 montre que l'estimation numérique de la pente de la group line converge bien vers la formule analytique lorsque la durée d'acquisition est très longue. La précision pour les faibles nombres d'onde est toutefois difficile à obtenir puisque de faibles fluctuations de $\langle\omega\rangle$ provoquent de grandes déviations de $\langle\omega\rangle/k$.

Ainsi, une série temporelle de faible durée ne permet pas de représenter correctement la group line générée par les radars hautes résolutions. La FFT en deux dimensions sous-estime clairement les contributions aux basses pulsations. Cela explique alors pourquoi les estimations numériques de la pulsation moyenne de la group line sont plus grandes que les valeurs prédites par les formules analytiques et pourquoi l'écart est plus important lorsque K_u augmente comme on peut le voir sur la figure 4.11. De la même façon, l'erreur est plus faible quand η_L^2 est considéré puisque le poids des fréquences faibles sur le spectre de mer est plus fort que pour $\eta_{L,x}^2$.

4.3.3 Formule empirique correctrice dans le cas de série temporelle courte

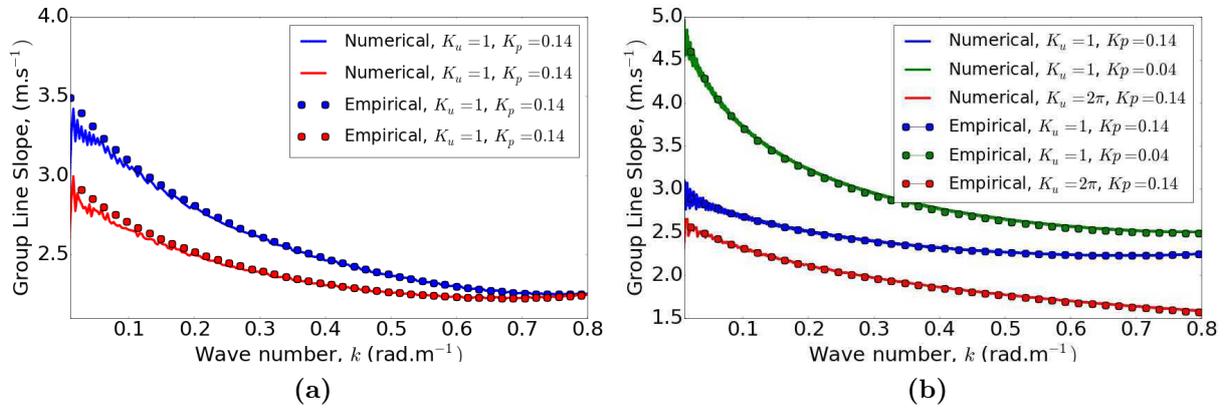


Fig. 4.13 – Comparaison de l'estimation des pentes des group lines numériques avec les formules empiriques pour (a) $\widehat{\eta_L^2}$ et $\widehat{\eta_{L,x}^2}$ pour un même K_p et K_u et pour (b) $\widehat{\eta_{L,x}^2}$ pour différents K_p et K_u .

Pour des durées plus courtes d'acquisition de séries temporelles de fouillis de mer, il est possible d'approcher par une formule empirique le comportement des group lines issues des simulations numériques utilisant l'algorithme de FFT-2D. Par exemple, la pulsation moyenne de la group line de $\widehat{\eta_{L,x}^2}$ issue des simulations numériques peut être modélisée empiriquement par

$$\langle\omega\rangle_{\eta_{L,x}^2} = \frac{3}{5} \frac{[\omega^{5/2}]_{\omega_u}^{\omega_p}}{[\omega^{3/2}]_{\omega_u}^{\omega_p}} \quad (4.5)$$

à la place de l'équation (B.23). Tout se passe comme si $\frac{dK}{d\omega}$ se comporte comme $\omega^{-3/2}$ au lieu de ω^{-3} (équation (4.4)). Ceci modifie alors l'équation (4.2) et par conséquent la répartition d'énergie au sein de la group line. Cela permet ainsi de rendre compte de la différence de répartition d'énergie entre les diagrammes de dispersion analytiques et numériques. Puisque le spectre de mer n'intervient pas dans le calcul de $\frac{dK}{d\omega}$, cette modification est aussi valable pour toutes les quantités relatives à la surface, dont η_L^2 . La formule empirique permettant d'estimer la pulsation moyenne de la group line obtenue par FFT-2D de $\widehat{\eta_L^2}$ est présentée en annexe.

Les figures 4.13a et 4.13b présentent la comparaison entre les formules empiriques et les pentes des group lines numériques. Les formules empiriques permettent ainsi de restituer correctement le comportement des pentes numériques quelle que soit la quantité étudiée et quels que soient les paramètres K_p et K_u utilisés pour les simulations. Cette partie permet ainsi d'obtenir une formule correctrice permettant de transformer la pulsation moyenne obtenue par l'algorithme FFT appliqué sur des séries temporelles courtes ayant une mauvaise résolution spectrale en une pulsation moyenne attendue résultant d'une transformée de Fourier de série temporelle infiniment longue. Cette transformation est réalisée pour le carré des pentes par exemple en effectuant le ratio des équations (B.23)/(4.5). Cette étape est importante afin de donner une interprétation physique cohérente de la pente de la group line des données expérimentales.

4.3.4 Comparaison de la modélisation à des simulations numériques issues de la méthode des moments

Dans le but de vérifier la pertinence de la modélisation de la group line proposée, une confrontation avec une group line obtenue à partir de simulation numérique est ici effectuée. La simulation numérique est basée sur une résolution du problème électromagnétique de diffraction par la méthode des moments (cf. partie 1.1.4 du chapitre 1). Il a en effet été démontré dans [123] et [48] que l'amplitude rétrodiffusée par une surface rugueuse et infinie séparant deux milieux homogènes se comporte comme le carré de la composante verticale du vecteur d'onde incident, q_0 , lorsque l'angle de rasance tend vers 0.

Le modèle de génération de vague utilisé pour les simulations numériques est basé sur la méthode de Creamer (cf partie 1.1.1 du chapitre 1). Par conséquent, les non-linéarités hydrodynamiques sont supposées faibles et le profil de la surface de la mer peut être considéré comme faiblement rugueux. En étendant le comportement asymptotique de l'amplitude rétrodiffusée à chaque cellule radar, même si leur longueur est plus faible que la longueur d'onde des longues vagues de gravité, on peut conclure que l'amplitude rétrodiffusée fluctue suivant le carré de la composante verticale du vecteur d'onde incident local. Ce dernier dépend alors de l'angle de rasance local, $q_{0,l} = k_e \sin \theta_{0,l}$ et varie en fonction de la position sur la surface de la mer. Il est en effet possible de décrire l'angle d'incidence local comme la somme de l'angle d'illumination et de la pente locale de la surface de mer. De plus, puisque la pente des vagues de gravité considérées ici reste faible, l'angle de rasance local reste de même faible. Cela permet ainsi d'assimiler le sinus de l'angle à l'angle lui-même. Ainsi, l'amplitude rétrodiffusée par une cellule radar est proportionnelle au carré de l'angle local de rasance. Cette amplitude suit donc

$$s^0(x) \propto (\sin \theta_0 + \eta_{L,x}(x))^2. \quad (4.6)$$

où θ_0 est l'angle d'illumination et $\eta_{L,x}$ la pente de la surface. On remarque alors que le premier terme non linéaire relié au profil de la surface de la mer est $\eta_{L,x}^2$ soit le carré des pentes de la surface.

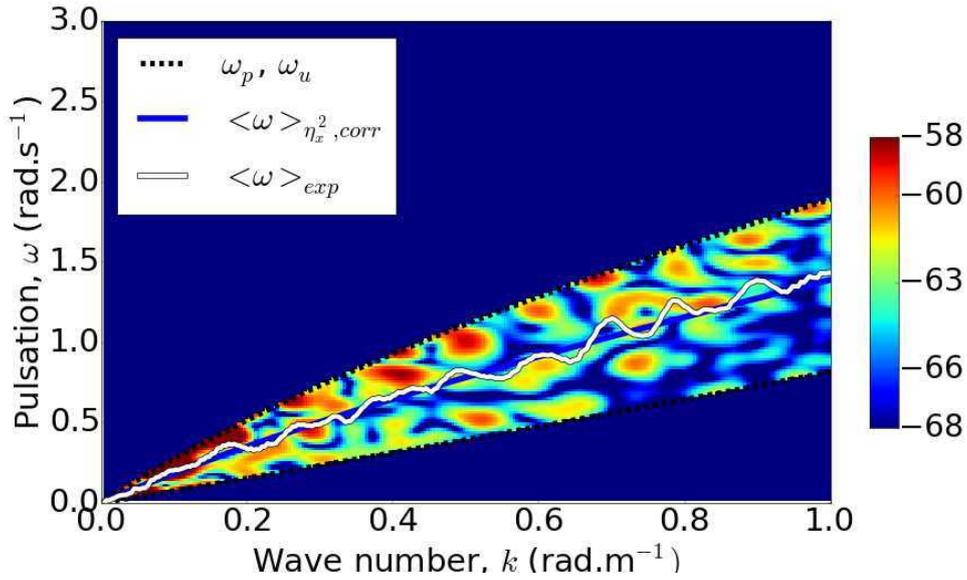


Fig. 4.14 – Group line issue d’une simulation numérique de champ rétrodiffusé obtenu par méthode de calcul directe et exacte. La courbe blanche représente la pulsation moyenne de la group line et la courbe bleu représente la pulsation moyenne de la group line de $\widehat{\eta_{L,x}^2}$ suivant l’équation (4.5).

Le diagramme de dispersion présenté sur la figure 4.5 permet d’observer la présence de la group line à partir d’une simulation numérique. Ce diagramme est issu d’une transformée de Fourier 2D d’une carte de NRCS obtenue par résolution rigoureuse du problème électromagnétique. Cette carte est constituée de séries temporelles enregistrées pour un temps d’acquisition d’une minute sur un total de 100 cellules radar de 1.25 m. La fréquence émise par le radar est de 1.2 GHz et la simulation est effectuée en polarisation horizontale. La figure 4.14 présente un zoom sur la group line de ce diagramme de dispersion. La courbe blanche représente la pulsation moyenne estimée suivant (4.3) en remplaçant η_L^2 par le module du champ au carré. Le temps d’acquisition d’une minute de la carte de NRCS simulée implique la nécessité de comparer la pulsation moyenne estimée avec les formules empiriques présentées dans la partie précédente. Celle de $\widehat{\eta_{L,x}^2}$ est représentée par la courbe bleue. Cet exemple montre que la modélisation est en adéquation avec le comportement asymptotique attendu lors de la résolution exacte du problème électromagnétique.

4.4 Étude du comportement de la group line des données expérimentales

4.4.1 Présentation du protocole de mesure de la pente de la group line

Les études des diagrammes de dispersion dans la littérature et plus particulièrement de la group line se contentent généralement de présenter des estimations de la pente de la group line faites de façon graphique. En jouant sur les niveaux de couleurs il est en effet possible de faire ressortir la group line et d’estimer sa pente. Cette méthode souffre néanmoins de réelles approximations du fait d’une part de la largeur de la group line et de l’importance plus ou moins forte du bruit autour de la group line. Celui-ci peut fortement perturber la mesure de la pente empêchant notamment de distinguer la group line de la courbe de dispersion hydrodynamique $\omega = \sqrt{gk}$. Il est alors nécessaire d’établir une méthode plus précise et générique. L’objectif de cette partie

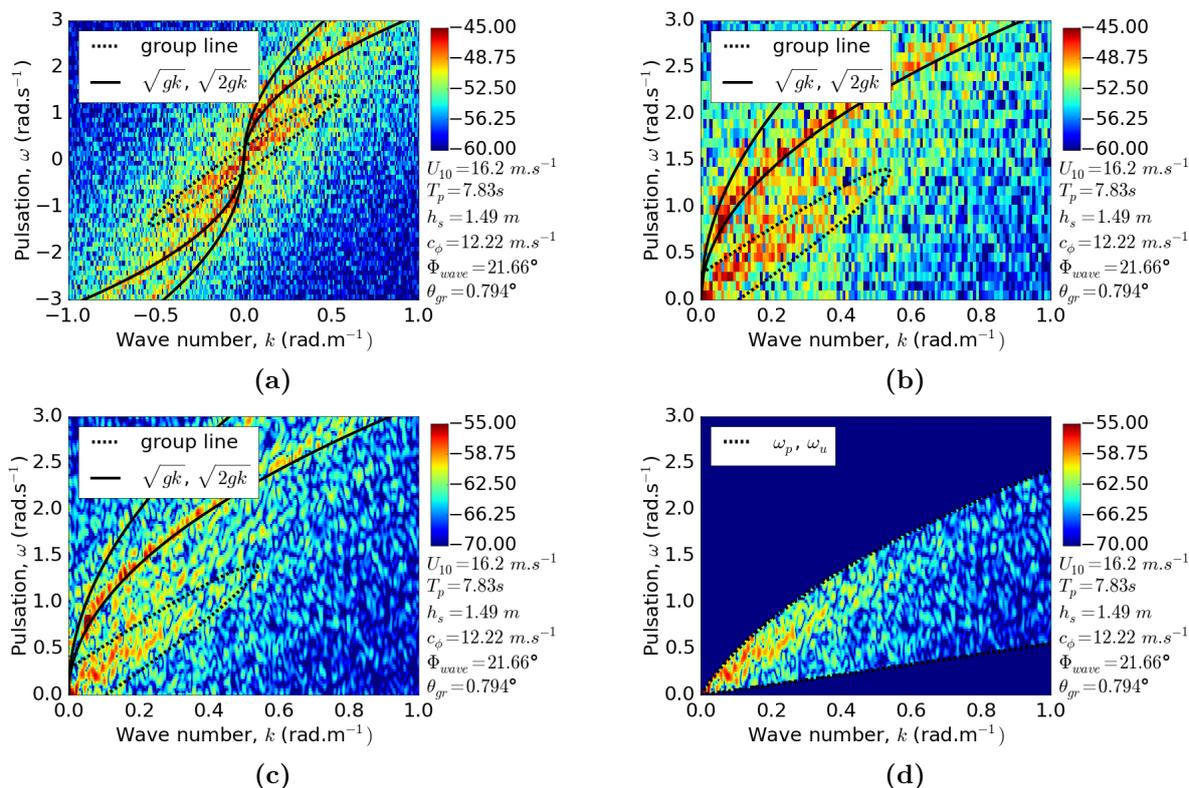


Fig. 4.15 – Présentation des différentes étapes de traitement des diagrammes de dispersion expérimentaux afin d'effectuer une sélection de la group line.

est ainsi de proposer une méthode de sélection de la group line et de mesure de sa pente en fonction de la modélisation présentée à la partie 4.3. Cette méthode générique applicable à tous les diagrammes de dispersion permet alors de s'affranchir des erreurs et imprécisions éventuelles commises lors de la mesure graphique de la group line.

Comme présentée dans la partie 4.3, la propriété de symétrie centrale des diagrammes de dispersion permet de ne considérer que le quadrant des fréquences positives. Le passage de la figure 4.15a à la figure 4.15b s'effectue ainsi par la sélection du quadrant $\omega > 0, k > 0$ uniquement. La discrétisation sur les deux axes est conditionnée par la durée et la distance des acquisitions des cartes spatio-temporelles de NRCS. On a alors $dk = \frac{2\pi}{R}$ et $d\omega = \frac{2\pi}{T}$ où R et T représentent la longueur et la durée des séries spatio-temporelles. Les valeurs usuelles de ces deux paramètres, quelques centaines de mètre et environ une minute, ne permettent pas une discrétisation précise de la group line. Ainsi la méthode de zéro-padding est utilisée afin d'améliorer la précision. Une vérification *a posteriori* permet de conclure que cette méthode ne perturbe pas la répartition d'énergie au sein de la group line ni l'estimation de la pente de la group line qui se révèle alors plus précise. La figure 4.15c présente ainsi l'application du zéro-padding sur le diagramme de dispersion.

Afin de pouvoir mesurer la pulsation moyenne de la group line, il est nécessaire de définir les limites de celle-ci. Les limites ω_u et ω_p définies dans la partie 4.3 par $\omega_p = \sqrt{g(K_p + k)} - \sqrt{gK_p}$ et $\omega_u = \sqrt{gK_u} - \sqrt{g(K_u - k)}$ sont appliquées au diagramme de dispersion. Pour les obtenir, on définit K_p à partir de la période des vagues enregistrée par les bouées maritimes. K_u est défini par la résolution spatiale des cartes de NRCS. En effet, on considère que la taille de la cellule

radar représente la limite entre les grandes vagues et les petites vagues. Cela permet ainsi de définir la coupure haute fréquence du spectre des vagues par $K_u = 2\pi/\Delta R$ où ΔR représente la résolution spatiale. Pour les radars MARSIG et MEMPHIS les cellules radar mesurent respectivement 0.60 m et 0.75 m ce qui donne respectivement $K_u \simeq 10.5$ rad/m et $K_u \simeq 8.3$ rad/m. Un masque est alors appliqué à la figure 4.15c pour obtenir la figure 4.15d. Ce processus permet ainsi de faire la sélection de la group line en fonction des paramètres K_p et K_u directement reliés au radar et aux conditions de mer.

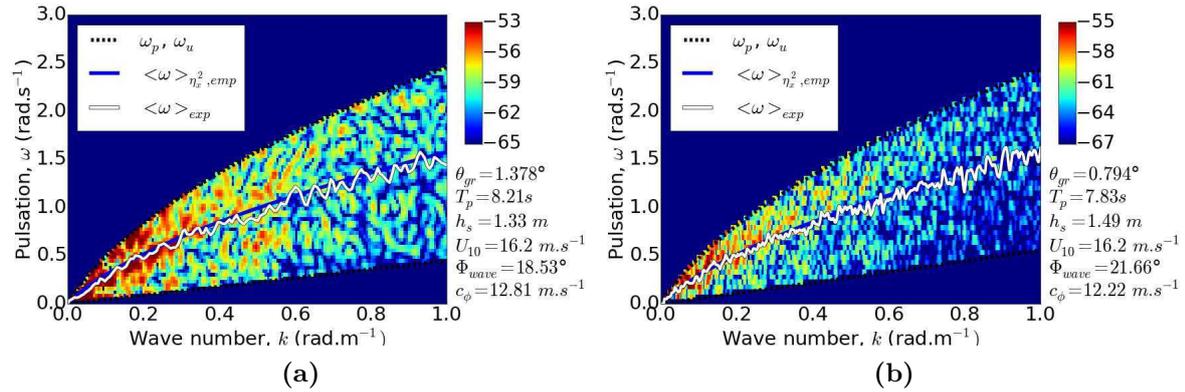


Fig. 4.16 – Exemple de group lines obtenues à partir de cartes spatio-temporelles de NRCS acquises par les radars (a) MARSIG (14 GHz) et (b) MEMPHIS (35 GHz).

La sélection de la group line permet alors d'estimer la pente de la group line en suivant le principe de calcul de la partie 4.3 décrit par la formule (4.3). Sur les données expérimentales la pulsation moyenne peut être estimée par

$$\langle \omega \rangle(k) = \frac{\sum_{\omega} \omega \varphi(\omega, k)}{\sum_{\omega} \varphi(\omega, k)} \quad (4.7)$$

où $\varphi(\omega, k)$ représente la coupe de la group line pour un nombre d'onde k donné. De ce fait, la pulsation moyenne est le moment d'ordre 1 des coupes de la group line en fonction de k . Ce calcul est alors effectué sur l'intervalle $[\omega_u, \omega_p]$. Deux exemples de group line expérimentales sont présentés sur les figures 4.16a et 4.16b. Elles sont obtenues à partir de données acquises respectivement par les radars MARSIG (14 GHz) et MEMPHIS (35 GHz). Les courbes blanches représentent les pulsations moyennes estimées à partir de l'équation (4.7). La pente de ces group lines s'obtient alors en divisant la pulsation moyenne par le nombre d'onde k .

4.4.2 Comparaison des données expérimentales aux simulations numériques

Afin d'étudier le comportement de la group line obtenue par traitement des données expérimentales, on estime donc la pente de celle-ci que l'on peut exprimer en fonction de k . Les séries spatio-temporelles expérimentales issues de la campagne MARLENE sont considérées comme courtes au regard de la discussion de la partie 4.2. Ainsi, si l'on veut comparer les group lines expérimentales avec la modélisation théorique, il faut utiliser les formules empiriques donnant la pulsation moyenne de la group line obtenue par l'algorithme FFT sur des séries temporelles courtes.

Les figures 4.17a et 4.17b montrent l'estimation des pentes des group lines (courbes bleues)

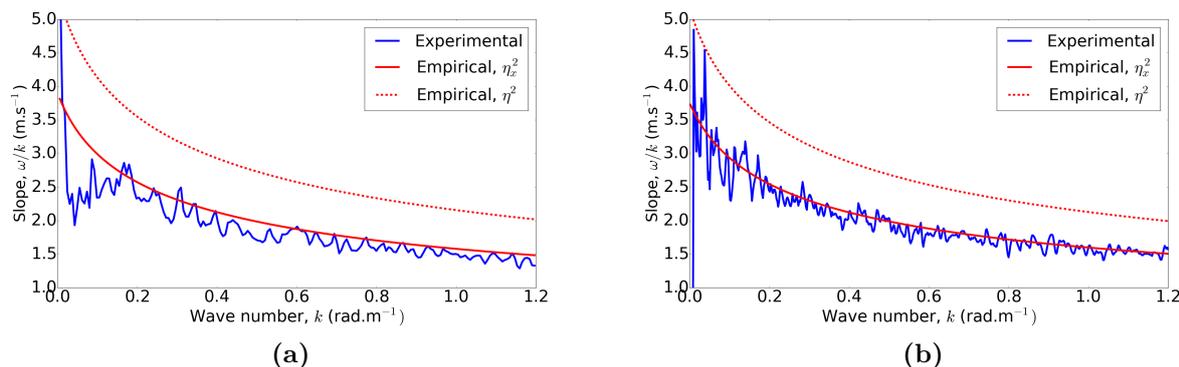


Fig. 4.17 – Estimation des pentes des group lines présentées respectivement sur les figures 4.16a et 4.16b acquises par les radars (a) MARSIG (14 GHz) et (b) MEMPHIS (35 GHz).

présentées sur les figures 4.16a et 4.16b. Les courbes rouges correspondent respectivement aux formules empiriques des group lines de $\widehat{\eta_L^2}$ (en trait discontinu) et $\widehat{\eta_{L,x}^2}$ (en trait plein) contrôlées par les paramètres K_p et K_u déterminés par les conditions environnementales et la configuration radar. La mauvaise précision pour les faibles nombres d'onde ($k < 0.1$ rad/m) est une conséquence de la division par k de la pulsation moyenne. En effet, les fluctuations de cette dernière sont amplifiées lorsque l'on divise par de faibles nombres d'onde. Ainsi, hormis à faible nombre d'onde, la pente de la group line des données expérimentales suit la courbe associée à $\widehat{\eta_{L,x}^2}$. De la même façon que sur les données numériques obtenues par calcul de la solution exacte du champ rétrodiffusé, les données expérimentales se comportent, au niveau de la group line, comme le carré des pentes de la surface. Ce résultat suggère par conséquent que la group line est générée par le comportement universel à incidence rasante de l'amplitude rétrodiffusée par une surface rugueuse décrit dans [123].

4.4.3 Étude de l'influence de la fréquence sur la pente de la group line

La méthode de mesure décrite dans la partie 4.4.1 est une méthode générique applicable à toutes les cartes spatio-temporelles issues de la campagne MARLENE permettant d'observer une group line sur les diagrammes de dispersion associés. Cela permet par conséquent d'étudier l'influence de la fréquence sur la group line. En particulier, le radar MARSIG opère à 4 fréquences simultanées (8, 11, 14, 17 GHz). De plus, les acquisitions MEMPHIS sont quasiment simultanées à celles du radar MARSIG. En effet pour un même point d'acquisition (même angle de rasance et d'azimut), moins d'une minute sépare les mesures effectuées par les deux radars. En considérant que les conditions environnementales ne changent pas pendant cette courte durée, la comparaison des données à 35GHz avec celles à 8, 11, 14, 17 GHz est permise.

Les figures 4.18a et 4.18b montrent que la fréquence d'émission du radar n'a pas d'impact sur l'estimation de la group line pour 2 points de mesure différents, respectivement pour des angles d'azimut de 21° et 53°. Si l'on excepte les fluctuations à faibles nombres d'onde, les group lines issues des 5 fréquences étudiées présentent les mêmes comportements et les mêmes niveaux de pentes. Aucune distinction ne peut être faite sur ces dernières ce qui suggère que la group line ne dépend pas de la fréquence. Cette observation est bien en adéquation avec la modélisation proposée qui ne dépend que du spectre des vagues et de la résolution spatiale du radar.

4.4 Étude du comportement de la group line des données expérimentales

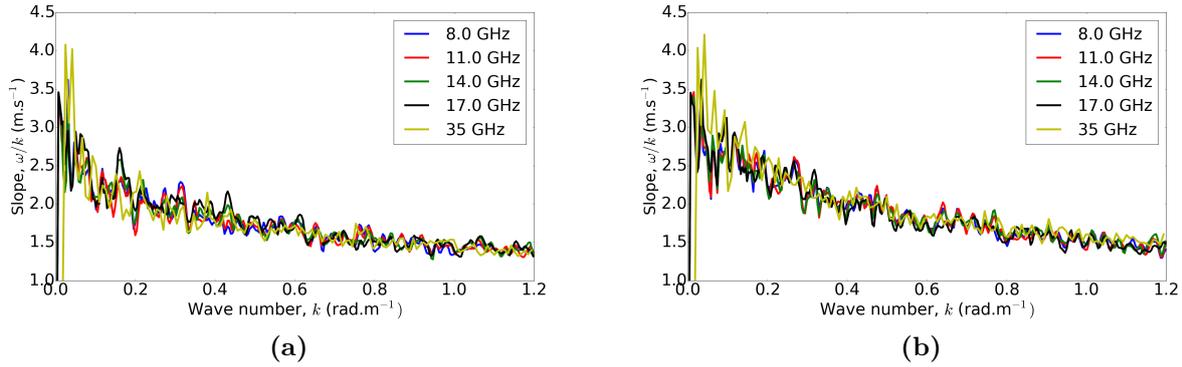


Fig. 4.18 – Estimation des pentes des group lines acquises par les radars MARSIG (8, 11, 14, 17 GHz) et MEMPHIS (35 GHz) issues d'un même point d'acquisition. (a) $\theta_{gr} = 0.91^\circ$ et $\phi_w = 53^\circ$, (b) $\theta_{gr} = 0.91^\circ$ et $\phi_w = 21^\circ$

4.4.4 Étude de la variation de la pente de la group line en fonction de l'angle d'azimut

Les deux figures 4.18a et 4.18b montrent aussi que le niveau des pentes des group lines semble plus élevé pour un angle d'azimut plus faible. En effet, les pentes ont une valeur proche de 2 m/s à $k = 0.2$ rad/m pour $\phi_w = 53^\circ$ tandis qu'elles sont proches de 2.5 m/s pour $\phi_w = 21^\circ$. La variabilité en azimut permise par la campagne MARLENE rend alors possible l'étude de l'influence de l'angle d'azimut sur l'estimation de la pente de la group line.

