



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Frères Mentouri Constantine 1
Faculté des Sciences de la Technologie
Département d'Electronique

جامعة الإخوة منتوري قسنطينة 1
كلية علوم التكنولوجيا
قسم الإلكترونيك

Laboratoire Signaux et Systèmes de Communication (SISCOM)

N° d'Ordre: 42/D3C/2022

Série: 07/Elc/2022

Thèse

Présentée pour l'Obtention du Diplôme de
Doctorat Troisième Cycle

Filière : Télécommunications

Spécialité : Signaux et Systèmes de Télécommunications

Modélisation du fouillis non gaussien

En utilisant les systèmes fractionnaires

Par : Lefaida Sarah

22/06/2022

Présentée et soutenue publiquement devant le jury :

Président	HAMMOUDI Zoheir	Professeur	Université des Frères Mentouri Constantine 1
Rapporteur	SOLTANI Faouzi	Professeur	Université des Frères Mentouri Constantine 1
Examineur	BENSLAMA Malek	Professeur	Université des Frères Mentouri Constantine 1
Examineur	BELARBI Khaled	Professeur	Ecole Nationale Polytechnique Constantine
Examineur	FORTAKI Tarek	Professeur	Université Batna 2

Année Universitaire 2021/2022

Dédicaces

*“ Aux deux personnes les plus précieuses que personne ne
remplace: ma mère et mon père*

*À mon cher mari et mes enfants Abd illah ,Djana Miral et
mon bébé Moutassim bilah*

*À mon cher frère et sa femme et ses enfants et ma chère sœur
À ma belle mère et sa fille.*

*À toute ma famille ‘LEFAIDA, HEMIMES et
BELGHITI’ et tous mes proches*

À tous ... je dédie ce travail de recherche. ”

LEFAIDA SARAH

Remerciements



Le travail présenté dans cette Thèse de Doctorat en Sciences a été effectué au niveau du Laboratoire Signaux et Systèmes de Communication (*SISCOM*), Département d'Electronique, Université Constantine 1.

Avant tout, je tiens à remercier Allah le Tout Puissant et l'Unique qui ne cesse de m'offrir le courage, la force, la patience et la volonté nécessaire pour affronter toutes les difficultés de la vie.

Je tiens à exprimer toute ma reconnaissance à mon directeur de thèse, Professeur **SOLTANI Faouzi**, je le remercie pour son encadrement, son orientation, son aide et ses conseils.

Je tiens à exprimer mes remerciements et ma gratitude au Professeur **MEZACHE Ammar** pour ses conseils, son aide et sa patience.

J'adresse mes sincères remerciements au **Professeur Hammoudi Zoheir** d'avoir accepté la présidence du jury. Je remercie également les membres du jury, **le Professeur Belarbi Khaled, le Professeur Benslama Malek et le Professeur Fortaki Tarek** qui ont accepté le rôle d'examineurs de ce travail, et pour le temps qu'ils ont consacré à la lecture de ce manuscrit, Ainsi qu'aux remarques judicieuses qu'ils ont prodiguées pour évaluer et préciser certains aspects de ce travail.

A titre plus personnel, Je remercie mon mari, **Abd essamad**, pour la grande patience, l'encouragement et la confiance. Je tiens à le remercier surtout pour son soutien moral ininterrompu et ses nombreux conseils tout le long de ma thèse.

Finalement, je remercie mes parents pour leurs soutien qui m'ont été bien utile durant ma thèse.

Résumé

Les objectifs de cette thèse s'articulent autour de deux problèmes concernant la modélisation et l'estimation dans les systèmes radars, précisément les radars opérant dans un environnement maritime.

Premièrement, Nous commencerons par une description des systèmes radar et de leurs fonctions et discuterons également du fouillis de mer, de sa modélisation et des distributions les plus couramment utilisées dans les systèmes radar marins.

Ensuite, dans le premier problème nous présentons un modèle de fouillis de mer radar dérivé de la différenciation fractionnaire de la distribution gaussienne composée avec une texture gamma inverse. Nous commençons par des calculs mathématiques sur la FDP d'une distribution de Pareto généralisée pour obtenir une nouvelle distribution et la fonction de distribution cumulative (FDC) avec un ordre fractionnaire. Nous estimons les paramètres de la distribution suggérée par l'algorithme de Nelder-Mead pour optimiser le paramètre de forme, le paramètre d'échelle et l'ordre de la dérivée fractionnaire. Nous utilisons la base de données IPIX, où cette dernière utilise trois résolutions 3m, 15m et 30m, puis comparons Les résultats obtenus en ajustant la courbe du modèle statistique proposé aux données réelles.

Dans le deuxième problème, nous présentons un autre modèle de distribution du fouillis de mer qui est un mélange de deux ou trois distributions. Nous suggérons un mélange de deux distributions Weibull et un mélange de trois distributions Weibull, puis nous estimons les paramètres par l'algorithme Nelder-Mead et nous utilisons aussi la base de données IPIX. Ensuite, nous comparons les résultats obtenus en ajustant la courbe du modèle statistique proposé aux données réelles.

Tous les paramètres des modèles proposés sont résumés dans des tableaux. Pour le modèle fractionnaire de Pareto généralisé, nous comparons la MSE obtenue avec celle du modèle Pareto généralisée et pour une mixture de deux et trois distributions Weibull, nous comparons la MSE avec celle du modèle Weibull. Les résultats obtenus montrent que les modèles proposés s'ajustent mieux aux données réelles.

Abstract

The objectives of this thesis are axed around two problems concerning modeling and estimation in radar systems precisely in maritime radar clutter.

First, we will start by a description of radar systems and their functions and also discuss sea clutter, its modeling and the most commonly used distributions in marine radar systems.

Next, in the first problem we present a radar sea clutter model derived from the fractional differentiation of the compound Gaussian distribution with an inverse Gamma texture. We start with mathematical calculations on the PDF of a generalized Pareto distribution to obtain a new distribution and the cumulative distributed function (CDF) with fractional order. We estimate the distribution parameters suggested by the Nelder-Mead algorithm to optimize the shape parameter, the scale parameter and the order of the fractional derivative. We use the IPIX database, where the latter uses three resolutions 3m, 15m and 30m, then compare the results obtained by fitting the curve of the proposed statistical model to the real data.

In the second problem, we present another sea clutter distribution model which is a mixture of two or three distributions. We suggest a mixture of two and three Weibull distributions and then we estimate their parameters by the Nelder-Mead algorithm and use the IPIX database. Then, the obtained results are compared by fitting the curve of the proposed statistical model to the real data.

All the parameters of the proposed models are summarized in Tables. for the generalized Pareto fractional model, we compare the MSE of the proposed model with that of the generalized Pareto distribution and for a mixture of two and three Weibull distributions, we compare the MSE for this mixture with that of the Weibull distribution. It is shown the proposed models fit better the real data.

ملخص

تدور أهداف هذه الأطروحة حول مشكلتين تتعلقان بالنمذجة والتقدير في أنظمة الرادار بدقة الرادارات البحرية.

أولاً ، سنبدأ بوصف أنظمة الرادار ووظائفها ، كما سنناقش الفوضى البحرية ونمذجتها والتوزيع الأكثر شيوعاً في أنظمة الرادار البحرية.

بعد ذلك ، في المشكلة الأولى ، نقدم نموذج فوضى البحر الرادار المشتق من التمايز الجزئي لتوزيع غاوسي المركب مع نسيج غاما معكوس. نبدأ بحسابات رياضية على FDP لتوزيع $Pareto Généralisée$ للحصول على توزيع جديد ووظيفة التوزيع التراكمي (FDC) بترتيب كسري. نحن نقدر معلمات التوزيع التي اقترحتها خوارزمية $Nelder-Mead$ لتحسين معلمة الشكل ومعلمة المقياس وترتيب المشتق الكسري. نستخدم قاعدة بيانات $IPIX$ ، حيث يستخدم الأخير ثلاث درجات دقة 3 م و 15 م و 30 م ، ثم نقارن النتائج التي تم الحصول عليها من خلال ملائمة منحنى النموذج الإحصائي المقترح مع البيانات الحقيقية.

المشكلة الثانية ، نقدم نموذجاً آخر لتوزيع فوضى البحر عبارة عن مزيج من توزيعين أو أكثر ، نقترح مزيجاً من توزيعين $Weibull$ ومزيج من ثلاثة توزيعات $Weibull$ ، ثم نقوم بتقدير المعلمات بواسطة خوارزمية $Nelder-Mead$ قمنا باستخدام أيضاً قاعدة بيانات $IPIX$ ، ثم قمنا بمقارنة النتائج التي تم الحصول عليها عن طريق ملائمة منحنى النموذج الإحصائي المقترح للبيانات الحقيقية.

تم تلخيص جميع معلمات النماذج المقترحة في الجداول ، بالنسبة لنموذج $Pareto Généralisée$ Fractionnaire ، قمنا بمقارنة MSE التي تم الحصول عليها مع MSE لتوزيع $Pareto Généralisée$ بالنسبة $Mixture 3W$ نقارن MSE لهذا الخليط مع MSE - $Mixture 2W$ وتوزيع W ونوضح أن التوزيعات المقترحة تعطي نتائج أفضل في معظم الحالات .

Table des Matières



Résumé	IV
Abstract	VI
ملخص	VIII
Table des matières	X
Liste des Acronymes	XIV
Nomenclature	XVI
Liste des Figures	XVII
Liste des Tableaux	XXI

Introduction générale

1. Introduction	1
2. Etat de l'art	2
3. Organisation du manuscrit	4

Chapitre 1 : Présentation Générale du Système Radar

1. 1 Introduction	6
1. 2 Historique des Radars	6
1.3 Principe de fonctionnement du radar	8
1.4 Composants d'un Radar	10
1.4.1 Antenne	10
1.4.2 Duplexeur	10
1.4.3 Emetteur	10
1.4.4 Récepteur	11
1.4.5 Critères de performance	11
1.5 Equation Radar	12
1.6 Différents types de bruit	13
1.6.1 Bruit thermique	14
1.6.2 Fouillis (clutter)	14
1.6.2.1 Fouillis Homogène	15
1.6.2.2 Fouillis Hétérogène	16
1.6.2.3 Fouillis Corrélé	19
1.7 La localisation de cibles	20
1.7.1 Probabilité de détection	22
1.7.2 Probabilité de fausse alarme	22
1.7.3 Direction de signal	22
1.7.4 Calcule de la distance	22
1.7.5 Portée maximale	22
1.7.6 Distance minimale de détection	23
1.7.7 Résolution en distance	23
1.7.8 Temps d'éclairement	24

1.7.9 Vitesse de la cible	24
1. 8 Classification selon la technologie	24
1. 8. 1 Radar primaire (ou imageurs)	25
1. 8. 1.1 Radars à impulsions	26
1. 8. 1.2 Radars à onde continue	26
1. 8. 1.2.1 Radars à onde continue non modulée	26
1.8. 1.2.2 Radars à onde continue module	26
1.8.2 Radar secondaire	27
1. 9 Modélisation statistique du fouillis de mer	27
1.9.1 Notion de la modélisation statistique	27
1.9.2 Modélisation statistique du fouillis	28
1.9.3 Fouillis de mer	28
1.9.4 Le Radar IPIX	30
1. 10 Les lois de distribution	31
1. 10. 1 Distribution de Rayleigh (Exponentielle)	31
1. 10. 2 Distribution Weibull	31
1. 10. 3 Distribution Log Normale	31
1.10. 4 Distribution K	32
1.10. 5 Distribution de Pareto Généralisée (GP)	32
1.10.6 Distribution de Pareto	32
1.11 Théorie de la décision	33
1.12 Conclusion	34

Chapitre 2 : Modélisation du fouillis de mer en utilisant la Distribution de Pareto Généralisée Fractionnaire

2.1 Introduction	36
2. 2 La Distribution de Pareto Généralisée	37
2. 3 La Distribution de Pareto généralisée fractionnaire	37
2.4 Modélisation et discussions	39
2. 4. 1 L'Algorithme de N-M	39
2. 4. 2 L'application des données IPIX	40
2. 5 Conclusion	54

Chapitre 3 : Modélisation du fouillis de mer en utilisant la mixture de deux et trois distributions Weibull

3. 1 Introduction	56
3. 2 Formulation du problème	57
3. 2. 1 La distribution de Weibull (W)	57
3. 2. 2 Mixture des distributions	58

3.2.2.1 Mixture de Deux distributions Weibull (2W)	58
3.2.2.2 Mixture des plusieurs Distributions	59
3.2.2.2.1 Mixture de trois Distribution Weibull (3W)	59
3. 3 Performances et discussions	60
3. 4 Conclusion	77

Chapitre 4 : Conclusion et Perspectives

4.1 Synthèse des travaux	79
Bibliographie	81

Liste des Acronymes

CFAR	Constant False Alarm Rate
CST	Cellule Sous Test
FDC	Fonction de Densité Cumulée
FDCC	Fonction de Densité Cumulée Complémentaire
FDP	Fonction de Densité de Probabilité
FGP	Fractional Generalized Pareto Distribution
IID	Indépendants et Identiquement Distribués
HH	Horizontal Horizontal Polarization
HV	Horizontal Vertical Polarization
IPIX	Intelligent PIXel processing X-band
GP	Generalized Pareto Distribution
MSE	Mean Square Error
N-M	Neader Mead
RADAR	RAdio Detection And Ranging
RCS	Radar Coss Section
SER	Surface Equivalente du Radar
SIR	Signal-to-Interference Ratio
SNR	Signal-to-Noise Ratio
VH	Vertical Horizontal Polarization
VV	Vertical Vertical Polarization
2D	Two Dimensional Radar
2W	Mixture of Two Weibull Distribution
3W	Mixture of Three Weibull Distribution
3D	Three Dimensional Radar

Nomenclature

α	Shape Parameter
α_1	Shape Parameter of The Distribution One
α_2	Shape parameter of The Distribution Two
α_3	Shape parameter of The Distribution Three
β	Scale Parameter
β_1	Scale Parameter of The Distribution One
β_2	Scale Parameter of The Distribution Two
β_3	Scale Parameter of The Distribution Three
P	The Order of The Fractional Derivative Parameter
P_r	Puissance du signal reçu
P_t	Puissance du signal transmis
G_r	Gain de l'antenne de réception
G_t	Gain de l'antenne d'émission
λ	longueur d'onde
R_r	Distance entre la cible et le récepteur
R_t	Distance entre la cible et l'émetteur
L_{tc}	Pertes de propagation le long du trajet émetteur-cible
L_{cr}	Pertes de propagation le long du trajet cible-récepteur
L_i	Pertes à l'intérieur du système
σ	Surface équivalente radar (SER)
K	Mixing Parameter
I	La composante en Phase de l'enveloppe Radar
Q	La composante en Quadrature en phase de l'enveloppe Radar
$\Gamma(.)$	Gamma Function

Liste des Figures



Figure. 1. 1	Principe de fonctionnement d'un Radar primaire	9
Figure 1.2	Régions de fouillis	15
Figure 1.3	Différents types de fouillis.	16
Figure 1.4	CST dans un environnement homogène.	16
Figure 1.5	Présence du bord de fouillis avec la CST immergée dans la région de fouillis de puissance faible.	17
Figure 1.6	Présence du bord de fouillis avec la CST immergée dans la région de fouillis de puissance élevée.	17
Figure 1.7	CST en présence des cibles interférentes.	18
Figure 1.8	Présence des interférences et d'un bord de fouillis avec la CST immergée dans la région du fouillis de puissance faible	19
Figure 1.9	Présence des interférences et d'un bord de fouillis avec la CST immergée dans la région de fouillis de puissance élevée.	19
Figure 1.10	Principe de détection d'une cible avec un radar impulsionnel.	21
Figure. 1. 11	Classification des Systèmes Radars	25
Figure. 1.12	Mécanismes d'interaction du signale Radar (surface de la mer)	30
Figure. 2. 1	Comparaison entre l'ajustement de la FDP et FDCC Réelle aux modèles GP et FGP à l'aide de données IPIX avec une résolution de 30 m, une polarisation d'antenne HH et la cellule de portée 24.	42
Figure. 2. 2	Comparaison entre l'ajustement de la FDP et FDCC Réelle aux modèles GP et FGP à l'aide de données IPIX	43

avec une résolution de 30 m, une polarisation d'antenne HH et la cellule de portée 9.

- | | | |
|---------------------|---|----|
| Figure. 2. 3 | Comparaison entre l'ajustement de la FDP et FDCC Réelle aux modèles GP et FGP à l'aide de données IPIX avec une résolution de 30 m, une polarisation d'antenne VV et la cellule de portée 7. | 44 |
| Figure. 2. 4 | Comparaison entre l'ajustement de la FDP et FDCC Réelle aux modèles GP et FGP à l'aide de données IPIX avec une résolution de 30 m, une polarisation d'antenne VV et la cellule de portée 19. | 45 |
| Figure. 2. 5 | Comparaison entre l'ajustement de la FDP et FDCC Réelle aux modèles GP et FGP à l'aide de données IPIX avec une résolution de 15 m, une polarisation d'antenne HH et la cellule de portée 6. | 46 |
| Figure. 2. 6 | Comparaison entre l'ajustement de la FDP et FDCC Réelle aux modèles GP et FGP à l'aide de données IPIX avec une résolution de 15 m, une polarisation d'antenne HH et la cellule de portée 14. | 47 |
| Figure. 2. 7 | Comparaison entre l'ajustement de la FDP et FDCC Réelle aux modèles GP et FGP à l'aide de données IPIX avec une résolution de 15 m, une polarisation d'antenne VV et la cellule de portée 4. | 48 |
| Figure. 2. 8 | Comparaison entre l'ajustement de la FDP et FDCC Réelle aux modèles GP et FGP à l'aide de données IPIX avec une résolution de 15 m, une polarisation d'antenne VV et la cellule de portée 23. | 49 |

Figure. 2. 9	Comparaison entre l'ajustement de la FDP et FDCC Réelle aux modèles GP et FGP à l'aide de données IPIX avec une résolution de 3 m, une polarisation d'antenne HH et la cellule de portée 28.	50
Figure. 2. 10	Comparaison entre l'ajustement de la FDP et FDCC Réelle aux modèles GP et FGP à l'aide de données IPIX avec une résolution de 3 m, une polarisation d'antenne HH et la cellule de portée 5.	51
Figure. 2. 11	Comparaison entre l'ajustement de la FDP et FDCC Réelle aux modèles GP et FGP à l'aide de données IPIX avec une résolution de 13 m, une polarisation d'antenne VV et la cellule de portée 1.	52
Figure. 2. 12	Comparaison entre l'ajustement de la FDP et FDCC Réelle aux modèles GP et FGP à l'aide de données IPIX avec une résolution de 3 m, une polarisation d'antenne VV et la cellule de portée 32.	53
Figure. 3. 1	Comparaison de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 30 m, une polarisation d'antenne HH et la cellule de portée 25.	62
Figure. 3. 2	Comparaisons de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 30 m, une polarisation d'antenne HH et la cellule de portée 8	63
Figure. 3. 3	Comparaisons de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 30 m, une polarisation d'antenne VV et la cellule de portée 24	64

Figure. 3. 4	Comparaisons de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 30 m, une polarisation d'antenne VV et la cellule de portée 3	65
Figure. 3. 5	Comparaisons de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 30 m, une polarisation d'antenne VH et la cellule de portée 3	66
Figure. 3. 6	Comparaisons de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 15 m, une polarisation d'antenne HH et la cellule de portée 17	67
Figure. 3. 7	Comparaisons de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 15 m, une polarisation d'antenne HH et la cellule de portée 7	68
Figure. 3. 8	Comparaisons de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 15 m, une polarisation d'antenne VV et la cellule de portée 15	69
Figure. 3. 9	Comparaisons de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 15 m, une polarisation d'antenne VV et la cellule de portée 2	70

Figure. 3. 10	Comparaisons de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 15 m, une polarisation d'antenne HV et la cellule de portée 19	71
Figure. 3. 11	Comparaisons de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 3 m, une polarisation d'antenne HH et la cellule de portée 6	72
Figure. 3. 12	Comparaisons de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 3 m, une polarisation d'antenne HH et la cellule de portée 22	73
Figure.3.13	Comparaisons de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 3 m, une polarisation d'antenne VV et la cellule de portée 12	74
Figure. 3. 14	Comparaisons de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 3 m, une polarisation d'antenne VV et la cellule de portée 6	75
Figure. 3. 15	Comparaisons de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 3 m, une polarisation d'antenne VH et la cellule de portée 7	76

Liste des Tableaux



Table. 2. 1	Comparaison entre les paramètres de FGP et les paramètres de GP	54
Table. 3. 1	Comparaison entre les paramètres des distributions W, 2W et 3W	77

Introduction générale



1. Introduction

Le mot *RADAR* provient de l'acronyme anglais *Radio Détection And Ranging*, adopté par la marine américaine en 1940, que l'on peut traduire par 'détection et estimation de la distance par ondes radio', cet acronyme d'origine américaine a remplacé le sigle anglais précédemment utilisé : RDF (*Radio Direction Finding*), mais son histoire débute bien des années auparavant. La première trace généralement retenue dans la genèse du radar remonte à 1886, avec les expériences sur les ondes électromagnétiques du physicien Heinrich Hertz. Les anglais ont sans doute été les plus grands contributeurs au développement du radar [1].