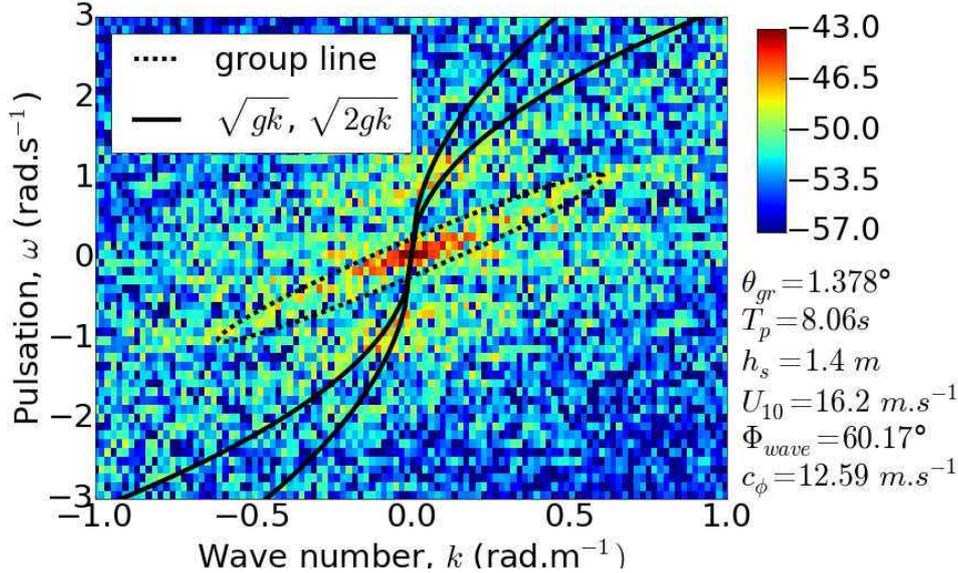


Fig. 4.19 – Exemple de diagramme de dispersion acquis par le radar MARSIG pour une carte spatio-temporelle proche de la condition cross-wave ($\phi_w = 60.17^\circ$).

Il est nécessaire toutefois dans un premier temps de montrer que la mesure de la group line est bien possible pour des points de mesure proches de la configuration cross-wave. La figure 4.19 montre ainsi un exemple de diagramme de dispersion issu d'une carte spatio-temporelle de NRCS acquise dans cette configuration. L'angle d'azimut est ici de 60° . A l'instar de ce qui est montré dans [6], il est intéressant de remarquer que la group line est bien présente sur ce type de diagramme de dispersion. En revanche, l'énergie présente le long des courbes de dispersion

hydrodynamique disparaît, conséquence de la disparition progressive des structures de vagues sur les cartes de NRCS lorsque l'azimut augmente. Cet exemple montre donc que l'étude de la group line aux angles d'azimut est bien possible.

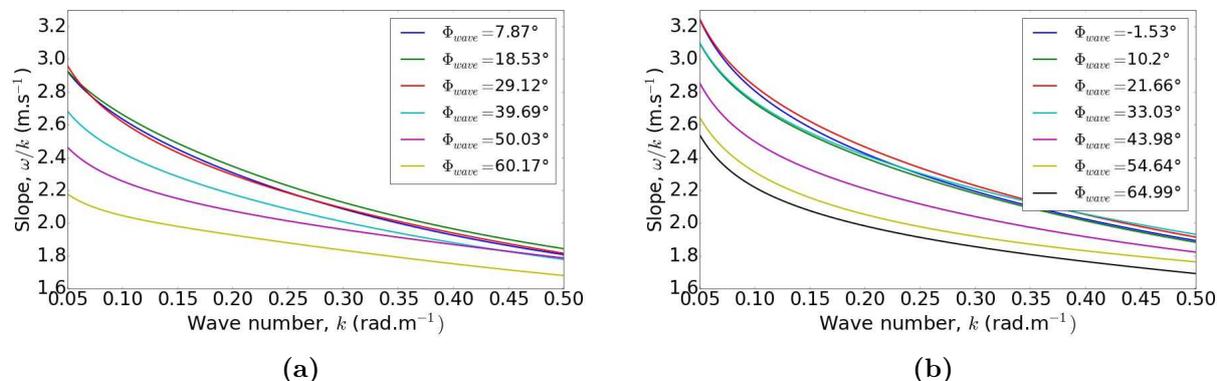


Fig. 4.20 – Estimation des pentes des group lines acquises par les radars (a) MARSIG (14 GHz) et (b) MEMPHIS (35 GHz) pour une série d'acquisitions à même angle de rasance $\theta_{gr} = 0.91^\circ$ pour différents angles d'azimut.

Afin d'étudier l'influence de la variation de l'azimut sur l'estimation de la group line, deux séries de cartes de fouillis sont sélectionnées à même angle de rasance pour les radars MARSIG et MEMPHIS. Les figures 4.20a et 4.20b présentent les pentes des group lines de ces séries de cartes. Pour une meilleure lecture des figures, des régressions linéaires des courbes ont été effectuées. Ces figures permettent de voir la variation des pentes des group lines en fonction de l'angle d'azimut. Ainsi, plus l'angle d'azimut est élevé (i.e. plus le point de mesure se rapproche de la condition cross-wave), plus les pentes prennent des valeurs faibles. L'augmentation de la pente de la group line avec la diminution de l'angle d'azimut s'arrête autour de $\phi_w = 30^\circ$. Cela complète ainsi la justification de l'utilisation d'un modèle de spectre de mer uni-dimensionnel pour la prédiction des caractéristiques de la group line en condition up-wave. Pour les angles plus élevés d'azimut, la modélisation de la group line ne permet pas de décrire la décroissance de sa pente avec l'augmentation de l'angle d'azimut. Cependant, il est intéressant de noter que dans cette configuration, la combinaison de deux vagues de gravité de vecteurs d'onde de même norme, c'est à dire de même fréquence mais de directions de propagation différentes, peut contribuer à la group line pour des pulsations proches de 0 rad/s. Ceci entraîne une dispersion de l'énergie en dessous de la courbe $\omega = \omega_u$, limite de la group line en condition de spectre de mer uni-dimensionnel, lorsque l'angle d'azimut augmente. Cela justifie le comportement décroissant de la group line observé sur les figures 4.20a et 4.20b bien qu'aucune quantification ou modélisation analytique ne soit apportée.

Une fois l'influence de la variation de l'azimut démontrée, il est possible d'analyser la base de données complète afin de vérifier les différents comportements de la group line observés dans les précédentes sections. Pour cela, la pente de la group line de chaque carte spatio-temporelle acquise par les radars MARSIG et MEMPHIS a été estimée. Le résultat de ce bilan sur la base de données est illustré par la figure 4.21. Chaque point de la figure représente une carte de fouillis de mer. Pour une représentation plus claire, les pentes ont été évaluées pour une seule valeur de k , $k = 0.2$ rad/m. Cette valeur est choisie afin d'exclure les fortes fluctuations des group lines au faibles nombres d'onde et de s'assurer dans le même temps un rapport signal à bruit satisfaisant. Chaque valeur de pente à $k = 0.2$ rad/m est placée en ordonnée et l'abscisse associée correspond à la vitesse de phase des vagues dominantes dérivée de la période des vagues

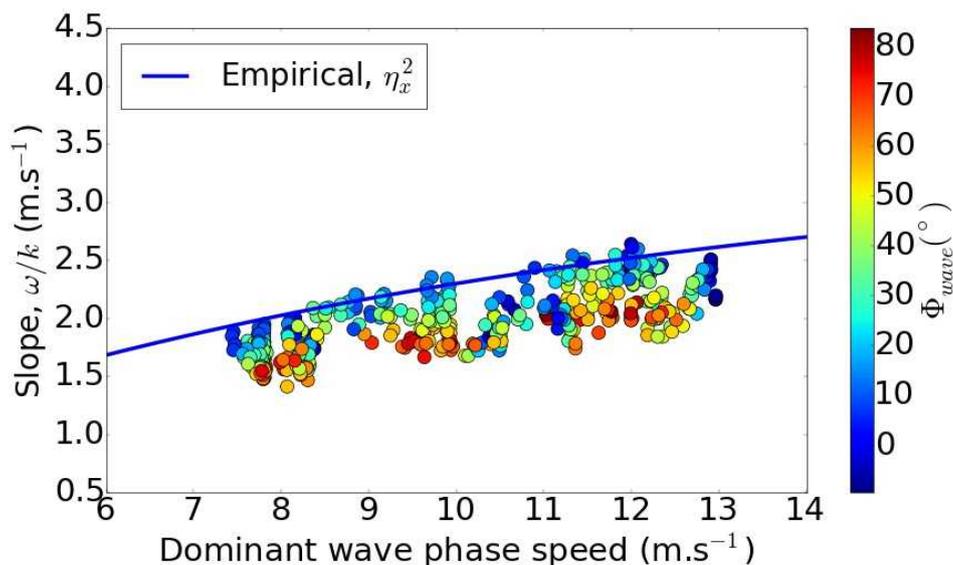


Fig. 4.21 – Bilan de l'estimation des pentes des group lines pour l'ensemble des cartes acquises par les radars MARSIG et MEMPHIS en fonction de la vitesse de phase des vagues dominantes. Les pentes sont évaluées à $k = 0.2$ rad/m.

dominantes enregistrée pendant les mesures de fouillis de mer. Cette figure permet de renforcer le fait que le comportement des group lines, quelle que soit la fréquence et quelle que soit la vitesse des vagues dominantes, correspond bien au carré des pentes de la surface. L'échelle de couleur permettant d'observer la variation de l'angle d'azimut de 0° à presque 90° montre bien l'influence de l'azimut sur les pentes des group lines observées sur les figures 4.20a et 4.20b. Il est aussi important de noter que les résultats observés ici sont très similaires à ceux obtenus lorsque les pentes sont sélectionnées à $k = 0.1$ rad/m ou $k = 0.3$ rad/m. Certains points de cette figure correspondant à des configurations up-wave sont plus faibles que prévu. Ceci est dû au changement des conditions environnementales le second jour de mesure. Ainsi, la diminution de la hauteur de vague significative sur le second jour joue un rôle sur la pente de la group line en la diminuant légèrement.

4.5 Étude du lien entre spikes, déferlement et group line

4.5.1 Étude de la group line d'une carte temps-distance de vitesses Doppler

Dans [59] et [6], les diagrammes de dispersion sont obtenus à partir de cartes spatio-temporelles de vitesses Doppler au lieu de cartes de NRCS. Dans le cadre de la théorie linéaire de modulation de l'échelle de Bragg par les vitesses orbitales des vagues dominantes, le spectre des vitesses est lié à celui des hauteurs. Ceci peut expliquer l'utilisation plus fréquente de cartes de vitesse Doppler pour l'étude des spectres 2D et de la group line. À partir du traitement présenté au chapitre 3, la comparaison entre NRCS et vitesses Doppler du point de vue de la group line peut être effectuée. En effet, le radar MEMPHIS permet d'établir des cartes de vitesses Doppler (figure 3.12b du chapitre 3). La transformée de Fourier bi-dimensionnelle à partir de ce type de carte permet d'obtenir un diagramme de dispersion dont un exemple est présenté sur la figure 4.22a. Ce dernier correspond à celui affiché sur la figure 4.4 obtenu à partir de la même carte de fouillis de mer. Ce diagramme de dispersion démontre de la même façon la présence de la group line. La figure 4.22b présente la comparaison des pentes des group lines issues de la carte de

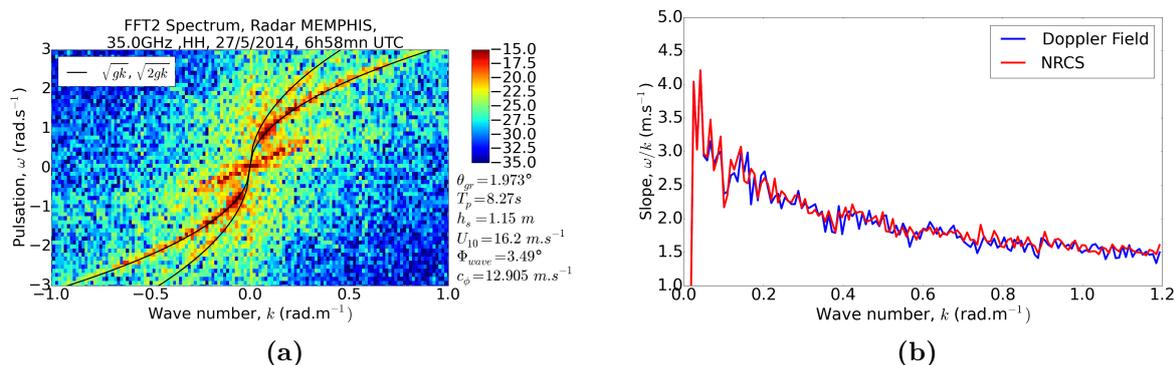


Fig. 4.22 – (a) Diagramme de dispersion issu d’une carte de vitesse Doppler acquise par le radar MEMPHIS (35 GHz). (b) Comparaison des pentes de group lines issues de la NRCS et du champ de vitesse Doppler d’une même carte de fouillis de mer acquise par le radar MEMPHIS (35 GHz).

NRCS et de la carte des vitesses Doppler correspondante. Sur l’ensemble des nombres d’onde, k , les deux group lines présentent des pentes très similaires. Ce résultat coïncide avec l’étude menée dans [5] et suggère donc que la NRCS et la vitesse Doppler locale produisent la même group line. Cela n’est pas attendu si les vitesses Doppler sont considérées comme une mesure de la vitesse orbitale associée à la dérivée temporelle des hauteurs de la surface, $\eta_{L,t}$, dans le cadre de la théorie linéaire des vagues de gravité. Effectivement, si ces suppositions étaient vérifiées, la pente de la group line issue de la vitesse Doppler locale devrait être plus forte que celle provenant de la NRCS, ce qui n’est clairement pas le cas. La vitesse Doppler locale ne peut alors pas être facilement reliée aux paramètres de la surface de mer bien que la group line associée coïncide avec celle de $\widehat{\eta_{L,x}}$.

4.5.2 Comparaison de la pente de la group line aux vitesses des spikes et des vagues déferlantes

Le calcul des cartes de vitesses Doppler quasi-instantanées a permis dans le chapitre précédent d’étudier à la fois la relation entre NRCS et vitesses Doppler et le comportement en vitesse des spikes de mer. L’objectif est désormais de comparer la pente de la group line qui est homogène à une vitesse avec les vitesses Doppler des spikes. La figure 4.23 reprend la représentation des distributions croisées reliant chaque pixel d’une carte de vitesse Doppler au pixel correspondant d’une carte de NRCS. La partie 4.4 a montré que la group line d’une carte NRCS se comporte comme celle associée au carré des pentes de la surface. L’absence de biais de calcul dans l’estimation des vitesses Doppler conduit à comparer la distribution croisée avec les formules analytiques développées dans la partie 4.2. Les valeurs des pentes de group lines analytiques de $\widehat{\eta_{L,x}^2}$ obtenues pour $k \simeq 0$ rad/m, $k = 0.1$ rad/m, $k = 0.2$ rad/m et $k = 0.4$ rad/m sont ainsi ajoutées à la représentation de la distribution croisée. Cette figure montre que la formule analytique associée au carré des pentes de la surface ne correspond pas aux vitesses les plus fortes observées sur la carte de vitesses Doppler étudiée et ce quelle que soit la valeur de k choisie pour évaluer la formule analytique. Les vitesses Doppler associées aux diffuseurs rapides ne correspondent pas à la pente de la group line du carré des pentes de la surface et ne correspondent par conséquent pas à la pente de la group line de la carte de NRCS expérimentale associée à cette distribution.

Le spectre Doppler moyen de la carte étudiée ici donne une vitesse Doppler moyenne de 2.06 m/s. De même la vitesse moyenne de la distribution croisée est de 1.72 m/s. Une fois corrigée par le

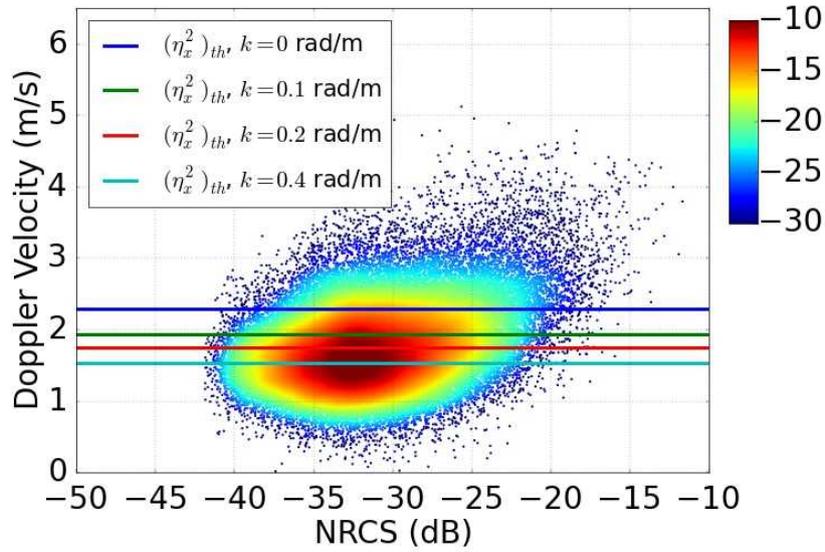


Fig. 4.23 – Distribution croisée entre la NRCS et la vitesse Doppler issues d’une même carte spatio-temporelle de fouillis de mer. La formule analytique de la group line du diagramme de dispersion de $\eta_{L,x}^2$ est représentée pour différentes valeurs de k . (courbe bleue : $k \simeq 0$ rad/m, courbe verte : $k = 0.1$ rad/m, courbe rouge : $k = 0.2$ rad/m et courbe cyan $k = 0.4$ rad/m).

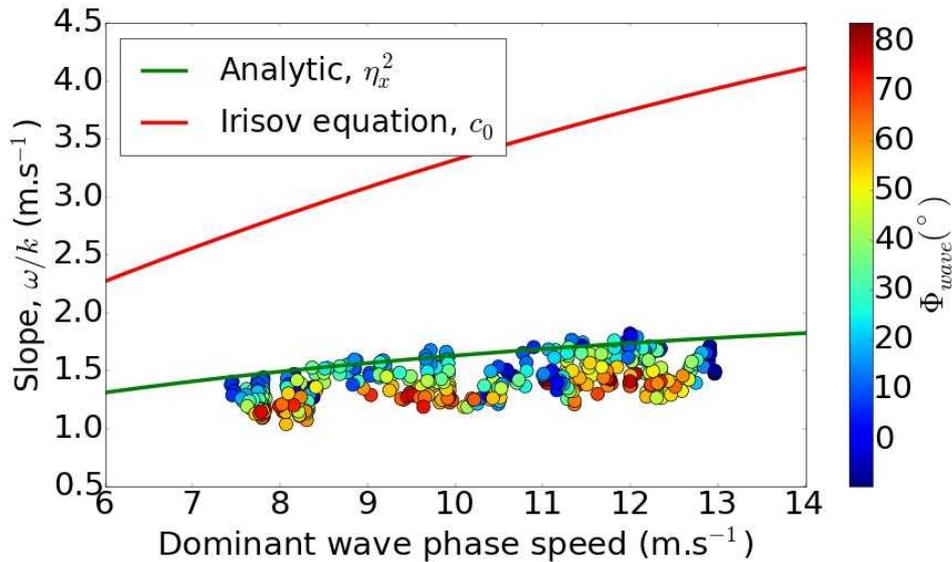


Fig. 4.24 – Comparaison de l’équation d’Irisov avec l’estimation des pentes corrigées des group lines pour l’ensemble des cartes acquises par les radars MARSIG et MEMPHIS en fonction de la vitesse de phase des vagues dominantes. Les pentes sont évaluées à $k = 0.2$ rad/m.

ratio entre la formule empirique (équation (4.5)) et la formule analytique (équation (B.23)), la pente de la group line expérimentale associée est du même ordre. Cela pourrait ainsi suggérer que la pente de la group line est un outil de mesure de la vitesse Doppler moyenne estimée sur une carte entière. Cependant les figures (1.7-1.9) du chapitre 3 montrent que la dispersion des valeurs des vitesses moyennes est importante avec la variation de l’angle d’azimut tandis que la figure 4.21 montre que la dispersion des pentes de group line reste faible avec l’azimut. En effet

la vitesse Doppler moyenne varie globalement selon le cosinus de l'angle d'azimut alors que la pente de la group line ne diminue que légèrement lorsque l'angle d'azimut augmente. Ainsi, il n'est pas possible d'établir une relation quantitative claire entre les vitesses Doppler et la pente de la group line.

Dans [7], Irisov propose une formule empirique permettant d'estimer la vitesse moyenne des vagues déferlantes

$$c_0 = 0.22 + 0.39c_\phi - 0.008c_\phi^2 \quad (4.8)$$

où c_ϕ représente la vitesse de phase des vagues dominantes. Cette formule se base sur différentes données rassemblées dans [117]. Ainsi pour une vitesse de phase de 12 m/s la vitesse moyenne des vagues déferlantes est de 3.75 m/s ce qui correspond à la vitesse Doppler des diffuseurs rapides observables sur la figure 4.23. On cherche désormais à comparer la formule d'Irisov avec les résultats expérimentaux obtenus précédemment. Pour cela, les pentes des group lines affichées sur la figure 4.21 sont corrigées du ratio de la formule analytique par la formule empirique de la pulsation moyenne de la group line afin de correspondre à la formule d'Irisov. La figure 4.24 présente alors cette comparaison. Cette figure montre que la formule d'Irisov ne correspond pas aux pentes des group lines expérimentales de la base de données. Cette observation suggère donc que la group line n'est pas l'outil adéquat pour la mesure de la vitesse moyenne des vagues déferlantes.

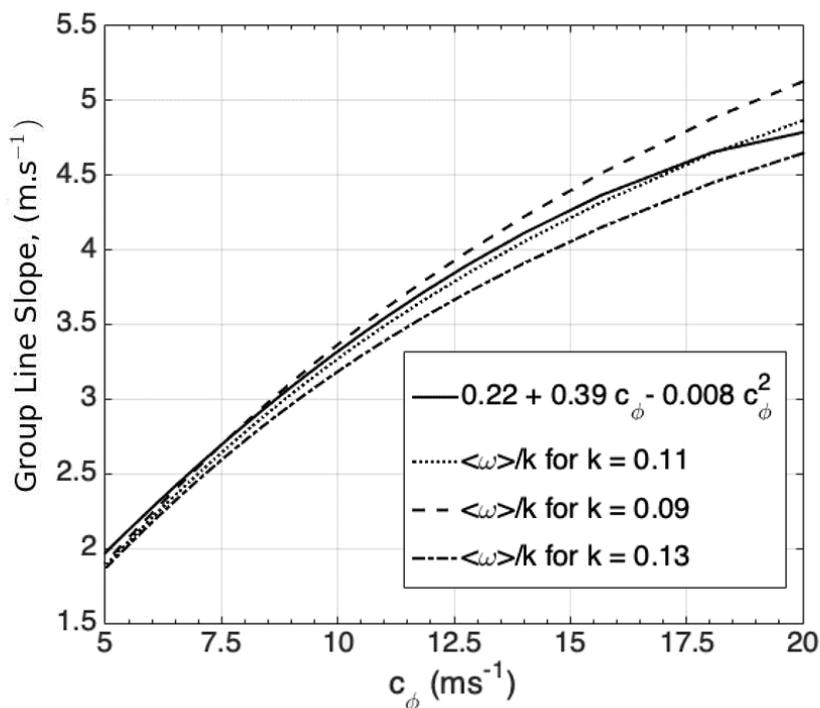


Fig. 4.25 – Comparaison de l'équation d'Irisov avec la formule analytique associée à $\widehat{\eta}_{L,x}$ pour différentes valeurs de k .

De plus, il est intéressant de noter que lorsque k tend vers 0, la limite de la pulsation moyenne associée à η_L^2 dans l'équation (B.25) est $0.4k\sqrt{g/K_p}$, donnant ainsi une pente à l'origine de $0.4c_\phi(K_p)$ de la group line avec $c_\phi(K_p) = \sqrt{g/K_p}$ qui représente la vitesse de phase de la vague dominante. Le coefficient de 0.4 est alors la signature du spectre des hauteurs de la surface

de mer, décroissant en K^{-3} . Il correspond aussi au coefficient du premier ordre de la formule d'Irisov suggérant ainsi de comparer celle-ci avec la formule analytique associée à η_L^2 . La figure 4.25 montre ainsi cette comparaison. Il est intéressant de noter que la formule d'Irisov peut être approchée par la formule analytique de la group line de η_L^2 pour une valeur faible de k . Bien que le choix de $k = 0.11$ rad/m ne repose sur aucune considération physique, cette valeur reste cohérente dans la gamme de fréquence de la group line. Le résultat important ici est surtout de voir que la similitude entre la formule d'Irisov et la formule de η_L^2 est présente sur toute la gamme de vitesse de phase $c_\phi(K_p)$ étudiée. Cette observation renforce le fait que la pente de la group line se comportant comme celle de $\eta_{L,x}^2$ ne correspond pas à la vitesse de vagues déferlantes dont la formule correspond à la pente de la group line de η_L^2 . Par conséquent, il est possible de conclure que la group line n'est pas la signature du déferlement sur la surface de la mer.

4.6 Synthèse des résultats

Ce chapitre a permis d'étudier la group line et d'en proposer une modélisation analytique simple. La répartition d'énergie au sein de celle-ci peut être contrôlée par le spectre de la quantité étudiée. De même les limites de la group line découlent directement des limites d'observation du spectre, liées à la résolution radar et à la vague principale. Il est alors important de noter que toute fonction non linéaire reliée à une quantité dérivée de la surface de la mer permet d'obtenir une group line. Toutefois, il a été montré que la formulation analytique de la group line ne suffisait pas pour décrire le comportement de simulations numériques de courte durée. Des formules empiriques permettent alors de corriger les formules analytiques de la pulsation moyenne de la group line.

L'étude des données issues de la campagne MARLENE a permis d'établir que les group lines expérimentales se comportaient comme celle du carré des pentes de la surface de la mer. Ce comportement, invariant en fréquence, coïncide avec le comportement universel en incidence rasante décrit dans [123]. L'étude sur l'ensemble des données a de plus montré l'impact de la variation de l'azimut sur l'estimation des pentes de group lines. Enfin, une analyse du lien entre la group line et différents types de vitesses a été effectuée. Il a été montré que la pente d'une group line ne correspond ni à la vitesse Doppler moyenne ni aux vitesses des spikes et des vagues déferlantes. Ce dernier point peut s'expliquer par la nature locale des spikes de mer. Ainsi une transformée de Fourier sur de grandes longueurs et longues durées d'acquisition tend à moyenniser l'impact énergétique des spikes qui ne modifient donc pas significativement les caractéristiques de la group line.

Ce chapitre vient compléter l'étude de la rétrodiffusion par la surface de la mer effectuée lors des chapitres 2 et 3. Les analyses faites jusqu'ici peuvent désormais être utilisées afin de proposer dans le prochain chapitre une modélisation statistique du champ rétrodiffusé par la mer. Cela permet ainsi de restituer des cartes spatio-temporelles de fouillis de mer possédant des caractéristiques similaires aux cartes expérimentales de la base de données MARLENE.

Chapitre 5

Modélisation de cartes saptio-temporelles de fouillis de mer en incidence rasante

Sommaire

5.1	Principe de génération statistique du fouillis de mer en incidence rasante	100
5.1.1	Modélisation de la texture	100
5.1.2	Génération du champ rétrodiffusé à partir de la modélisation du speckle	102
5.2	Génération statistique d'un processus corrélé de texture de fouillis de mer	103
5.2.1	Modélisation de la fonction d'autocorrélation de la texture gaussienne .	103
5.2.2	Transformation d'un processus gaussien en un processus log-normal corrélé	107
5.2.3	Validation de la méthode de génération de la texture log-normale	108
5.3	Génération statistique du speckle et modélisation du spectre Doppler	109
5.3.1	Différents modèles de spectres Doppler	110
5.3.2	Analyse de la vitesse moyenne des spectres Doppler instantanés pour la génération de carte spatio-temporelle de vitesses Doppler	110
5.3.3	Étude de la forme du spectre Doppler quasi-instantané	113
5.3.4	Validation de la génération du champ rétrodiffusé à partir de la texture et du speckle	117
5.4	Synthèse des résultats	121

L'objectif de ce chapitre est de proposer une méthode de génération de cartes spatio-temporelles de champ rétrodiffusé complexe. La démarche se base sur une méthode existante [1] [2]. L'approche proposée dans ce chapitre est alors d'utiliser les résultats des analyses des données expérimentales de la campagne MARLENE obtenus dans les chapitres précédents afin de restituer un fouillis de mer statistique le plus proche des signaux réels. Ainsi, afin de générer de telles cartes de fouillis de mer, il est nécessaire de pouvoir restituer les deux composantes de celui-ci, la texture et le speckle. La texture est générée numériquement selon une loi log-normale à partir d'un processus normal et sa corrélation prend en compte la périodicité des vagues. Le speckle est généré comme un processus gaussien complexe détenant les informations Doppler du champ rétrodiffusé complexe. Ce processus est alors contrôlé spectralement par la modélisation des spectres Doppler quasi-instantanés.

5.1 Principe de génération statistique du fouillis de mer en incidence rasante

La partie 2.2 du chapitre 2 a montré que l'amplitude du champ rétrodiffusé en incidence rasante par une surface océanique suivait un processus GK-LNT. La partie 2.3 du même chapitre a permis d'établir que ce processus correspondait bien à un modèle à deux échelles dit gaussien composé. En effet, le champ rétrodiffusé du fouillis de mer est constitué de deux composantes, la texture log-normale et le speckle gaussien complexe correspondant respectivement aux variations lentes et rapides du fouillis. La fonction d'autocorrélation et le spectre de la texture sont rapidement présentés dans la partie 2.4 du chapitre 2 et montrent la nécessité de prendre en compte la périodicité des vagues longues dans le modèle statistique. De plus, le chapitre 3 a mis en évidence à travers l'étude des spectres Doppler que le speckle contenait les informations en phase du fouillis de mer. La génération de ces deux composantes est présentée dans les deux prochains paragraphes.

5.1.1 Modélisation de la texture

La texture représente la composante à variation lente coïncidant avec la variation des vagues dominantes de la surface de mer. La génération d'un processus log-normal corrélé peut s'effectuer par filtrage de bruit blanc gaussien. Cette démarche est similaire à la génération de surface de mer à partir d'un spectre de vagues présentée dans le chapitre 1.

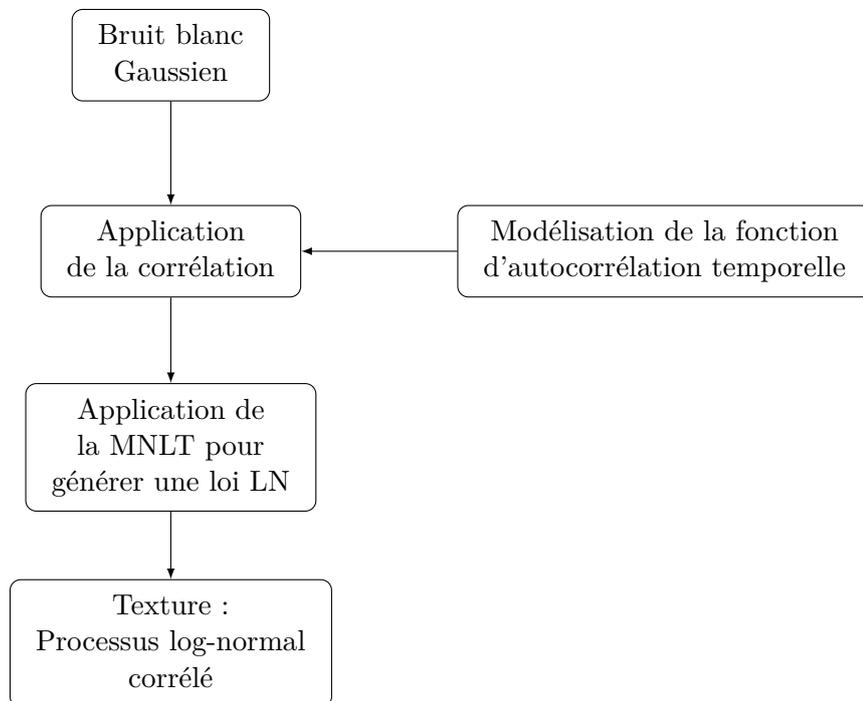


Fig. 5.1 – Principe de génération d'une série temporelle de texture corrélée suivant une loi log-normale.

Le schéma-bloc présenté par la figure 5.1 permet de définir la méthode de génération d'une série temporelle de texture par filtrage de bruit blanc gaussien. La génération d'un processus gaussien corrélé s'effectue alors dans le domaine spectral. La série temporelle de texture gaus-

sienne corrélée, τ_G , s'obtient alors par transformée de Fourier inverse :

$$\tau_G(t) = \Re \left[\int \sqrt{S(f)} \gamma(f) e^{j2\pi ft} df \right], \quad (5.1)$$

où $\gamma(f)$ représente les composantes spectrales du bruit blanc gaussien complexe c'est à dire un processus de moyenne nulle et d'écart-type unitaire. $S(f)$ représente la densité spectrale de puissance (ou spectre 1D) de la série temporelle. Celle-ci peut s'obtenir par transformée de Fourier de la fonction d'autocorrélation par application du théorème de Wiener–Khintchine. L'enjeu de la génération d'un processus gaussien corrélé est alors de contrôler la fonction d'autocorrélation ou le spectre des séries temporelles. Une modélisation de la fonction d'autocorrélation temporelle de la texture gaussienne est proposée dans la partie suivante.

Rappelons que l'objectif du chapitre est de générer des cartes spatio-temporelles. Pour cela, il est possible d'intégrer un terme de propagation spatiale à l'équation (5.1) décrit par $e^{jK(f)x}$ avec $K(f) = \frac{(2\pi f)^2}{g}$ ce qui correspond à la relation de dispersion hydrodynamique des vagues de gravité. Une autre solution est de générer un processus en deux dimensions en utilisant un spectre 2D et un processus gaussien à deux dimensions. Il s'agit alors dans ce cas là d'utiliser les spectres de dispersion étudiés au chapitre 4. Les deux approches permettent toutes deux de retrouver la périodicité des vagues observée sur les cartes de fouillis de mer.

La seconde partie du schéma-bloc de la figure 5.1 fait intervenir une transformation d'un processus gaussien en un processus non-gaussien appelé MNLT pour *Memory-Less Non Linear Transformation* [1] [124]. Cette transformation consiste à associer chaque valeur d'un processus gaussien à la valeur du processus non-gaussien voulu grâce à leur fonction de répartition. La relation mathématique décrivant cette transformation peut s'écrire comme

$$F_{NG}^{-1}(F_G(\tau_G)) = MNLT(\tau_G) = \tau_{NG}, \quad (5.2)$$

où F_{NG} , F_G et τ_{NG} représentent respectivement la fonction de répartition du processus non gaussien voulu, la fonction de répartition du processus normal centré et la variable non gaussienne obtenue après transformation de la variable gaussienne τ_G . La fonction de répartition d'un processus gaussien est définie par

$$F_G(x) = \frac{1}{2} \left(1 + \operatorname{erf} \left(\frac{x}{\sqrt{2}} \right) \right), \quad (5.3)$$

tandis que la fonction de répartition d'un processus log-normal est décrite par

$$F_{LN}(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{2} \left(1 + \operatorname{erf} \left(\frac{\ln(x) - \mu}{\sigma\sqrt{2}} \right) \right), \quad (5.4)$$

où les paramètres μ et σ sont les paramètres définis pour la loi log-normale dans la partie 2.2 du chapitre 2 et obtenus à partir des moments d'ordre 1 et 2 de la texture. La MNLT permet ainsi de transformer des processus gaussien en processus non-gaussien. L'inverse de la MNLT permet alors de générer un processus gaussien à partir d'un processus non gaussien. Cette approche est utilisée dans la partie 5.2 afin d'obtenir une modélisation de la fonction d'autocorrélation de la texture gaussienne.

5.1.2 Génération du champ rétrodiffusé à partir de la modélisation du speckle

Le speckle correspond à la variation rapide du fouillis de mer. Il est modulé par la composante de texture à variation lente. Le speckle permet de retrouver les informations en vitesse

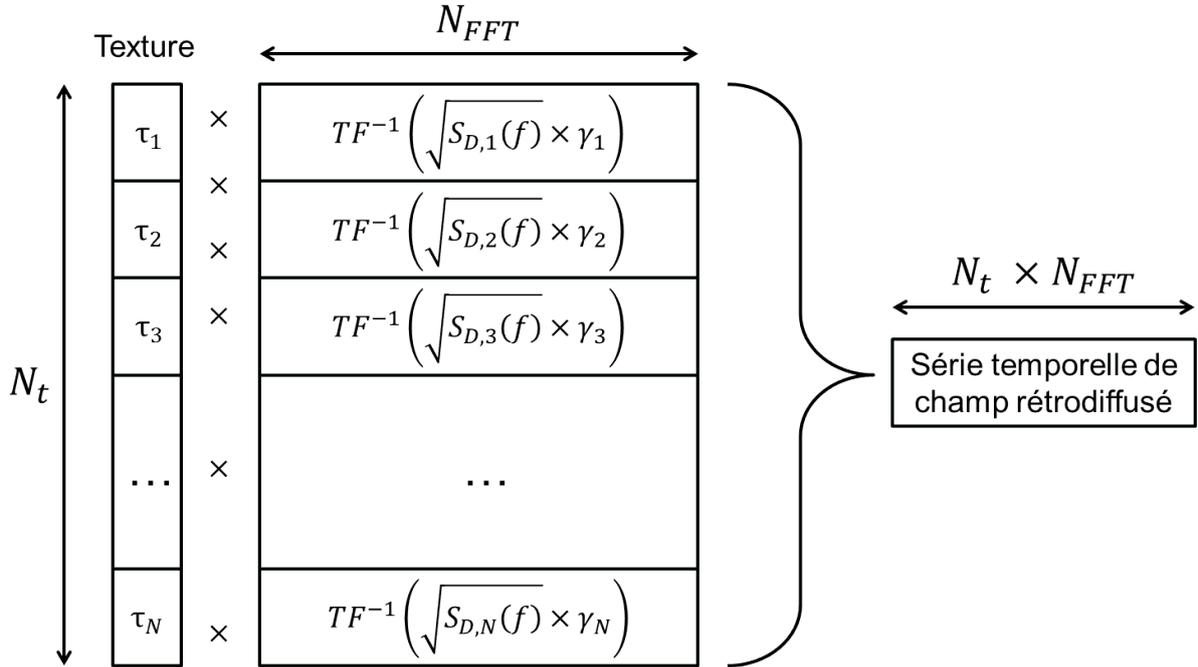


Fig. 5.2 – Schéma de la génération d’une série temporelle de champ rétrodiffusé de fouillis de mer à partir d’une série temporelle de texture et de la génération du speckle modulé par celle-ci.

Doppler de la surface de mer. En effet, le speckle est obtenu après estimation de la texture à partir de l’amplitude du fouillis de mer (effectuée dans la partie 2.3 du chapitre 2). Il correspond alors à un processus gaussien complexe ce qui valide le modèle gaussien composé décrivant le champ rétrodiffusé. L’étude des spectres Doppler quasi-instantanés dans le chapitre 3 montre alors que l’on peut restituer des cartes de vitesses Doppler uniquement en modélisant le spectre Doppler quasiment-instantané et sa moyenne au niveau du speckle. Ainsi, afin de générer une carte de champ rétrodiffusé il faut ajouter la composante de temps rapide à la composante de temps long que représente la texture.

La génération du speckle est basée sur le même principe que la génération de la texture à savoir le filtrage d’un bruit blanc gaussien complexe à partir d’un spectre Doppler $S_D(f)$ contrôlé [1], [2], [125]. Le processus gaussien complexe spectralement contrôlé est alors multiplié à une valeur de la texture pour obtenir une série temporelle de champ rétrodiffusé. Le chapitre 1 a permis notamment de définir une longueur de cohérence de l’amplitude du fouillis de mer d’environ 90 ms pendant laquelle la texture est considérée comme constante. Cette longueur de cohérence représente alors le pas de temps de la série temporelle de texture. L’ajout du speckle permet de rajouter du temps rapide et d’obtenir une série temporelle complexe dont l’échantillonnage est plus fin et qui contient l’information Doppler.

La figure 5.2 présente la génération d’une série temporelle de champ rétrodiffusé de fouillis de mer à partir de la génération du speckle modulé par une série temporelle de texture. Ainsi chaque point constituant la séquence temporelle de la texture préalablement générée est multiplié par une séquence de speckle de longueur N_{FFT} correspondant à la longueur de cohérence choisie. Le pas de temps de cette séquence sera alors contrôlé par la longueur de cohérence et la longueur de la séquence reliée d’un point de vue radar à la fréquence de répétition des

impulsions, la PRF. Chaque séquence de speckle, $s(t)$, est alors décrite par

$$s(t) = \int \sqrt{S_D(f)} \gamma(f) e^{j2\pi f t} df, \quad (5.5)$$

où $\gamma(f)$ représente toujours les composantes spectrales d'un bruit blanc gaussien complexe. La séquence $s(t)$ correspond bien alors à un processus gaussien complexe. La modélisation du spectre Doppler $S_D(f)$ est étudiée dans la partie 5.3 de ce chapitre en approfondissant l'étude proposée dans la partie 3.3 du chapitre 3. La séquence de champ retrodiffusé complexe, z , s'obtient alors par

$$z[n] = \sqrt{\tau[k]} s[n] \quad n = kL_c, \dots, (k+1)L_c - 1. \quad (5.6)$$

Si la texture suit un processus log-normal, l'amplitude du champ rétrodiffusé suit alors une loi GK-LNT décrite dans la partie 2.2 du chapitre 2.

5.2 Génération statistique d'un processus corrélé de texture de fouillis de mer

La partie précédente a montré que la première étape de la génération statistique de cartes spatio-temporelles de fouillis de mer complexe consiste à restituer des cartes spatio-temporelles de texture. Cette partie est dédiée à cette première étape. Rappelons que le chapitre 2 a permis de démontrer que la texture des données expérimentales de la campagne MARLENE est distribuée selon une loi log-normale. De plus, la fonction d'autocorrélation de la texture a montré que celle-ci permettait de rendre compte de la périodicité des vagues dominantes. Le processus de génération doit donc créer des séries temporelles suivant une loi log-normale corrélée selon la fonction d'autocorrélation.

5.2.1 Modélisation de la fonction d'autocorrélation de la texture gaussienne

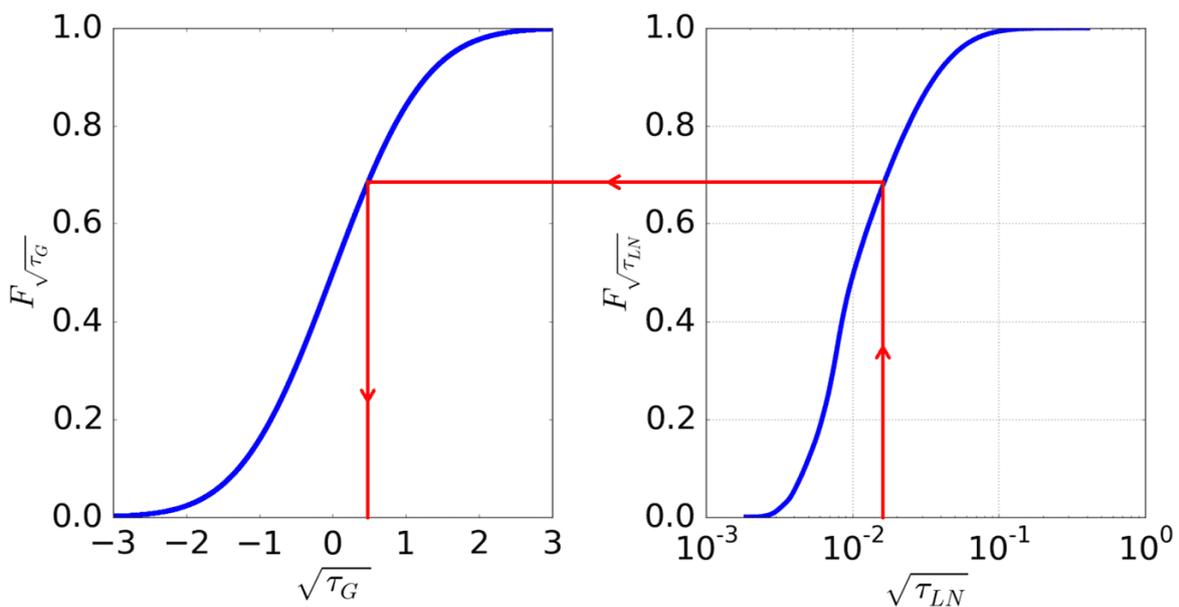


Fig. 5.3 – Schéma explicatif de l'opération de MNLIT : transformation de la texture expérimentale en une texture gaussienne correspondante par égalité des fonctions de répartition.

La figure 5.1 montre que la génération d'un processus log-normal corrélé demande dans un premier temps de corrélérer un processus gaussien. Pour obtenir la bonne corrélation sur le processus log-normal final, il faut déterminer la fonction d'autocorrélation à attribuer au processus gaussien initial. Il est donc nécessaire d'estimer la texture gaussienne à partir de la texture log-normale issue des données expérimentales. Pour cela, il faut inverser l'opération décrite par la MNLT et ainsi transformer le processus log-normal en processus gaussien. La figure 5.3 décrit la transformation de la loi expérimentale (à droite) en loi gaussienne (à gauche). L'idée est de mettre en correspondance les valeurs des fonctions de répartition. Ce schéma est une illustration graphique de l'équation (5.2). La transformation consiste alors à prendre une valeur de texture expérimentale parcourant l'abscisse du graphe de droite pour la transformer en une valeur de texture gaussienne parcourant l'abscisse du graphe de gauche grâce à l'égalité des fonctions de répartition. Pour obtenir la bonne distribution gaussienne à étudier pour la suite, la courbe du graphe de gauche représente la fonction de répartition expérimentale de la texture qui peut être approchée par une loi log-normale.

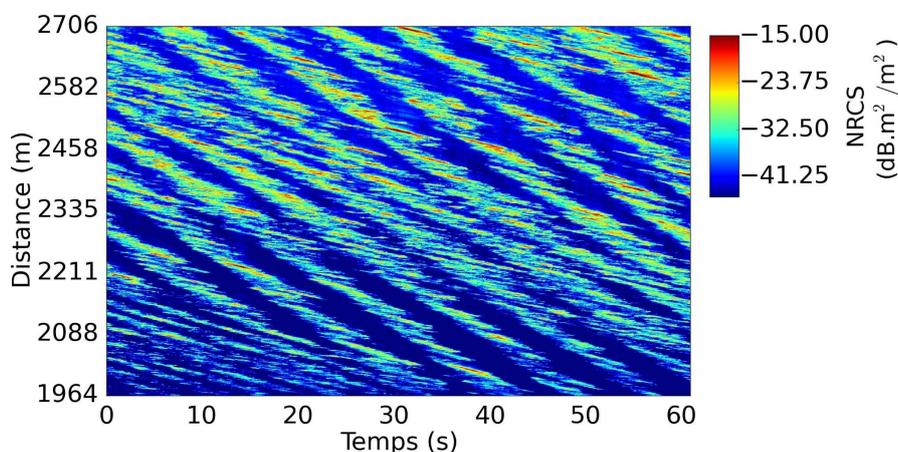


Fig. 5.4 – Exemple de carte spatio-temporelle de texture issue d'une carte de fouillis de mer acquise par le radar MEMPHIS (35 GHz) pour une longueur de cohérence de 90 ms.

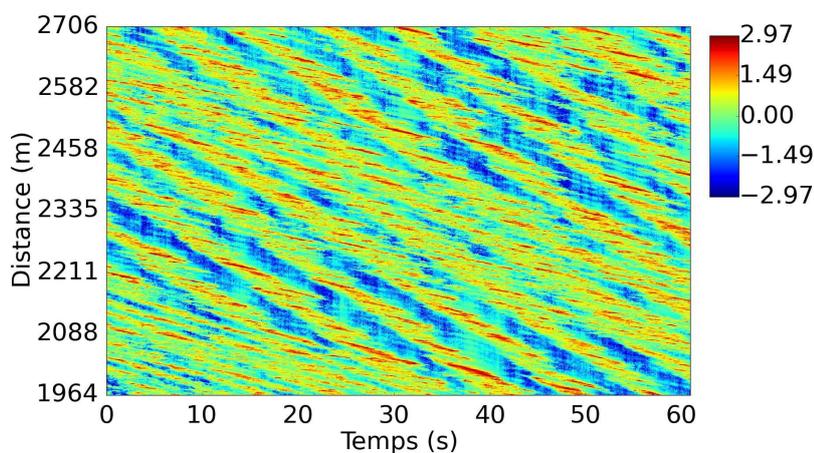


Fig. 5.5 – Carte spatio-temporelle de texture gaussienne obtenue par inversion de l'opération de la MNLT de la carte représentée par la figure 5.4.

Les figures 5.4 et 5.5 permettent alors de comparer une carte de texture expérimentale à la carte de texture gaussienne correspondante obtenue par MNLT. Ces figures montrent alors que les fortes valeurs de la texture gaussienne correspondent bien aux fortes valeurs de la texture expérimentale. La modulation des spikes par les vagues dominantes est toujours respectée sur la texture gaussienne. Il est désormais possible de calculer la densité spectrale de puissance temporelle et la fonction d'autocorrélation associée de la texture gaussienne. Cela permet ensuite de corrélérer le processus gaussien initial afin d'obtenir une texture représentative des données expérimentales.

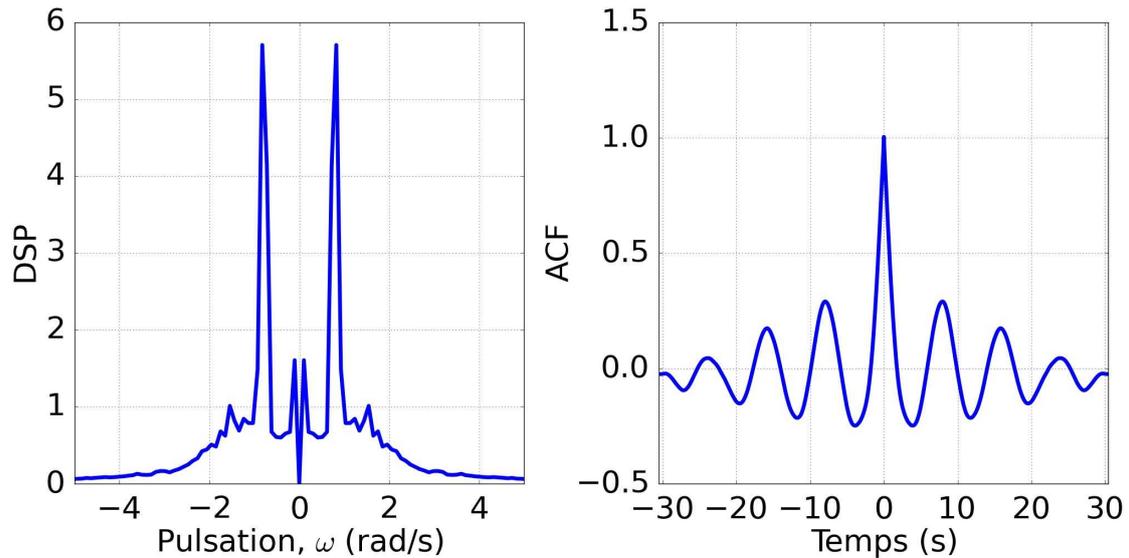


Fig. 5.6 – Densité spectrale de puissance temporelle moyennée en distance (graphe de gauche) et fonction d'autocorrélation correspondante obtenue par le théorème de Wiener–Khinchine (graphe de droite), issues de la carte spatio-temporelle de texture gaussienne présentée par la figure 5.5.

La densité spectrale de puissance temporelle de la carte spatio-temporelle de texture gaussienne présentée par la figure 5.5 est affichée sur la figure 5.6. Celle-ci est obtenue en moyennant les spectres temporels de chaque case distance de la carte de texture gaussienne. Contrairement à la figure 2.21 du chapitre 2 qui présente la densité spectrale de l'amplitude du champ, la contribution à la fréquence nulle n'est pas volontairement modifiée ici. En effet, l'absence de ce pic pour la texture gaussienne résulte simplement de la moyenne nulle de cette dernière. Par ailleurs, la figure 5.6 démontre une nouvelle fois le caractère pseudo-périodique de la fonction d'autocorrélation coïncidant avec la périodicité des vagues dominantes. La restitution numérique d'une texture log-normale corrélée nécessite alors d'obtenir une modélisation du spectre 1D ou de la fonction d'autocorrélation.