De nos jours, l'utilisation des systèmes radars recouvrent plusieurs disciplines dans des domaines variés tels que le militaire, l'aéronautique, la marine, la météorologie, la sécurité routière, etc.

Le radar est un système électromagnétique utilisé pour détecter et localiser les objets d'intérêt (cible) et déterminer leur trajectoire, leur vitesse, leur point de contact le plus proche, et d'autres données, en transmettant des ondes radioélectriques. Il extrait alors l'information nécessaire sur la cible à partir du signal échoïque [2]. On doit considérer le « Radar » comme le résultat de l'accumulation de nombreuses recherches menées antérieurement, et auxquelles les scientifiques de plusieurs pays ont parallèlement participé [3].

Les radars de veille sont fréquemment perturbés par des échos parasites dus à l'environnement (mer, sol, pluie, etc.), appelés fouillis. Ces différents fouillis détériorent les performances de détection du radar. En général, la puissance du fouillis est beaucoup plus élevée que celle du bruit thermique.

L'amplitude du fouillis de mer est caractérisée par des fluctuations, assimilées à des processus aléatoires, qui sont décrites par une fonction densité de probabilité (FDP). Quand les échos de la mer sont modélisés par un nombre de réflexions indépendantes de même grandeur, cas d'un radar à basse résolution, l'enveloppe de l'écho résultant est décrite par une FDP de Rayleigh. Dans le cas d'un radar à haute résolution, il existe d'autres modèles qui ont été proposés pour représenter le fouillis de mer, tel que le modèle Weibull, le modèle Pareto, et le modèle K...etc [4].

2. Etat de l'art et objectifs de la thèse

Le calcul fractionnaire a vu une grande expansion durant les trois dernières décennies. Il existe depuis l'époque où Leibniz et Newton ont inventé le calcul conventionnel. Le mot « fractionnaire » est peut-être un abus de langage, mais a été retenu pour des raisons historiques. Raisons qui remontent à 1695 lorsque pour la première fois Leibniz et L'Hôpital s'est demandé ce que pouvait signifier la signification de la dérivée d'ordre un demi. Une définition plus appropriée serait calcul « généralisé » au lieu de calcul « fractionnel ». Conventionnel, le calcul traite de la différentiation et de l'intégration d'ordres entiers tandis que le calcul fractionnaire traite de la différentiation et de l'intégration d'ordre arbitraire qui comprend des nombres réels et des nombres complexes. En effet, le calcul conventionnel est une limite spéciale du calcul fractionnaire lorsque l'ordre de différentiation et/ou d'intégration est un entier. Le calcul de l'ordre fractionnaire avait été écarté en tant qu'outil mathématique par les chercheurs principalement en raison de sa complexité accrue par rapport au calcul conventionnel. Une autre raison est que jusqu'à récemment, la signification physique du calcul non entier n'était pas très claire [5-6].

Par conséquent, le calcul d'ordre fractionnaire a été utilisé pour obtenir des distributions de puissance d'ordre fractionnaire et il existe de nombreuses études sur le calcul des fractions telles que **A. Alexopoulos** , **Graham Victor Weinberg** présente une nouvelle approche de l'analyse des données à l'aide du calcul d'ordre fractionnaire. La méthode est démontrée pour deux distributions importantes qui sont utilisées dans l'analyse des données, à savoir, loi de puissance et exponentielle répartitions [6]. Et aussi **Aris Alexopoulos** et **Graham Victor Weinberg** qui étudient la distribution de Pareto avec d'ordre fractionnaire [7].

Les références très anciennes à la modélisation des mélanges commencent avec Pearson (1894), même bien que des écrits antérieurs de Quetelet et d'autres statisticiens du 19e siècle ont mentionné ces objets et parfois essayé de récupérer les composants. De bonne heure les références (modernes) à la modélisation des mélanges incluent Dempster et *al* (1977), qui a considéré le maximum de vraisemblance pour les données incomplètes via l'algorithme EM. Dans les années 1980, l'intérêt croissant pour les mélanges comprenait l'analyse Bayésienne de modèles de mélanges simples (Bernardo et Giron, 1988), stochastique EM dérivé pour le problème de mélange (Celeux et Diebolt, 1985), et approximation de priors par des mélanges de priors naturels conjugués (Redner et Walker, 1984). Les années 1990 vu une explosion de publications sur le sujet, avec de nombreux articles traitant directement estimation de mélange et bien d'autres utilisant des mélanges de distributions comme dans, par exemple, Kim et *al.* (1998). Les textes séminaux pour les distributions de mélange finies incluent Titterington et *al.* (1985), MacLachlan et Basford (1988) et MacLachlan et Peel (2000) [8].

Les modèles de mélanges constituent de nos jours un outil d'analyse de données multidimensionnelles dont l'utilité dans les domaines qui nécessitent la modélisation statistique est désormais couramment admise [9, 8].

La distribution du mélange est une somme pondérée de L distributions [10]. Pour cela et récemment ce sont plusieurs études sur les mélanges de distributions comme dans [11] Kollu et Narasimham qui ont proposé la mixture des distributions normale et Weibull, la mixture de la distribution **GEV** et la distribution lognormale, la mixture de la distribution Weibull et la distribution **GEV**, la mixture de la distribution Weibull et la distribution lognormale .

Dans le concept de la mixture des distributions, Ghogh et *al* [8] ont étudiés le cas de trois distributions Gaussiennes. Jiang et Murthy [12] ont étudiés le cas de deux distributions Weibull ...etc.

3. Organisation de la thèse

Nous allons maintenant présenter l'organisation de ce manuscrit. Nous avons articulé ce manuscrit autour de trois chapitres. Pour plus de clarté, chaque chapitre est mené d'une introduction détaillant plus encore le contexte et les enjeux de la problématique traitée dans le dit chapitre. Dans chaque chapitre, nous rappelons les travaux effectués qui sont reliés aux différents axes de recherches ciblés et ainsi présentons en détails, ensuite nos principales contributions.

Le premier chapitre est consacré au principe de fonctionnement du radar et aux différents types de bruit. Nous introduisons donc les différents types des radars, et définissons également des modèles statistiques du fouillis de mer et les distributions les plus couramment utilisées.

Dans le deuxième chapitre, nous proposons un modèle de distribution de Pareto généralisé avec un ordre fractionnaire pour un fouillis de mer puis nous optimisons les paramètres obtenus par l'algorithme de Nelder-Mead en utilisant la méthode d'ajustement de courbe pour estimer ses paramètres.

Dans le troisième chapitre, nous proposons également un autre modèle constitué d'une mixture de deux et trois distributions de Weibull dans un fouillis de mer puis nous optimisons les paramètres obtenus (pour la mixture de deux distributions Weibull nous avons cinq paramètres et pour la mixture de trois Distribution Weibull nous avons huit paramètres) en utilisant également le même algorithme et pour estimer ses paramètres nous utilisons également l'ajustement de courbe.

A la fin de cette thèse, il y a une conclusion générale couvrant tous les résultats trouvés précédemment afin de montrer les améliorations apportées par les distributions proposées comme modèles pour un fouillis de mer avec une haute résolution. Des perspectives pour des travaux futurs seront également suggérées.

Présentation Générale du système Radar

Résumé

Dans ce Chapitre, nous présentons la description du système Radar, son fonctionnement, ses composantes et sa classification en fonction de la technologie. Ainsi nous expliquons le fouillis de mer et sa modélisation statistique. Ensuite, nous montrons les modèles des distributions les plus utilisées dans les radars opérant dans la mer.

Sommaire du chapitre :

1.1	Introduction.....	6
1.2	Historique des Radars.....	6
1.3	Principe de fonctionnement du radar.....	8
1.4	Composants d'un Radar.....	10
1.5	Equation Radar	12
1.6	Différents types de bruit	13
1.7	La localisation de cibles.....	20
1.8	Classification selon la technologie	24
1.9	Modélisation statistique du fouillis de mer ...	27
1.10	Les lois des distributions du fouillis ...	31
1.10	Théorie de la décision.....	33
1.11	Conclusion	34

1.1 Introduction

Dans le XXème siècle, la théorie de la détection est devenue une matière technique très importante et très riche. La détection du signal est une procédure qui peut être implémentée dans diverses applications telles que les sonars, les radars et les systèmes de communications.

Le terme RADAR est issu de l'acronyme anglais RADio Detection And Ranging. Initialement destiné à des applications militaires, le système radar a connu un essor rapide durant la Seconde Guerre mondiale. Aujourd'hui, les systèmes radar sont aussi très largement répandus dans des applications civiles telles que la surveillance du trafic aérien, la météorologie ou encore la sécurité automobile. Le radar est donc aujourd'hui un système indispensable et très largement utilisé qu'il serve à surveiller un territoire ou pour éviter des collisions.

Les spécifications essentielles du radar sont liées à la détection la plus précise possible des cibles de plus en plus furtives dans des environnements brouillés ce qui nécessite une maîtrise parfaite de l'ensemble du système que constitue un radar tant au niveau matériel des chaînes d'émission et de réception qu'au niveau logiciel pour le traitement des données [13].

1.2 Historique des Radars

Les premières applications de la radioélectricité furent les télécommunications puis la radionavigation mais, dès le début du siècle, des précurseurs envisagèrent la possibilité de détecter la présence d'objets métalliques par l'utilisation d'ondes électromagnétiques. Cette nécessité de «détecter» les objets sans la participation de l'objet lui-même répondait aux besoins de sécurité de la navigation et de l'anticollision, notamment dans le domaine des transports maritimes. C'est cependant le besoin militaire de la défense aérienne et maritime qui fut le principal moteur de cette technique nouvelle à partir des années trente.

Le mot RADAR lui-même, qui est aujourd'hui universellement adopté pour désigner un matériel répondant à ces exigences, est un nom de code officiellement adopté par la marine nationale des Etats-Unis d'Amérique en *novembre 1940*.

Alors qu'en 1886 *Heinrich Hertz* avait fait la remarque essentielle "qu'il n'y avait pas de différence entre les ondes lumineuses et les ondes électromagnétiques", c'est en 1900 que *Nikola Tesla* exprima la possibilité de détecter la présence et de

mesurer le mouvement d'objets lointains à l'aide d'ondes électromagnétiques, idée reprise et développée par *Hugo Gernsback* le "Jules Verne du radar" dans son roman d'anticipation *RALF 124 C41* +, paru en 1912.

La première expérimentation concrète est due à *Christian Hülsmeier* qui breveta en 1904 son *TELEMOBILOSCOPE*, qu'il avait testé avec succès à Cologne puis à Rotterdam avec des portées de l'ordre de 3 kilomètres sur des bateaux. Ce même type d'expérience fut repris en 1916 par *Hans Dominik* et *Richard Scherl*.

Mais à l'époque, l'attention était monopolisée par le développement de la radiotélégraphie, et on ne comprit pas l'intérêt de cette nouvelle application ; il fallut attendre les années 20 avant que l'idée ne refasse surface. On peut citer alors en 1922, les réflexions de *Guglielmo Marconi*, diverses expérimentations, notamment celles de *A.H. Taylor* et *L.C. Young* du *NRL* aux USA et, en France, celles du radio amateur chevronné *M. Brard*, se référant au principe du *professeur Langevin* qui avait été pendant la première guerre l'inventeur du *sonar*.

D'autres expériences auront lieu un peu plus tard, notamment celles de *C. Gutton* et *E. Pierret* en 1927 et de *P. David* et *R. Mesny* en 1928.

La véritable éclosion de cette technique se situe cependant entre 1930 et 1940, où des recherches et développements ont été menés simultanément dans de nombreux pays notamment les USA, la Grande Bretagne, l'Allemagne et la France, mais aussi la Russie, l'Italie, la Hollande et le Japon.

En 1945, les principes et la technologie des « *radars classiques* » étaient arrivés à maturité, une véritable *encyclopédie du radar en 20 volumes* éditée par le *MIT* (Massachusetts Institut of Technology), décrivant dans le détail tant les principes que les technologies et les schémas de réalisation, devint le document de base en la matière et devait servir de référence pendant de nombreuses années.

Il faudra attendre l'ouvrage du Britannique *P.M. Woodward*, en 1950, pour déclencher tant aux USA qu'en France, des réflexions qui ont amené, à la fin des années 50, à la conception des « *radars modernes* » : radars à corrélation et radars à compression d'impulsions. A la même époque sont apparues les applications des techniques de « *filtrage doppler* », les nouveaux principes de mesure angulaires dits « *monopulse* » et le « *balayage électronique* », qui préfigurent les radars d'aujourd'hui [14].

1.3 Principe de Fonctionnement du Radar

Le schéma ci-dessous illustre le principe de fonctionnement du radar primaire. Un radar est un appareil qui permet de détecter et de localiser un objet auquel on s'intéresse. L'émetteur génère une onde électromagnétique qui passe vers l'antenne d'émission via le duplexeur. Cette onde est émise dans une direction ou dans une zone déterminée, la ou l'objet intéressant est supposé se trouver, si c'est le cas, une partie de l'énergie rencontre l'objet et se trouve rayonnée par celui-ci dans toutes les directions. Une partie de ce rayonnement revient vers l'antenne du radar, qui alimente alors un récepteur, via toujours le duplexeur. Le signal ainsi capté est appelé un écho et ensuite amplifié et va subir un certain nombre de traitements puis transformé en signal lumineux visualisable sur un écran [15].

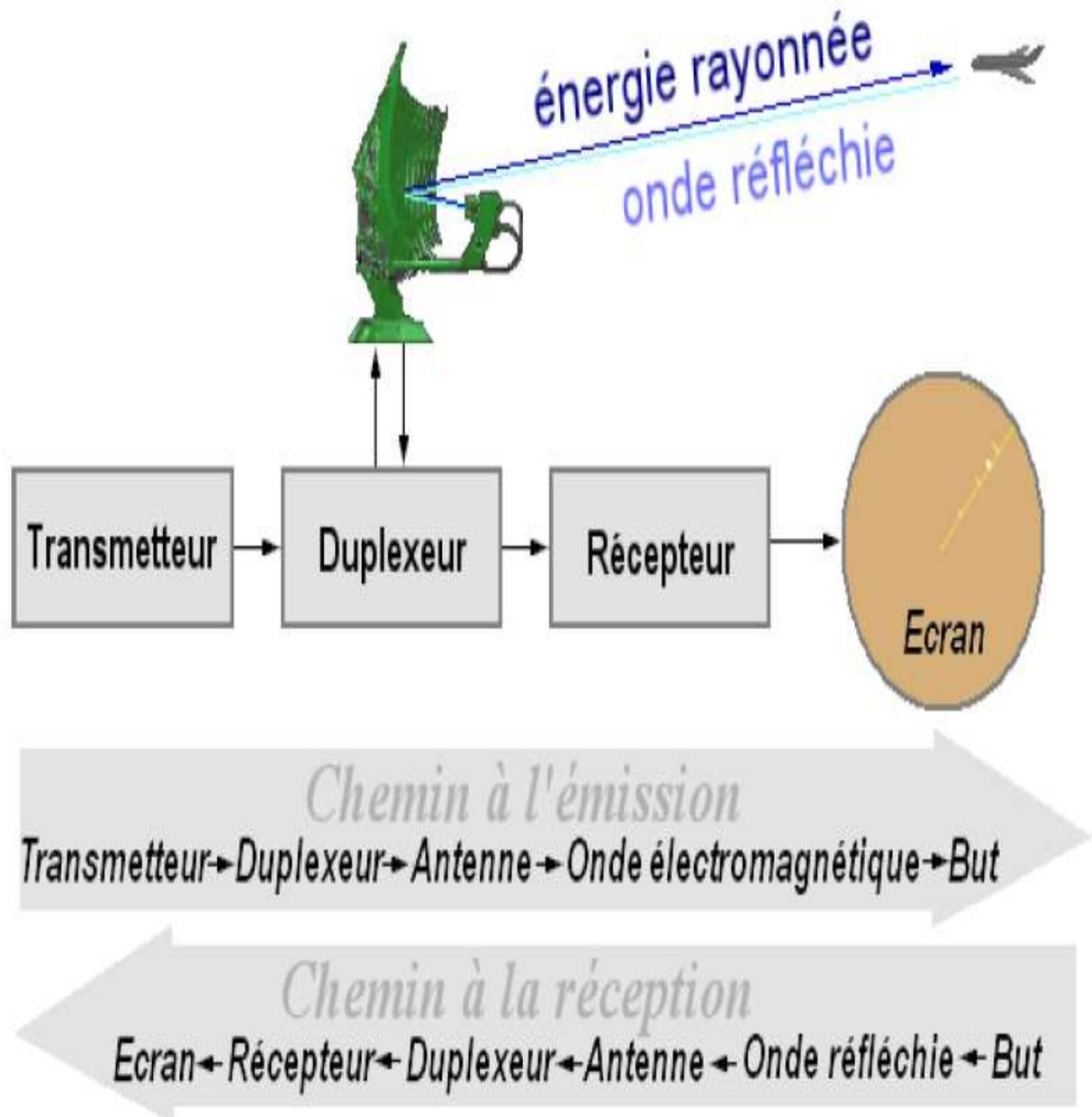


Figure 1.1 Principe de fonctionnement d'un radar primaire

En réalité, le signal utile de la cible ne peut être jamais parfaitement isolé, mais il est accompagné inévitablement avec des signaux parasites (i.e., fouillis) rétrodiffusés par le milieu de détection entourant cette cible. On parle alors de la détection de cibles noyées dans un fouillis à caractère aléatoire. Dans ce cas-ci, la détection des cibles devient une tâche difficile qui nécessite des traitements supplémentaires avancés pour pouvoir détacher le signal utile de la cible des échos parasites.