Ici, la proposition de modélisation porte sur la fonction d'autocorrélation et non le spectre par souci de simplicité. En effet, la littérature propose des modèles de fonction d'autocorrélation plus simple à appréhender [126],[127] dans le cas de la texture. Dans [128], Watts propose une fonction d'autocorrélation spatiale de la forme

$$R_s(r) = \exp\left(-\frac{|r|}{\rho}\right) \quad (5.7)$$

où ρ est défini comme la longueur de corrélation spatiale du fouillis de mer et formulé comme

$\rho = \frac{\pi}{2} \frac{U^2}{g} \sqrt{3 \cos^2 \theta + 1}$ avec U et θ respectivement la vitesse et la direction du vent. Cependant, cette fonction d'autocorrélation ne prend pas en compte le caractère périodique du fouillis de mer que l'on observe sur les fonctions d'autocorrélation temporelle et spatiale. Il est donc intéressant de proposer une autre modélisation pour mieux décrire ce comportement. Ainsi, la fonction d'autocorrélation peut être décrite par la somme de deux termes. Le premier gère la décroissance proche de l'origine tandis que le second contrôle la décroissance de la composante périodique. La fonction d'autocorrélation normalisée par son maximum peut alors être décrite par

$$R_{1,\tau_G}(t) = (1 - \alpha)e^{-|t|/t_0} + \alpha e^{-|t|/t_1} \cos\left(\frac{2\pi}{T_p}|t|\right) \quad (5.8)$$

ou

$$R_{2,\tau_G}(t) = (1 - \alpha) / \left(1 + \frac{|t|}{t_0}\right) + \alpha \cos\left(\frac{2\pi}{T_p}|t|\right) / \left(1 + \frac{|t|}{t_1}\right). \quad (5.9)$$

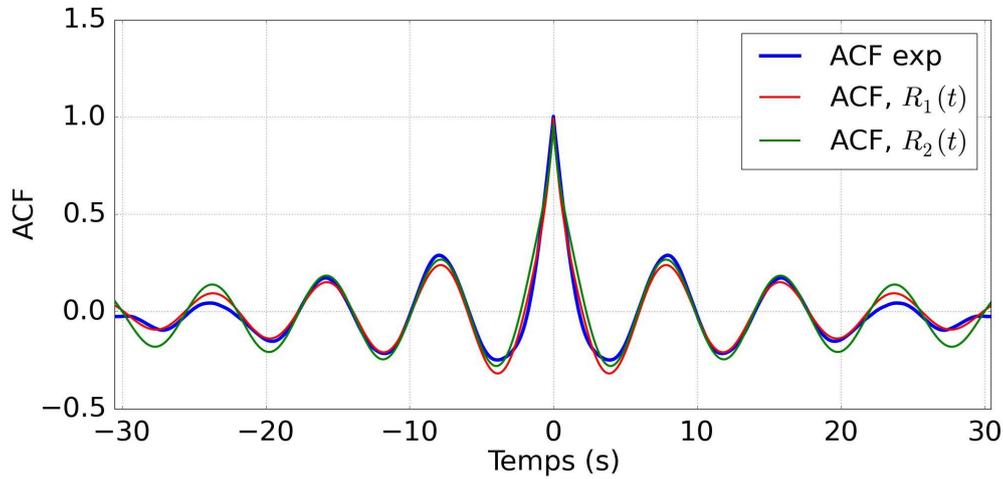


Fig. 5.7 – Comparaison de la fonction d'autocorrélation de la texture gaussienne aux deux modélisations proposées par les équations (5.8) et (5.9) représentées respectivement par les courbes rouges et vertes.

La figure 5.7 permet de comparer la fonction d'autocorrélation de la texture gaussienne aux modélisations proposées par les équations (5.8) et (5.9). L'estimation des paramètres α , t_0 , t_1 et t_p se fait par optimisation numérique de la forme de la fonction d'autocorrélation mesurée. On retrouve notamment pour T_p l'ordre de grandeur adéquat de la période des vagues enregistrées par les bouées de mesure lors de la campagne MARLENE. Les deux formules permettent de restituer le comportement observé sur la fonction d'autocorrélation issue des données expérimentales. Toutefois, l'équation (5.8) semble mieux restituer la décroissance à l'origine. Celle-ci est alors retenue pour la génération statistique de la texture. Ce résultat pourrait être transposable à d'autres fréquences (bande C, X/Ku) dont on ne peut pas extraire les séquences temporelles de texture. On peut toutefois observer des fonctions d'autocorrélation spatiale (bande C) et temporelle (X/Ku) de l'amplitude du champ rétrodiffusé similaires à celles observées en bande Ka. Des données supplémentaires de champ complexe rétrodiffusé avec durée d'acquisition et PRF suffisantes sont nécessaires pour compléter cette modélisation sur une plus large gamme de fréquences.

L'analyse conduite dans cette partie permet ainsi d'obtenir une modélisation numérique correcte de la fonction d'autocorrélation d'une texture suivant un processus gaussien issue de données expérimentales.

5.2.2 Transformation d'un processus gaussien en un processus log-normal corrélé

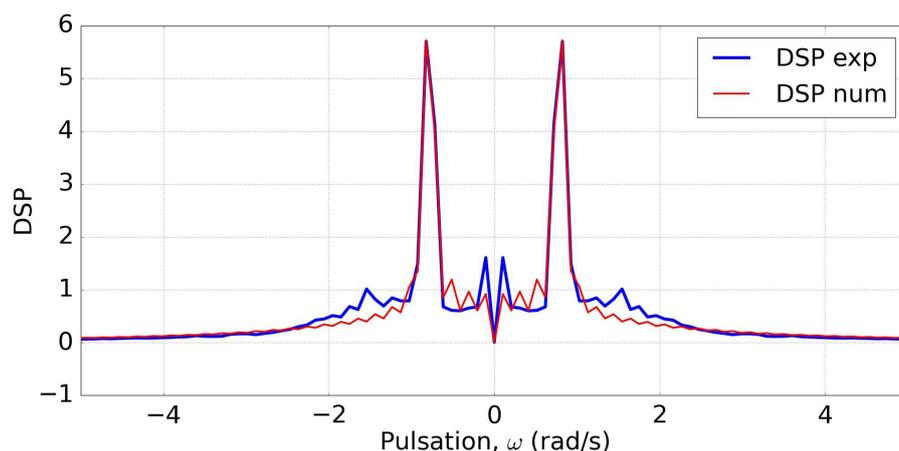


Fig. 5.8 – Densité spectrale de puissance temporelle numérique obtenue à partir de la modélisation de la fonction d'autocorrélation temporelle proposée par l'équation (5.8) (courbe rouge) et comparée à la densité spectrale de puissance de la figure 5.6.

Une fois la fonction d'autocorrélation obtenue par la modélisation proposée dans la partie précédente, il est possible d'obtenir la densité spectrale de puissance correspondante. Il est toutefois nécessaire de forcer la valeur de la moyenne de la fonction d'autocorrélation à 0 de façon à ce que la composante de la densité spectrale de puissance à la fréquence nulle soit elle-même nulle. La figure 5.8 montre un exemple de spectre à attribuer à un processus gaussien pour obtenir une texture gaussienne corrélée de façon analogue aux données expérimentales. On applique alors la formule (5.1) avec le terme de propagation spatiale pour obtenir une carte spatio-temporelle de texture gaussienne. Afin de conserver la propagation spatio-temporelle de la texture, une graine aléatoire est fixée pour la génération du bruit blanc gaussien pour l'ensemble des cases distances.

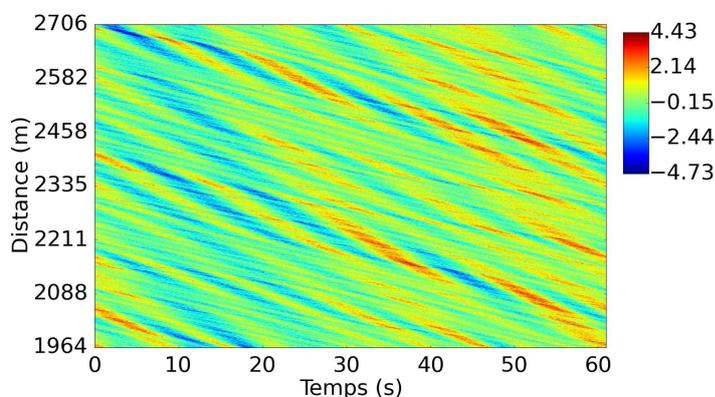


Fig. 5.9 – Carte spatio-temporelle de texture gaussienne générée par filtrage de bruit blanc gaussien pour une longueur de cohérence de 90 ms.

Un exemple de carte spatio-temporelle de texture gaussienne obtenue en appliquant la formule (5.1) est présenté sur la figure 5.9. La discrétisation temporelle des cartes correspond à la longueur de cohérence déterminée sur les données expérimentales au chapitre 2 et estimée à 90 ms. La discrétisation spatiale correspond à la résolution radar de 75 cm des données MEMPHIS. La distinction des crêtes et creux est moins marquée que sur les données expérimentales puisque le principe de génération de la texture, à l'instar de la génération de surface, est linéaire (somme d'harmoniques indépendantes entre elles).

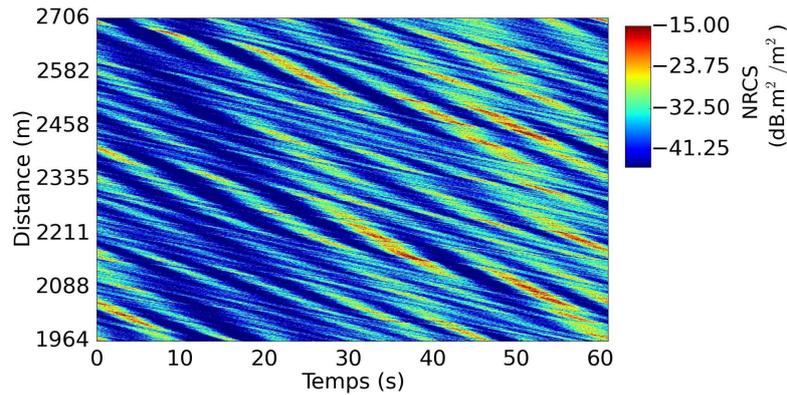


Fig. 5.10 – Carte spatio-temporelle de texture log-normale obtenue par application de la MNLТ sur la carte représentée par la figure 5.9.

La texture gaussienne est ensuite transformée par MNLТ (équation (5.3)) en texture log-normale. Les paramètres μ et σ de la fonction de répartition log-normale sont alors estimés à partir des données expérimentales que l'on tente de reproduire. Le résultat de cette transformation est affiché sur la figure 5.10. Afin d'obtenir une meilleure visualisation, l'échelle de couleur est logarithmique.

5.2.3 Validation de la méthode de génération de la texture log-normale

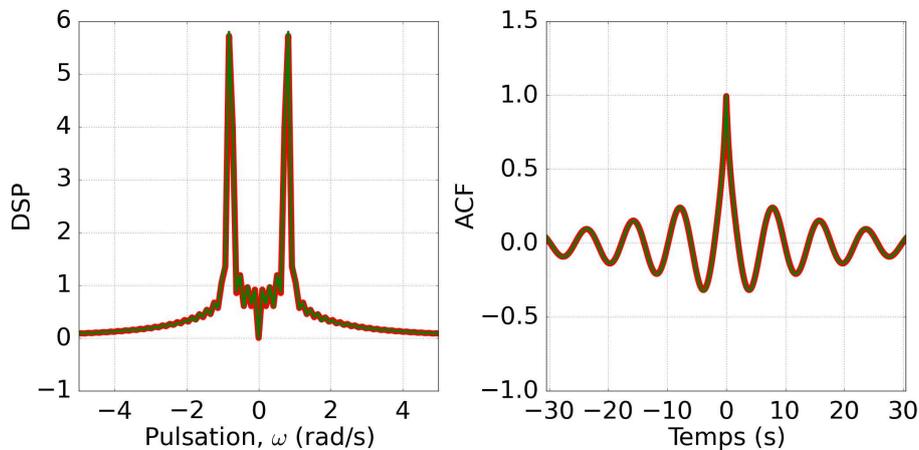


Fig. 5.11 – Comparaison de la densité spectrale de puissance et de la fonction d'autocorrélation introduite dans la génération statistique de la texture (courbes rouges) à celles obtenues par la méthode de Monte-Carlo appliquée à 1000 échantillons indépendants (courbes vertes).

Avant d'effectuer la seconde étape de la génération statistique du fouillis de mer, il est nécessaire de vérifier que la texture générée possède des caractéristiques similaires aux données expérimentales. Pour cela, on utilise une méthode de Monte-Carlo. Ainsi, 1000 cartes spatio-temporelles de texture gaussienne sont générées possédant chacune une graine aléatoire différente. La densité spectrale de puissance moyennée en distance de chaque carte est calculée ainsi que la fonction d'autocorrélation correspondante. La figure 5.11 présente les résultats de la méthode de Monte-Carlo. Les courbes rouges représentent respectivement la densité spectrale et la fonction d'autocorrélation correspondante introduites dans le filtrage du bruit blanc gaussien. Les courbes vertes représentent respectivement la densité spectrale et la fonction d'autocorrélation moyennées sur 1000 échantillons. Les courbes coïncident parfaitement. La méthode de Monte-Carlo permet ainsi de valider le principe de génération de la texture gaussienne.

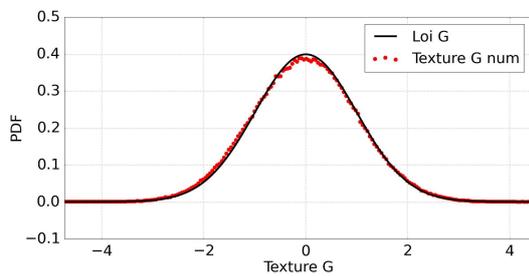


Fig. 5.12 – Comparaison de l'histogramme des valeurs de la texture gaussienne numérique, présentée sur la figure 5.9, et de la densité de probabilité théorique de la loi normale.

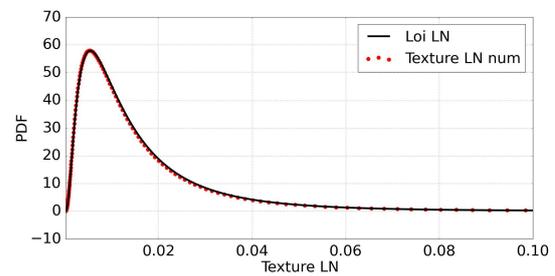


Fig. 5.13 – Comparaison de l'histogramme des valeurs de la texture log-normale numérique, présentée sur la figure 5.9, et de la densité de probabilité théorique de la loi log-normale.

On vérifie de plus grâce à la figure 5.12 que la texture obtenue par filtrage de bruit blanc gaussien conserve bien les propriétés gaussiennes de celui-ci avec une moyenne nulle et un écart type unitaire. En effet, l'histogramme des données de la texture gaussienne générée numériquement coïncide avec une distribution de loi normale. De même, la figure 5.13 montre que la MNLT permet bien d'obtenir une loi log-normale dont les paramètres sont maîtrisés. La texture obtenue par filtrage de bruit blanc gaussien et application de la MNLT est bien distribuée selon une loi log-normale et possède des caractéristiques d'autocorrélation similaires aux données expérimentales.

5.3 Génération statistique du speckle et modélisation du spectre Doppler

L'étude des spectres Doppler quasi-instantanés effectuée au chapitre 3 a permis de voir que le speckle représente la composante du fouillis de mer possédant les informations en vitesse Doppler du signal rétrodiffusé par la surface de la mer. Dans le but de restituer des cartes spatio-temporelles de fouillis de mer, il est nécessaire de pouvoir générer le speckle en lui attribuant un spectre Doppler quasi-instantané le plus proche des observations effectuées sur les données expérimentales. Pour cela, il est nécessaire d'approcher la forme des spectres Doppler et de maîtriser notamment la vitesse moyenne de ces derniers afin de générer des cartes de vitesse Doppler les plus représentatives possibles des mesures.

5.3.1 Différents modèles de spectres Doppler

Les différentes études sur le fouillis de mer en incidence rasante ont permis de proposer différents modèles de spectre Doppler. Watts propose dans [2] et [129] un modèle de spectre Doppler basé sur une fonction gaussienne. Le spectre Doppler instantané est alors décrit par

$$S(f, \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(f - \mu)^2}{2\sigma^2}\right). \quad (5.10)$$

μ et σ représentent alors la fréquence Doppler moyenne et la largeur spectrale. Cette dernière est elle-même modélisée par une loi gaussienne de moyenne $m_s = 0.2U_{10}\cos(\theta)/\lambda_e$ (avec U_{10} la vitesse du vent, θ sa direction et λ_e la longueur d'onde émise par le radar) et de variance σ_s^2 [125]. Watts préconise alors $\sigma_s \ll m_s$. La fréquence Doppler moyenne est modélisée par une fonction affine de la NRCS dont les coefficients sont adaptés à la case distance à reproduire [2].

D'autres études proposent des spectres Doppler bi-modaux afin de prendre en compte les diffuseurs rapides appelés contributions "non-Bragg" [4] [130], [131]. Pour cela, le spectre Doppler est décomposé en deux distributions gaussiennes centrées respectivement sur la vitesse de Bragg et sur la vitesse de phase des vagues de gravité. Dans [67], les spectres Doppler observés sont comparés à une loi exponentielle $S(f) = \exp(-\beta|f - \mu|)$ et une loi de puissance $S(f) = \left(1 + \left(\frac{|f - \mu|}{f_c}\right)^n\right)^{-1}$ avec f_c la fréquence de coupure et n l'ordre de la loi de puissance.

Pour évaluer la pertinence de ces modèles, on cherche alors dans les sections suivantes à étudier les différentes caractéristiques des spectres expérimentaux, à commencer par la modélisation de la vitesse moyenne. La forme des spectres Doppler est étudiée dans un second temps.

5.3.2 Analyse de la vitesse moyenne des spectres Doppler instantanés pour la génération de carte spatio-temporelle de vitesses Doppler

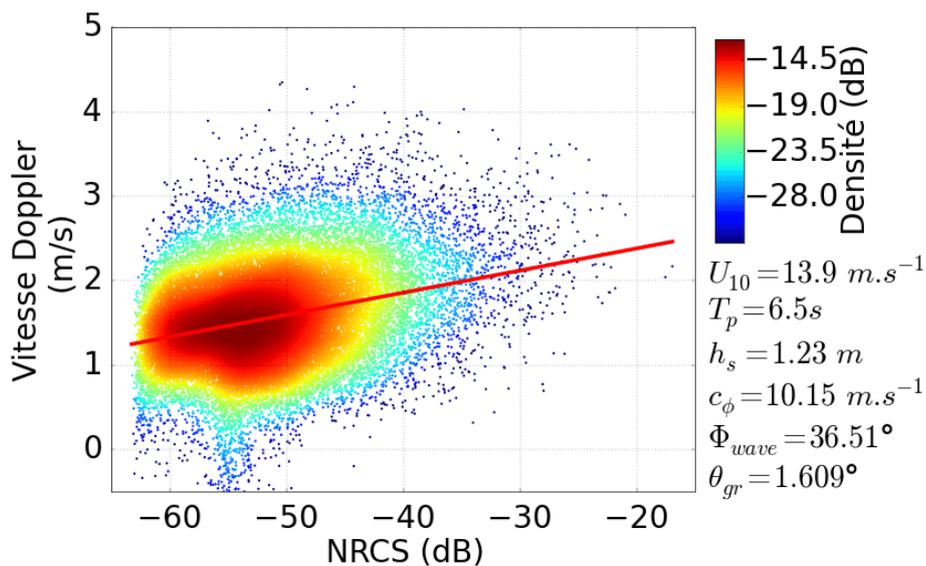


Fig. 5.14 – Distribution croisée entre la NRCS et la vitesse Doppler quasi-instantanées issues d'une carte temps-distance acquise par le radar MEDYCIS, 5.6 GHz, polarisation HH. L'échelle de couleur représente la densité 2D des pixels.

L'étude des distributions croisées a permis d'établir une relation entre la vitesse Doppler quasi-instantanée et la NRCS quasi-instantanée. Lorsque le temps d'intégration des spectres Doppler quasi-instantanés est proche de la longueur de cohérence du champ rétrodiffusé (cf. partie 2.2 du chapitre 2) alors la NRCS quasi-instantanée peut être considérée comme de la texture en puissance (la loi log-normale décrit la texture en amplitude). La figure 5.14 sert à rappeler un exemple de distribution croisée présenté au chapitre 3. La droite rouge passant à travers celle-ci représente la régression linéaire de l'ensemble des points de la figure. Cette régression linéaire peut être rapprochée de la modélisation de la vitesse moyenne des spectres Doppler par une fonction affine de la NRCS, généralement faite dans la littérature [2] [125]. On observe cependant une dispersion significative des points de la distribution croisée autour de cette régression linéaire. Cela explique que le coefficient de corrélation de Pearson est inférieur à 1 (cf. partie 3.3 du chapitre 3).

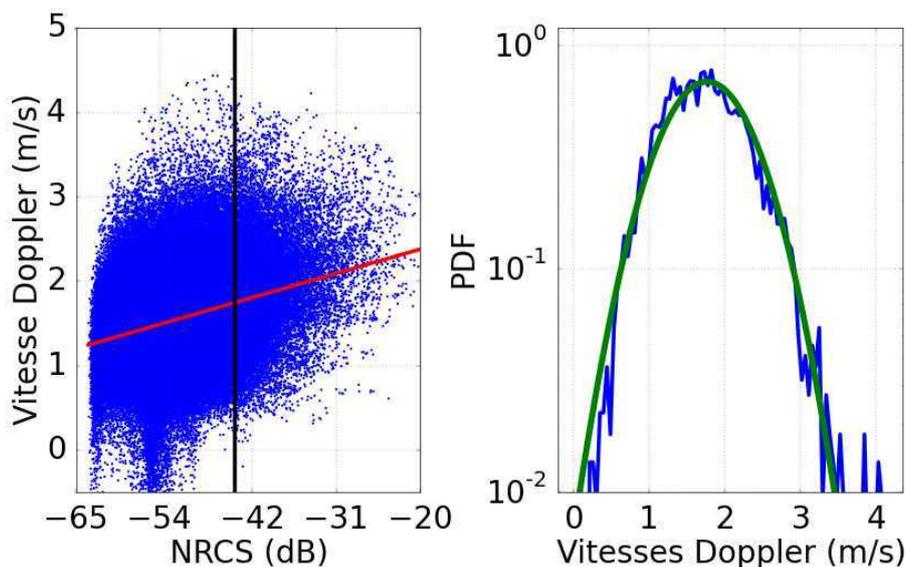


Fig. 5.15 – Exemple de coupe de la distribution croisée pour un niveau de NRCS (à gauche) et distribution des vitesses Doppler correspondantes (à droite), issues d'une carte temps-distance acquise par le radar MEDYCIS, 5.6 GHz, polarisation HH.

Il est alors intéressant d'étudier la distribution des vitesses Doppler quasi-instantanées en fonction d'un certain niveau de NRCS quasi-instantané. L'approche consiste à découper la distribution croisée en fonction du niveau de NRCS en intervalle de 1 dB et d'étudier l'histogramme en vitesse Doppler des points sélectionnés. Cette approche revient à classer les spectres Doppler quasi-instantanés en fonction de leur puissance et à étudier leur vitesse moyenne. Pour chaque distribution de vitesse la moyenne et l'écart-type sont ainsi calculés afin d'obtenir des informations sur la statistique des distributions. La figure 5.15 montre la distribution des vitesses Doppler quasi-instantanées, en échelle logarithmique, pour un niveau de NRCS donné observable sur le graphe de gauche. Ces données sont issues d'une carte de fouillis acquise par le radar MEDYCIS en polarisation horizontale. La distribution des vitesses est comparée avec une distribution gaussienne, symbolisée par la courbe verte, dont les paramètres sont la moyenne et la variance des vitesses sélectionnées par la coupe effectuée à ce niveau de NRCS quasi-instantané. Sur ce graphe, la distribution des vitesses est proche de la distribution gaussienne théorique. Ce résultat est observé quel que soit le niveau de NRCS. Il semble ainsi que les vitesses Doppler sont distribuées de façon gaussienne autour de leur moyenne en fonction du niveau de NRCS.

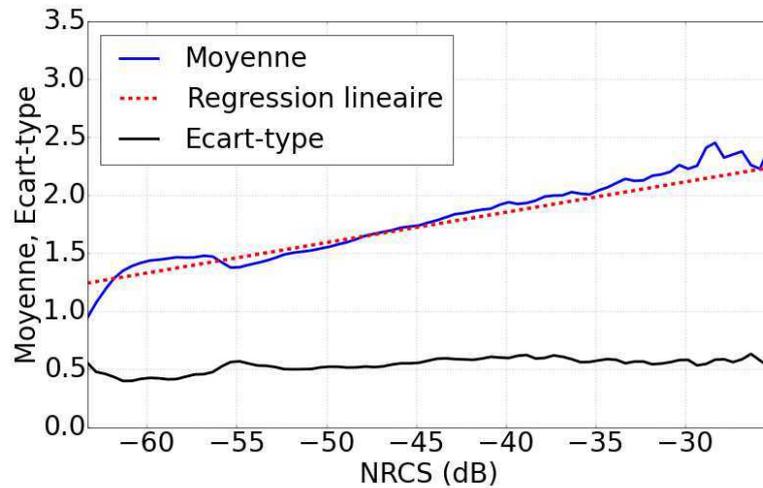


Fig. 5.16 – Moyenne et écart-type des distributions de vitesses Doppler sélectionnées dans un intervalle de 1 dB en fonction du niveau de NRCS, issues d’une carte temps-distance acquise par le radar MEDYCIS, 5.6 GHz, polarisation HH.

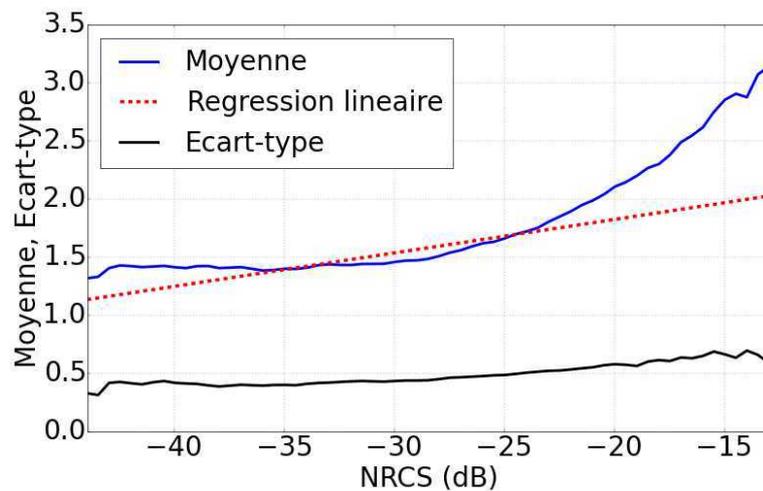


Fig. 5.17 – Moyenne et écart-type des distributions de vitesses Doppler sélectionnées dans un intervalle de 1 dB en fonction du niveau de NRCS, issues d’une carte temps-distance acquise par le radar MEMPHIS, 35 GHz, polarisation HH.

Le calcul de la moyenne et de l’écart-type des distributions des vitesses Doppler issues des coupes des distributions croisées en fonction du niveau de NRCS est présenté par la figure 5.16. Pour cette carte de fouillis, la moyenne de la distribution des vitesses coïncide avec la régression linéaire calculée sur l’ensemble des points de la distribution croisée. L’écart-type de cette distribution reste constant en fonction de la NRCS. On retrouve des résultats similaires en polarisation verticale et en bande Ka à 35 GHz.

On peut donc faire l’hypothèse que la vitesse moyenne des spectres Doppler peut être distribuée selon une loi gaussienne autour d’une fonction affine reliant la vitesse Doppler quasi-instantanée à la NRCS quasi-instantanée. Cependant, la figure 5.17, obtenue à partir d’une distribution croisée mesurée en bande Ka (présentée figure 3.20 au chapitre 3), montre que la contribution

importante des spikes sur certaines cartes peut entraîner une augmentation plus rapide de la moyenne de la distribution des vitesses que de la régression linéaire. Cela explique notamment pourquoi Watts utilise une seconde fonction affine à partir d'un certain niveau de NRCS pour modéliser la vitesse des spikes [2]. L'écart-type de la distribution des vitesses pour cette carte augmente légèrement en fonction de la NRCS mais reste du même ordre de grandeur que pour la figure 5.16.

Le comportement observé sur ces deux exemples représente le comportement général de l'ensemble des cartes étudiées quelle que soit la polarisation, la fréquence et l'azimut du radar. Seuls les paramètres de la régression linéaire diffèrent d'une carte à l'autre. Il est en effet logique que ces paramètres dépendent au moins de la direction de propagation des vagues au regard des figures 3.3, 3.5, 3.6, 3.26 et 3.27. Ces paramètres pourraient aussi dépendre d'autres conditions environnementales telle que la hauteur significative des vagues.

5.3.3 Étude de la forme du spectre Doppler quasi-instantané

Afin d'étudier complètement les spectres Doppler instantanés, on cherche désormais si leur forme peut correspondre au modèle gaussien souvent proposé dans la littérature. La partie précédente présente une classification des spectres Doppler quasi-instantanés en fonction de leur puissance (i.e. la NRCS instantanée). Dans cette partie, la classification est faite en fonction de la vitesse moyenne de ces spectres. Les spectres sont donc classés selon leur vitesse Doppler croissante. Pour une meilleure représentation, les spectres sont moyennés par groupe de 300 spectres. On fait alors l'approximation que des spectres possédant des vitesses moyennes similaires ont une forme similaire. Afin de comparer avec le modèle gaussien, les paramètres de variance, skewness et kurtosis des spectres moyens obtenus sont calculés. On rappelle ici qu'une distribution gaussienne implique des paramètres de skewness et de kurtosis respectivement égaux à 0 et 3.

L'exercice est effectué pour deux cartes spatio-temporelles acquises par le radar MEDYCIS en polarisation verticale et horizontale ainsi que pour deux cartes acquises par le radar MEMPHIS à 9.6 GHz pendant la campagne SYLT et à 35 GHz pendant la campagne MARLENE. Les courbes des figures 5.18 et 5.19 présentent les résultats des calculs des paramètres statistiques des spectres Doppler moyennés par groupes de 300 spectres. Les graphes représentent de haut en bas la largeur spectrale, le skewness et le kurtosis des spectres. Ces deux ensembles de figures montrent dans un premier temps que tous ces paramètres varient en fonction de la vitesse moyenne des spectres Doppler. On constate également que les tendances de variations en bande C sont similaires en HH et VV, tout comme entre les bandes C, X et Ka.

La largeur spectrale a tendance à diminuer dans un premier temps au niveau des vitesses moyennes faibles puis à augmenter pour les spectres Doppler possédant les plus grandes vitesses moyennes. Ce comportement est plus ou moins marqué selon les cartes sélectionnées. Pour les paramètres de skewness et de kurtosis, on constate une décroissance des courbes en fonction de la vitesse moyenne des spectres pour toutes les cartes étudiées. Il est alors intéressant de noter les valeurs que prennent ces paramètres. Il semble que lorsque la vitesse moyenne est faible, les spectres Doppler soient significativement non gaussiens. Lorsque les spectres Doppler correspondant aux spikes sont sélectionnés (vitesses moyennes les plus hautes), les paramètres statistiques de skewness et de kurtosis se rapprochent des paramètres d'une loi gaussienne. Le changement de signe du paramètre de skewness indique de même que l'asymétrie des spectres change de sens selon la vitesse moyenne.

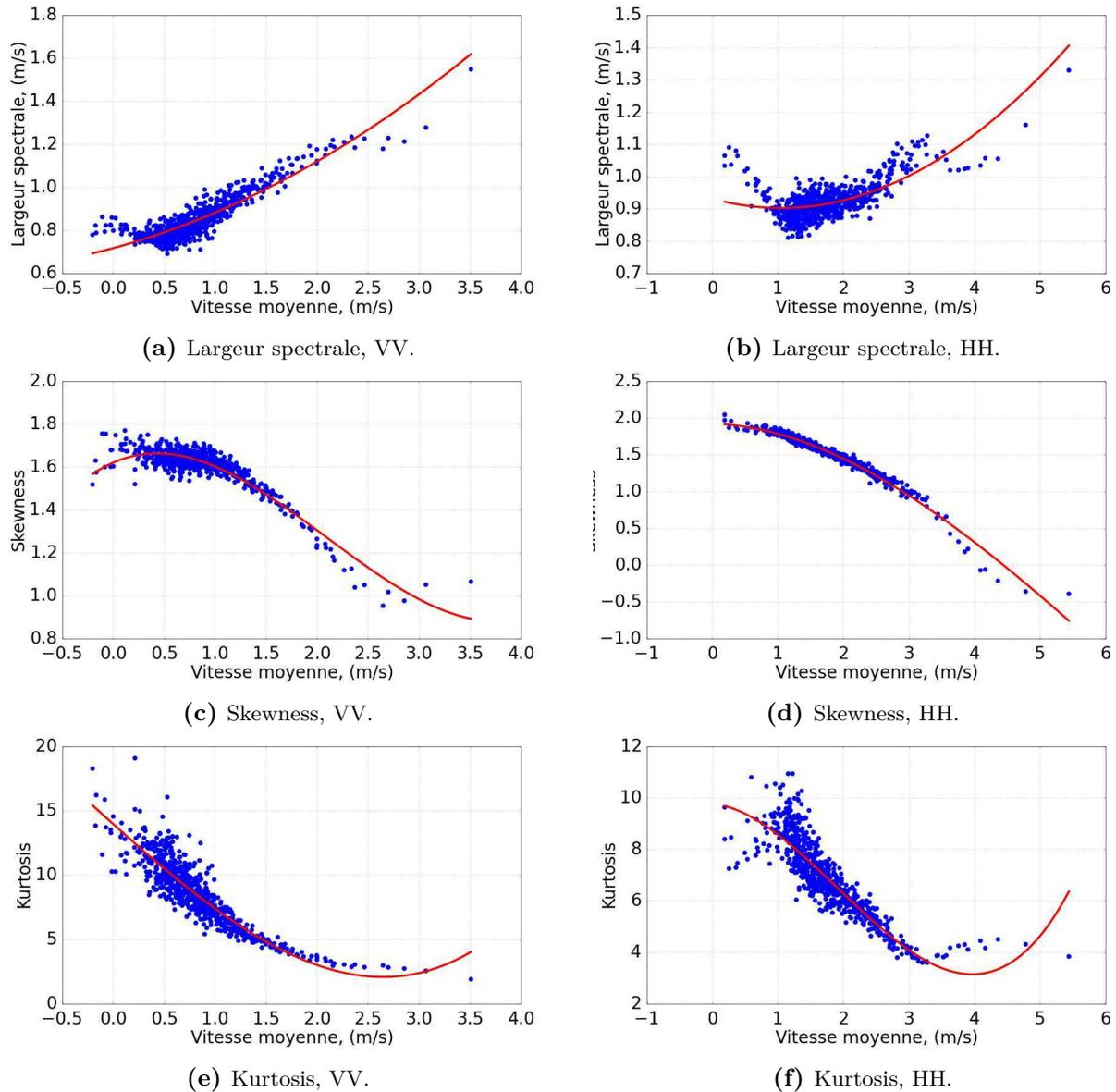


Fig. 5.18 – Largeur spectrale, Skewness et Kurtosis des spectres moyennés par groupe de 300 spectres en fonction de leurs vitesses moyennes pour une acquisition du radar MEDYCIS, 5.6 GHz, en polarisation VV (a-c-e) et polarisation HH (b-d-f).

Cette analyse montre que les spectres Doppler à attribuer au speckle pour générer les cartes de champ rétrodiffusé peuvent difficilement être modélisés par des fonctions gaussiennes ou symétriques par rapport à la moyenne (exponentielle, loi de puissance). Toutefois, les courbes rouges des différentes figures représentent des approximations par des fonctions polynomiales dont les coefficients sont déterminés numériquement. Les fonctions polynomiales sont d'ordre 2 pour la largeur spectrale et d'ordre 3 pour le skewness et le kurtosis. Ces fonctions relativement simples permettent ainsi de relier les différents paramètres des spectres Doppler quasi-instantanés à la vitesse moyenne de ces spectres. Ainsi, les moments statistiques d'ordres supérieurs sont directement obtenus une fois la vitesse moyenne déterminée. Les spectres Doppler quasi-instantanés observés sur les données expérimentales pourraient alors être modélisés en fonction de leurs paramètres statistiques.

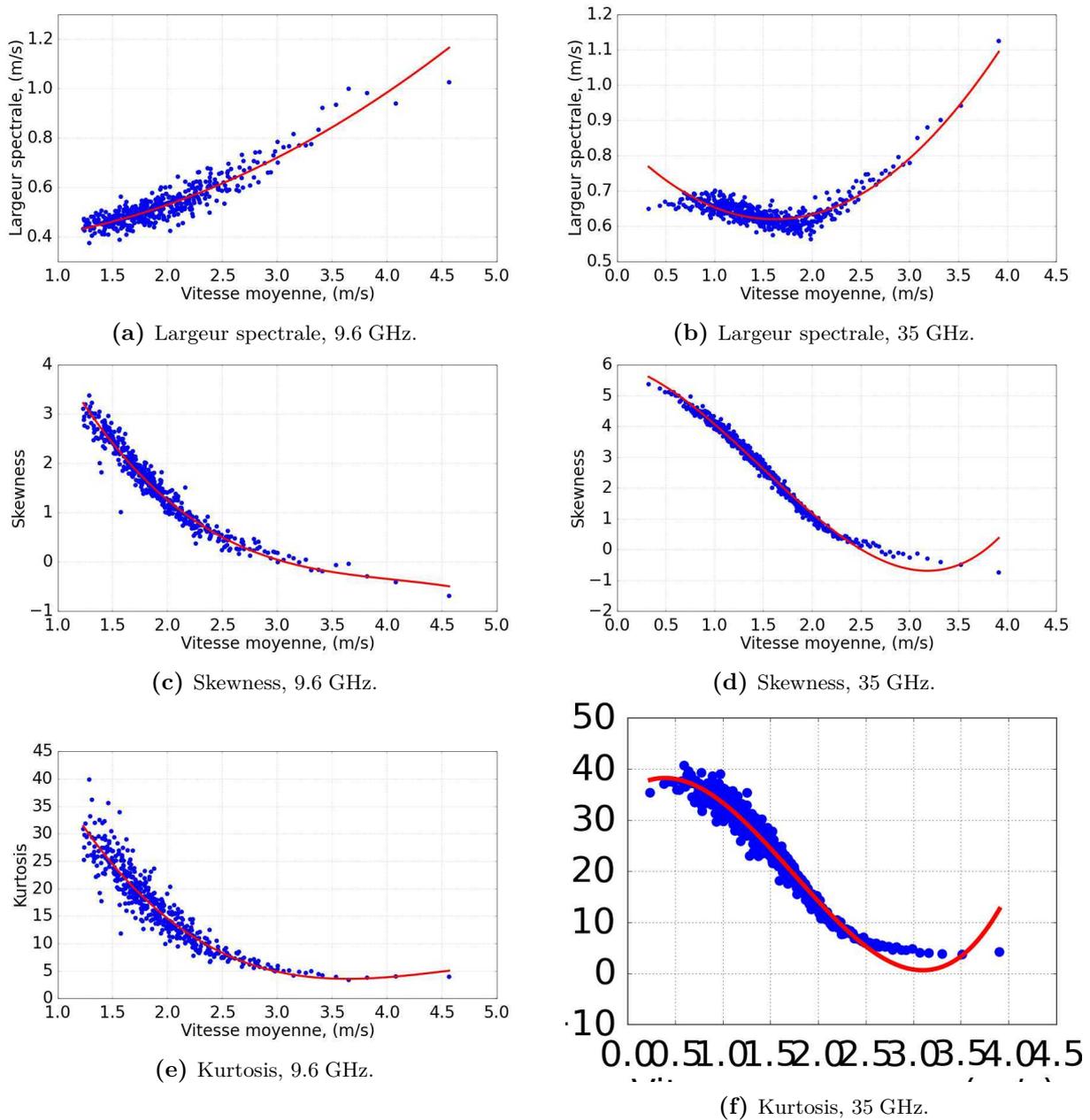


Fig. 5.19 – Largeur spectrale, Skewness et Kurtosis des spectres moyennés par groupe de 300 spectres en fonction de leurs vitesses moyennes pour une acquisition du radar MEMPHIS, 9.6 GHz en polarisation HH pendant la campagne SYLT (a-c-e) et 35 GHz en polarisation HH pendant la campagne MARLENE (b-d-f).

Pour réaliser cela, une des pistes suivie pendant la thèse est l'utilisation de l'extension asymptotique de Cornish-Fisher [132]. Celle-ci permet ainsi de générer des lois de probabilité dont on connaît les premiers cumulants à partir d'une distribution normale. Les cumulants sont des moments statistiques calculés à partir des moments centrés. La formule de Cornish-Fisher propose en pratique de déterminer les quantiles (antécédents des fonctions de répartition) d'une loi de probabilité désirée à partir des quantiles de la loi normale. Un échantillon distribué selon la loi normale permet ainsi d'obtenir un nouvel échantillon distribué selon une loi voulue. L'approche consiste ensuite à modéliser le spectre Doppler dont on connaît les cumulants par la PDF de cet

échantillon. L'extension de Cornish-Fisher à partir de 5 cumulants est définie par

$$\begin{aligned}
 F_X^{-1}(q) \approx & F_N^{-1}(q) + \frac{F_N^{-1}(q)^2 - 1}{6} \kappa_{X,3} + \frac{F_N^{-1}(q)^3 - 3F_N^{-1}(q)}{24} \kappa_{X,4} \\
 & - \frac{2F_N^{-1}(q)^3 - 5F_N^{-1}(q)}{36} (\kappa_{X,3})^2 + \frac{F_N^{-1}(q)^4 - 6F_N^{-1}(q)^2 + 3}{120} \kappa_{X,5} \\
 & - \frac{F_N^{-1}(q)^4 - 5F_N^{-1}(q)^2 + 2}{24} \kappa_{X,3} \cdot \kappa_{X,4} \\
 & + \frac{12F_N^{-1}(q)^4 - 53F_N^{-1}(q)^2 + 17}{324} (\kappa_{X,3})^3
 \end{aligned} \tag{5.11}$$

où $F_N^{-1}(q)$ est le quantile q de la loi normale, $F_X^{-1}(q)$ est le quantile q de la loi désirée et $\kappa_{X,3}$, $\kappa_{X,4}$ et $\kappa_{X,5}$ sont les cumulants de la loi désirée. Ces cumulants sont définis, à partir des moments centrés μ_2 , μ_3 , μ_4 et μ_5 , par

$$\kappa_{X,3} = \mu_3 \tag{5.12}$$

$$\kappa_{X,4} = \mu_4 - 3\mu_2^2 \tag{5.13}$$

$$\kappa_{X,5} = \mu_5 - 10\mu_3\mu_2 \tag{5.14}$$

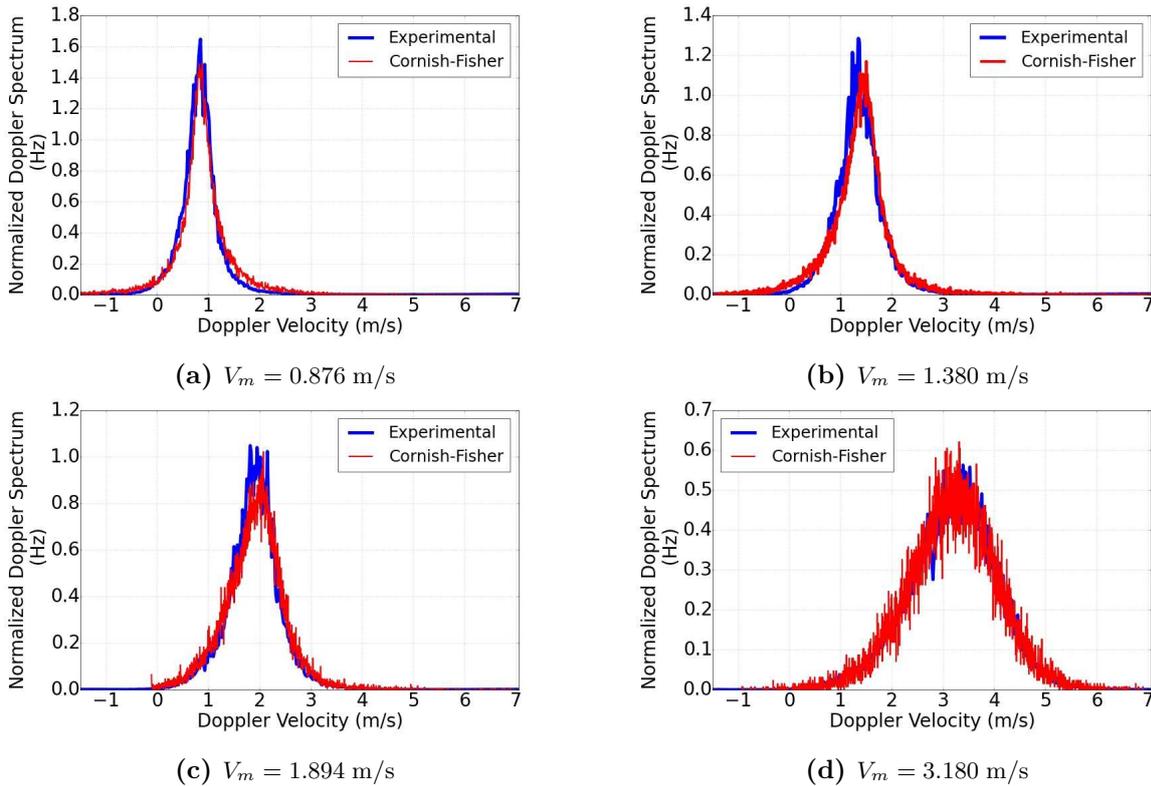


Fig. 5.20 – Comparaison de plusieurs spectres Doppler quasi-instantanés, possédant différentes vitesses moyennes, avec leur modélisation par la méthode de Cornish-Fisher.

Toutefois, l'application de la formule de Cornish-Fisher aux spectres Doppler quasi-instantanés rencontre certaines difficultés. Pour les spectres Doppler quasi-instantanés observés à 35 GHz, l'algorithme utilisé permet de reproduire la forme des spectres comme le montre la figure 5.20.

Les courbes bleues de cette figure représentent une moyenne de 300 spectres Doppler quasi-instantanés classés par vitesse moyenne. Les courbes rouges représentent les densités de probabilité obtenues par la formule de Cornish Fisher à partir des cumulants des courbes bleues. Pour cette carte, la forme des spectres Doppler semble retrouvée.

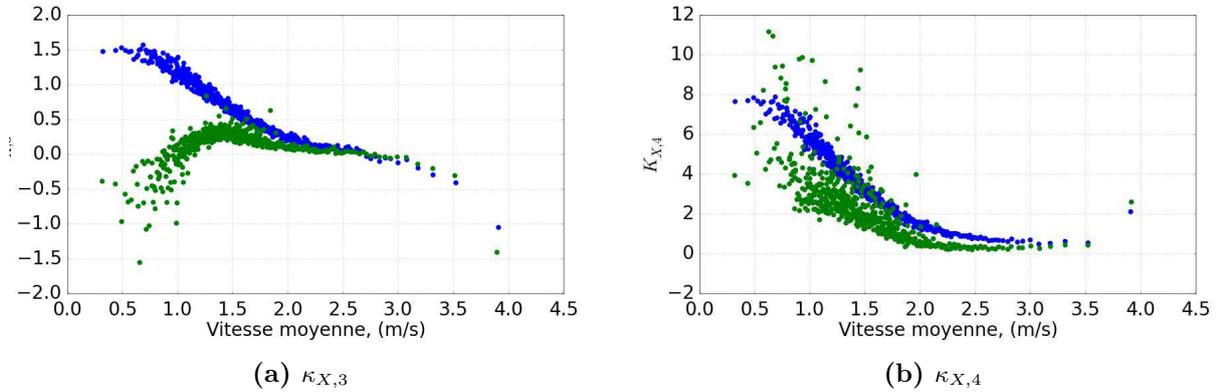


Fig. 5.21 – Comparaison des cumulants d’ordre 3 et 4 des spectres Doppler quasi-instantanés expérimentaux (points bleus) et des spectres générés numériquement (points verts) en fonction de la vitesse moyenne des spectres.

Cependant les cumulants des spectres représentés par les courbes rouges ne coïncident pas avec ceux des spectres d’origine. Les figures 5.21a et 5.21b montrent en effet que les cumulants d’ordre 3 et 4 des spectres générés numériquement (représentés par les points verts) n’atteignent pas ceux des spectres expérimentaux à l’exception des derniers points. Le cumulants d’ordre 3 calculé sur les spectres simulés montre notamment une asymétrie contraire à celle des spectres expérimentaux pour les vitesses moyennes faibles. Cela peut être remarqué sur la figure 5.20b. Il semblerait que le fort caractère non-gaussien des spectres rend difficile l’utilisation de l’extension de Cornish-Fisher. De plus, la forme des spectres est basée sur 5 paramètres qui ne sont pas indépendants entre eux. Cette approche multi-paramétrique complexe pourrait alors expliquer que l’on ne parvienne pas à retrouver les cumulants des spectres initiaux. Cette piste mériterait toutefois d’être explorée plus profondément.

Cette partie a néanmoins permis de montrer que les spectres Doppler instantanés ne sont pas similaires à des densités de probabilité gaussiennes quelle que soit la fréquence du radar. De même, un modèle de spectre Doppler bi-modal ne convient pas. De plus, il est possible de relier les différents moments des spectres à la vitesse moyenne de ces derniers par des fonctions empiriques polynomiales relativement simples. Ainsi il pourrait être possible de modéliser pleinement la forme des spectres Doppler en fonction de la vitesse moyenne, étant elle-même fonction de la NRCS comme le montre la partie précédente. Si la théorie de Cornish-Fisher se révèle difficile à implémenter, des algorithmes d’apprentissage pourraient permettre une modélisation intéressante.

5.3.4 Validation de la génération du champ rétrodiffusé à partir de la texture et du speckle

On cherche dans cette partie à valider le principe de génération de cartes de champ rétrodiffusé présenté dans la partie 5.1. Pour cela, on génère une carte spatio-temporelle de champ rétrodiffusé en modélisant le spectre Doppler par une loi Gaussienne (équation (5.10)). Bien que cette forme ne convienne pas pour les vitesses moyennes faibles, l’intérêt ici est de montrer que

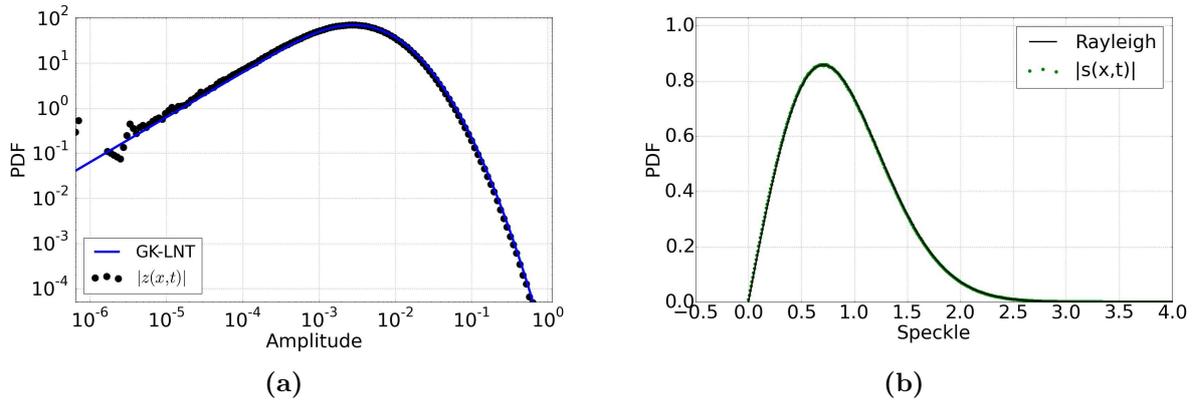


Fig. 5.22 – Comparaison de l’histogramme de l’amplitude du champ rétrodiffusé générée numériquement avec la densité de probabilité de la loi GK-LNT correspondante (a) et comparaison de l’histogramme speckle générée numériquement avec la densité de probabilité de la loi de Rayleigh correspondante.

l’on peut générer des cartes de fouillis de mer capables d’approcher ou de restituer précisément les caractéristiques des données expérimentales. Après avoir généré la carte de fouillis de mer, on cherche à comparer les différents comportements expérimentaux observés dans les chapitres précédents à ceux de la simulation numérique.

A partir de la texture log-normale générée numériquement comme présenté figure 5.10, on obtient une carte de champ rétrodiffusé en appliquant l’algorithme présenté par la figure 5.2 pour chaque case distance de la texture. On associe alors à chaque point de texture, une séquence de speckle contrôlée spectralement par un spectre Doppler quasi-instantané. Ce spectre suit une loi gaussienne dépendant de sa vitesse moyenne et de sa largeur spectrale. La vitesse moyenne de chaque spectre est obtenue par tirage d’une variable aléatoire gaussienne centrée autour d’une moyenne obtenue par régression linéaire de la distribution croisée présentée sur la figure 3.20. La largeur spectrale est obtenue à partir de la vitesse moyenne par la fonction polynomiale illustrée sur la figure 5.19b.