En effet, dans le traitement du signal radar, la modélisation du fouillis et l'estimation

des paramètres du modèle adopté sont essentielles afin de pouvoir améliorer les performances de détection [16].

On peut conclure alors que la détection des cibles est donc étroitement liée à deux autres sujets: la modélisation statistique du fouillis et l'estimation des paramètres du modèle statistique adopté.

1.4 Composants d'un Radar

Les composants d'un radar moderne sont brièvement décrits comme suit [17]:

1.4.1 Antenne

Le radar est doté d'une antenne directive. Celle-ci permet de détecter et de localiser une cible. Ses caractéristiques dépendent essentiellement de l'application, et en particulier son positionnement. Nous cherchons généralement à obtenir des faisceaux étroits pour mieux localiser la cible.

1.4.2 Duplexeur

Cet élément hyperfréquence permet l'utilisation de la même antenne à l'émission et à la réception. Son rôle est d'aiguiller l'énergie émise de l'émetteur vers l'antenne et le signal reçu de l'antenne vers le récepteur.

1.4.3 Emetteur

L'émetteur est un circuit oscillateur qui produit des pulsations électromagnétiques à très hautes fréquences. Il comprend un oscillateur permanent, un amplificateur et un modulateur.

Pour les radars à hyperfréquences, qui constituent l'immense majorité des radars en service, la génération d'impulsions courtes et très énergétiques requiert une technologie qui est différente de celle d'un émetteur radio utilisé en télécommunications. Sachant qu'une longueur d'onde courte produit un faisceau radar étroit qui distingue et sépare mieux les échos de deux cibles, nous pouvons également obtenir un faisceau étroit en employant une antenne plus large. Le modulateur (générateur d'impulsions) constitue la partie active de l'émetteur. C'est un circuit électronique qui permet de fractionner l'onde continue produite par l'oscillateur en impulsions. Il permet de stocker l'énergie pendant les périodes séparant deux émissions successives et de la restituer pendant un temps très bref de l'émission radar.

Un radar émet de 500 à 3000 impulsions par seconde et chaque impulsion a une durée $\tau = 0.1-0.5\mu s$. En fonction de la zone à couvrir, l'opérateur peut varier le rythme et la durée des impulsions. Des impulsions plus courtes produisent une image plus nette mais exigent un rythme d'émission plus rapide. Puisque l'écho ne peut être reçu tant que l'impulsion entière n'est pas émise, la longueur de l'impulsion détermine également la portée minimale.

1.4.4 Récepteur

Le récepteur radar est de type hétérodyne avec en plus un étage amplificateur hyperfréquence, à faible bruit, en tête. Après le changement de fréquence, la fréquence du signal devient alors $F_I + F_D$ où F_D est la fréquence Doppler du signal. Le récepteur, qui doit être linéaire dans toute la dynamique de réception, amplifie le signal reçu pour permettre un traitement ultérieur, sa sensibilité est de l'ordre de $10^{-14}W$.

1.4.5 Critères de performance

La performance radar est considérée comme étant "le rapport de la puissance d'impulsion du transmetteur radar à la puissance du signal minimal détectable par le récepteur". Ainsi la performance du radar est l'ensemble des caractéristiques définissant la qualité de l'opération radar. Les formes de la performance radar, se rapportent usuellement aux caractéristiques tactiques et techniques. Les caractéristiques tactiques décrivent les performances de haut niveau et incluent typiquement:

- La portée opérationnelle maximale et minimale (portée de détection, distance aveugle);
- Les angles de couvertures ou volume d'observation;
- La résolution et le pouvoir discriminatoire [17];

- La précision de mesure (la finesse avec laquelle les mesures sont effectuées);
Rendement ;
- Immunité d'interférence;
- Disponibilité.

Les caractéristiques techniques incluant les paramètres bas niveau sont :

- Fréquence d'opération;

- Puissance du transmetteur;
- Fréquence de répétition du transmetteur;
- Gain d'antenne (directivité);
- Sensibilité du récepteur etc...

La performance du radar peut être évaluée à partir de la combinaison de l'analyse, de la simulation et du test du système et de ses sous systèmes

1.5 Equation radar

Le fonctionnement du radar à impulsion est basé sur l'émission d'un train d'impulsions de durée faible et de très grande puissance. Ces impulsions sont produites par un émetteur et ensuite rayonnées dans l'espace sous forme d'ondes électromagnétiques grâce à une antenne dans une direction donnée. Chaque fois que ces ondes rencontrent un obstacle, une partie ou la totalité de l'énergie électromagnétique est réfléchié [16].

L'onde reçue est transformée en un signal électrique grâce à l'antenne. Un récepteur est ensuite employé pour amplifier ce signal et obtenir une image sur un écran.

Le retard entre l'impulsion transmise et l'écho de retour détermine la distance de la cible. L'écho provenant d'une cible en mouvement produit un décalage en fréquence proportionnel à la vitesse radiale de la cible appelé fréquence Doppler.

L'angle entre la direction du nord et celle de la cible (appelé azimuth) est déterminé grâce à la directivité de l'antenne. Cette dernière est la capacité de l'antenne à concentrer l'énergie rayonnée dans une direction particulière. Dans certains cas du système radar, la mesure de cet angle peut être effectuée par l'emploi des techniques de traitement d'antenne.

L'équation radar, relie la puissance du signal reçu au niveau du récepteur à celle du signal émis en fonction des paramètres dépendant de l'onde, des gains des antennes, du trajet parcouru par l'onde et de la surface équivalente radar de l'objet. Pour le cas d'un radar bi-statique cette équation s'écrit [16] :

$$P_r = \frac{P_t G_t G_r \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 R_r^2 R_t^2 L_{tc} L_{cr} L_i} \quad (1.1)$$

P_r : Puissance du signal reçu ;

- P_t : Puissance du signal transmis ;
 G_r : Gain de l'antenne de réception ;
 G_t : Gain de l'antenne d'émission ;
 λ : longueur d'onde ;
 R_r Distance entre la cible et le récepteur ;
 R_t Distance entre la cible et l'émetteur ;
 L_{tc} : Pertes de propagation le long du trajet émetteur-cible ;
 L_{cr} : Pertes de propagation le long du trajet cible-récepteur ;
 L_i : Pertes à l'intérieur du système ;
 σ : Surface équivalente radar (SER) ;

Cette dernière représente une mesure de la puissance réfléchiée dans une direction donnée par la cible illuminée par une onde plane incidente suivant une direction donnée, elle est définie par [16] :

$$\sigma = \frac{P^{ref}}{P^{inc}} \quad (1.2)$$

Où P^{inc} est la puissance incidente sur la cible et P^{ref} la puissance ré-rayonnée par la cible dans tout l'espace.

Pour une cible se trouvant à une distance R du radar, cette équation peut être écrite, en fonction du champ électrique, comme suit :

$$\sigma = \lim_{R \rightarrow \infty} 4\pi R^2 \frac{|E^{ref}|^2}{|E^{inc}|^2} \quad (1.3)$$

Ceci donne la valeur en fonction du module du coefficient de réflexion (E^{ref}/E^{inc}) de la cible. Celui-ci ayant une structure complexe qui dépend de la forme de la cible, de la fréquence, de la polarisation, des matériaux, etc.

1.6 Différents types de bruit

Il existe de nombreuses sources de signaux indésirables que les radars doivent détecter, afin de se focaliser uniquement sur les cibles d'intérêt. Ces signaux peuvent avoir des origines différentes, internes (bruit thermique) et externes (cibles interférentes et/ou fouillis (clutter)), généralement, la puissance du fouillis est beaucoup plus élevée que celle du bruit thermique. La capacité d'un radar à surmonter ces nuisances définit son rapport signal sur bruit (SNR). Plus le SNR est grand, plus le radar peut séparer efficacement une cible des signaux parasites

[17].

1.6.1 Bruit thermique

Le bruit thermique est une source interne de variations aléatoires du signal, que tous les composants électroniques génèrent de façon inhérente à différents degrés. Il apparaît typiquement comme constitué de variations aléatoires superposées au signal d'écho reçu par le radar, lequel est celui qu'on recherche. Ce bruit perturbe les performances de détection, modélisé à juste titre comme du bruit blanc Gaussien. Plus la puissance du signal désiré est faible, plus il est difficile de le discerner du bruit thermique. Ainsi, les sources de bruit thermique les plus importantes apparaissent au niveau du récepteur et beaucoup d'efforts sont faits pour minimiser cet effet [17].

1.6.2 Fouillis (clutter)

Le fouillis radar est un terme qui se réfère à tous les objets qui causent les reflets indésirables de l'énergie électromagnétique d'un radar à retourner vers le récepteur radar. Les réflexions non désirés provoquent un effet d'écrans sur les l'alertes d'intérêt, ce qui rend la détection de cibles plus difficile.

Le fouillis est constitué soit d'échos atmosphériques soit d'échos situés à la surface de notre planète. Il s'avère particulièrement indispensable de connaître la distribution du fouillis pour établir le seuil de détection. Cette distribution dépend de la nature du fouillis ainsi que la résolution du RADAR. Généralement nous distinguons deux types de fouillis : le fouillis de surface et le fouillis de volume [17].

a. Fouillis de surface

Le fouillis de surface est généralement produit par les surfaces de la terre et de la mer. Il peut être plus prévisible que le fouillis de volume. Le fouillis de terre est plus difficile à modéliser car il dépend des propriétés diélectriques de la terre. De plus, il comprend les arbres, les végétations, le relief du terrain, les structures artificielles, etc [18].

b. Clutter de volume

L'origine de ce type de fouillis est liée aux phénomènes atmosphériques. Le fouillis de volume peut être produit par la pluie, les oiseaux, la paille, les insectes, etc. [18].

D'autre part, le fouillis peut être considéré comme homogène ou hétérogène (**Figure 1.3**). L'hétérogénéité est causée par la présence des bords de fouillis ou par la présence des cibles interférentes ou alors par la présence des deux.

1.6.2.1 Fouillis Homogène

Le fouillis homogène ou uniforme décrit la situation d'un fouillis stationnaire dans la fenêtre de référence (**Figure 1.4**). Dans ce cas, le fouillis à une statistique uniforme, c'est à dire, les échantillons dans la fenêtre de référence sont supposés être issus de la même variable aléatoire et sont donc statistiquement indépendants et identiquement distribués (IID).

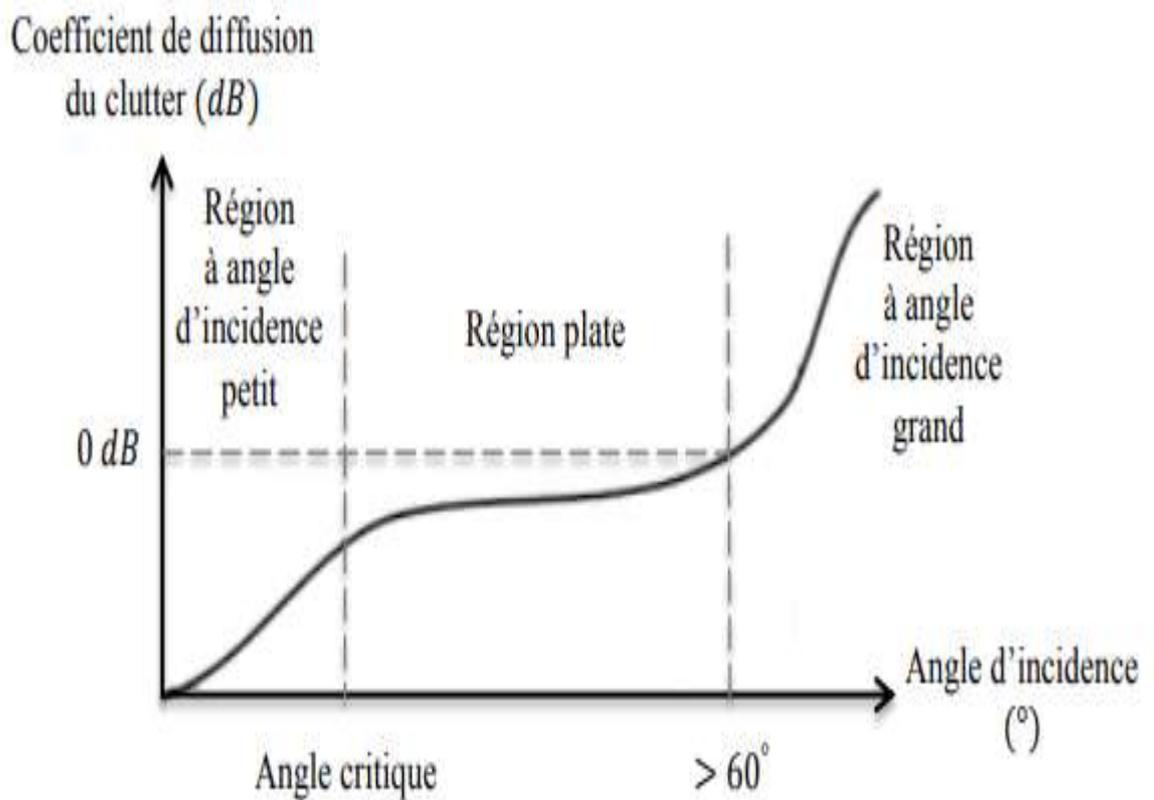


Figure 1.2 Régions du fouillis.

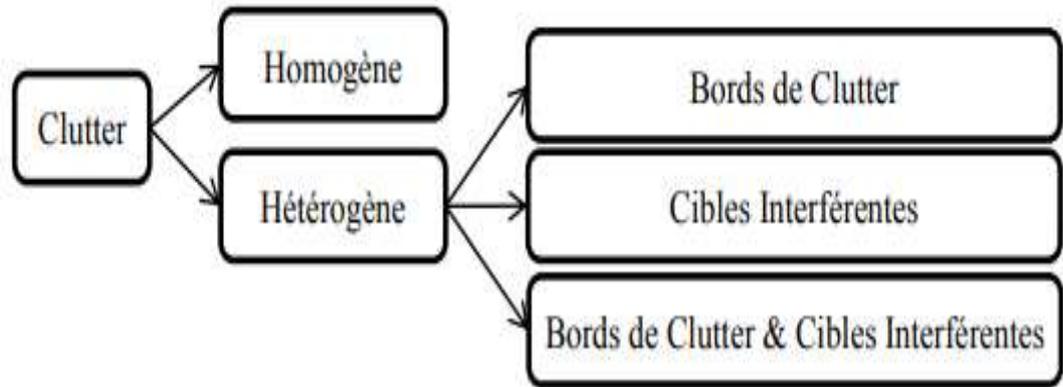


Figure 1.3 Différents types du fouillis.

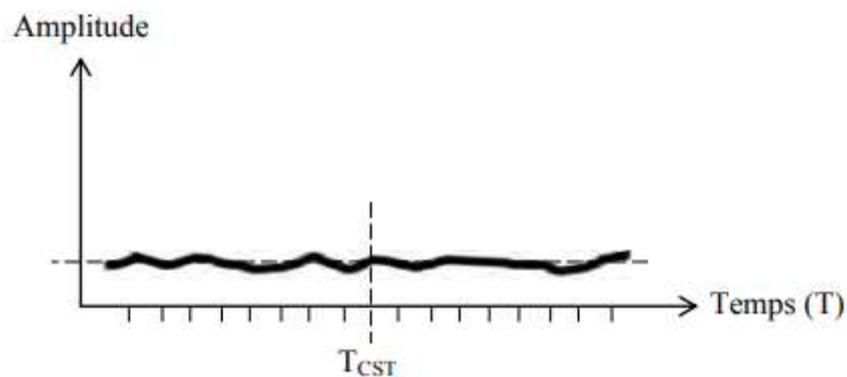


Figure 1.4 CST dans un environnement homogène.

1.6.2.2 Fouillis Hétérogène

Lorsque la fenêtre de référence balaye l'environnement dans une direction donnée, différentes situations hétérogènes peuvent affecter la configuration des cellules de référence. Ces situations sont causées essentiellement par l'effet des bords de fouillis et/ou par la présence des cibles interférentes au niveau de la fenêtre de référence. Dans ce cas, les hypothèses statistiques pour le cas d'un fouillis homogène ne sont plus valides car les échantillons dans la fenêtre de référence ne sont plus identiquement distribués [19, 17, 2].

a) Présence du Bord de fouillis

Dans la détection radar, une transition entre deux milieux de natures différentes, telle que la transition d'un milieu terrestre vers un milieu maritime ou d'une zone claire vers une zone nuageuse ou inversement, produit un changement brusque dans la puissance du fouillis. Cette

transition est appelée bord de fouillis. Il apparaît, au niveau de la fenêtre de référence, sous la forme de deux régions adjacentes; une région de fouillis de puissance faible et une région de fouillis de puissance élevée. Deux configurations du fouillis peuvent être rencontrées. Dans la première, **Figure 1.5**, la CST peut se trouver dans une région où le fouillis est de puissance faible alors qu'un groupe de cellules de référence se trouve immergé dans une région où le fouillis a une puissance plus élevée. Dans ce cas, si toute la fenêtre est utilisée pour estimer le seuil de détection, alors celui-ci est élevé, induisant une réduction des probabilités de fausse alarme et de détection; ce phénomène est appelé effet de masque (masking effect). Dans la deuxième situation (**Figure 1.6**), la CST peut se trouver immergée dans une région où le fouillis a une puissance plus élevée que celle où se trouvent certaines cellules de référence. Dans ce cas, si toute la fenêtre est utilisée pour estimer le seuil de détection, alors celui-ci est bas, induisant une augmentation de la probabilité de fausse alarme; ce phénomène est connu sous le nom de effet de capture (capture effect).

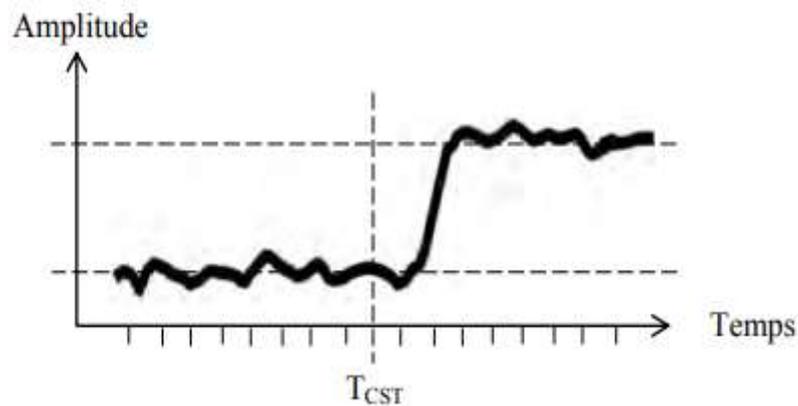


Figure 1.5 Présence du bord de fouillis avec la CST immergée dans la région de fouillis de puissance faible.