La figure 5.22a présente, dans un premier temps, la comparaison de l’histogramme des valeurs de l’amplitude du champ rétrodiffusé, généré numériquement par la méthode décrite dans ce chapitre, avec la densité de probabilité de la loi GK-LNT correspondante. Les paramètres δ et σ de cette PDF sont estimés à partir des moments d’ordre 1 et 2 de l’amplitude du champ rétrodiffusé (cf. partie 2.2 chapitre 2). Les valeurs de ces paramètres ($\delta = 1.338 \cdot 10^{-4}$ et $\sigma = 1.737$) sont pratiquement les mêmes que ceux de la carte présentés par la figure 5.4. Ce résultat est logique puisque les paramètres utilisés pour générer la texture log-normale était ceux de la texture expérimentale. La figure 5.22a montre que l’amplitude du champ rétrodiffusé généré numériquement correspond bien à une loi GK-LNT et reproduit donc bien le comportement observé sur les données expérimentales. Ce résultat induit nécessairement que le speckle est bien un processus gaussien complexe et un processus Rayleigh en amplitude. Cela est confirmé par la figure 5.22b qui montre la comparaison de l’histogramme de l’amplitude du speckle généré numériquement avec une PDF de loi Rayleigh. Les deux densités coïncident effectivement sur l’ensemble des valeurs de l’amplitude du speckle.

Les figures 5.23a et 5.23b permettent de retrouver le comportement observé sur la figure 2.17 du chapitre 2. On retrouve pour les données générées numériquement le même comportement à

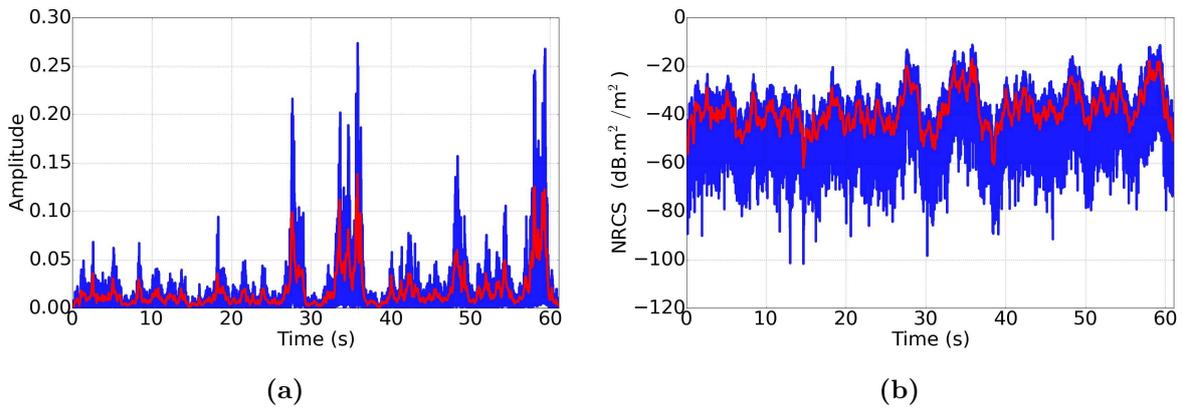


Fig. 5.23 – Comparaison de la texture d’une case distance de la carte de fouillis de mer générée numériquement avec l’amplitude du champ rétrodiffusé correspondant. La courbe rouge représente la texture pour une longueur de cohérence de 90 ms. (a) Amplitude, échelle linéaire ; (b) NRCS, échelle logarithmique.

2 échelles que pour les données expérimentales. La texture générée numériquement correspond à la variation lente du champ rétrodiffusé numérique coïncidant avec la périodicité des grandes vagues et le speckle ajouté à la texture entraîne les variations rapides du champ illustré par la courbe bleue. La méthode de génération proposée dans ce chapitre permet ainsi une bonne restitution du modèle deux échelles gaussien composé observé sur les données expérimentales en incidence rasante.

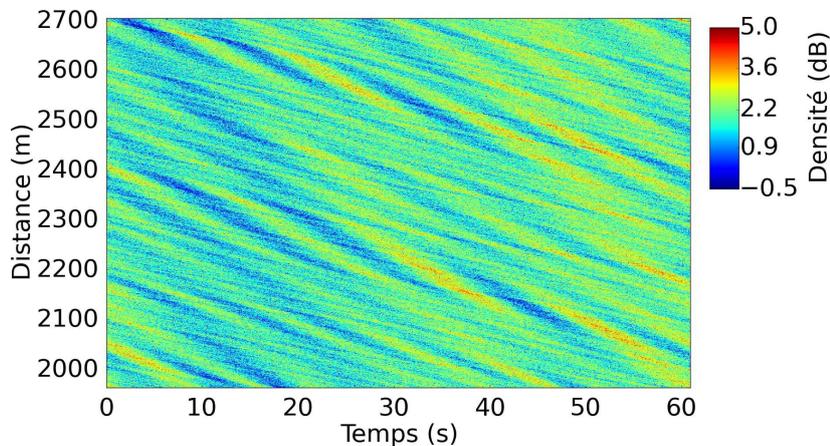


Fig. 5.24 – Carte de vitesses Doppler quasi-instantanées associées à la carte de la figure 5.10.

La figure 5.24 montre la carte de vitesses Doppler instantanées générée à partir de la texture log-normale représentée sur la figure 5.10. La NRCS quasi-instantanée correspondant à la puissance moyenne sur un court intervalle du champ rétrodiffusé s’obtient en élevant au carré les valeurs de texture issues de la figure 5.10 qui est une représentation en amplitude. La carte spatio-temporelle de vitesse Doppler est obtenue en attribuant à chaque point de NRCS une vitesse Doppler moyenne issue du tirage aléatoire de variables gaussiennes centrées autour d’une régression linéaire reliant NRCS et vitesse Doppler. La régression linéaire permet d’associer des vitesses Doppler quasi-instantanées élevées aux niveaux forts de NRCS quasi-instantanée.

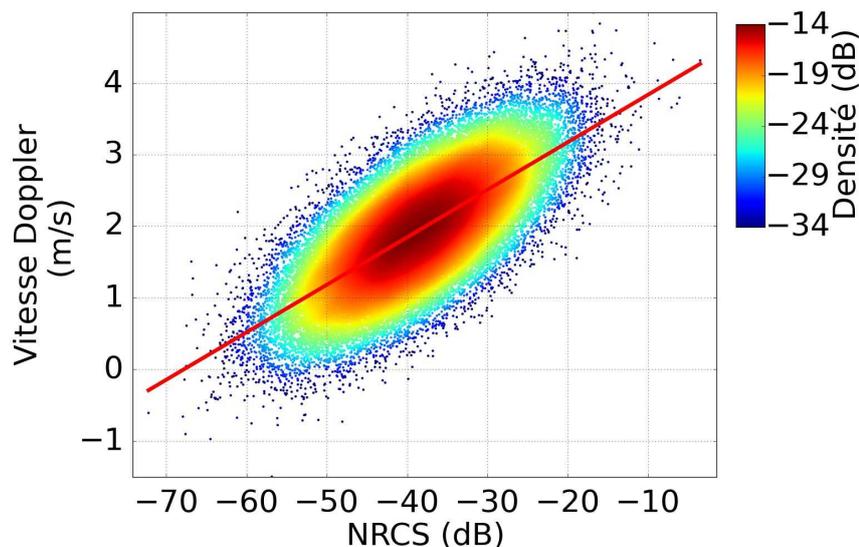


Fig. 5.25 – Distribution croisée entre la NRCS (texture log-normale au carré) et la vitesse Doppler quasi-instantanées issues des cartes spatio-temporelles présentées sur les figures 5.10 et 5.24, générées numériquement.

La figure 5.25 permet alors de vérifier que la génération aléatoire des vitesses Doppler en fonction d'une fonction affine préalablement définie permet de retrouver une distribution croisée entre NRCS et vitesse Doppler similaire à celles obtenues sur les données expérimentales. On retrouve bien une répartition gaussienne autour de la régression linéaire symbolisée par la droite rouge.

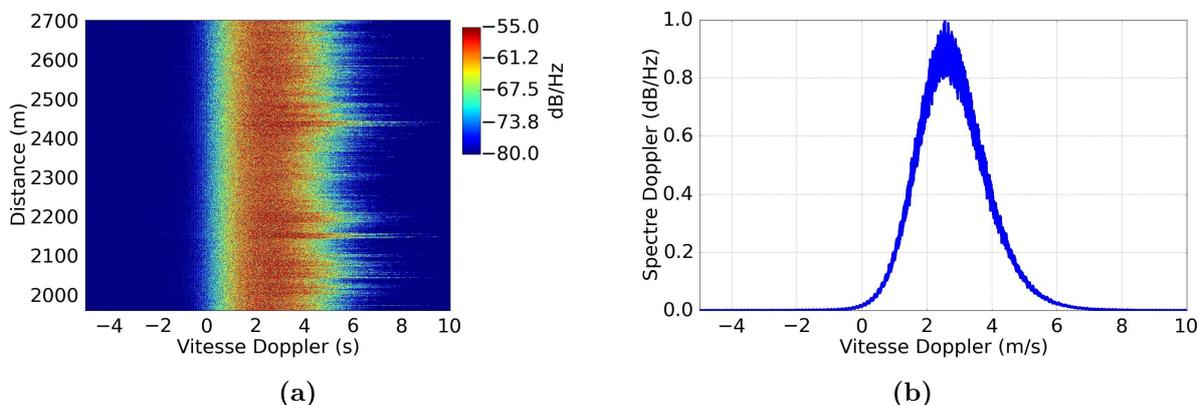


Fig. 5.26 – Carte Doppler-distance en échelle logarithmique et spectre Doppler moyen en échelle linéaire obtenus à partir de la carte spatio-temporelle de champ rétrodiffusé généré numériquement.

On cherche finalement à déterminer si les caractéristiques Doppler des données expérimentales sont reproduites par la génération statistique de fouillis de mer. Pour cela, on calcule le spectre Doppler des séries temporelles de champ rétrodiffusé de chaque case distance générée numériquement. Le temps d'intégration des spectres est donc de 60 s. La figure 5.26a donne une représentation distance-vitesse Doppler de cette opération. On retrouve ici les mêmes caractéristiques que sur la figure 3.1 du chapitre 3. On peut noter là aussi que certaines cases distance présentent des pics de vitesses Doppler plus importantes que d'autres. Ces pics coïncident en

distance avec les échos forts de la carte 5.10. La figure 5.26b propose une représentation du spectre Doppler moyen (obtenu en moyennant en distance la figure 5.26a) en échelle linéaire et normalisé par son maximum. L'inconvénient de la méthode de génération réside dans le saut d'une séquence de speckle à l'autre lorsque l'on crée une série temporelle de champ rétrodiffusé à partir de la série temporelle de texture.

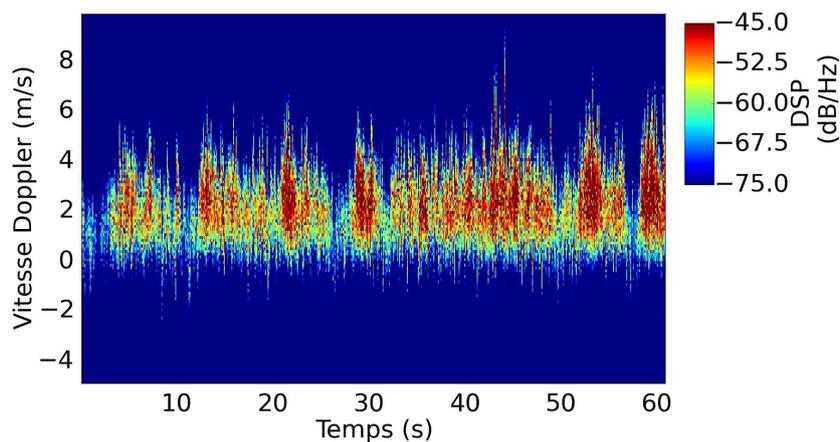


Fig. 5.27 – Exemple de spectrogramme obtenu sur une case distance de champ rétrodiffusé généré numériquement.

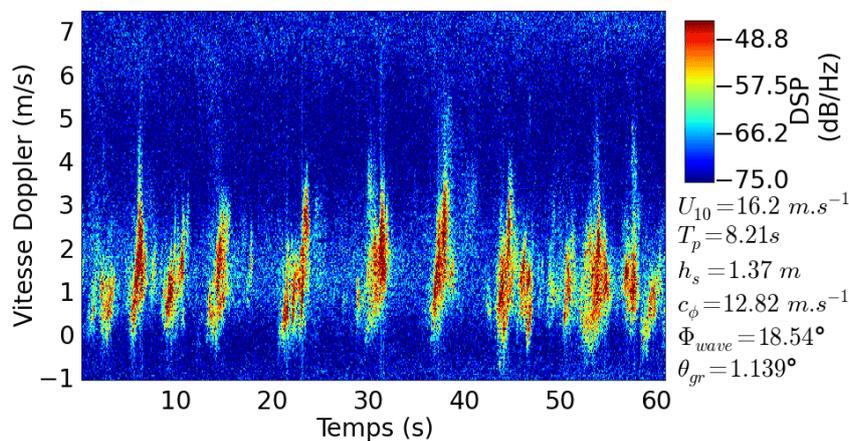


Fig. 5.28 – Exemple de spectrogramme obtenu sur une case distance de champ rétrodiffusé issu d'une carte spatio-temporelle acquise par le radar MEMPHIS (35 GHz).

La figure 5.27 présente finalement un exemple spectrogramme obtenu à partir d'une case distance de champ rétrodiffusé généré numériquement. Cette figure montre la modulation des spectres Doppler par la texture log-normale avec une périodicité temporelle des pics de vitesses Doppler. Ce spectrogramme permet de retrouver les caractéristiques des spectrogrammes observés sur les données expérimentales. On peut en effet le comparer au spectrogramme de la figure 5.28 et constater leur similitude.

5.4 Synthèse des résultats

Ce chapitre présente une méthode de génération statistique de fouillis de mer en incidence rasante. Cette méthode de génération s'appuie sur les observations effectuées sur les données expérimentales issues de la campagne MARLENE.

L'analyse du chapitre 1 portant sur la texture a permis d'estimer une longueur de cohérence. Celle-ci sert alors de pas de discrétisation temporelle pour la texture. Afin de restituer une texture suivant un processus log-normal comme observé sur les données expérimentales de texture, il a été d'abord nécessaire de générer un processus gaussien corrélé. En effet, le principe permettant de corréler un processus gaussien dans le domaine spectral est bien connu. L'idée est donc de transformer la texture en processus gaussien pour étudier la corrélation sous-jacente puis, une fois la fonction d'autocorrélation régressée, de corréler un processus gaussien quelconque et le transformer en suite en processus log-normal. L'inversion de la méthode de MNLT a alors permis d'obtenir les caractéristiques de corrélation ainsi que la densité spectrale de puissance de la texture gaussienne à utiliser dans la génération statistique. La MNLT permet ensuite de transformer un processus gaussien en processus non-gaussien et permet ainsi d'obtenir une texture log-normale.

La restitution de série spatio-temporelle de champ rétrodiffusé se fait ensuite par l'ajout de séquences temporelles de speckle sur la texture. Afin de retrouver les informations Doppler contenues dans le champ rétrodiffusé complexe, il est nécessaire de contrôler spectralement ces séquences de speckle. Il faut donc reproduire les comportements des spectres Doppler quasi-instantanés. La modélisation des spectres fait généralement appel à une forme gaussienne ayant pour paramètres une vitesse moyenne, décrite par une fonction affine de la NRCS quasi-instantanée, et une largeur de spectre modélisée comme une variable gaussienne. L'analyse conduite dans ce chapitre montre cependant que la forme gaussienne n'est pas adaptée pour les spectres Doppler quasi-instantanés. Elle montre aussi que la vitesse moyenne des spectres peut être modélisée par une loi gaussienne dont la valeur moyenne correspond à la régression linéaire de la distribution croisée NRCS/Vitesse Doppler. L'étude de la largeur spectrale a montré enfin que celle-ci peut être approchée par une fonction de la vitesse moyenne des spectres.

La génération du champ rétrodiffusé complexe à partir de ces observations permet alors d'obtenir des cartes spatio-temporelles dont les caractéristiques statistiques et Doppler correspondent à celles observées sur les données expérimentales. On retrouve notamment des cartes de vitesses Doppler quasi-instantanées et des distributions croisée entre NRCS et vitesse Doppler similaires. Le traitement Doppler effectué sur les données simulées permet aussi de retrouver des comportements similaires aux mesures. L'avantage de cette méthode est alors le temps de génération des cartes très faible par rapport aux méthodes approchées et directes tout en s'affranchissant de générer une surface de mer au préalable.

Cette étude pose donc les bases d'une paramétrisation de la génération statistique de fouillis de mer en incidence rasante. Une plus grande variété de mesures permettra ainsi la régression des différents paramètres (loi log-normale, vitesse moyenne et forme des spectres Doppler, etc...) en fonction des données environnementales (hauteur de mer, vitesse du vent, direction de propagation des vagues etc...).

Conclusion et perspectives

Les travaux présentés dans ce manuscrit sont dédiés à l'étude de la signature radar d'une surface de mer en incidence rasante. L'objectif est de caractériser le comportement spatio-temporel, statistique et physique du champ rétrodiffusé. Cette caractérisation s'effectue dans le but de restituer des cartes spatio-temporelles de fouillis de mer les plus proches possibles des mesures acquises en incidence rasante. La base de données, constituée lors des campagnes SYLT et MARLENE, a pour cela été exploitée.

Dans le chapitre 2, les travaux présentés sont consacrés à l'étude de l'amplitude du champ rétrodiffusé ainsi qu'à l'estimation et la caractérisation des composantes de texture et de speckle. En effet, sous l'hypothèse d'un modèle à 2 échelles, le champ rétrodiffusé peut être défini par la combinaison de ces deux composantes. Il a été montré que la distribution statistique de l'amplitude du champ correspond à une loi théorique GK-LNT qui vérifie ce modèle à 2 échelles. L'étude de la longueur de cohérence a permis ensuite d'extraire la texture du champ rétrodiffusé. Cette dernière représente alors la puissance moyenne du champ sur la longueur de cohérence et est distribuée selon une loi log-normale en amplitude qui concorde avec la loi GK-LNT et le modèle 2 échelles gaussien composé. Le speckle, estimé par filtrage de la texture, correspond alors bien à un processus gaussien complexe distribué selon une loi de Rayleigh en amplitude. L'analyse des fonctions d'autocorrélation et des spectres 1D a permis de mettre en évidence la périodicité de l'amplitude du champ rétrodiffusé qui correspond à la périodicité des vagues, enregistrée par les bouées lors des campagnes de mesures.

Afin de compléter la description du champ rétrodiffusé, un traitement Doppler est effectué sur les mesures dans le chapitre 3. Ce traitement permet d'obtenir des informations sur la phase du signal. La première approche a été d'étudier les vitesses moyennes des spectres Doppler. Cela a permis de mettre en évidence que la théorie de combinaison de la vitesse de Bragg avec la vitesse orbitale des vagues dominantes ne permet pas de reproduire les vitesses observées sur les spectres Doppler en incidence rasante. Les cartes spatio-temporelles de champ rétrodiffusé permettent ensuite d'obtenir des cartes de vitesses Doppler quasi-instantanées par la méthode des spectrogrammes. Les distributions croisées entre la NRCS et la vitesse Doppler mettent en avant la relation entre spikes de mer et diffuseurs rapides sans pour autant que la corrélation soit parfaite. Le comportement des spikes est alors étudié en détail par la sélection de ces derniers grâce à un seuil de NRCS dont la légitimité est discutée. Ceci permet notamment de constater que la vitesse moyenne des spikes dépend de l'angle entre la direction des vagues et la direction de visée du radar. Cette étude ne permet cependant pas d'établir un lien entre les vagues déferlantes et les spikes.

Les travaux présentés dans le chapitre 4 abordent la problématique liée à la group line, terme qui décrit la composante basse fréquence observable sur les spectres 2D des cartes spatio-temporelles de l'amplitude du champ rétrodiffusé. Une modélisation théorique menant à une description

analytique de la répartition d'énergie au sein de la group line et de la pente de celle-ci est proposée dans la première partie. Cette modélisation théorique, basée sur des fonctions quadratiques simples de quantités liées à la surface, est ensuite validée par des simulations numériques. L'écart entre les formules analytiques et les résultats numériques s'explique par la faible durée des séries temporelles généralement traitées et est corrigé par une formule empirique. Après avoir mis en place une méthode de mesure de la pente de la group line sur les données expérimentales, les analyses effectuées démontrent que l'amplitude du champ se comporte comme le carré des pentes de la surface au niveau de la group line. Une confrontation des mesures expérimentales de la pente de la group line avec les vitesses Doppler quasi-instantanées et la formule empirique d'Irisov qui permet d'estimer la vitesse des vagues déferlantes montre que la group line n'est pas reliée au déferlement. Ces travaux originaux ont mené à deux publications dans la revue *Journal of Geophysical Research : Oceans* [133] et [134].

Le manuscrit est conclu, chapitre 5, par une proposition de modélisation statistique du champ rétrodiffusé, basée sur les observations faites dans les premiers chapitres. La première partie reprend ainsi la modélisation de la texture. Le principe de génération implique une transformation d'un processus gaussien corrélé en processus log-normal. Le principe de génération est alors inversé sur les données expérimentales pour obtenir la fonction d'autocorrélation de la texture gaussienne. Celle-ci est alors modélisée afin de prendre en compte le caractère périodique des cartes de fouillis de mer. La deuxième partie est ensuite consacrée à la modélisation du speckle et plus particulièrement à la modélisation des spectres Doppler quasi-instantanés. Les différents modèles de la littérature sont remis en question par cette étude qui montre le fort caractère non gaussien des spectres Doppler. L'analyse présentée propose alors des pistes de réflexions pour la modélisation des spectres en fonction de leurs moments. Enfin la dernière partie de ce chapitre permet de vérifier que les données simulées de fouillis de mer possèdent des comportements physiques et statistiques très proches des mesures expérimentales.

Afin d'aller plus loin dans la compréhension des phénomènes physiques mis en jeu dans la rétrodiffusion par la mer en incidente rasante, un progrès majeur serait d'obtenir une représentation de la surface prenant en compte les non-linéarités hydrodynamiques. En effet, les études menées dans [53] et [135] montrent que les surfaces faiblement non linéaires ne permettent pas de retrouver des vitesses élevées sur les spectres Doppler. Ainsi si l'on veut étudier l'impact des vagues déferlantes ou de l'accentuation des pentes de la surface sur la rétrodiffusion électromagnétique, la représentation de la surface doit être plus réaliste. Une des pistes suivie pendant les travaux de thèse a été de modéliser une surface par la méthode HOS (High Order Spectral) [136] [137]. L'inconvénient de cette méthode réside dans la faible plage fréquentielle sur laquelle se base la génération de surface. Ainsi les vagues dominantes peuvent être modélisées mais pas l'échelle de Bragg, primordiale pour la réponse électromagnétique. Une des perspectives de ces travaux de thèse est alors de parvenir à moduler l'échelle de Bragg par une surface non linéaire afin d'étudier les effets des non-linéarités hydrodynamiques sur les spectres Doppler et les diffuseurs rapides.

Une autre perspective concerne la modélisation semi-empirique et statistique du fouillis de mer. La faible variation des conditions environnementales dans la base de données ne permet pas d'établir une paramétrisation complète de cette modélisation semi-empirique. En effet, la hauteur significative des vagues et la vitesse du vent ne varient que très peu (état de mer 3 à 4 sur l'échelle de Douglas) pour les mesures susceptibles d'alimenter la paramétrisation. De plus, les problèmes de calibration pour certaines bandes de fréquence rendent difficile l'estimation des paramètres des lois statistiques. Il est donc intéressant de dresser ici une liste de conditions

nécessaires afin d'établir dans le futur une base de données idéale. L'exhaustivité des mesures électromagnétiques est un point essentiel dans l'étude du fouillis de mer. Pour cela, les campagnes de mesures pourraient suivre les recommandations suivantes :

- Campagne de mesure de longue durée couvrant des conditions météorologiques différentes sur une même zone maritime,
- Systèmes radar opérant en multi-fréquence et multi-polarisation HH, VV, HV et VH (permettant notamment le calcul du rapport de polarisation HH/VV très utile en incidence rasante),
- Utilisation de bouées océanographiques fixes et proches, avec en parallèle un système de sondes à houles pour obtenir le spectre de mer, la hauteur, la période et la direction des vagues,
- Utilisation de moyens complémentaires de caractérisation atmosphérique du type profileurs de vent et radiomètres pour la mesure du vent,
- Synchronisation des temps d'acquisition des différents moyens de mesure, basée par exemple sur le système GPS,
- Forte Dynamique des mesures radar : forte puissance et faible niveau de bruit,
- PRF ajustable selon la fréquence assurant une vitesses Doppler maximale observable d'au moins 10 m/s,
- Durée d'acquisition d'au moins 60 s,
- Faisceau de rayonnement de l'antenne suffisamment bien caractérisé (mesurée en chambre anéchoïque par exemple),
- Calibration régulière sur une cible de référence fixe (du type trièdre),
- Opérations automatiques à distance et selon les conditions environnementales,
- Expérimentation transportable pouvant être reproduite sur différents sites,
- Haute capacité de stockage et de transfert de données à distance,
- Utilisation de systèmes complémentaires (LIDAR, système optique et vidéo) pour une caractérisation complète de la surface illuminée (hauteurs, pentes, présence d'écume).

Enfin une dernière perspective liée à la modélisation semi-empirique serait de travailler sur le problème inverse. En effet, connaissant les conditions environnementales atmosphériques, les caractéristiques du système radar et la géométrie de la mesure, des paramètres décrivant l'état de la surface pourraient être inversés. Pour cela, différentes métriques issues de la mesure du fouillis de mer (distribution statistique de l'amplitude du champ et de la texture, vitesse moyenne et forme des spectres Doppler) peuvent être considérées. Ainsi la houle, les courants, la hauteur significative et la direction des vagues semblent des paramètres accessibles auxquels on pourrait imaginer associer des caractéristiques liées au déferlement ou à l'écume.

Annexe A

Distributions usuelles utilisées pour la description statistique de l'amplitude du champ rétrodiffusé

En complément des lois proposées en 2.2.1, deux autres lois couramment utilisées pour la modélisation du fouillis à incidence rasante sont présentées dans cette annexe.

Loi GK (Loi K généralisée avec une texture Gamma généralisée)

$$p_X(x; \mu, \nu, b) = \frac{2bx}{\Gamma(\nu)} (\nu/\mu)^{\nu b} \int_0^\infty r^{\nu b - 2} \exp\left(\frac{x^2}{r} - \left(\frac{\nu}{\mu}r\right)^b\right) dr, \quad x > 0 \quad (\text{A.1})$$

$$E\{X^n\} = \left(\frac{\mu}{\nu}\right)^{n/2} \frac{\Gamma(\nu + n/2b)\Gamma(n/2 + 1)}{\Gamma(\nu)}, \quad n = 1, 2, 3, \dots \quad (\text{A.2})$$

où x est l'amplitude du fouillis de mer complexe.

Loi K + bruit

$$p_X(x; \mu, \nu, \sigma) = \frac{(\nu/\mu)^\nu}{\Gamma(\nu)} \int_0^\infty \frac{x r^{\nu-1}}{r + \sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2(r + \sigma^2)}\right) \exp\left(-\frac{\nu}{\mu}r\right) dr, \quad x > 0 \quad (\text{A.3})$$

$$E\{X^n\} = \frac{(\nu/\mu)^\nu}{\Gamma(\nu)} \int_0^\infty x^{n+1} \int_0^\infty \frac{r^{\nu+1}}{r + \sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2(r + \sigma^2)}\right) \exp\left(-\frac{\nu}{\mu}r\right) dr \quad (\text{A.4})$$

La loi K présentée par l'équation (2.7) est modifiée par l'ajout du paramètre de σ^2 modélisant l'impact du bruit.

Pour la loi K + bruit, les moments d'ordre pair, $n = 2, 4, 6$ peuvent être évalués et donnent les trois équations suivantes

$$E\{X^2\} = 2\sigma^2 + 2\mu \quad (\text{A.5})$$

$$E\{X^4\} = 8\sigma^4 + 16\mu\sigma^2 + 8(\nu + 1)\mu^2/\nu \quad (\text{A.6})$$

$$E\{X^6\} = 48\sigma^6 + 144\mu\sigma^4 + 144\sigma^2(\nu + 1)\mu^2/\nu + 48(\nu + 1)(\nu + 2)\mu^3/\nu^2 \quad (\text{A.7})$$

Les équations (A.5) à (A.7) peuvent être résolues et donnent

$$\nu = \frac{18 (E\{X^4\} - 2E\{X^2\}^2)^3}{(12E\{X^2\}^3 - 9E\{X^2\}E\{X^4\} + E\{X^6\})^2} \quad (\text{A.8})$$

$$2\sigma^2 = E\{X^2\} - \left(\frac{\nu}{2} (E\{X^4\} - 2E\{X^2\}^2) \right)^{1/2} \quad (\text{A.9})$$

$$\mu = \frac{1}{2} (E\{X^2\} - 2\sigma^2). \quad (\text{A.10})$$

Le rapport signal à bruit CNR (Clutter to Noise Ratio) peut être estimé par cette méthode et est donné par μ/σ^2 [64]. Ainsi, la résolution des équations (A.5) à (A.7) à partir des moments expérimentaux permet d'estimer le rapport signal à bruit. Cependant, la loi K+bruit n'est pas retenue pour comparaison aux données expérimentales. En effet, les paramètres obtenus présentent des valeurs aberrantes quel que soit le radar utilisé et les résultats n'ont donc pas été présentés dans ce manuscrit.

Pour la loi GK, une procédure d'optimisation en deux étapes est proposée pour déterminer les 2 paramètres ν et b [66], [67]. L'estimation de ces derniers est obtenue en résolvant

$$(\hat{\nu}, \hat{b}) = \arg \min_{(\nu, b)} \sum_{i=2}^5 \left| \frac{\hat{m}_X(i) - m_X(i)}{m_X(i)} \right|^2 \quad (\text{A.11})$$

où

$$m_X(n) = \frac{E\{X^n\}}{E\{X\}^n} \quad (\text{A.12})$$

représente le moment normalisé d'ordre n . Le troisième paramètre $\hat{\mu}$ s'obtient alors à partir du premier moment théorique. La méthode mise en place afin d'obtenir les paramètres de la loi GK consiste, dans un premier temps, à établir une grille grossière visant à minimiser la somme dans (A.11). La deuxième étape revient à utiliser une routine d'optimisation avec les paramètres obtenus lors de la première étape comme supposition initiale. Cependant, les valeurs obtenues lors de la première étape tendent vers la valeur maximale de la grille pour $\hat{\nu}$ et 0 pour b . Lorsque ces paramètres tendent vers ces valeurs, la loi GK tend vers une loi LN. La loi GK n'est ainsi pas retenue pour l'étude comparative sur les données expérimentales de la campagne MARLENE.

Annexe B

Formulation analytique de la groupe line

B.1 Calcul de la transformée de Fourier analytique

Dans le cadre de l'approximation linéaire, la surface océanique peut être considérée comme une superposition d'harmoniques n'ayant aucune interaction entre elles. Pour l'étude de la group line obtenue par un radar de résolution spatiale R , on peut limiter le spectre à $K < K_u$ avec $K_u = \frac{2\pi}{R}$. Les hauteurs de la surface pour les longueurs d'onde supérieures à la résolution radar peuvent ainsi être décrites par

$$\eta_L(\mathbf{x}, t) = \Re \left\{ \int_{K < K_u} A(\mathbf{K}) \exp [i\mathbf{K} \cdot \mathbf{x} + i\Omega(\mathbf{K})t] d\mathbf{K} + cc \right\} \quad (\text{B.1})$$

avec $K = |\mathbf{K}|$, le nombre d'onde de la vague et $\Omega(K) = \sqrt{gK}$, la pulsation associée définie par la relation de dispersion des vagues de gravité. Le carré de cette quantité est obtenue par

$$\begin{aligned} \eta_L^2(x, t) = & \Re \left\{ \int_{K < K_u} A(\mathbf{K}) \exp [i\mathbf{K} \cdot \mathbf{x} + i\Omega(\mathbf{K})t] d\mathbf{K} + cc \right\} \\ & \times \Re \left\{ \int_{K' < K_u} A(\mathbf{K}') \exp [i\mathbf{K}' \cdot \mathbf{x} + i\Omega(\mathbf{K}')t] d\mathbf{K}' + cc \right\}. \end{aligned} \quad (\text{B.2})$$

Pour z et z' deux nombres complexes, on a

$$\Re(z) \times \Re(z') = zz' + zz'^* + z^*z' + z^*z'^*. \quad (\text{B.3})$$

Le carré des hauteurs de la surface est alors défini avec $z = A(\mathbf{K}) \exp [i\mathbf{K} \cdot \mathbf{x} + i\Omega(\mathbf{K})t]$ et $z' = A(\mathbf{K}') \exp [i\mathbf{K}' \cdot \mathbf{x} + i\Omega(\mathbf{K}')t]$, par

$$\begin{aligned} \eta_L^2(x, t) = & \iint A(\mathbf{K})A(\mathbf{K}') \exp [i(\mathbf{K} + \mathbf{K}') \cdot \mathbf{x} + i(\Omega(\mathbf{K}) + \Omega(\mathbf{K}'))t] d\mathbf{K}d\mathbf{K}' \\ & + \iint A(\mathbf{K})A^*(\mathbf{K}') \exp [i(\mathbf{K} - \mathbf{K}') \cdot \mathbf{x} + i(\Omega(\mathbf{K}) - \Omega(\mathbf{K}'))t] d\mathbf{K}d\mathbf{K}' \\ & + \iint A^*(\mathbf{K})A(\mathbf{K}') \exp [i(-\mathbf{K} + \mathbf{K}') \cdot \mathbf{x} + i(-\Omega(\mathbf{K}) + \Omega(\mathbf{K}'))t] d\mathbf{K}d\mathbf{K}' \\ & + \iint A^*(\mathbf{K})A^*(\mathbf{K}') \exp [i(-\mathbf{K} - \mathbf{K}') \cdot \mathbf{x} + i(-\Omega(\mathbf{K}) - \Omega(\mathbf{K}'))t] d\mathbf{K}d\mathbf{K}'. \end{aligned} \quad (\text{B.4})$$

Chaque terme de la somme correspond ici à un calcul de convolution dans le domaine spatial. Un changement de variable est alors effectué dans chaque intégrale dans le but de calculer

plus simplement la transformée de Fourier par rapport à x en faisant apparaître $\exp[i\mathbf{K}''.\mathbf{x}]$. L'équation (B.4) devient alors

$$\begin{aligned}
 \eta_L^2(x, t) = & \iint A(\mathbf{K})A(\mathbf{K}'' - \mathbf{K}) \exp [i\mathbf{K}''.\mathbf{x} + i(\Omega(\mathbf{K}) + \Omega(\mathbf{K}'' - \mathbf{K}))t] d\mathbf{K}d(\mathbf{K}'') \\
 & + \iint A(\mathbf{K})A^*(\mathbf{K} - \mathbf{K}'') \exp [i\mathbf{K}''.\mathbf{x} + i(\Omega(\mathbf{K}) - \Omega(\mathbf{K} - \mathbf{K}''))t] d\mathbf{K}d(\mathbf{K}'') \\
 & + \iint A^*(\mathbf{K})A(\mathbf{K} + \mathbf{K}'') \exp [i\mathbf{K}''.\mathbf{x} + i(-\Omega(\mathbf{K}) + \Omega(\mathbf{K} + \mathbf{K}''))t] d\mathbf{K}d(\mathbf{K}'') \\
 & + \iint A^*(\mathbf{K})A^*(-\mathbf{K} - \mathbf{K}'') \exp [i\mathbf{K}''.\mathbf{x} + i(-\Omega(\mathbf{K}) - \Omega(-\mathbf{K} - \mathbf{K}''))t] d\mathbf{K}d(\mathbf{K}'').
 \end{aligned} \tag{B.5}$$

La transformée de Fourier effectuée sur l'axe spatial, par rapport à x , permet d'obtenir

$$\begin{aligned}
 \widetilde{\eta}_L^2(\mathbf{k}, t) = & \int A(\mathbf{K})A(\mathbf{k} - \mathbf{K}) \exp [i(\Omega(\mathbf{K}) + \Omega(\mathbf{k} - \mathbf{K}))t] d\mathbf{K} \\
 & + \int A(\mathbf{K})A^*(\mathbf{K} - \mathbf{k}) \exp [i(\Omega(\mathbf{K}) - \Omega(\mathbf{K} - \mathbf{k}))t] d\mathbf{K} \\
 & + \int A^*(\mathbf{K})A(\mathbf{K} + \mathbf{k}) \exp [i(-\Omega(\mathbf{K}) + \Omega(\mathbf{K} + \mathbf{k}))t] d\mathbf{K} \\
 & + \int A^*(\mathbf{K})A^*(-\mathbf{K} - \mathbf{k}) \exp [i(-\Omega(\mathbf{K}) - \Omega(-\mathbf{K} - \mathbf{k}))t] d\mathbf{K}.
 \end{aligned} \tag{B.6}$$

Il faut ici bien distinguer le nombre d'onde correspondant aux vagues (K) du nombre d'onde induit par la transformée de Fourier (k). La transformée de Fourier bi-dimensionnelle, complétée par la transformée sur l'axe temporel, par rapport à t , s'écrit alors sous la forme de 4 contributions

$$\widehat{\eta}_x^2(\mathbf{k}, \omega) = I_1(\mathbf{k}, \omega) + I_2(\mathbf{k}, \omega) + I_3(\mathbf{k}, \omega) + I_4(\mathbf{k}, \omega) \tag{B.7}$$

où

$$\begin{aligned}
 I_1(\mathbf{k}, \omega) &= \int A(\mathbf{K})A(\mathbf{k} - \mathbf{K})\delta[\omega - \Omega(\mathbf{K}) - \Omega(\mathbf{k} - \mathbf{K})] d\mathbf{K}, \\
 I_2(\mathbf{k}, \omega) &= \int A(\mathbf{K})A^*(\mathbf{K} - \mathbf{k})\delta[\omega - \Omega(\mathbf{K}) + \Omega(\mathbf{K} - \mathbf{k})] d\mathbf{K}, \\
 I_3(\mathbf{k}, \omega) &= \int A^*(\mathbf{K})A(\mathbf{K} + \mathbf{k})\delta[\omega + \Omega(\mathbf{K}) - \Omega(\mathbf{K} + \mathbf{k})] d\mathbf{K}, \\
 I_4(\mathbf{k}, \omega) &= \int A^*(\mathbf{K})A^*(-\mathbf{K} - \mathbf{k})\delta[\omega + \Omega(\mathbf{K}) + \Omega(-\mathbf{K} - \mathbf{k})] d\mathbf{K}.
 \end{aligned} \tag{B.8}$$

On cherche désormais à déterminer quelles intégrales contribuent à la group line. Les figures 4.3 et 4.4 montrent que la group line présente sur les diagrammes de dispersion des données expérimentales concerne les paires (ω, k) situées en dessous de la courbe correspondant à la relation de dispersion des vagues de gravité $\omega = \sqrt{gk}$. Ainsi, en se plaçant dans le cas 1D où \mathbf{K} et \mathbf{k} sont dans la même direction, on montre que le changement de variable $K = K + k$ dans I_3 et I_4 permet de même d'obtenir respectivement I_2 et I_1 . Ce qui permet de ne considérer que I_1 et I_2 . On a de même $I_4(k, \omega) = I_1^*(-k, -\omega)$ et $I_3(k, \omega) = I_2^*(-k, -\omega)$ et donc $\widehat{\eta}_x^2(\omega, k) = \widehat{\eta}_x^{2*}(-\omega, -k)$. Le calcul peut par conséquent se restreindre au cas $k \geq 0$.

Les coupures du spectre des vagues impliquent les conditions suivantes pour que les termes de l'intégrale I_1 possèdent une contribution non nulle

$$\begin{cases} K_p < K < K_u \\ K_p < k - K < K_u. \end{cases} \tag{B.9}$$

La condition donnée par le dirac impose aussi

$$\omega = \Omega(K) + \Omega(k - K) = \sqrt{gK} + \sqrt{g(k - K)}. \quad (\text{B.10})$$

Combinée aux conditions (B.9), on montre que pour tout $k > 0$ on a $\sqrt{2gK_u} > \omega > \sqrt{2gK_p}$ ce qui montre bien que quel que soit $k > 0$, $\omega > \sqrt{gk}$.

A l'inverse, les conditions induites par la coupure du spectre de mer sont pour I_2

$$\begin{cases} K_p < K < K_u \\ K_p < K - k < K_u. \end{cases} \quad (\text{B.11})$$

Pour cette intégrale, la condition de Dirac implique cette fois-ci

$$\omega = \Omega(K) + \Omega(K - k) = \sqrt{gK} - \sqrt{g(K - k)}. \quad (\text{B.12})$$

La combinaison de (B.11) et (B.12) donne pour tout $k \geq 0$, $0 \leq \omega < \sqrt{gK_u} - \sqrt{gK_p} < \sqrt{gK_u}$. Les termes de l'intégrale I_2 contribuent par conséquent aux pulsations $\omega < \sqrt{gk}$. On a donc montré que l'étude de l'intégrale I_2 uniquement et de sa condition de Dirac permettait l'étude analytique de la group line

B.2 Formule analytique de la répartition d'énergie dans la group line

L'objectif désormais est d'étudier la répartition d'énergie au sein de la group line afin de déterminer la pente de celle ci. La répartition d'énergie sur l'axe des ω en fonction de k revient à calculer la distribution $p(\omega)$ avec $p(\omega)d\omega = p(K)dK$ avec $p(K) = |A(k)A^*(K - k)|$. La démarche consiste alors dans un premier temps à déterminer les valeurs de $|A(k)A^*(K - k)|$ associée à la condition de Dirac de l'intégrale I_2 puis de déterminer $\frac{dK}{d\omega}$. La condition du Dirac permet alors d'obtenir en développant l'équation (B.12),

$$\sqrt{gK} = \omega + \sqrt{g(K - k)}. \quad (\text{B.13})$$

En prenant (B.13) au carré, on obtient

$$gK = \omega^2 + g(K - k) + 2\omega\sqrt{g(K - k)} \quad (\text{B.14})$$

ce qui revient à

$$\sqrt{g(K - k)} = \frac{gk - \omega^2}{2\omega} = \frac{\sqrt{gk}}{2} \left(\frac{\sqrt{gk}}{\omega} - \frac{\omega}{\sqrt{gk}} \right). \quad (\text{B.15})$$

En reprenant l'équation (B.13), on obtient de même

$$\sqrt{gK} = \frac{gk - \omega^2}{2\omega} = \frac{\sqrt{gk}}{2} \left(\frac{\sqrt{gk}}{\omega} + \frac{\omega}{\sqrt{gk}} \right). \quad (\text{B.16})$$

Les calculs menés précédemment ne changent pas lorsque l'on considère les pentes ou les vitesses orbitales à la place des hauteurs de la surface. En effet, les conditions de Dirac ne sont pas modifiées et les équations (B.15) et (B.16) peuvent être obtenue de la même façon. De plus, la limitation du spectre $S(K)$ opérée dès (4.1) donne $|A(K)A^*(K - k)| \propto (K(K - k))^{-\alpha}$ où

B.3 Formule analytique des pentes de la group line

$\alpha = 1, 2$ ou 3 selon la quantité étudiée. Les équations (B.15) et (B.16) permettent ainsi d'obtenir

$$|A(K)A^*(K-k)| \propto k^{-\alpha} \left(\frac{gk}{\omega^2} - \frac{\omega^2}{gk} \right)^{-\alpha}. \quad (\text{B.17})$$

Pour calculer $|\frac{dK}{d\omega}|$, le paramètre adimensionnel $X = \frac{\omega}{\sqrt{gk}}$, pour lequel on a $0 \leq X \leq 1$, est introduit. On obtient alors à partir de (B.16),

$$K = \frac{k}{4} \left(X + \frac{1}{X} \right)^2 \quad (\text{B.18})$$

La dérivée par rapport à ω donne

$$\left| \frac{dK}{d\omega} \right| = \frac{k}{2} \frac{dX}{d\omega} \left(X - \frac{1}{X^3} \right) = \frac{k}{2\omega} \left(X^2 - \frac{1}{X^2} \right) \quad (\text{B.19})$$

Par conséquent, la contribution de $\widehat{\eta}_L^2(k, \omega)$ à la group line pour un nombre d'onde k donné est décrite par

$$\left| A(k)A^*(K-k) \frac{dK}{d\omega} \right| = \frac{k^{1-\alpha}}{\omega} \left(\frac{gk}{\omega^2} - \frac{\omega^2}{gk} \right)^{1-\alpha}. \quad (\text{B.20})$$

B.3 Formule analytique des pentes de la group line

Une fois la répartition d'énergie obtenue analytiquement, on peut calculer la pulsation moyenne de la group line entre Ω_u et Ω_p pour tout nombre d'onde compris entre 0 et $K_u - K_p$. Celle-ci se calcule de la même façon que la vitesse moyenne sur les spectres Doppler. Il est donc nécessaire de normaliser le spectre $\int p(\omega)(k)d\omega$ afin de pouvoir le considérer comme une fonction de densité de probabilité. La pulsation moyenne de la group line de $\widehat{\eta}_L^2$ s'obtient donc par

$$\langle \omega \rangle_{\eta_L^2}(k) = \frac{\int_{\omega_u}^{\omega_p} \omega \left| \widehat{\eta}_L^2(k, \omega) \right| d\omega}{\int_{\omega_u}^{\omega_p} \left| \widehat{\eta}_L^2(k, \omega) \right| d\omega}. \quad (\text{B.21})$$

Les pulsations moyennes des group lines de $\widehat{\eta}_{L,x}^2$ et $\widehat{\eta}_{L,t}^2$ s'obtiennent de la même façon. La résolution de ces calculs se fait alors par évaluation de l'intégrale (B.22) à la fois pour le numérateur et pour le dénominateur :

$$I(\beta, n) = \int \omega^\beta \left(\frac{gk}{\omega^2} - \frac{\omega^2}{gk} \right)^{-n} d\omega \quad (\text{B.22})$$

avec $\beta = -1$ ou 0 et $n = 0, 1, 2$. Le cas le plus simple est celui de $\eta_{L,x}^2$ avec $\beta = 0$ et $n = 0$ pour le numérateur et $\beta = -1$ et $n = 0$ pour le dénominateur. On obtient alors

$$\langle \omega \rangle_{\eta_{L,x}^2}(k) = \frac{\int_{\omega_u}^{\omega_p} d\omega}{\int_{\omega_u}^{\omega_p} \frac{d\omega}{\omega}} = \frac{[\omega]_{\omega_p}^{\omega_u}}{[\ln \omega]_{\omega_p}^{\omega_u}}. \quad (\text{B.23})$$

Pour η_L^2 , la pulsation moyenne est décrite par

$$\langle \omega \rangle_{\eta_L^2}(k) = N/D \quad (\text{B.24})$$

avec $N = I(0, 2)$ et $D = I(1, 2)$. On obtient alors

$$\langle \omega \rangle_{\eta_L^2} = \sqrt{gk} \frac{\left[\frac{\frac{\omega}{\sqrt{gk}}}{1 - \left(\frac{\omega^2}{gk}\right)^2} - \frac{1}{4} \ln \frac{1 + \frac{\omega}{\sqrt{gk}}}{1 - \frac{\omega}{\sqrt{gk}}} - \frac{1}{2} \arctan \frac{\omega}{\sqrt{gk}} \right]_{\omega_p}^{\omega_u}}{\left[\frac{1}{1 - \left(\frac{\omega^2}{gk}\right)^2} \right]_{\omega_p}^{\omega_u}}. \quad (\text{B.25})$$

Pour $\eta_{L,t}^2$, on a avec $N = I(0, 1)$ et $D = I(1, 1)$,

$$\langle \omega \rangle_{\eta_{L,t}^2} = \sqrt{gk} \frac{\left[\ln \left(\frac{1 + \frac{\omega}{\sqrt{gk}}}{1 - \frac{\omega}{\sqrt{gk}}} \right) - 2 \arctan \frac{\omega}{\sqrt{gk}} \right]_{\omega_p}^{\omega_u}}{\left[\ln \left(\frac{1 + \frac{\omega^2}{gk}}{1 - \frac{\omega^2}{gk}} \right) \right]_{\omega_p}^{\omega_u}}. \quad (\text{B.26})$$

B.4 Formule empirique corrigeant l'estimation de la pulsation moyenne sur les group lines numériques

L'écart entre les formules analytiques présentées dans l'annexe précédente et les résultats numériques provient d'un problème de résolution spectrale résolu pour des séries temporelles très longues (plus de 20 minutes). La group line numérique de séries temporelles plus courtes se comporte différemment. Une observation empirique permet de dire que la répartition d'énergie suit une formule différente de (4.2). En effet, tout se passe comme si $\frac{dK}{d\omega}$ se comportait en $\omega^{-3/2}$ plutôt qu'en ω^{-3} pour les pulsations proches de 0. Ceci engendre des différences dans le calcul de la pulsation moyenne et donc de l'évaluation de l'intégrale $I(\beta, n)$. Pour le carré des pentes de la surface, le calcul reste simple et la formule empirique correspondant aux simulations numériques donne

$$\langle \omega \rangle_{\eta_{L,x}^2} = \frac{3}{5} \frac{[\omega^{5/2}]_{\omega_p}^{\omega_u}}{[\omega^{3/2}]_{\omega_p}^{\omega_u}}. \quad (\text{B.27})$$

Pour le carré des hauteurs de la surface, la pulsation moyenne peut s'écrire

$$\langle \omega \rangle_{\eta_L^2} = N/D \quad (\text{B.28})$$

avec $N = I(\frac{3}{2}, 2)$ et $D = I(\frac{1}{2}, 2)$. L'évaluation de ces deux intégrales permettent d'obtenir les formules suivantes

$$\begin{aligned} N &= \sqrt{gk} \left[8 \frac{\left(\frac{\omega}{\sqrt{gk}}\right)^{5/2}}{1 - \left(\frac{\omega}{\sqrt{gk}}\right)^4} + 5 \ln \frac{1 - \frac{\omega}{\sqrt{gk}}}{1 + \frac{\omega}{\sqrt{gk}}} \right]_{\omega_u}^{\omega_p} \\ &+ \sqrt{gk} \left[\frac{10}{\sqrt{2}} \arctan \left(\frac{\sqrt{\frac{2\omega}{\sqrt{gk}}}}{1 - \frac{\omega}{\sqrt{gk}}} \right) - 10 \arctan \sqrt{\frac{\omega}{\sqrt{gk}}} \right]_{\omega_u}^{\omega_p} \\ &+ \sqrt{gk} \left[\frac{5}{\sqrt{2}} \ln \frac{1 + \sqrt{2\frac{\omega}{\sqrt{gk}}} + \frac{\omega}{\sqrt{gk}}}{1 - \sqrt{2\frac{\omega}{\sqrt{gk}}} + \frac{\omega}{\sqrt{gk}}} \right]_{\omega_u}^{\omega_p} \end{aligned} \quad (\text{B.29})$$

$$\begin{aligned}
 D &= \left[8 \frac{\left(\frac{\omega}{\sqrt{gk}}\right)^{3/2}}{1 - \left(\frac{\omega}{\sqrt{gk}}\right)^4} + 3 \ln \frac{1 - \frac{\omega}{\sqrt{gk}}}{1 + \frac{\omega}{\sqrt{gk}}} \right]_{\omega_u}^{\omega_p} \\
 &+ \left[6 \arctan \sqrt{\frac{\omega}{\sqrt{gk}}} - \frac{6}{\sqrt{2}} \arctan \left(\frac{\sqrt{\frac{2\omega}{\sqrt{gk}}}}{1 - \frac{\omega}{\sqrt{gk}}} \right) \right]_{\omega_u}^{\omega_p} \\
 &+ \left[\frac{3}{\sqrt{2}} \ln \frac{1 + \sqrt{2\frac{\omega}{\sqrt{gk}}} + \frac{\omega}{\sqrt{gk}}}{1 - \sqrt{2\frac{\omega}{\sqrt{gk}}} + \frac{\omega}{\sqrt{gk}}} \right]_{\omega_u}^{\omega_p}
 \end{aligned} \tag{B.30}$$

avec $\omega_p = \sqrt{g(K_p + k)} - \sqrt{gK_p}$ and $\omega_u = \sqrt{gK_u} - \sqrt{g(K_u - k)}$.