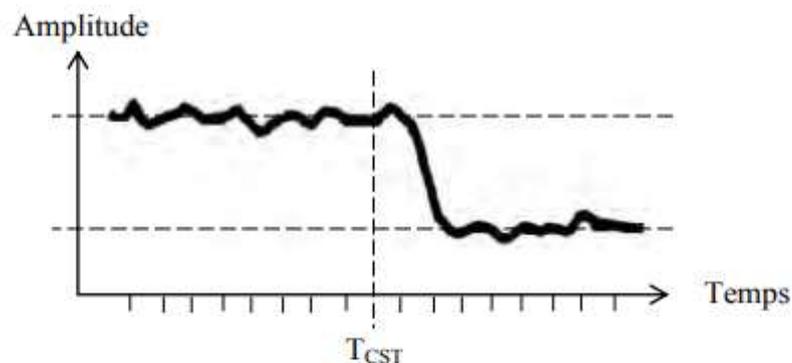


Figure 1.6 Présence du bord de fouillis avec la CST immergée dans la région de fouillis de puissance élevée.

b) Présence des Cibles Interférentes

Des cibles interférentes, également appelées cibles secondaires ou interférences peuvent apparaître dans une ou plusieurs cellules de référence sous forme de pics. Elles peuvent se situer en aval et/ou en amont de la CST. Dans ce cas, le seuil de détection augmente et la probabilité de détection se dégrade énormément. Ce phénomène que nous avons illustré en **Figure 1.7**, est aussi connu sous le nom de effet capture. La présence des interférences induit, quant à elle, un rapport de la puissance du signal sur la puissance de l'interférence (Signal-to-Interference Ratio, SIR) beaucoup plus grand que le SNR.

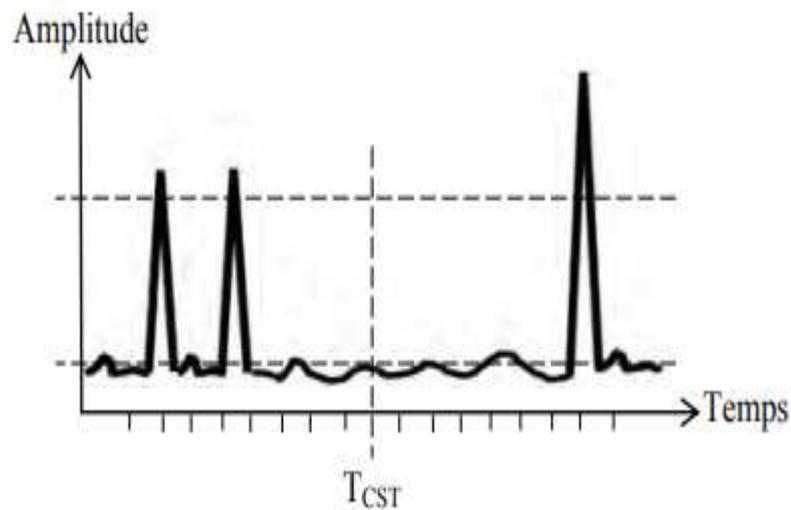


Figure 1.7 CST en présence des cibles interférentes.

c) Présence du Bord de fouillis et des Cibles Interférentes

Les **Figures 1.8** et **1.9** montrent une situation complexe dans laquelle il y a une mixture de tous les cas précédents. Ceci rend la détection extrêmement difficile et fait de ce modèle le cas le plus général que nous puissions rencontrer dans la détection radar.

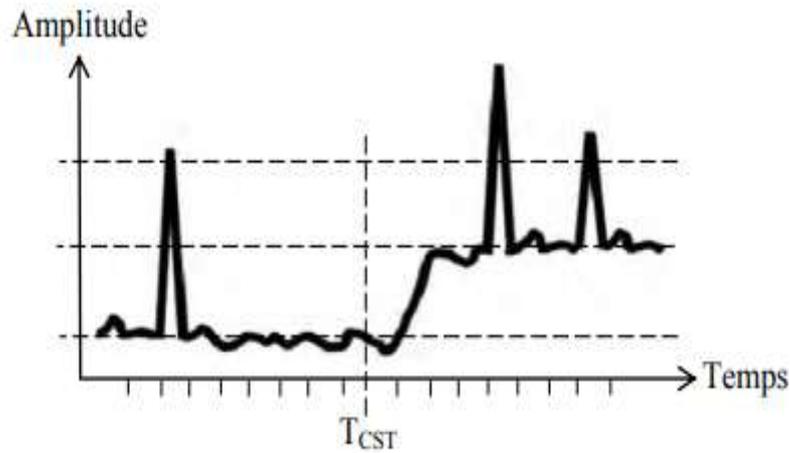


Figure 1.8 Présence des interférences et d'un bord de fouillis avec la CST immergée dans la région de fouillis de puissance faible

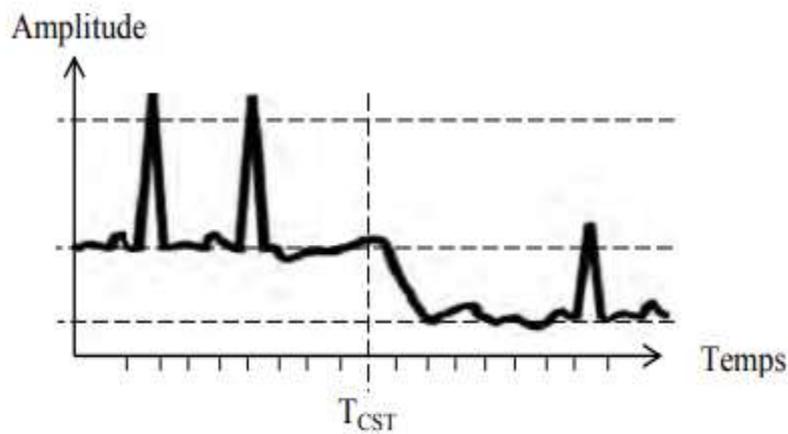


Figure 1.9 Présence des interférences et d'un bord de fouillis avec la CST immergée dans la région de fouillis de puissance élevée.

1.6.2.3 Fouillis Corrélé

Il est important de savoir que le fouillis peut être corrélé. Cette corrélation peut être d'une cellule à cellule ou spatiale comme elle peut être d'une impulsion à impulsion ou temporelle. Ainsi, nous disposons d'un fouillis partiellement corrélé, complètement corrélé et complètement dé-corrélé. Ce dernier est le cas le plus cité dans la littérature radar. Notons qu'il peut arriver que certains récepteurs radars soient à l'origine d'une corrélation du fouillis [20].

1.7 La localisation de cibles

Un système radar surveille une zone en se fondant sur la mesure du temps de parcours aller-retour d'une onde hyperfréquence impulsionnelle depuis son émission par le système radar jusqu'à sa réflexion sur la cible et la réception de son écho par le radar. Le principe de base du fonctionnement du radar repose donc tout d'abord sur l'émission d'un signal haute fréquence très puissant dans une direction donnée pendant une durée τ d'impulsion radar. Lorsque cette onde porteuse haute fréquence rencontre un obstacle, une partie de l'énergie émise est réfléchi vers le système radar. Le radar va alors capter l'écho réfléchi par la cible avec un retard t_1 permettant de déterminer la position et éventuellement la vitesse de la cible à partir de l'onde électrique reçue. Dans la représentation temporelle de **la Figure 1.10**, on représente l'amplitude de l'enveloppe des signaux haute-fréquence émis et reçus.

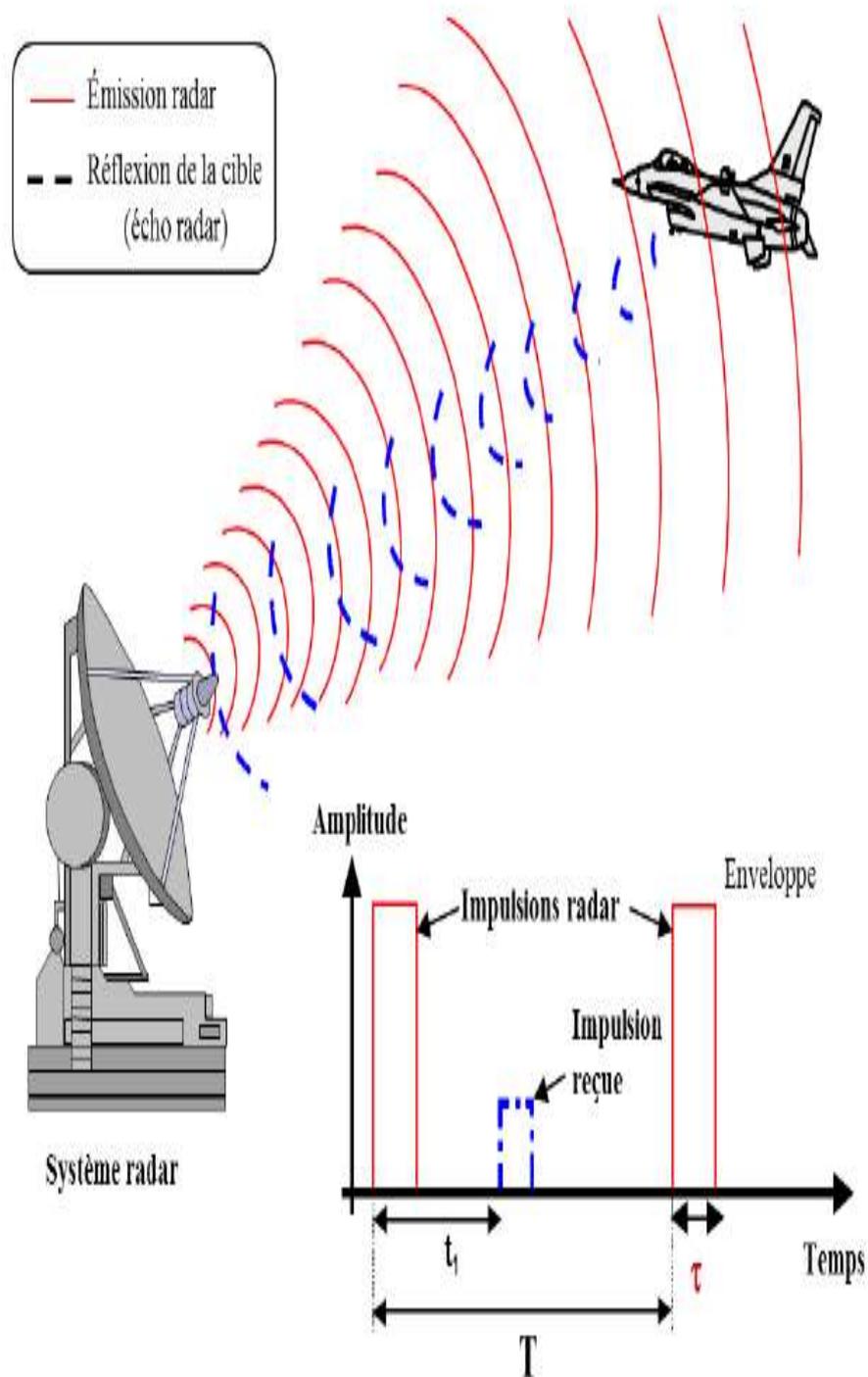


Figure 1.10 Principe de détection d'une cible avec un radar impulsionnel.

La détermination de la présence d'une cible ainsi que de sa vitesse reposent sur un module de traitement de signal qui fonctionne avec un modèle probabiliste : on parle alors de probabilité de détecter une cible. Le principe de décision sur la présence ou non d'une cible

repose sur l'analyse par le système radar des niveaux d'énergie des signaux en fonction des valeurs seuil fixées par les ingénieurs [14]. Pour un système radar, les caractéristiques suivantes pour la détection radar sont définies :

1.7.1 Probabilité de détection

C'est la probabilité que le radar détecte la présence d'une cible. C'est sur cet aspect de probabilité de détection que travaillent les ingénieurs spécialisés dans le traitement du signal radar.

1.7.2 Probabilité de fausse alarme

Une fausse alarme est générée lorsque le signal reçu dépasse le seuil de détection sans que ce pic d'énergie soit dû à une cible réelle. Cette caractéristique est dépendante du bruit.

1.7.3 Direction du signal

Le signal radar est émis suivant un lobe principal où le signal est à sa puissance maximum. Les cibles à détecter doivent être dans ce pic d'énergie afin que l'écho renvoyé par celles-ci soit suffisamment puissant pour arriver jusqu'au récepteur radar.

1.7.4 Calcul de la distance

La distance entre la cible et le radar est calculée en utilisant le fait que le signal parcourt un chemin aller-retour. Si on considère que le signal haute fréquence radar se déplace à la vitesse c et que l'écho-radar de la cible est mesuré après un temps t_1 , la cible est alors détectée à une distance

$$d = \frac{ct_1}{2} \quad (1.4)$$

1.7.5 Portée maximale

La portée maximale des radars est limitée à la fois par l'équation Radar donnée plus loin qui consiste en un bilan énergétique sur l'atténuation du signal mais aussi par la durée qui va

séparer deux impulsions ou train d'impulsions successifs. La portée maximale d'un radar est limitée par la période de répétition T des impulsions radar successives selon

$$d_{max} = \frac{cT}{2} = \frac{cPRI}{2} = \frac{c}{2PRF} \quad (1.5)$$

On peut affiner cette formule en tenant compte du fait qu'un radar classique détecte et traite seulement les échos d'une impulsion avant que l'impulsion suivante soit émise. Ainsi, il ne traite pas les échos reçus pendant la durée τ de l'impulsion émise et la portée maximale de détection du radar devient alors:

$$d_{max} = \frac{c(T-\tau)}{2} \quad (1.6)$$

Une ambiguïté sur la distance existe alors lorsque le temps aller-retour avec la cible est supérieur au temps d'écoute ($T-\tau$) entre deux impulsions. Ces échos apparaîtront alors comme des cibles plus proches qu'elles ne le sont réellement. Pour réduire ces cas de figure, on peut faire varier la durée de la PRI , c'est-à-dire la période entre les impulsions pour lever l'ambiguïté. On parle alors de système "staggered" (décalé)

1.7.6 Distance minimale de détection

La distance minimale ou « zone d'ombre » est liée à la durée d'émission τ des impulsions radar pendant laquelle le système radar ne peut traiter les échos de telle sorte que

$$d_{min} = \frac{c\tau}{2} \quad (1.7)$$

1.7.7 Résolution en distance

La résolution en distance d'un radar est sa capacité à différencier deux cibles proches dans la même direction. Cette résolution en distance est définie par la distance minimale entre deux cibles pour que le radar puisse les distinguer. La largeur d'impulsion τ est déterminante pour calculer la résolution en distance qui est donnée par :

$$S_r \geq \frac{c\tau}{2} \quad (1.8)$$

1.7.8 Temps d'éclairement

C'est la durée pendant laquelle le signal-radar est orienté en direction de la cible. Le temps d'éclairement T_E (en secondes) d'une cible radar s'exprime en fonction de la largeur du lobe principal de l'antenne θ_A et de la vitesse de rotation de l'antenne r (en tours par minute) par l'équation:

$$T_E = \frac{\theta_A}{360^\circ} \frac{60}{r} \quad (1.9)$$

De cette équation, il est aussi possible de définir le nombre m d'impulsions reçues par cette cible à chaque passage sous forme

$$m = \frac{T_E}{T} \quad (1.10)$$

Selon le système radar, un nombre m de 1 à 20 impulsions reçues par la cible sont requis pour une détection précise.

1.7.9 Vitesse de la cible

L'effet Doppler permet de déterminer la vitesse de la cible en plus de sa position. La cible en mouvement induit un décalage en fréquence entre les impulsions émises et reçues. Ainsi, pour une cible se déplaçant à une vitesse radiale v , la fréquence Doppler s'écrit :

$$F_D = \frac{2v}{cT_{RF}} \quad (1.11)$$

Les radars capables de détecter essentiellement les cibles mobiles en éliminant les échos des cibles fixes sont appelés *MTI*.

1.8 Classification selon la technologie

En fonction des informations qu'ils doivent fournir, les équipements radars utilisent des qualités et des technologies différentes. Ceci se traduit par une première classification des systèmes radars:

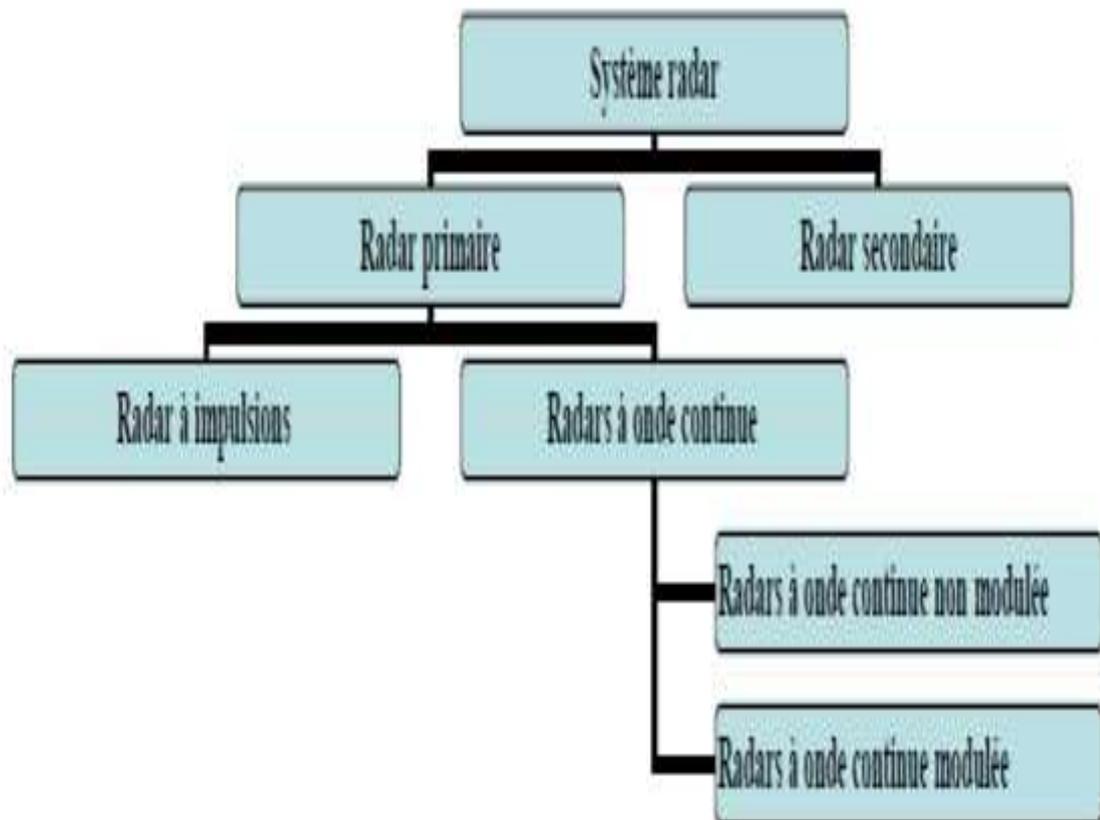


Figure 1.11 Classification des systèmes Radars

1.8.1 Radar primaire (ou imageurs)

Un radar primaire émet des signaux hyperfréquences qui sont réfléchis par les cibles. Les échos ainsi créés sont reçus et étudiés. Contrairement à un radar secondaire, un radar primaire reçoit la partie réfléchie de son propre signal. Les radars primaires peuvent être de type deux dimensions (**2D**) donnant des mesures de distance et d'azimut ou trois dimensions (**3D**), une mesure complémentaire en angle de site (angle d'élévation dans le plan vertical) est alors disponible.

Pour les radars 2D, l'absence de toute mesure d'angle de site ne permet pas de discrimination en altitude. Ainsi, un avion comme un écho au sol ou un obstacle au sol dans le même azimut et à la même distance seront vus sans distinction. Sa fréquence varie entre 2.7 GHz et 3 GHz.

On distingue deux types de radar primaire :

1.8.1.1 Radars à impulsions

Les radars à impulsions émettent des impulsions de signal hyperfréquence à forte puissance, chaque impulsion est suivie d'un temps de silence plus long que l'impulsion elle-même, temps durant lequel les échos de cette impulsion peuvent être reçus avant qu'une nouvelle impulsion ne soit émise. Direction, distance et parfois, si cela est nécessaire, hauteur ou altitude de la cible, peuvent être déterminées à partir des mesures de la position de l'antenne et du temps de propagation de l'impulsion émise.

1.8.1.2 Radars à onde continue

Les radars à onde continue génèrent un signal hyperfréquence continu. Le signal réfléchi est reçu et traité, mais le récepteur (qui dispose de sa propre antenne) n'est pas tenu d'être au même emplacement que l'émetteur. Tout émetteur de station radio civile peut être simultanément utilisé comme un émetteur radar, pour peu qu'un récepteur relié à distance puisse comparer les temps de propagation du signal direct et du signal réfléchi. Des essais ont montré que la localisation d'un avion était possible par la comparaison et le traitement des signaux provenant de trois différentes stations émettrices de télévision.

1.8.1.2.1 Radars à onde continue non modulée

Le signal émis par ces équipements est constant en amplitude et en fréquence. Spécialisés dans la mesure des vitesses, les radars à onde continue ne permettent pas de mesurer les distances. Ils sont employés par exemple par la gendarmerie pour les contrôles de vitesse sur les routes (cinémomètres radars).

1.8.1.2.2 Radars à onde continue modulée

Le signal émis est constant en amplitude mais modulé en fréquence. Cette modulation rend à nouveau possible le principe de la mesure du temps de propagation. Un autre avantage non négligeable de ce type d'équipement est que, la réception n'étant jamais interrompue, les mesures s'effectuent en permanence. Ces radars sont utilisés lorsque les distances à mesurer ne sont pas trop grandes et qu'il est nécessaire d'effectuer des mesures ininterrompues (par exemple une mesure d'altitude pour un avion ou un profil de vents par un radar météorologique).

Un principe similaire est utilisé par des radars à impulsions qui génèrent des

impulsions trop longues pour bénéficier d'une bonne résolution en distance. Ces équipements modulent souvent le signal contenu dans l'impulsion afin d'améliorer leur résolution en distance. On parle alors de compression d'impulsion [1].

1.8.2 Radar secondaire

Avec ces radars, l'avion doit être équipé d'un transpondeur (transmetteur répondeur) qui répond à l'interrogation du radar en générant un signal codé. Cette réponse peut contenir beaucoup plus d'informations que celles qu'un radar primaire peut collecter (par exemple l'altitude, un code d'identification, ou encore un rapport de problème à bord comme une panne totale des radiocommunications).

1.9 Modélisation statistique du fouillis de mer

Historiquement, la problématique du traitement du signal radar est principalement fondée sur la théorie des probabilités. Cette dernière discipline représente le cadre naturel de la modélisation statistique du fouillis i.e., l'estimation des paramètres et la détection des objets.

Dans le domaine des radars, et afin de tenir compte de la nature aléatoire du fouillis de mer et de tirer parti des résultats obtenus dans le cadre de la théorie statistique de la décision, les radaristes ont opté pour une modélisation statistique du fouillis [21].

Les statistiques du fouillis de mer ne s'apparentent plus à une Gaussienne et les détecteurs utilisés dans les environnements Gaussiens ne sont alors plus adaptés. Le fouillis de la mer devient donc de nature statistique non-Gaussienne et son caractère impulsif engendre une augmentation significative du taux de fausses alarmes, (TFA). Les modèles statistiques non-Gaussiens furent proposés dès les années soixante pour modéliser l'amplitude du fouillis [21-22].

1.9.1 Notion de la modélisation statistique

Une grande partie du traitement de signal appliqué consiste, d'une certaine façon, à faire de la modélisation, de nature mathématique, permettant de rendre compte, d'une manière suffisamment générale, d'un phénomène donné, qu'il soit physique, économique ou autre. Le model considéré doit bien certainement être mis a la réalité. La modélisation statistique a pour but essentiel de préciser des lois de probabilité rendant compte des variations aléatoires de certains phénomènes, variations dues à des causes soit inconnues, soit impossible à mesurer. De même, elle consiste surtout à définir des outils appropriés

pour modéliser des données observées, en tenant compte de leur nature aléatoire. La modélisation statistique restera l'outil le plus privilégié pour dimensionner et prédire les performances de la prochaine génération de matériel [16].

1.9.2 Modélisation statistique du fouillis

La modélisation statistique de l'amplitude (ou l'intensité) du fouillis de la mer est une étape essentielle pour la détection de cibles en environnements maritimes. L'objectif de cette modélisation est de chercher la fonction de densité de probabilité (FDP) qui caractérise le plus parfaitement possible la distribution réelle de l'amplitude du fouillis. La FDP est notamment utilisée dans les algorithmes de détection tels que l'algorithme de taux constant de fausse alarme (Constant False Alarm Rate, CFAR). En fait, pour une probabilité de fausse alarme (P_{FA}) fixée, un seuil de détection est calculé à partir de la FDP estimée du fouillis afin de séparer la cible de ce dernier [23].

1.9.3 Fouillis de mer

Le fouillis de mer a fait l'objet d'études approfondies depuis le développement des systèmes maritimes aéroportés [24].

Pour un radar opérationnel, la rétrodiffusion du signal transmis par des éléments de la surface de la mer limite souvent la détection des retours provenant des navires, des aéronefs et des missiles, des bouées de navigation et d'autres cibles partageant la cellule de résolution radar avec la mer. Ces signaux interférant sont communément appelés fouillis de la mer.

Étant donné que la mer présente un visage dynamique et sans fin vers le radar, dans ce mémoire, nous nous sommes intéressés particulièrement au fouillis de mer. Ce dernier est l'ensemble des échos radar réfléchis par la surface de la mer. Dans le domaine des fouillis de mer, la difficulté majeure réside dans la détection des petites cibles (en termes de SER – Surface Équivalente du Radar) dans des états de la mer de plus en plus élevés. Le fouillis auquel on est confronté est fortement impulsif ou pointu.

Les fouillis de mer représentent des fluctuations statistiques qui sont décrites par une fonction densité de probabilité afin de caractériser l'amplitude du fouillis de mer. Sous certaines conditions générales, la somme d'un nombre x de variables aléatoires indépendant de même ordre de grandeur est une fonction de probabilité Gaussienne. Si cette variable aléatoire représente le fouillis de mer, alors les fluctuations statistiques de son enveloppe à la sortie du détecteur d'enveloppe suivent la distribution Rayleigh. Cette distribution est valable si la résolution du radar est relativement basse. A partir d'une certaine résolution, la

surface de la mer ne peut plus être considérée comme plane et de ce fait la SER par unité de surface change rapidement d'un point à un autre. La modélisation de ces fouillis forme une étape primordiale dans la conception de détecteurs radar robustes travaillant dans ce type de fouillis.

L'évolution dynamique de la mer peut être caractérisée par deux paramètres : son état et la direction des vagues. L'état de la mer prend en compte l'amplitude et la distance entre les vagues. Il existe deux types de vagues qui apparaissent à la surface de la mer : les vagues de capillarité et les vagues de gravité. Les vagues de capillarité représentent l'effet du vent et le speckle est la conséquence de ce type de vagues et il présente un temps de corrélation d'environ 10 ms à fréquence fixe et dé-corrélé par l'agilité de fréquence. Ces vagues sont superposées aux vagues de gravité, dont la conséquence est la composante « texture », et elles présentent des longueurs de corrélation beaucoup plus longues et elles ne sont pas décorrélées par l'agilité de fréquence [25].

Plusieurs travaux expérimentaux ont été réalisés sur les bases de données réelles pour étudier les propriétés statistique et spectrale du fouillis de mer. L'état de la mer est défini donc par ces deux types de vague. Le mécanisme de réflexion du signal radar à la surface de la mer est illustré sur la **Figure 1.12**.

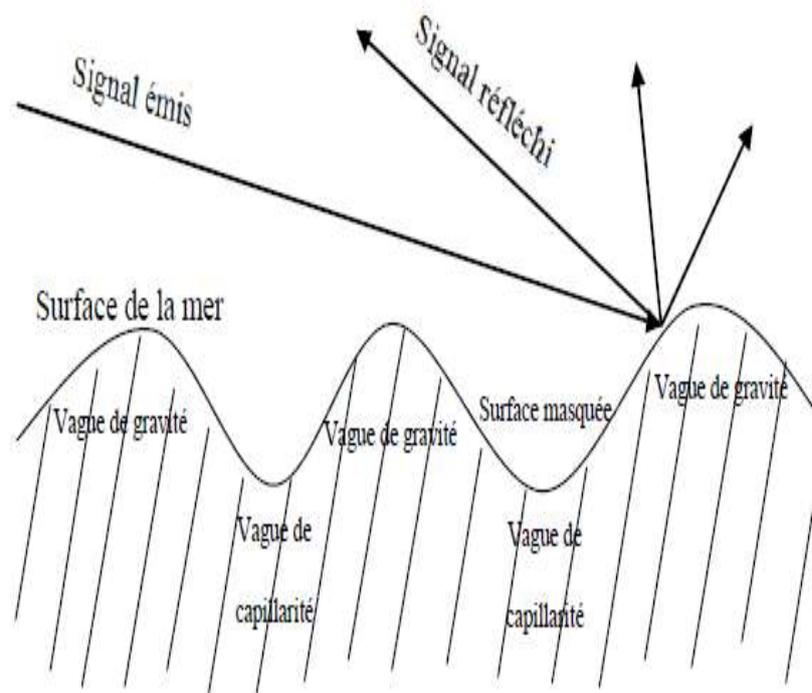


Figure 1.12. Mécanismes d'interaction du signal Radar (surface de la mer)

La modélisation du fouillis dépend de l'application radar en question et reste toujours un axe de recherche ouvert, car les modèles proposés jusqu'à ce jour donnent des performances de qualité variable [26].

1.8.4 Le Radar IPIX

Le radar IPIX est un radar expérimental de recherche à fort pouvoir de résolution et à quatre polarisations (HH, HV, VH et VV), situé à l'Est de « *la place polonaise* », Grimsby, Ontario, Canada. Il a été à l'origine développé en 1984 pour la détection des icebergs [27-28].

L'acronyme IPIX constitue l'abréviation de « *Ice multi Parameter Imaging X-Band* » Radar. Après les avancements réalisés entre 1993 et 1998, les données de haute résolution collectées par le radar IPIX sont devenues un benchmark pour examiner les algorithmes intelligents de détection. Par conséquent, la signification de

l'acronyme a été changée à « *Intelligent Pixel processing X-band* » Radar [28].

Le radar IPIX a été positionné à une hauteur de 20m au-dessus du niveau du lac d'Ontario et éclaire la zone avec un angle d'incidence faible. Ce dernier émet en bande de fréquence X (8–12 GHz) et fonctionne avec une fréquence de répétition d'impulsion de 1KHz. La largeur du faisceau d'antenne est de 0.9°, le nombre de cases distance (ou de cellule de résolution) est 34 et le nombre d'impulsions par case distance est 60 000. De plus, la base de données IPIX se compose de plusieurs fichiers de différentes résolutions en distance (30m, 15m et 3m) dont quelques uns ont été utilisés pour effectuer cette analyse expérimentale [29-30].

1.10 Les lois des distributions du fouillis

Les distributions associées aux modèles les plus utilisés dans la littérature radar par modélisation du fouillis de mer non-Gaussien de haute résolution sont :

1.10.1 Distribution de Rayleigh (Exponentielle)

Cette loi est fréquemment utilisée pour décrire l'enveloppe d'un processus de Gauss à bande étroite. D'où la PDF de $X = \sqrt{I^2 + Q^2}$ est donnée par [31]:

$$p(x) = \frac{2x}{b} \exp\left(-\frac{x^2}{b}\right); x > 0 \quad (1.12)$$

Où I et Q représentent respectivement la composante en phase et en quadrature de phase de l'enveloppe du signal radar reçu.

Généralement, les distributions de Rayleigh ou Exponentielle sont considérées pour la détection des avions noyés dans un milieu atmosphérique.

1.10.2 Distribution Weibull

C'est une loi de probabilité qui dépend de deux paramètres c et b qui sont respectivement le paramètre de forme et le paramètre d'échelle [19].

$$p(x) = \frac{c}{b} \left(\frac{x}{b}\right)^{c-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right) \quad (1.13)$$

La loi de Weibull a été largement utilisée pour représenter le fouillis de mer et du sol.

1.10.3 Distribution Log Normale

La distribution Log-normale est aussi une loi de probabilité à deux paramètres μ et σ qui sont respectivement la moyenne et l'écart type. Cette loi s'écrit comme [32].

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma x}} \exp\left(-\frac{(\ln(x)-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) ; x > 0 \quad (1.14)$$

La distribution Log-normale fut considérée dès les années soixante pour modéliser l'amplitude du clutter de la mer et du sol.

1.10.4 Distribution K

La loi K est une distribution Gaussienne composée formée à partir de deux composantes appelées « speckle » et « texture ». En comparant avec les modèles Weibull et Lognormal, le modèle K s'adapte mieux aux données réelles du radar à haute résolution [21].

$$p(x) = \frac{2b^v}{\Gamma(v)} \left(\frac{x}{b}\right)^{\frac{v-1}{2}} K_{v-1}(2\sqrt{bx}) , x > 0 \quad (1.15)$$

Avec b est le paramètre d'échelle, v est le paramètre de forme et $K(.)$ est la fonction de Bessel modifiée de deuxième espèce d'ordre $v - 1$.

1.10.5 Distribution de Pareto Généralisée (GP)

La distribution GP est définie par un paramètre de forme α et un facteur d'échelle c .

$$p(x) = \frac{\alpha c^\alpha}{(x+c)^{\alpha+1}} , x > 0 \quad (1.16)$$

Cette distribution ajuste mieux les échos de la mer provenant du radar à haute résolution [33].

1.10.6 Distribution de Pareto

La distribution de Pareto (ou de première espèce) a été validée récemment comme un modèle statistique pour les échos (retours du fouillis) de la mer à haute résolution. Elle est définie par deux paramètres: un paramètre de forme α et un facteur d'échelle β . La FDP correspondante est donnée par [34].

$$p(x) = \frac{\alpha \beta^\alpha}{x^{\alpha+1}} , x > 0 \quad (1.17)$$

1.11 Théorie de la décision

Le simple fait d'observer un signal écho dans le récepteur d'un radar, ce dernier indique directement et prend une décision importante de la présence ou l'absence de la cible. Cette opération peut donner une définition à la détection, de la on peut dire que la décision correspond à un processus de choix. Une fois la réception du signal écho qui ne peut pas être détaché du fouillis (ou du bruit thermique) qui s'inscrit dans le cadre de la théorie statique de la décision en raison de la nature aléatoire [16]. Parvient à la tache du traitement de ce signal qui suit les étapes suivante :

- Calculer le seuil de détection qui suit la variation de la puissance fouillis.
- Des que le seuil de détection est obtenu une comparaison du signal récent $s(t)$ avec ce seuil de détection.

La présence de la cible est déclarée lorsque le signal reçus (signal plus fouillis) dépasse ce seuil, dans le cas contraire ou le signal ne dépasse pas le seuil nous observons l'absence de la cible [35].

Les performances du radar sont données par quatre décisions :

Le premier événement appelée détection, ce qui représente la décision ou la cible présente lorsque la cible est réellement présente, ce dernier est associée à la probabilité qui donne la probabilité de détection P_D .

Dans le deuxième cas la décision possible où la cible absente lorsque la cible est présente, elle appelée la probabilité de non détection P_M (Probability of Miss), cette événement est réalisé lorsque le premier cas n'est réaliser alors sa probabilité est $1-P_D$ [35].

Le troisième cas: appelé une fausse alarme où la cible présente lorsque la cible est absente sa probabilité est P_{FA} (probabilité de fausse alarme).

Le dernier cas où la cible absente lorsque la cible est absente. Elle est réalisée lorsque le troisième cas n'est pas réalisé avec sa probabilité $1-P_{FA}$ [35].

Le récepteur prend un des quatre événements cités précédemment qui sont basé sur les observations.

1.12 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné un aperçu sur des radars, en particulier des radars en milieu marin. Nous avons listé aussi les distributions les plus populaires utilisées dans les radars marins, tels que la distribution K, la distribution Weibull, la distribution Pareto, la distribution Pareto Généralisée ...etc. Nous avons enfin présenté les PDF pouvant modéliser le fouillis de la mer qui seront utilisé dans les chapitres suivants.

Modélisation du fouillis de mer en utilisant la Distribution de Pareto Généralisée Fractionnaire

Résumé

Dans ce chapitre, nous présentons un modèle de fouillis radar obtenu de la différenciation fractionnaire de la distribution gaussienne composée avec une texture gamma inverse. Différentes étapes du calcul fractionnaire sont menées pour obtenir la nouvelle distribution et la fonction de distribution cumulative (FDC) avec ordre fractionnaire. Pour étudier l'ajustement du modèle statistique proposé aux données réelles, la méthode d'estimation d'ajustement de courbe basée sur l'algorithme de Nelder-Mead est utilisée pour optimiser le paramètre de forme, le paramètre d'échelle et l'ordre de dérivation fractionnaire. Par rapport au modèle de Pareto généralisé avec l'estimateur du maximum de vraisemblance, il est montré que la fonction de densité de probabilité fractionnaire (FDP) proposée modélise bien la queue des données réelles IPIX, en particulier lorsque des résolutions basses et moyennes sont utilisées.