Bibliographie

- [1] K. D. Ward, R. J. A. Tough, and S. Watts. Sea clutter : Scattering, the K distribution and radar performance. *Waves in Random and Complex Media*, 17(2) :233–234, 2007.
- [2] S. Watts. A new method for the simulation of coherent sea clutter. In *2011 IEEE RadarCon (RADAR)*, pages 052–057, May 2011.
- [3] A. T. Jessup, W. C. Keller, and W. K. Melville. Measurements of sea spikes in microwave backscatter at moderate incidence. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 95(C6) :9679–9688, 1990.
- [4] P. H. Y. Lee, J. D. Barter, K. L. Beach, C. L. Hindman, B. M. Lake, H. Rungaldier, J. C. Shelton, A. B. Williams, R. Yee, and H. C. Yuen. X band microwave backscattering from ocean waves. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 100(C2) :2591–2611, 1995.
- [5] S.J. Frasier and R.E. McIntosh. Observed wavenumber-frequency properties of microwave backscatter from the ocean surface at near-grazing angles. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 101(C8) :18391–18407, 1996.
- [6] William J. Plant and Gordon Farquharson. Origins of features in wave number-frequency spectra of space-time images of the ocean. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 117(C6), 2012. C06015.
- [7] V. Irisov and W. Plant. Phillips’ lambda function : Data summary and physical model. *Geophysical Research Letters*, 43(5) :2053–2058, 2016.
- [8] D. Trizna. A model for doppler peak spectral shift for low grazing angle sea scatter. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 10(4) :368–375, October 1985.
- [9] O. M. Phillips. On the dynamics of unsteady gravity waves of finite amplitude part 1. the elementary interactions. *Journal of Fluid Mechanics*, 9(2) :193–217, 1960.
- [10] K. Hasselmann. On the non-linear energy transfer in a gravity-wave spectrum part 1. general theory. *Journal of Fluid Mechanics*, 12(4) :481–500, 1962.
- [11] Walter Munk. Origin and generation of waves. *Coastal Engineering Proceedings*, 1(1) :1, 1950.
- [12] Tanos Elfouhaily, Bertrand Chapron, Kristina Katsaros, and Vandemark D. A unified directional spectrum for long and short wind-driven waves. *Journal Of Geophysical Research-oceans*, 102(C7) :15781–15796, 1997.
- [13] Christophe Bourlier. *Rayonnement infrarouge d’une surface stochastique - application au domaine oceanique* -. Phd thesis, Université de Nantes, dec 1999.
- [14] Mostafa H Sharqawy, John H Lienhard V, and Syed M Zubair. Thermophysical properties of seawater : a review of existing correlations and data. *Desalination and Water Treatment*, 16(10) :354–380, 2010.
- [15] Willard J. Pierson Jr. and Lionel Moskowitz. A proposed spectral form for fully developed wind seas based on the similarity theory of s. a. kitaigorodskii. *Journal of Geophysical Research (1896-1977)*, 69(24) :5181–5190, 1964.

- [16] Klaus Hasselmann, T. P. Barnett, E. Bouws, H. Carlson, D. E. Cartwright, K. Enke, J. A. Ewing, H. Gienapp, D. E. Hasselmann, P. Kruseman, A. Meerburg, Peter Muller, Dirk Olbers, K. Richter, W. Sell, and H. Walden. Measurements of wind-wave growth and swell decay during the joint north sea wave project (jonswap). *Deut. Hydrogr. Z.*, 8 :1–95, 01 1973.
- [17] V. N. Kudryavtsev, V. K. Makin, and Bertrand Chapron. Coupled sea surface-atmosphere model : 2. Spectrum of short wind waves. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 104(C4) :7625–7639, apr 1999.
- [18] Dennis B. Creamer, Frank Henyey, Roy Schult, and Jon Wright. Improved linear representation of ocean surface waves. *Journal of Fluid Mechanics*, 205 :135–161, 1989.
- [19] V. E. Zakharov. Stability of periodic waves of finite amplitude on the surface of a deep fluid. *Journal of Applied Mechanics and Technical Physics*, 9(2) :190–194, 1972.
- [20] Frédéric Nougier, Charles-Antoine Guérin, and Bertrand Chapron. ”choppy wave” model for nonlinear gravity waves. *Journal of Geophysical Research. Oceans*, 114(C9) :C09012, 2009.
- [21] Tanos Mikhael Elfouhaily and Charles-Antoine Guérin. A critical survey of approximate scattering wave theories from random rough surfaces. *Waves in Random Media*, 14(4) :R1–R40, 2004.
- [22] Nicolas Pinel and Christophe Bourlier. *Electromagnetic Wave Scattering from Random Rough Surfaces : Asymptotic Models*. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, USA, 2013.
- [23] Aymeric Mainvis. *Electromagnetic Wave Scattering Modeling and Measurement from Ocean Surfaces. Detection and Characterization of an Oil Film*. Phd thesis, Université de Toulouse, December 2018.
- [24] P. Beckmann and A. Spizzichino. *The scattering of electromagnetic waves from rough surfaces*. 1963.
- [25] C. Bourlier, N. Dechamps, and G. Berginc. Comparison of asymptotic backscattering models (ssa, wca, and lca) from one-dimensional gaussian ocean-like surfaces. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 53(5) :1640–1652, May 2005.
- [26] Leung Tsang and Jin Au Kong. *Scattering of Electromagnetic Waves, Advanced Topics*. 2001.
- [27] Alex Stogryn. Electromagnetic scattering from rough, finitely conducting surfaces. *Radio Science*, 2(4) :415–428, 1967.
- [28] Alexandra Bringer. *Statistical description of the sea surface and colocalised microwave measurements : a consistent analysis*. Phd thesis, Université de Toulon, September 2012.
- [29] Stephen O. Rice. Reflection of electromagnetic waves from slightly rough surfaces. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 4(2-3) :351–378, 1951.
- [30] J. Wright. A new model for sea clutter. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 16(2) :217–223, March 1968.
- [31] F. Bass, I. Fuks, A. Kalmykov, I. Ostrovsky, and A. Rosenberg. Very high frequency radiowave scattering by a disturbed sea surface part i : Scattering from a slightly disturbed boundary. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 16(5) :554–559, Sep. 1968.
- [32] Gaspar R. Valenzuela. Theories for the interaction of electromagnetic and oceanic waves — a review. *Boundary-Layer Meteorology*, 13(1) :61–85, Jan 1978.
- [33] G. Brown. Backscattering from a gaussian-distributed perfectly conducting rough surface. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 26(3) :472–482, May 1978.

- [34] William J. Plant and William C. Keller. Evidence of bragg scattering in microwave doppler spectra of sea return. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 95(C9) :16299–16310, 1990.
- [35] William J. Plant. A model for microwave doppler sea return at high incidence angles : Bragg scattering from bound, tilted waves. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 102(C9) :21131–21146, 1997.
- [36] William J. Plant. A stochastic, multiscale model of microwave backscatter from the ocean. *Journal of Geophysical Research : Oceans (1978–2012)*, 107(C9) :3–1–3–21, 2002.
- [37] D. R. Lyzenga, A. L. Maffett, and R. A. Shuchman. The contribution of wedge scattering to the radar cross section of the ocean surface. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-21(4) :502–505, Oct 1983.
- [38] L. B. Wetzel. Models for electromagnetic scattering from the sea at extremely low grazing angles. *NASA STI/Recon Technical Report N*, 88, December 1987.
- [39] G. Soriano and Charles-Antoine Guérin. A cut-off invariant two-scale model in electromagnetic scattering from sea surfaces. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 5 :199, 2008.
- [40] David Miret. *Electromagnetic scattering from rough surfaces at grazing incidence : application to the sea surface*. Theses, Université de Toulon, February 2014.
- [41] AG Voronovich. Small-slope approximation in wave scattering by rough surfaces, engl. transl. *Sov. Phys. JETP*, 62(1) :65–70, 1985.
- [42] Bourlier Christophe and Nicolas Pinel. Numerical implementation of local unified models for backscattering from random rough sea surfaces. *Waves in Random and Complex Media*, 19 :455–479, 2009.
- [43] Marc Saillard and A. Sentenac. Rigorous solutions for electromagnetic scattering from rough surfaces. *Waves in Random Media*, 11 :R103–R137, 2001.
- [44] Karl F. Warnick and Weng Cho Chew. Numerical simulation methods for rough surface scattering. *Waves in Random and Complex Media*, 11, 2001.
- [45] J. A. Stratton and L. J. Chu. Diffraction theory of electromagnetic waves. *Phys. Rev.*, 56 :99–107, Jul 1939.
- [46] Weng Cho Chew, Mei Song Tong, and Bin Hu. Integral equation methods for electromagnetic and elastic waves. *Synthesis Lectures on Computational Electromagnetics*, 3(1) :1–241, 2008.
- [47] David Colton and Rainer Kress. *Integral equation methods in scattering theory*, volume 72. SIAM, 2013.
- [48] D. Miret, G. Soriano, F. Nouguier, P. Forget, M. Saillard, and C. Guérin. Sea surface microwave scattering at extreme grazing angle : Numerical investigation of the doppler shift. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(11) :7120–7129, Nov 2014.
- [49] Leung Tsang, J A Kong, K Hau Ding, and Ono Ao. *Scattering of Electromagnetic Waves, Numerical Simulations*, volume 2. 2001.
- [50] Gabriel Soriano, Philippe Spiga, and Marc Saillard. Low-grazing angles scattering of electromagnetic waves from one-dimensional natural surfaces : Rigorous and approximate theories. *Comptes Rendus Physique*, 11 :77, 2010.
- [51] H. Weyl. Ausbreitung elektromagnetischer wellen über einem ebenen leiter. *Annalen der Physik*, 365(21) :481–500, 1919.

- [52] Max Born, Emil Wolf, A. B. Bhatia, P. C. Clemmow, D. Gabor, A. R. Stokes, A. M. Taylor, P. A. Wayman, and W. L. Wilcock. *Principles of Optics : Electromagnetic Theory of Propagation, Interference and Diffraction of Light*. Cambridge University Press, 7 edition, 1999.
- [53] D. Miret, G. Soriano, F. Nouguier, P. Forget, M. Saillard, and C. Guérin. Sea surface microwave scattering at extreme grazing angle : Numerical investigation of the doppler shift. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(11) :7120–7129, Nov 2014.
- [54] V. Fabbro, G. Biegel, J. Förster, J. . Poisson, A. Danklmayer, C. Böhler, J. . Marcellin, T. Brehm, M. Gallus, L. Castanet, A. Ulland, and Y. Hurtaud. Measurements of sea clutter at low grazing angle in mediterranean coastal environment. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(11) :6379–6389, Nov 2017.
- [55] A. Danklmayer, J. Förster, V. Fabbro, G. Biegel, T. Brehm, P. Colditz, L. Castanet, and Y. Hurtaud. Radar propagation experiment in the north sea : The sylt campaign. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(2) :835–846, Feb 2018.
- [56] L.H. Holthuijsen, N. Booij, and R.C. Ris. A spectral wave model for the coastal zone. In New York, editor, *Proceedings 2nd International Symposium on Ocean Wave Measurement and Analysis*, New Orleans, Louisiana, July 25-28, 1993. New York. pp. 630-641.
- [57] A. I. Kalmykov and V. V. Pustovoytenko. On polarization features of radio signals scattered from the sea surface at small grazing angles. *Journal of Geophysical Research (1896-1977)*, 81(12) :1960–1964, 1976.
- [58] Bernard L. Lewis and Irwin D. Olin. Experimental study and theoretical model of high-resolution radar backscatter from the sea. *Radio Science*, 15(4) :815–828, 1980.
- [59] M. J. Smith, E. M. Poulter, and J. A. McGregor. Doppler radar measurements of wave groups and breaking waves. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 101(C6) :14269–14282, 1996.
- [60] D. B. Trizna and D. J. Carlson. Studies of dual polarized low grazing angle radar sea scatter in nearshore regions. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(3) :747–757, May 1996.
- [61] K. D. Ward, C. J. Baker, and S. Watts. Maritime surveillance radar. i. radar scattering from the ocean surface. *IEE Proceedings F - Radar and Signal Processing*, 137(2) :51–62, April 1990.
- [62] T. J. Barnard and D. D. Weiner. Non-gaussian clutter modeling with generalized spherically invariant random vectors. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 44(10) :2384–2390, Oct 1996.
- [63] S. Haykin, R. Bakker, and B. W. Currie. Uncovering nonlinear dynamics-the case study of sea clutter. *Proceedings of the IEEE*, 90(5) :860–881, May 2002.
- [64] S. Watts. Radar detection prediction in k-distributed sea clutter and thermal noise. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-23(1) :40–45, Jan 1987.
- [65] Anastassopoulos, G. A. Lampropoulos, A. Drosopoulos, and N. Rey. High resolution radar clutter statistics. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 35(1) :43–60, Jan 1999.
- [66] M. Greco, F. Bordoni, and F. Gini. X-band sea-clutter nonstationarity : influence of long waves. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 29(2) :269–283, April 2004.
- [67] J. Carretero-Moya, J. Gismero-Menoyo, Á. Blanco-del-Campo, and A. Asensio-Lopez. Statistical analysis of a high-resolution sea-clutter database. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(4) :2024–2037, April 2010.

- [68] M. M. Horst, F. B. Dyer, and M. T. Tuley. Radar sea clutter model. In *Antennas and Propagation*, pages 6–10, 1978.
- [69] F. E. Nathanson, J. P. Reilly, and M. N. Cohen. Radar design principles - Signal processing and the environment (2nd revised and enlarged edition). *NASA STI/Recon Technical Report A*, 91, 1991.
- [70] V. Gregers-Hansen and R. Mital. An improved empirical model for radar sea clutter reflectivity. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 48(4) :3512–3524, October 2012.
- [71] A. Farina, F. Gini, M. V. Greco, and L. Verrazzani. High resolution sea clutter data : statistical analysis of recorded live data. *IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation*, 144(3) :121–130, June 1997.
- [72] T. J. Nohara and S. Haykin. Canadian east coast radar trials and the k-distribution. *IEE Proceedings F - Radar and Signal Processing*, 138(2) :80–88, April 1991.
- [73] E. Conte, M. Lops, and G. Ricci. Asymptotically optimum radar detection in compound-gaussian clutter. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 31(2) :617–625, April 1995.
- [74] K. J. Sangston, F. Gini, M. V. Greco, and A. Farina. Structures for radar detection in compound gaussian clutter. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 35(2) :445–458, April 1999.
- [75] E. Conte, M. D. Bisceglie, C. Galdi, and G. Ricci. A procedure for measuring the coherence length of the sea texture. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 46(4) :836–841, Aug 1997.
- [76] F. Gini, M. V. Greco, M. Diani, and L. Verrazzani. Performance analysis of two adaptive radar detectors against non-gaussian real sea clutter data. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 36(4) :1429–1439, Oct 2000.
- [77] F. Gini, G. B. Giannakis, M. Greco, and G. Tong Zhou. Time-averaged subspace methods for radar clutter texture retrieval. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 49(9) :1886–1898, Sep. 2001.
- [78] E. Conte, M. Lops, and G. Ricci. Fitting the exogenous model to measured data. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 43(5) :758–763, Oct 1994.
- [79] Carlos M. Jarque and Anil K. Bera. Efficient tests for normality, homoscedasticity and serial independence of regression residuals. *Economics Letters*, 6(3) :255 – 259, 1980.
- [80] Ralph B D’Agostino. *Goodness-of-fit-techniques*, volume 68. CRC press, 1986.
- [81] V. W. Pidgeon. Doppler dependence of radar sea return. *Journal of Geophysical Research (1896-1977)*, 73(4) :1333–1341, 1968.
- [82] Yu V Mel’nichuk and AA Chernikov. Spectra of radar signals from sea surfaces for different polarizations, engl. transl. *Izv. Acad. Sci. USSR Atmos. Oceanic Phys*, 7(1) :17, 1971.
- [83] E. M. Poulter, M. J. Smith, and J. A. McGregor. Microwave backscatter from the sea surface : Bragg scattering by short gravity waves. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 99(C4) :7929–7943, 1994.
- [84] P. Forget, M. Saillard, and P. Broche. Observations of the sea surface by coherent l band radar at low grazing angles in a nearshore environment. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 111(C9), 2006.
- [85] W. C. Keller, W. J. Plant, and G. R. Valenzuela. *Observation of Breaking Ocean Waves with Coherent Microwave Radar*. Springer US, Boston, MA, 1986.

- [86] A. D. Rozenberg, D. C. Quigley, and W. Kendall Melville. Laboratory study of polarized microwave scattering by surface waves at grazing incidence : the influence of long waves. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(6) :1331–1342, Nov 1996.
- [87] C. L. Rino, E. Eckert, A. Siegel, T. Webster, A. Ochadlick, M. Rankin, and J. Davis. X-band low-grazing-angle ocean backscatter obtained during logan 1993. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 22(1) :18–26, Jan 1997.
- [88] H. W. Melief, H. Greidanus, P. van Genderen, and P. Hoogeboom. Analysis of sea spikes in radar sea clutter data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(4) :985–993, April 2006.
- [89] Jin Wu. Wind-induced drift currents. *Journal of Fluid Mechanics*, 68(1) :49–70, 1975.
- [90] I. R. Young, W. Rosenthal, and F. Ziemer. A three-dimensional analysis of marine radar images for the determination of ocean wave directionality and surface currents. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 90(C1) :1049–1059, 1985.
- [91] D. B. Trizna. Statistics of low grazing angle radar sea scatter for moderate and fully developed ocean waves. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 39(12) :1681–1690, Dec 1991.
- [92] D. Kwoh and B. Lake. A deterministic, coherent, and dual-polarized laboratory study of microwave backscattering from water waves, part i : Short gravity waves without wind. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 9(5) :291–308, December 1984.
- [93] J. D. Barter and P. H. Y. Lee. Polarimetric optical imaging of scattering surfaces. *Appl. Opt.*, 35(30) :6015–6027, Oct 1996.
- [94] P. H. Y. Lee, J. D. Barter, K. L. Beach, B. M. Lake, H. Rungaldier, H. R. Thompson Jr., L. Wang, and R. Yee. What are the mechanisms for non-bragg scattering from water wave surfaces? *Radio Science*, 34(1) :123–138, 1999.
- [95] P. L. Herselman, C. J. Baker, and H. J. de Wind. An analysis of x-band calibrated sea clutter and small boat reflectivity at medium-to-low grazing angles. *International Journal of Navigation and Observation*, Volume 2008, 2008. Article ID 347518.
- [96] Y. Y. Yurovsky, V. N. Kudryavtsev, B. Chapron, and S. A. Grodsky. Modulation of ka-band doppler radar signals backscattered from the sea surface. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(5) :2931–2948, May 2018.
- [97] Paul A. Hwang, Mark A. Sletten, and Jakov V. Toporkov. Analysis of radar sea return for breaking wave investigation. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 113(C2), 2008.
- [98] Paul A. Hwang, Mark A. Sletten, and Jakov V. Toporkov. Breaking wave contribution to low grazing angle radar backscatter from the ocean surface. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 113(C9), 2008.
- [99] K. Miller and M. Rochwarger. A covariance approach to spectral moment estimation. *IEEE Transactions on Information Theory*, 18(5) :588–596, Sep. 1972.
- [100] D. R. Thompson and J. R. Jensen. Synthetic aperture radar interferometry applied to ship-generated internal waves in the 1989 loch linnhe experiment. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 98(C6) :10259–10269, 1993.
- [101] Y. Y. Yurovsky, V. N. Kudryavtsev, B. Chapron, and S. A. Grodsky. How fast are fast scatterers associated with breaking wind waves? In *IGARSS 2018 - 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pages 142–145, July 2018.
- [102] M. Greco, P. Stinco, and F. Gini. Identification and analysis of sea radar clutter spikes. *IET Radar, Sonar Navigation*, 4(2) :239–250, April 2010.

- [103] Stephen J. Frasier, Yong Liu, and Robert E. McIntosh. Space-time properties of radar sea spikes and their relation to wind and wave conditions. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 103(C9) :18745–18757, 1998.
- [104] Y. Liu, S. J. Frasier, and R. E. McIntosh. Measurement and classification of low-grazing-angle radar sea spikes. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 46(1) :27–40, Jan 1998.
- [105] D. B. Trizna, J. P. Hansen, Paul Hwang, and Jin Wu. Laboratory studies of radar sea spikes at low grazing angles. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 96(C7) :12529–12537, 1991.
- [106] M. Katzin. On the mechanisms of radar sea clutter. *Proceedings of the IRE*, 45(1) :44–54, Jan 1957.
- [107] M. Long. On a two-scatterer theory of sea echo. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 22(5) :667–672, Sep. 1974.
- [108] GW Ewell, MT Tuley, and WF Horne. ‘temporal and spatial behavior of high resolution sea clutter ‘spikes. In *Proceedings of 1984 IEEE National Radar Conference*, pages 13–14, 1984.
- [109] M. A. Sletten, J. C. West, X. Liu, and J. H. Duncan. Radar investigations of breaking water waves at low grazing angles with simultaneous high-speed optical imagery. *Radio Science*, 38(6) :18–1–18–17, Dec 2003.
- [110] J. Fuchs, D. Regas, T. Waseda, S. Welch, and M. P. Tulin. Correlation of hydrodynamic features with lga radar backscatter from breaking waves. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(5) :2442–2460, Sep. 1999.
- [111] D. Holliday, L. L. DeRaad, and G. J. St-Cyr. Sea-spike backscatter from a steepening wave. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 46(1) :108–113, Jan 1998.
- [112] J. C. West. Ray analysis of low-grazing scattering from a breaking water wave. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(6) :2725–2727, Nov 1999.
- [113] David W. Wang and Paul A. Hwang. The dispersion relation of short wind waves from space–time wave measurements. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 21(12) :1936–1945, 2004.
- [114] J.C. Nieto Borge, K. Reichert, and K. Hessner. Detection of spatio-temporal wave grouping properties by using temporal sequences of x-band radar images of the sea surface. *Ocean Modelling*, 61 :21 – 37, 2013.
- [115] Fabien Leckler, Fabrice Ardhuin, Charles Peureux, Alvis Benetazzo, Filippo Bergamasco, and Vladimir Dulov. Analysis and interpretation of frequency-wavenumber spectra of young wind waves. *Journal of Physical Oceanography*, 45 :2484–2496, 2015.
- [116] C. L. Stevens, E. M. Poulter, M. J. Smith, and J. A. McGregor. Nonlinear features in wave-resolving microwave radar observations of ocean waves. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 24(4) :470–480, Oct 1999.
- [117] William J. Plant. Whitecaps in deep water. *Geophysical Research Letters*, 39(16), 2012. L16601.
- [118] M. A. Donelan and W.H. Hui. Directional spectra of wind-generated waves. 315 :509–562, 09 1985.
- [119] O. M. Phillips. Spectral and statistical properties of the equilibrium range in wind-generated gravity waves. *Journal of Fluid Mechanics*, 156 :505–531, 1985.

- [120] D. Miret, G. Soriano, F. Nouguier, P. Forget, M. Saillard, and C. Guérin. Sea surface microwave scattering at extreme grazing angle : Numerical investigation of the doppler shift. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(11) :7120–7129, Nov 2014.
- [121] Harald Elias Krogstad and Karsten Trulsen. Interpretations and observations of ocean wave spectra. *Ocean Dynamics*, 60(4) :973–991, Aug 2010.
- [122] D. E. Hasselmann, M. Dunkel, and J. A. Ewing. Directional wave spectra observed during jonswap 1973. *Journal of Physical Oceanography*, 10(8) :1264–1280, 1980.
- [123] V. I. Tatarskii and M. I. Charnotskii. On the universal behavior of scattering from a rough surface for small grazing angles. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 46(1) :67–72, Jan 1998.
- [124] G. V. Weinberg and L. J. Gunn. Polynomial autocorrelation control for memoryless non-linear transform. *Electronics Letters*, 47(9) :565–567, April 2011.
- [125] Stéphane Kemkemian, Ludovic Lupinski, Vincent Corretja, Rodolphe Cottron, and Simon Watts. Performance assessment of multi-channel radars using simulated sea clutter. In *2015 IEEE Radar Conference (RadarCon)*, pages 1015–1020. IEEE, 2015.
- [126] Bourlier Christophe and Gerard Berginc. Microwave analytical backscattering models from randomly rough anisotropic sea surface—comparison with experimental data in c and ku bands. *Progress In Electromagnetics Research*, pages 31–78, 01 2002.
- [127] Jianing Wang and Xiaojian Xu. Simulation of correlated low-grazing-angle sea clutter based on phase retrieval. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53 :1–14, 07 2015.
- [128] S. Watts. Cell-averaging cfar gain in spatially correlated k-distributed clutter. *IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation*, 143(5) :321–327, Oct 1996.
- [129] S. Watts. Modeling and simulation of coherent sea clutter. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 48(4) :3303–3317, October 2012.
- [130] D. Walker. Experimentally motivated model for low grazing angle radar doppler spectra of the sea surface. *IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation*, 147(3) :114–120, June 2000.
- [131] D. Walker. Doppler modelling of radar sea clutter. *IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation*, 148(2) :73–80, April 2001.
- [132] Edmund A Cornish and Ronald A Fisher. Moments and cumulants in the specification of distributions. *Revue de l'Institut international de Statistique*, pages 307–320, 1938.
- [133] F. Platzter, M. Saillard, and V. Fabbro. Two-dimensional spectra of radar returns from sea : 1. theoretical and numerical study of the group line. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, n/a(n/a).
- [134] F. Platzter, M. Saillard, and V. Fabbro. Two-dimensional spectra of radar returns from sea : 2. analysis of the group line from experimental data. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, n/a(n/a).
- [135] C. Chae and J. T. Johnson. A study of sea surface range-resolved doppler spectra using numerically simulated low-grazing-angle backscatter data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(6) :3452–3460, June 2013.
- [136] Douglas G. Dommermuth and Dick K. P. Yue. A high-order spectral method for the study of nonlinear gravity waves. *Journal of Fluid Mechanics*, 184 :267–288, 1987.
- [137] Julien Touboul. On the influence of wind on extreme wave events. *Natural Hazards and Earth System Science*, 7(1) :123–128, 2007.

Etude de la signature radar de la surface de mer en incidence rasante

Ces travaux proposent une analyse de l'écho radar de mer grâce au traitement d'une base de données issue de campagnes de mesures en zone côtière. L'analyse de l'amplitude de l'onde rétrodiffusée montre qu'elle respecte un modèle à deux échelles, combinaison de deux composantes nommées texture et speckle. La texture restitue les variations de la puissance rétrodiffusée associées aux grandes vagues, tandis que le speckle caractérise les variations rapides de la phase. Un traitement Doppler met alors en évidence la relation entre « spikes » de mer (événements ponctuels à forte rétrodiffusion) et vitesses Doppler élevées (diffuseurs rapides). La composante basse-fréquence présente sur les spectres 2D des cartes temps-distance de puissance rétrodiffusée, appelée « group line », est ensuite modélisée. Il apparaît que, contrairement à une hypothèse répandue, le déferlement n'est pas la cause principale de la présence de la « group line ». Une proposition de modélisation de l'écho de mer basée sur les observations expérimentales est finalement proposée, permettant de restituer des cartes spatio-temporelles dont les caractéristiques sont proches des mesures.

Mot clés : rétrodiffusion par surface océanique, incidence rasante, spectre Doppler, modélisation, modèle deux échelles, texture, speckle.

Study of the radar signature of the sea surface at low-grazing angle

This work proposes an analysis of the sea radar echo through the processing of a database resulting from measurement campaigns in the coastal zone. The analysis of the amplitude of the backscattered wave shows that it follows a two-scale model, a combination of two components called texture and speckle. The texture component captures the variations in backscattered power associated with large waves, while the speckle component characterizes rapid phase variations. A Doppler processing then highlights the relationship between sea spikes (localized events with strong backscattering) and high Doppler velocities (fast scatterers). The low-frequency component present on the 2D spectra of the time-distance maps of backscattered power, called "group line", is then modelled. It appears that, contrary to a common assumption, wave breaking is not the main cause of the presence of the group line. Finally, a sea echo modeling based on experimental observations is proposed, allowing the restitution of space-time maps whose characteristics are close to the measurements.

Keywords: sea surface backscattering, low-grazing angle, Doppler spectrum, modelling, two-scale model, texture, speckle