Sommaire du chapitre :

2. 1	Introduction	36
2. 2	La Distribution de Pareto Généralisée	37
2.3	La Distribution de Pareto généralisée fractionnaire	37
2. 4	Modélisation et discussions	39
2. 4.1	L'Algorithme de N-M	39
2. 4.2	L'application des données IPIX	40
2. 5	Conclusion	54

2.1 Introduction

Dans les applications de détection radar, il est important de sélectionner la meilleure distribution statistique du fouillis pour construire des algorithmes de détection de cible appropriés. Les retours de signal des cibles radar sont généralement noyés dans le bruit thermique et le fouillis. Les détecteurs CFAR (Constant False Alarm Rate) ont été développés pour maintenir la valeur de la probabilité de fausses alarmes à un niveau souhaité lorsque le niveau de fouillis varie. Ceci est effectué en comparant les retours radar à un seuil adaptatif déterminé à partir d'un groupe de cellules de référence entourant la cellule étudiée [36]. Les radars sont généralement placés dans des zones isolées comme les mers, les océans, les zones reculées, etc. Ainsi, lorsque le radar est placé près de la mer, des échos de mer sont rencontrés [37]. Le fouillis de mer est défini comme des échos radar inévitables et indésirables depuis la surface de la mer, ce qui rend difficile la détection des cibles recherchées. La nature de l'écho radar de la mer dépend de la forme de la surface de la mer. Cette forme, ou la rugosité, de la mer dépend principalement du vent. Le fouillis de mer est également affecté par les contaminants qui modifient la tension superficielle de l'eau et la température de l'eau par rapport à l'air.

A partir de la littérature ouverte, plusieurs distributions ont été proposées pour modéliser les statistiques des données acquises à partir de différents environnements tels que la distribution de Weibull, la distribution log-normale, la distribution Gamma, la distribution K et la distribution de Pareto. La distribution de Pareto généralisée est obtenue en composant le speckle et la texture avec des distributions exponentielle et gamma inverse respectivement. Récemment, un modèle basé sur l'ordre fractionnaire de la distribution de Pareto est proposé [38].

Afin d'améliorer l'ajustement de la queue aux données réelles, ce travail propose un modèle pour le fouillis radar dérivé de la différenciation fractionnaire de la distribution gaussienne composée avec une texture gamma inverse. Différentes étapes du calcul fractionnaire sont menées pour obtenir la nouvelle distribution et la CDF avec un ordre fractionnaire. Pour étudier l'ajustement du modèle statistique proposé aux données réelles, la méthode d'estimation d'ajustement de courbe basée sur l'algorithme de Nelder-Mead est utilisée pour optimiser le paramètre de forme, le paramètre d'échelle et l'ordre de dérivée fractionnaire. Par rapport au modèle de Pareto généralisé avec estimateur du maximum de vraisemblance, il est montré que la PDF de la distribution fractionnaire proposée modélise bien la queue des données réelles IPIX, en particulier lorsque les résolutions de portée sont basses et moyennes.

2.2 La Distribution de Pareto Généralisée

La distribution de Pareto Généralisée (GP) est caractérisée par deux paramètres ; α le paramètre de forme et β le paramètre d'échelle. La FDP est donnée par :

$$f_X(x) = \frac{\alpha\beta^\alpha}{(x+\beta)^{\alpha+1}} \quad (2.1)$$

Et la FDC est donnée par :

$$F_X(x) = 1 - \left(\frac{\beta}{x+\beta}\right)^\alpha \quad (2.2)$$

2.3 La Distribution de Pareto généralisée fractionnaire

A partir de (2.1) et (2.2) et d'après [38] pour $P \in \mathbb{R}$, les dérivées fractionnaires d'un monôme sont obtenues par :

$$\frac{d^P}{dx^P} [x^\alpha] \equiv D_X^P [x^\alpha] = \frac{\Gamma(\alpha+1)}{\Gamma(\alpha+1-P)} x^{(\alpha-P)} \quad (2.3)$$

$$\frac{d^P}{dx^P} [x^{-\alpha}] \equiv D_X^P [x^{-\alpha}] = (-1)^P \frac{\Gamma(\alpha+P)}{\Gamma(\alpha)} x^{-(P+\alpha)} \quad (2.4)$$

Si on pose $(x + \beta) = x$ dans (2.3) et (2.4) où β est une constante, on obtient

$$D_X^P [(x + \beta)^\alpha] = \frac{\Gamma(\alpha+1)}{\Gamma(\alpha+1-P)} (x + \beta)^{(\alpha-P)} \quad (2.5)$$

$$D_X^P [(x + \beta)^{-\alpha}] = (-1)^P \frac{\Gamma(\alpha+P)}{\Gamma(\alpha)} (x + \beta)^{-(P+\alpha)} \quad (2.6)$$

A partir de la dérivée de (2.2) « la dérivée de la FDC » et en utilisant (2.5) et (2.6), on trouve :

$$D_X^P F_X(x) = \frac{(x+\beta)^{-P}}{\Gamma(1-P)} - \beta^\alpha e^{iP\pi} \frac{\Gamma(P+\alpha)}{\Gamma(\alpha)} (x + \beta)^{-(P+\alpha)} \quad (2.7)$$

D'après (2.7) pour $P=0$, on obtient le FDC de la distribution GP et pour $P=1$ on obtient leur FDP ; et on sait que :

$$e^{iP\pi} = \cos(P\pi) + j \sin(P\pi) \quad (2.8)$$

En remplaçant (2.8) dans (2.7), on obtient

$$D_X^P F_X(x) = \left[\frac{(x+\beta)^{-P}}{\Gamma(1-P)} - \frac{\beta^\alpha \cos(P\pi)\Gamma(P+\alpha)}{\Gamma(\alpha)} \right]^{-(P+\alpha)} - \beta^\alpha j \frac{\sin(P\pi)\Gamma(P+\alpha)}{\Gamma(\alpha)} (x+\beta)^{-(P+\alpha)} \quad (2.9)$$

Pour obtenir la FDP de la distribution Pareto généralisé avec ordre fractionnaire, nous calculons P(x) comme :

$$P(x) = \frac{|D_X^P F_X(x)|^2}{\int_0^{+\infty} |D_X^P F_X(x)|^2 dx} \quad (2.10)$$

Puis, on calcule le module de $D_X^P F_X(x)$:

$$|D_X^P F_X(x)|^2 = \frac{(x+\beta)^{-2P}}{\Gamma^2(1-P)} + \beta^{2\alpha} \frac{\Gamma^2(P+\alpha)(x+\beta)^{-2(P+\alpha)}}{\Gamma^2(\alpha)} - 2\beta^\alpha \frac{\cos(P\pi)\Gamma(P+\alpha)(x+\beta)^{-(2P+\alpha)}}{\Gamma(1-P)\Gamma(\alpha)} \quad (2.11)$$

Le calcul de l'intégrale du module de $D_X^P F_X(x)$ donne:

$$\int_0^{+\infty} |D_X^P F_X(x)|^2 dx = \frac{1}{\Gamma^2(1-P)} \frac{\beta^{-2P+1}}{2P-1} + \beta^{2\alpha} \frac{\Gamma^2(P+\alpha) \beta^{-2(P+\alpha)+1}}{\Gamma^2(\alpha) 2(P+\alpha)-1} - 2\beta^\alpha \frac{\cos(P\pi)\Gamma(P+\alpha) \beta^{-(2P+\alpha)+1}}{\Gamma(1-P)\Gamma(\alpha) (2P+\alpha)-1} \quad (2.12)$$

En remplaçant (2.11) et (2.12) dans (2.10) on obtient :

$$P(x) = \frac{\beta^{-2P+1}}{2P-1} (x+\beta)^{-2P} + \frac{\beta^{-2(P+\alpha)+1}}{2(P+\alpha)-1} (x+\beta)^{-2(P+\alpha)} + \frac{\beta^{-(2P+\alpha)+1}}{(2P+\alpha)-1} (x+\beta)^{-(2P+\alpha)} \quad (2.13)$$

Où λ est :

$$\lambda = \left[\frac{\beta^{-2P+1}}{2P-1} + \frac{\beta^{-2(P+\alpha)+1}}{2(P+\alpha)-1} + \frac{\beta^{-(2P+\alpha)+1}}{(2P+\alpha)-1} \right]^{-1} \quad (2.14)$$

La FDP de la distribution FGP est de la forme:

$$P(x) = \lambda [(x+\beta)^{-2P} + (x+\beta)^{-2(P+\alpha)} + (x+\beta)^{-(2P+\alpha)}] \quad (2.15)$$

L'intégrale de la FDP de Pareto généralisé donne la FDC

$$C(x) = \int_0^x \lambda [(y + \beta)^{-2P} + (y + \beta)^{-2(P+\alpha)} + (y + \beta)^{-(2P+\alpha)}] dy \quad (2.16)$$

$$C(x) = \lambda [\int_0^x (y + \beta)^{-2P} dy + \int_0^x (y + \beta)^{-2(P+\alpha)} dy + \int_0^x (y + \beta)^{-(2P+\alpha)} dy] \quad (2.17)$$

La FDC de la distribution FGP est donc donnée par :

$$C(x) = \frac{(x+\beta)^{-2P+1}}{1-2P} + \frac{(x+\beta)^{-2(P+\alpha)+1}}{1-2(P+\alpha)} + \frac{(x+\beta)^{-(2P+\alpha)+1}}{1-(2P+\alpha)} \quad (2.18)$$

Il ressort clairement de (2.15) et (2.18) que les FDP et FDC de la distribution FGP dépendent de trois paramètres.

2.4 Modélisation et discussions

Dans cette section, nous comparons les performances du modèle fractionnaire proposé (FGP) donné par (2.18) par rapport au modèle de Pareto généralisé existant. Trois résolutions des données réelles IPIX (3m, 15m et 30m) sont testées où l'algorithme N-M est utilisé pour obtenir les valeurs des paramètres après optimisation des résidus entre les FDC complémentaires (FDCC) réels et théoriques.

2. 4.1 L'Algorithme de N-M

L'algorithme de recherche simplex N-M est une méthode très populaire de recherche directe et aussi l'un des algorithmes les plus connus pour l'optimisation multidimensionnelle sans contrainte. Cette méthode ne nécessite aucune information dérivée (explicite ou implicite). Cela le rend approprié pour les problèmes avec des fonctions non lisses.

La méthode N-M tente de minimiser une fonction non linéaire à valeur scalaire de n variables en utilisant uniquement des valeurs de fonction à certains points de l'espace à n dimensions. Généralement, l'algorithme de base est assez simple à comprendre et très facile à utiliser. Aujourd'hui, avec l'utilisation croissante des ordinateurs, il est largement utilisé pour ajuster les données expérimentales et résoudre l'estimation des paramètres ou des problèmes statistiques similaires, où les valeurs des fonctions sont incertaines ou sujettes au bruit. Il peut également être utilisé pour des problèmes avec des fonctions discontinues, qui se produisent fréquemment en statistique et en mathématiques expérimentales [39].

2. 4.2 L'application des données IPIX

Le radar a été développé à l'origine pour la détection des icebergs, et IPIX était l'abréviation de « Ice Multi Parameter Imaging X-Band Radar ». Après des améliorations majeures entre 1993 et 1998, les données haute résolution mesurées par le radar sont devenues une référence pour tester les algorithmes de détection intelligents, et la signification de l'acronyme a changé en conséquence en « Intelligent PIXel Processing Radar » [40].

Pour illustrer l'efficacité du modèle proposé basé sur la différenciation fractionnaire de la distribution GP, nous avons estimé trois paramètres en utilisant la méthode d'ajustement de courbe « Curve Fitting » au moyen de l'algorithme N-M. A la sortie du détecteur quadratique, 60000 échantillons de la base de données IPIX sont utilisés dans chaque résolution de 3m, 15m ou 30m. L'erreur quadratique moyenne (MSE) est considérée comme la fonction de fitness (fonction objective) dans l'algorithme N-M.

Les **Figures 2.1, 2.2, 2.3 et 2.4** montrent l'ajustement de la courbe des données réelles aux distributions GP et FGP pour la résolution 30m. Pour la polarisation verticale nous avons considéré la cellule 7 et la cellule 19 et pour la polarisation horizontale, nous avons considéré la cellule 24 et la cellule 9. Il est clair que la FDP de la distribution FGP est très proche de la FDP réel que la FDP de la distribution GP et cela est confirmé par le **Tableau 2.1** où l'on note que la MSE de la FGP est inférieure à la MSE de GP. Cela signifie que la distribution FGP s'ajuste mieux aux données réelles que la GP.

Sur les **Figures 2.5, 2.6, 2.7 et 2.8**, nous avons appliqué le même algorithme mais pour la résolution 15m. Pour la polarisation verticale, nous avons considéré la cellule 4 et la cellule 23 et pour la polarisation horizontale, nous avons considéré la cellule 6 et la cellule 14. Le même schéma peut être observé et à nouveau à partir du **Tableau 2.1**, la MSE de la distribution FGP est inférieure à la MSE de la distribution GP pour cette résolution. Ainsi, pour cette résolution, le modèle FGP s'adapte mieux aux données réelles que le modèle GP pour toutes les situations considérées.

Les derniers tests ont été effectués pour une résolution de 3m. Pour la

polarisation verticale, nous avons considéré la cellule 1 et la cellule 32 et pour la polarisation horizontale, nous avons considéré la cellule 28 et la cellule 5. D'après les **Figures 2.9, 2.10, 2.11 et 2.12** et le **Tableau 2.1**, nous remarquons que la MSE de la distribution FGP est plus élevée dans la plupart des cas que la MSE de la distribution GP, ce qui signifie que pour cette résolution, la distribution GP correspond mieux aux données réelles que la distribution FGP proposée.

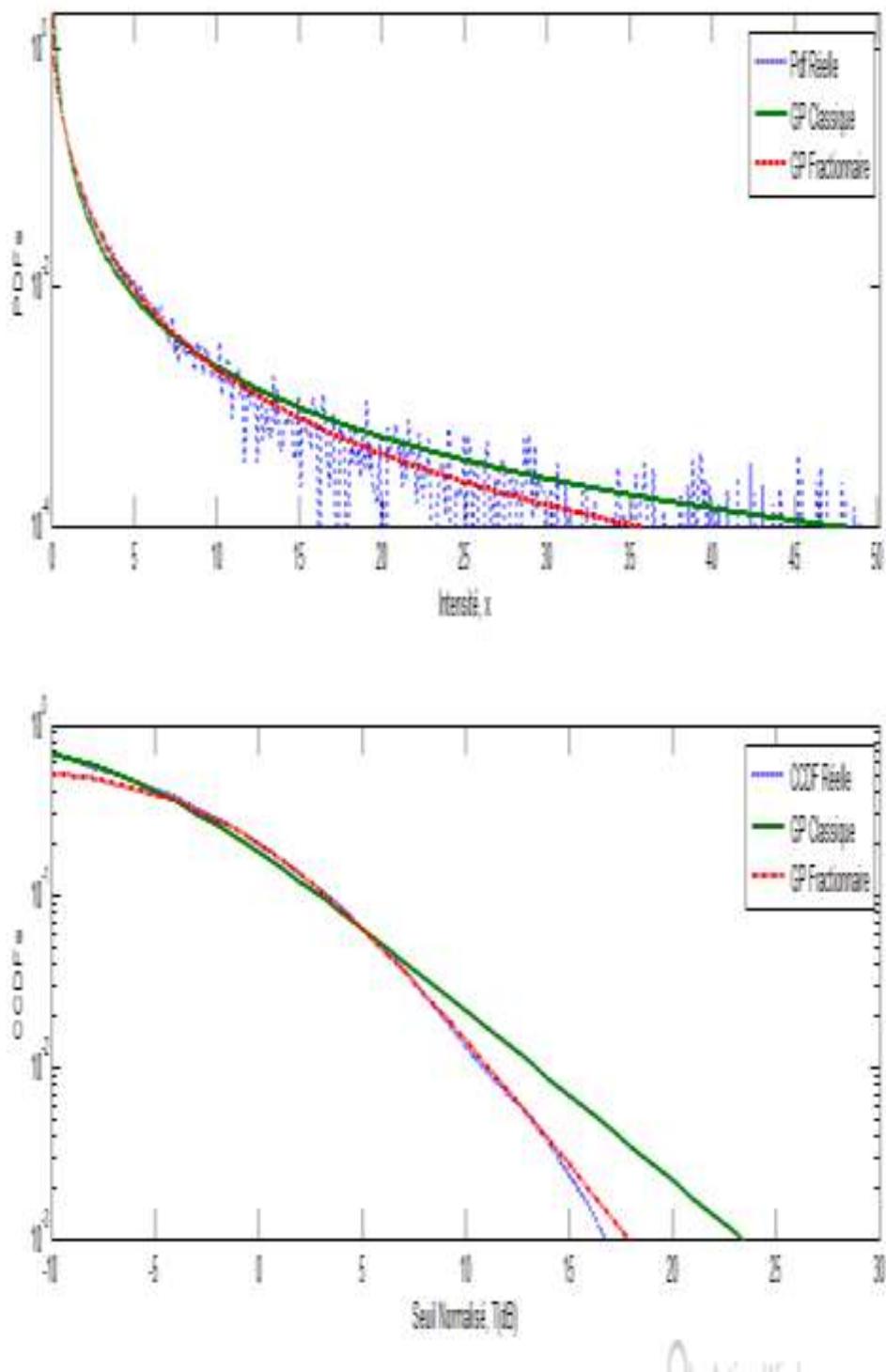


Figure 2. 1 Comparaison entre l'ajustement de la FDP et FDCC Réelle aux modèles GP et FGP à l'aide de données IPIX avec une résolution de 30 m, une polarisation d'antenne HH et la cellule de portée 24.

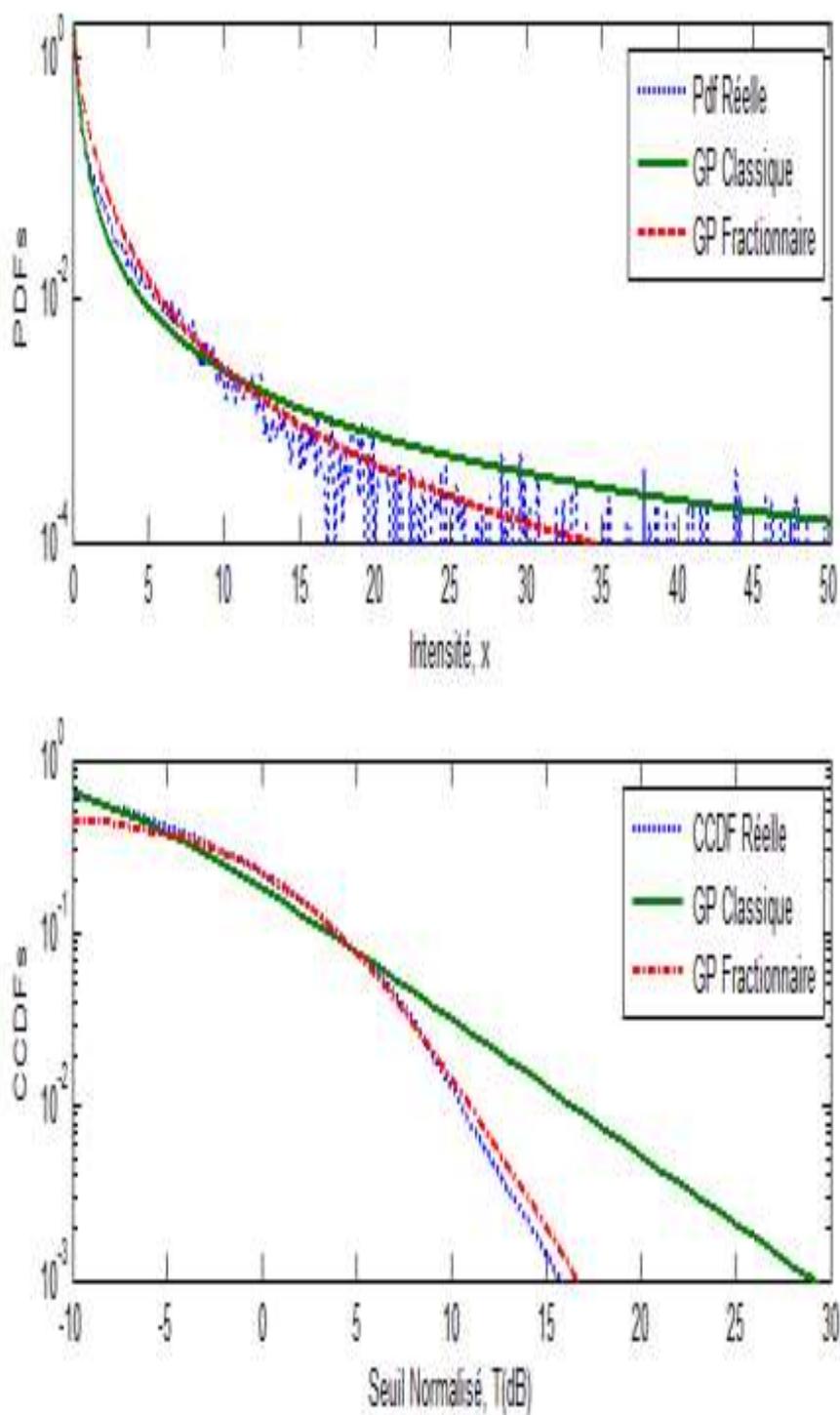


Figure 2. 2 Comparaison entre l'ajustement de la FDP et FDCC Réelle aux modèles GP et FGP à l'aide de données IPIX avec une résolution de 30 m, une polarisation d'antenne HH et la cellule de portée 9.

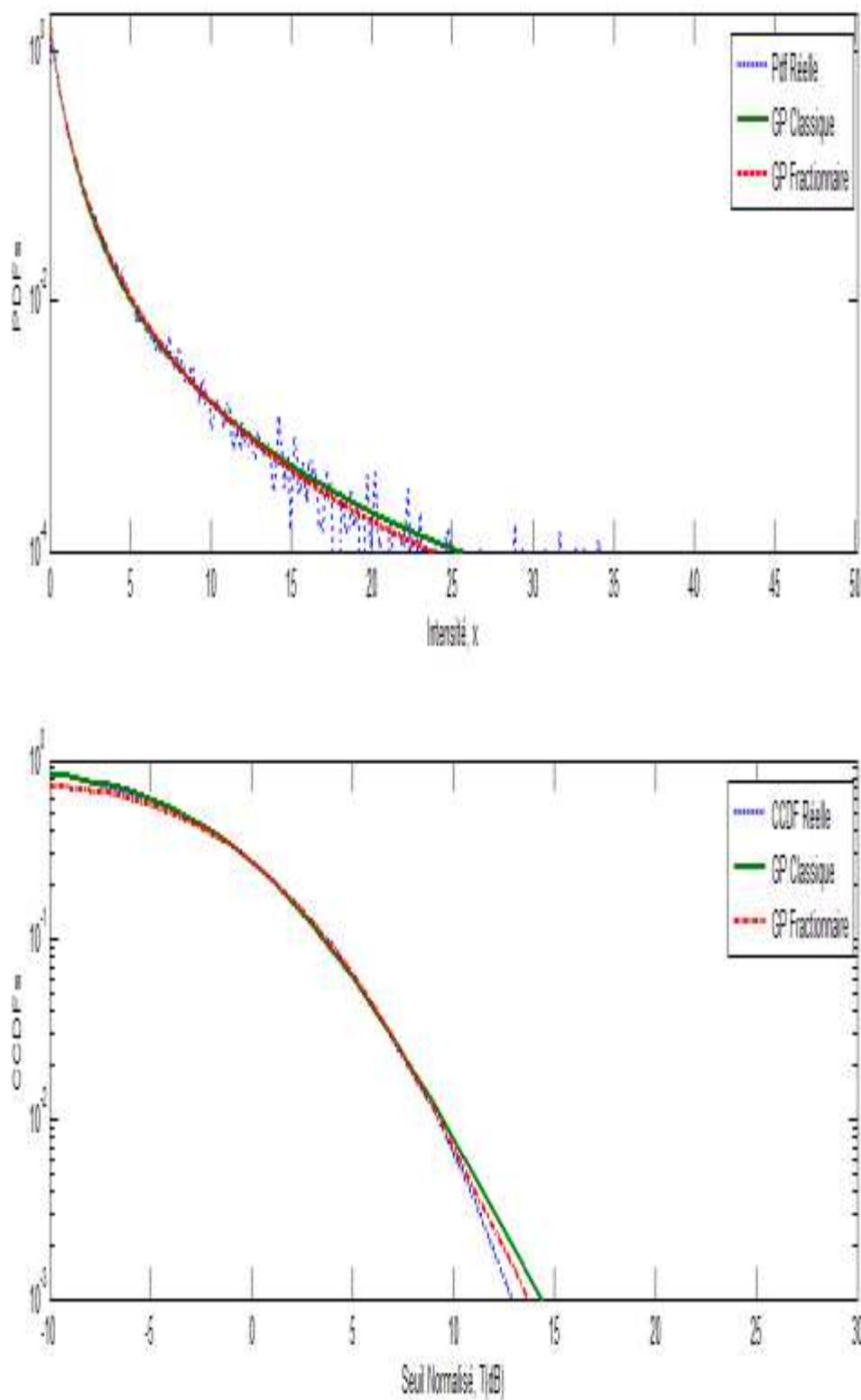


Figure 2.3 Comparaison entre l'ajustement de la FDP et FDCC Réelle aux modèles GP et FGP à l'aide de données IPIX avec une résolution de 30 m, une polarisation d'antenne VV et la cellule de portée 7.

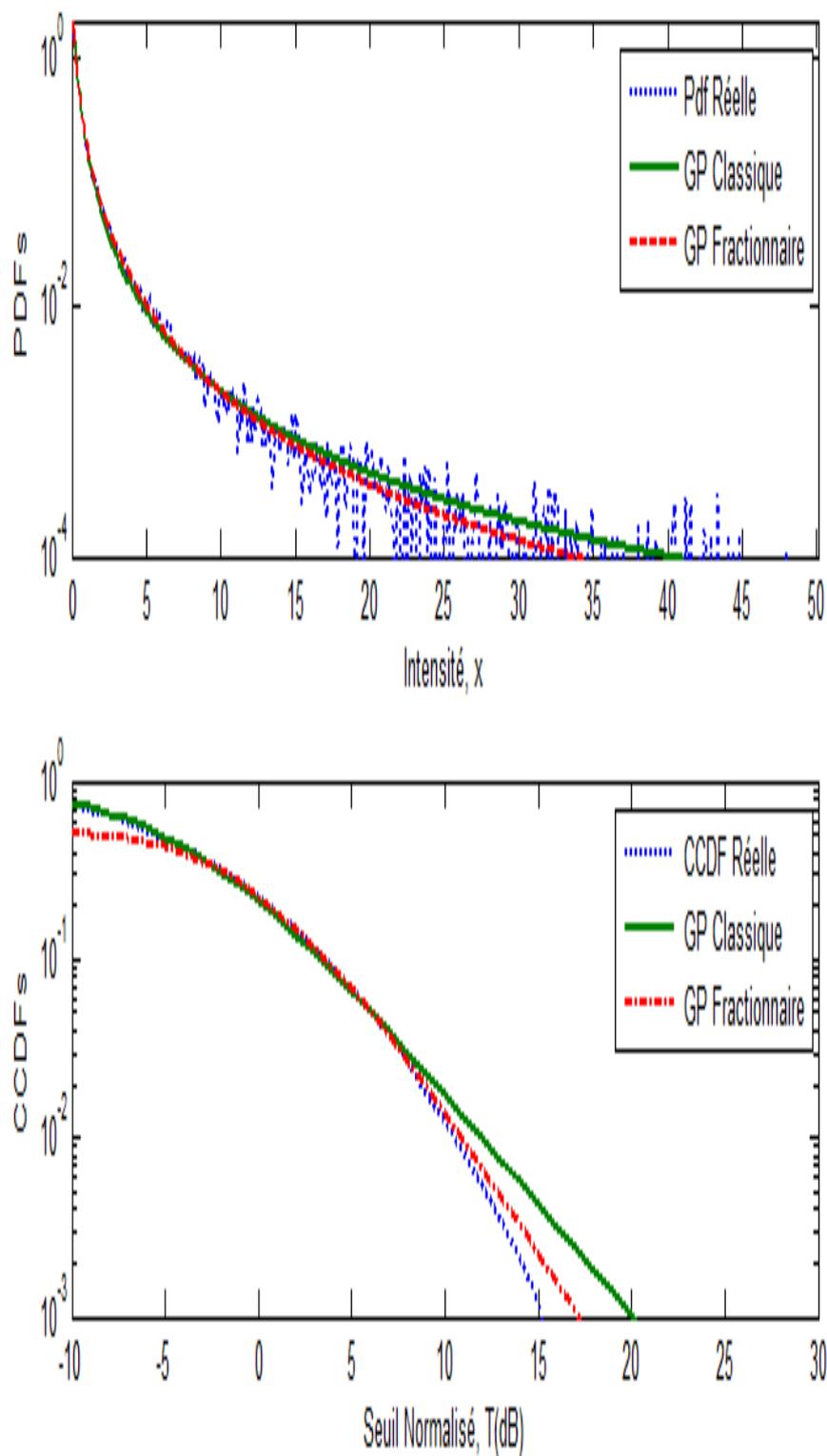


Figure 2. 4 Comparaison entre l'ajustement de la FDP et FDCC Réelle aux modèles GP et FGP à l'aide de données IPIX avec une résolution de 30 m, une polarisation d'antenne VV et la cellule de portée 19.

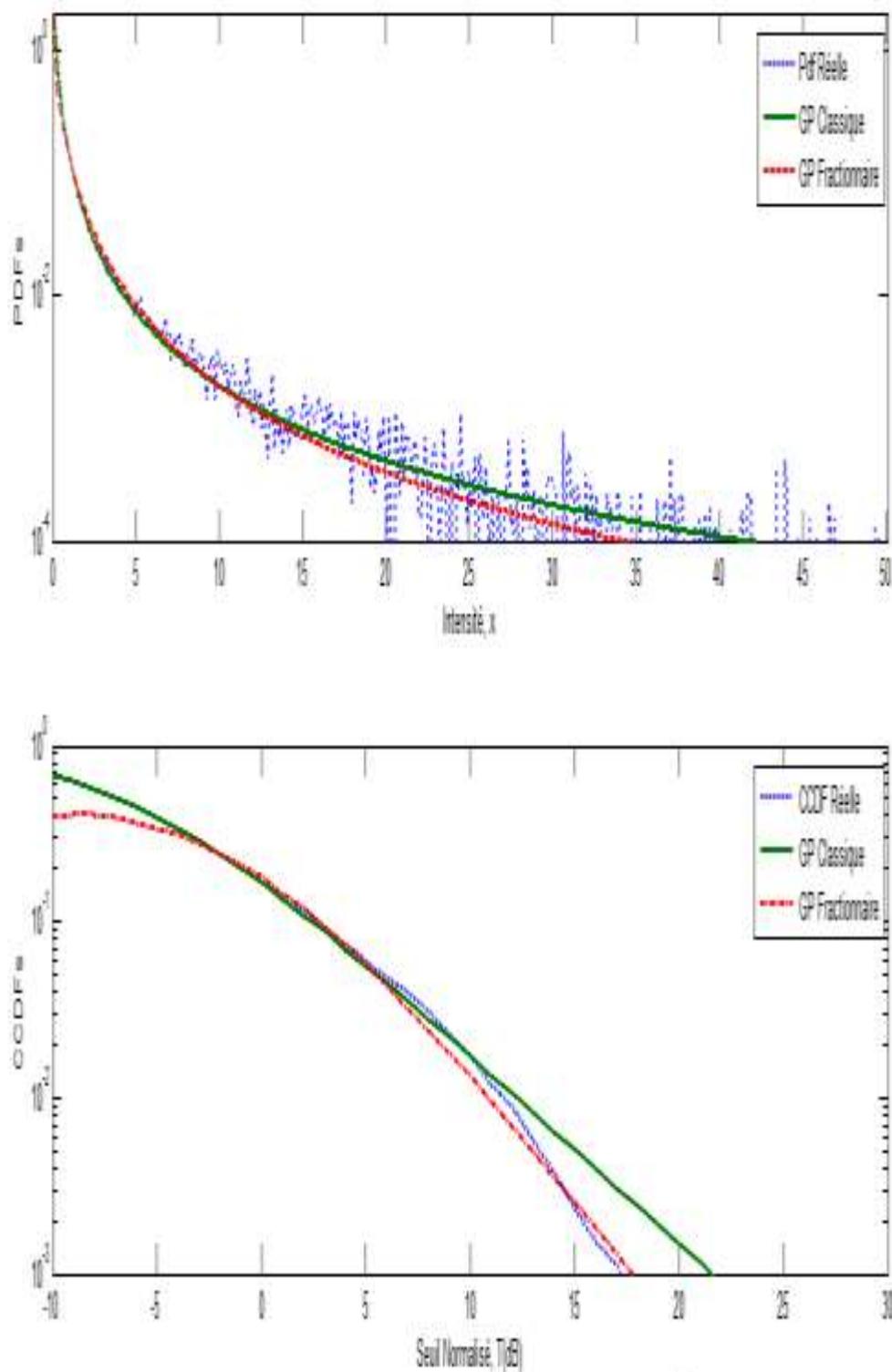


Figure 2. 5 Comparaison entre l'ajustement de la FDP et FDCC Réelle aux modèles GP et FGP à l'aide de données IPIX avec une résolution de 15 m, une polarisation d'antenne HH et la cellule de portée 6.

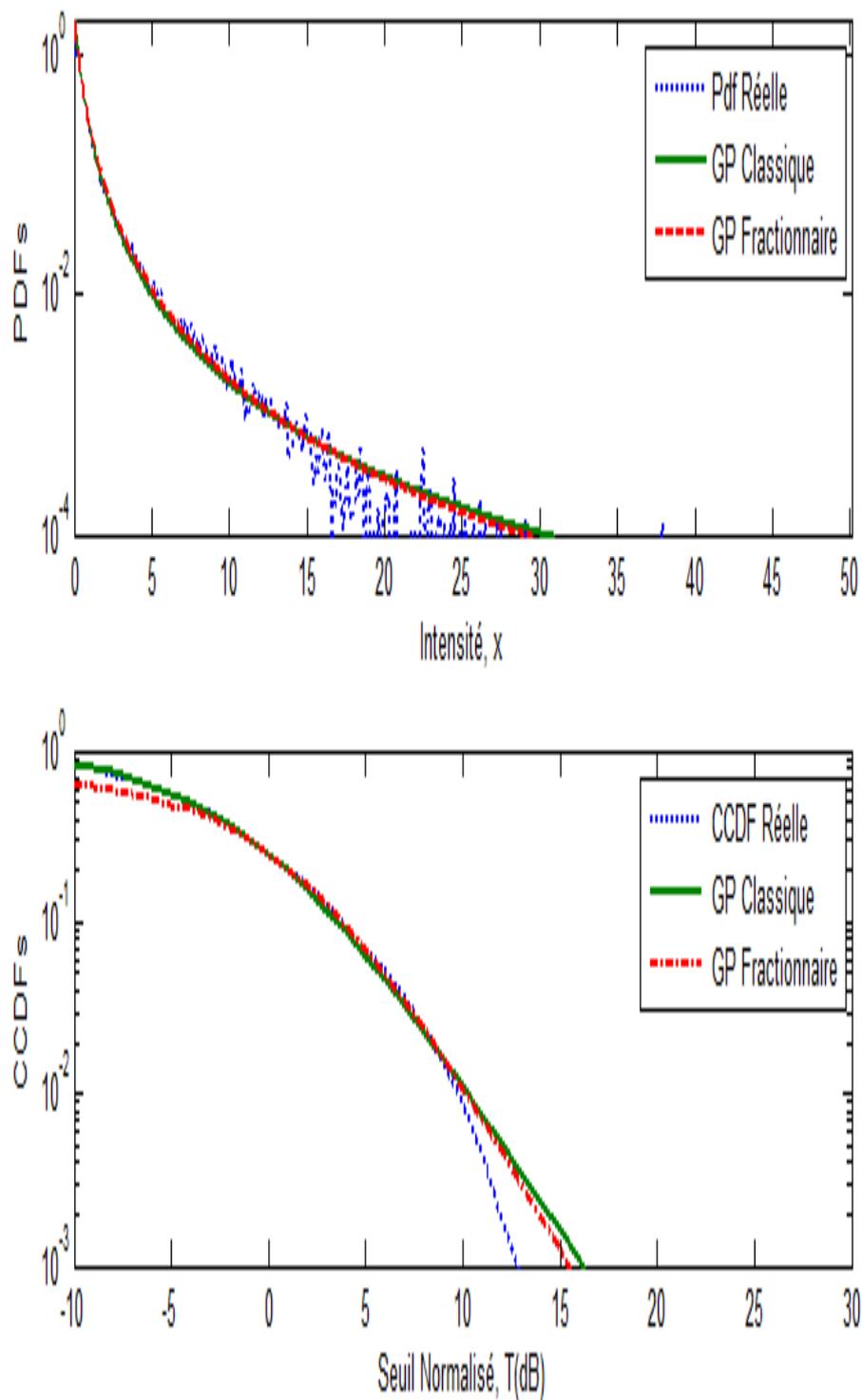


Figure 2. 6 Comparaison entre l'ajustement de la FDP et FDCC Réelle aux modèles GP et FGP à l'aide de données IPIX avec une résolution de 15 m, une polarisation d'antenne HH et la cellule de portée 14.

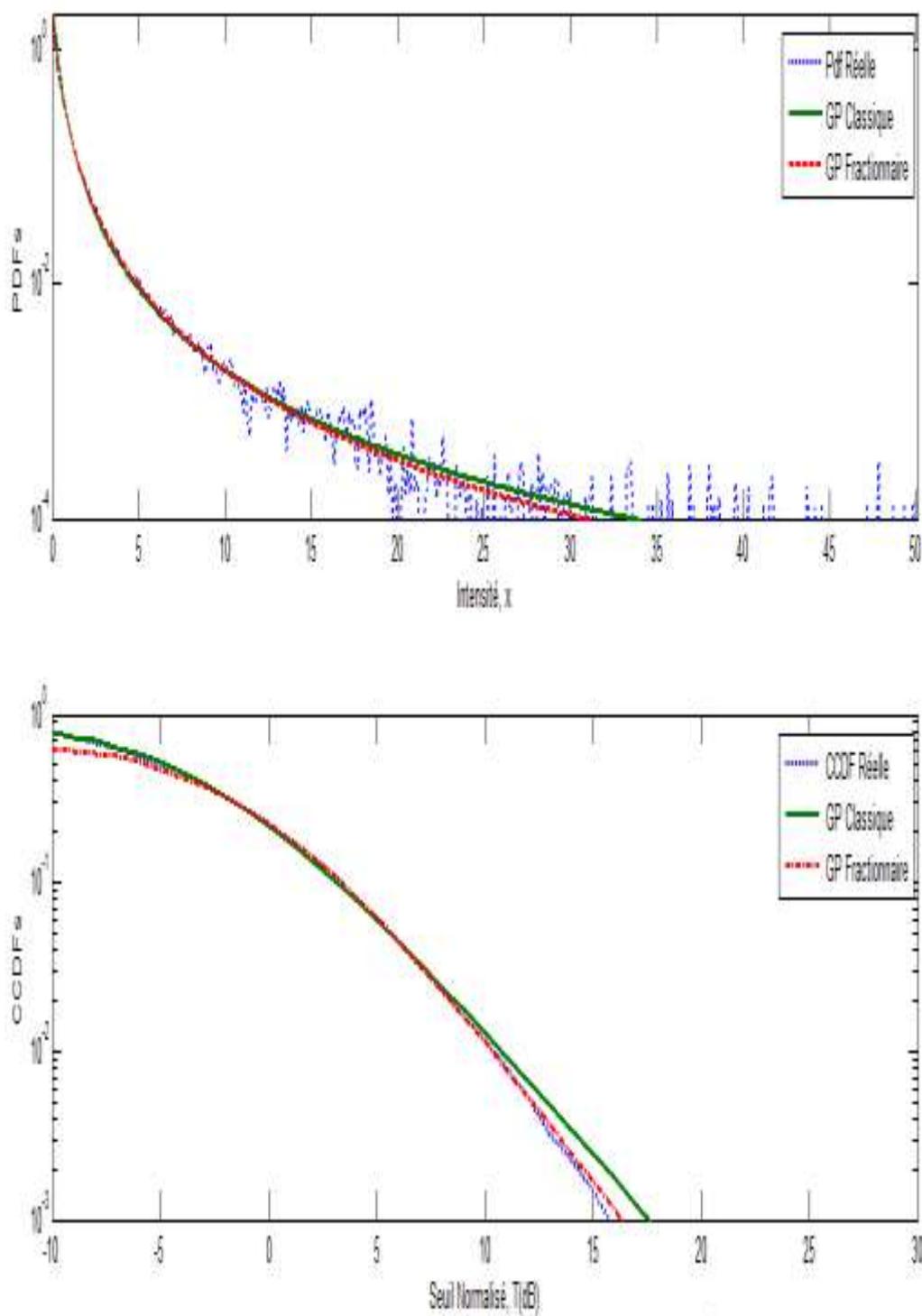


Figure 2. 7 Comparaison entre l'ajustement de la FDP et FDCC Réelle aux modèles GP et FGP à l'aide de données IPIX avec une résolution de 15 m, une polarisation d'antenne VV et la cellule de portée 4.

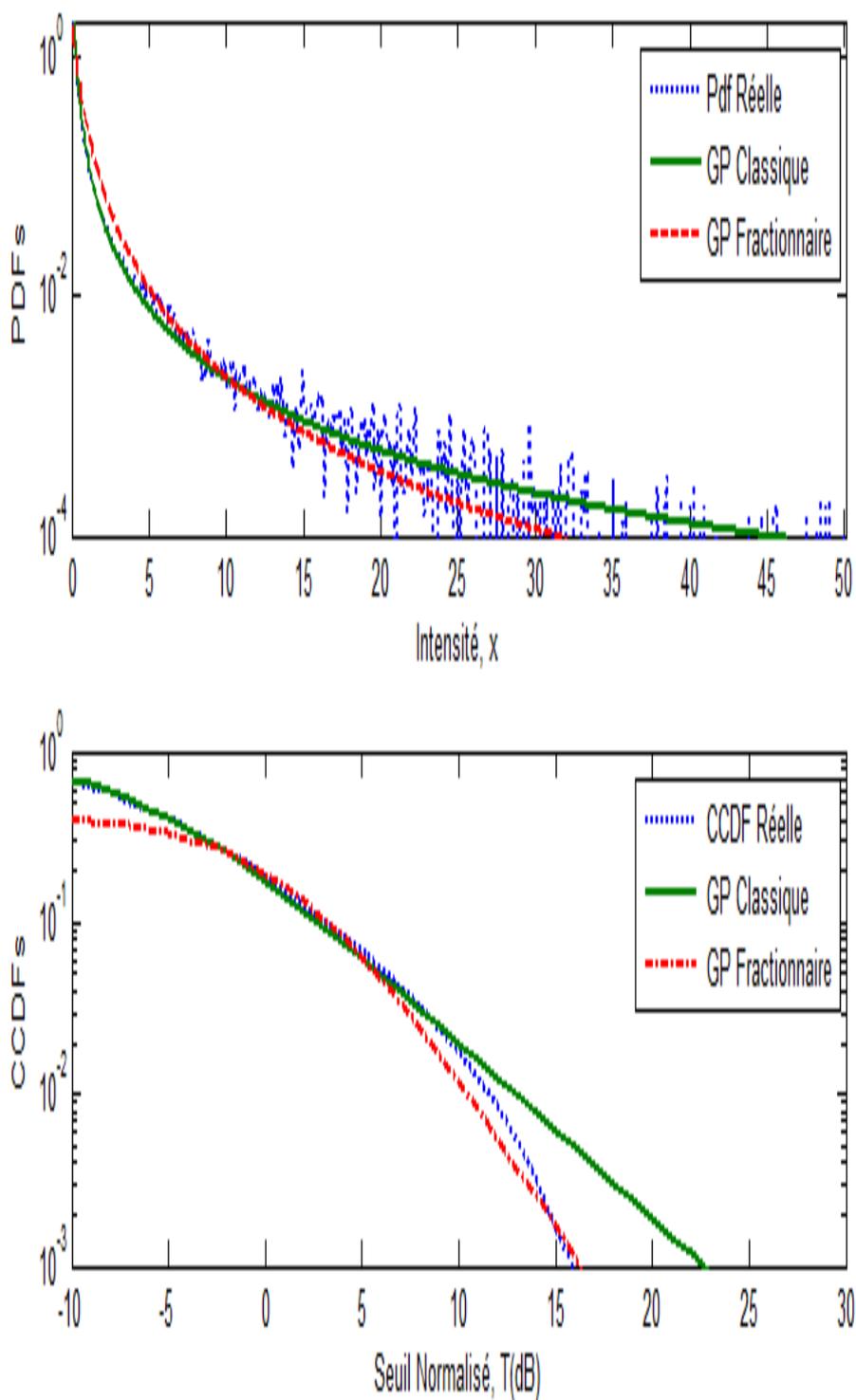


Figure 2. 8 Comparaison entre l'ajustement de la FDP et FDCC Réelle aux modèles GP et FGP à l'aide de données IPIX avec une résolution de 15 m, une polarisation d'antenne VV et la cellule de portée 23.

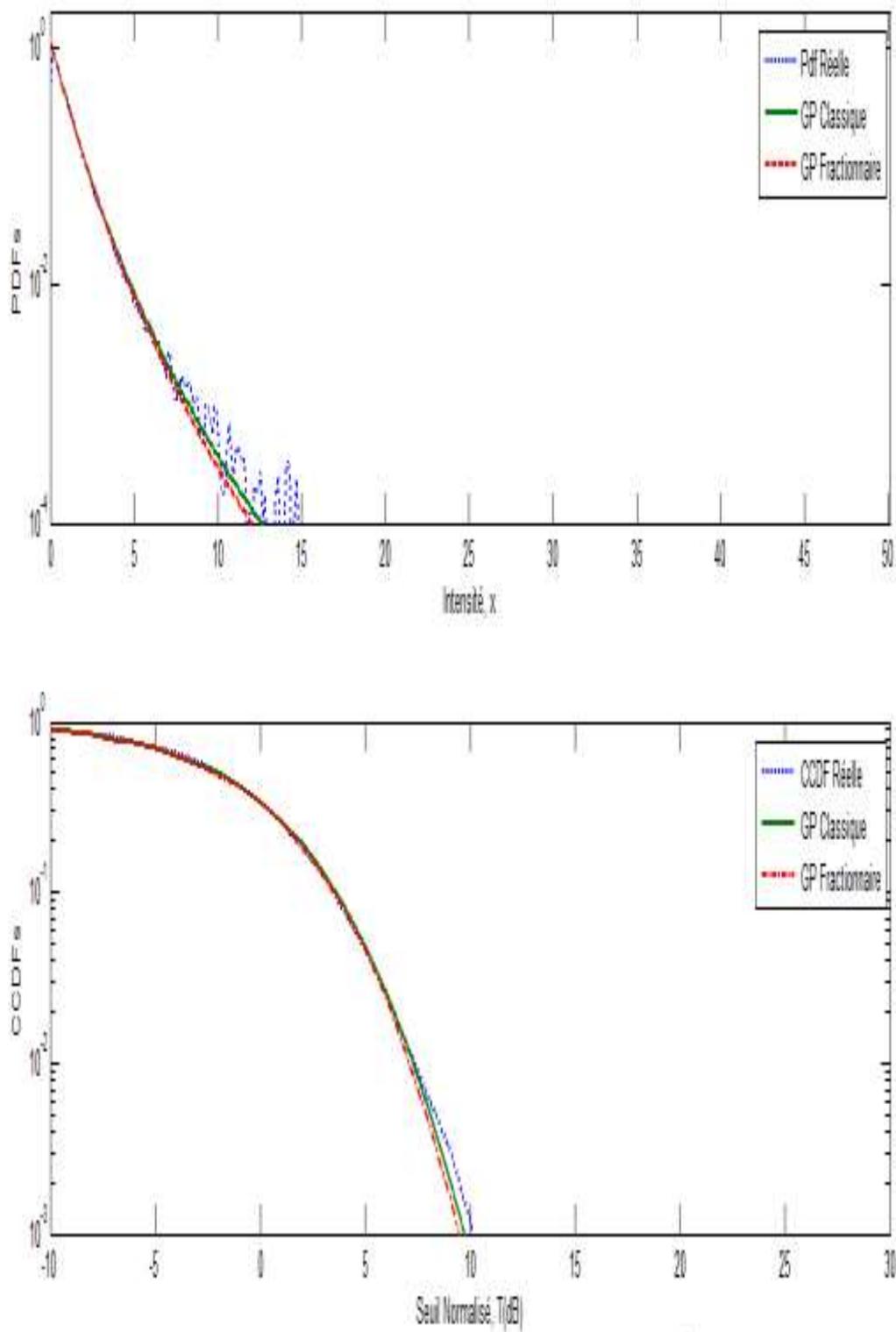


Figure 2. 9 Comparaison entre l'ajustement de la FDP et FDCC Réelle aux modèles GP et FGP à l'aide de données IPIX avec une résolution de 3 m, une polarisation d'antenne HH et la cellule de portée 28.

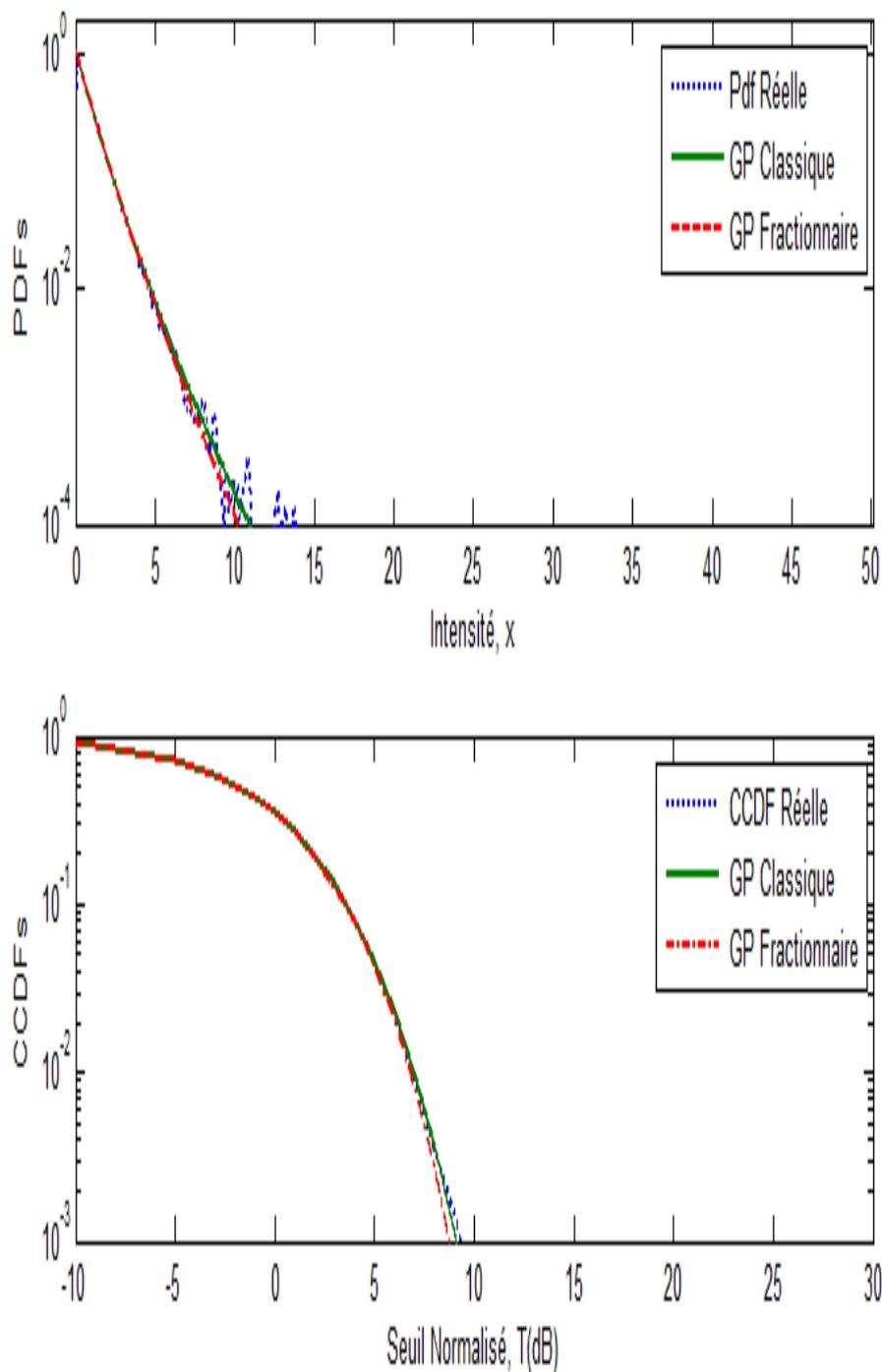


Figure 2. 10 Comparaison entre l'ajustement de la FDP et FDCC Réelle aux modèles GP et FGP à l'aide de données IPIX avec une résolution de 3 m, une polarisation d'antenne HH et la cellule de portée 5.

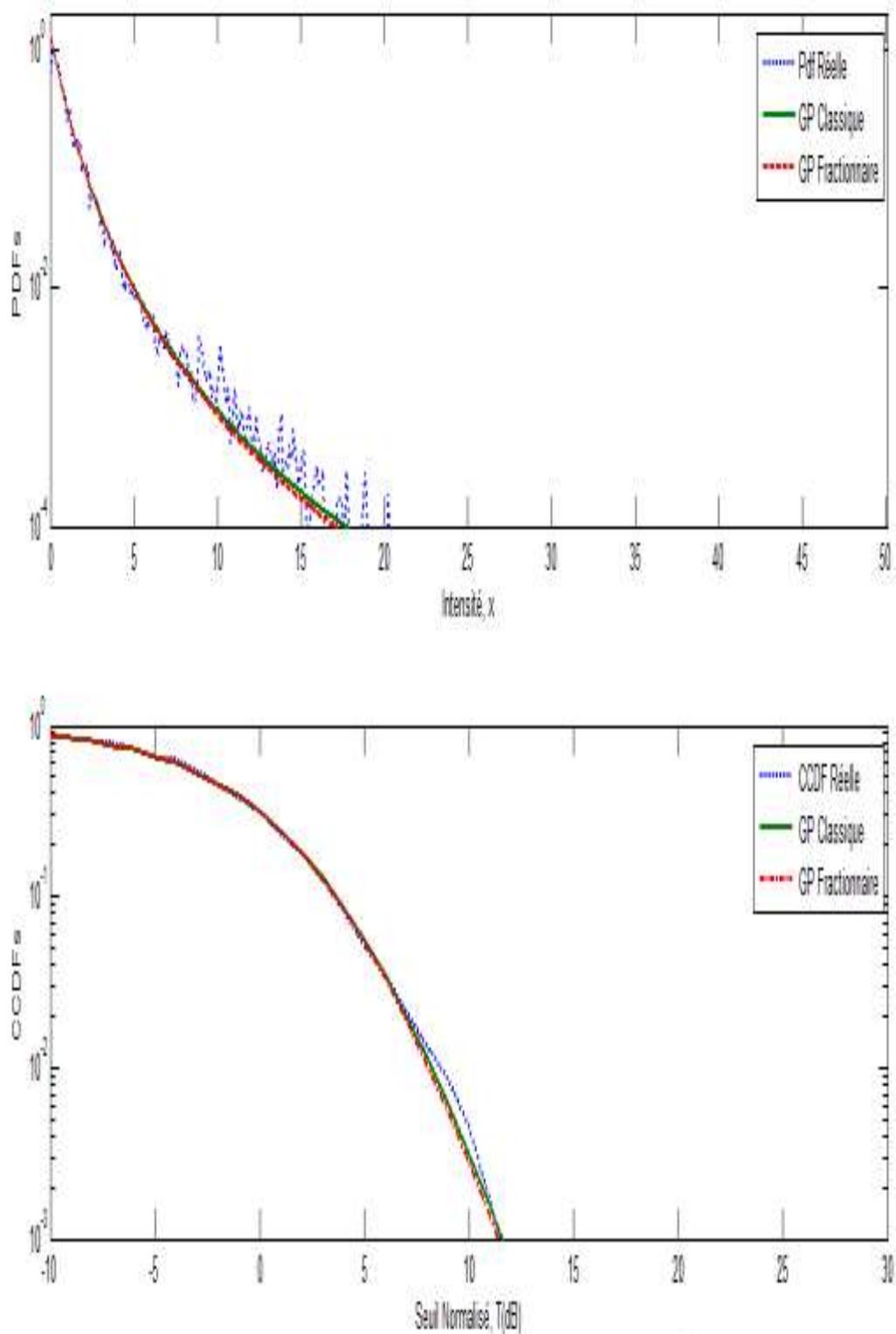


Figure 2. 11 Comparaison entre l'ajustement de la FDP et FDCC Réelle aux modèles GP et FGP à l'aide de données IPIX avec une résolution de 13 m, une polarisation d'antenne VV et la cellule de portée 1.

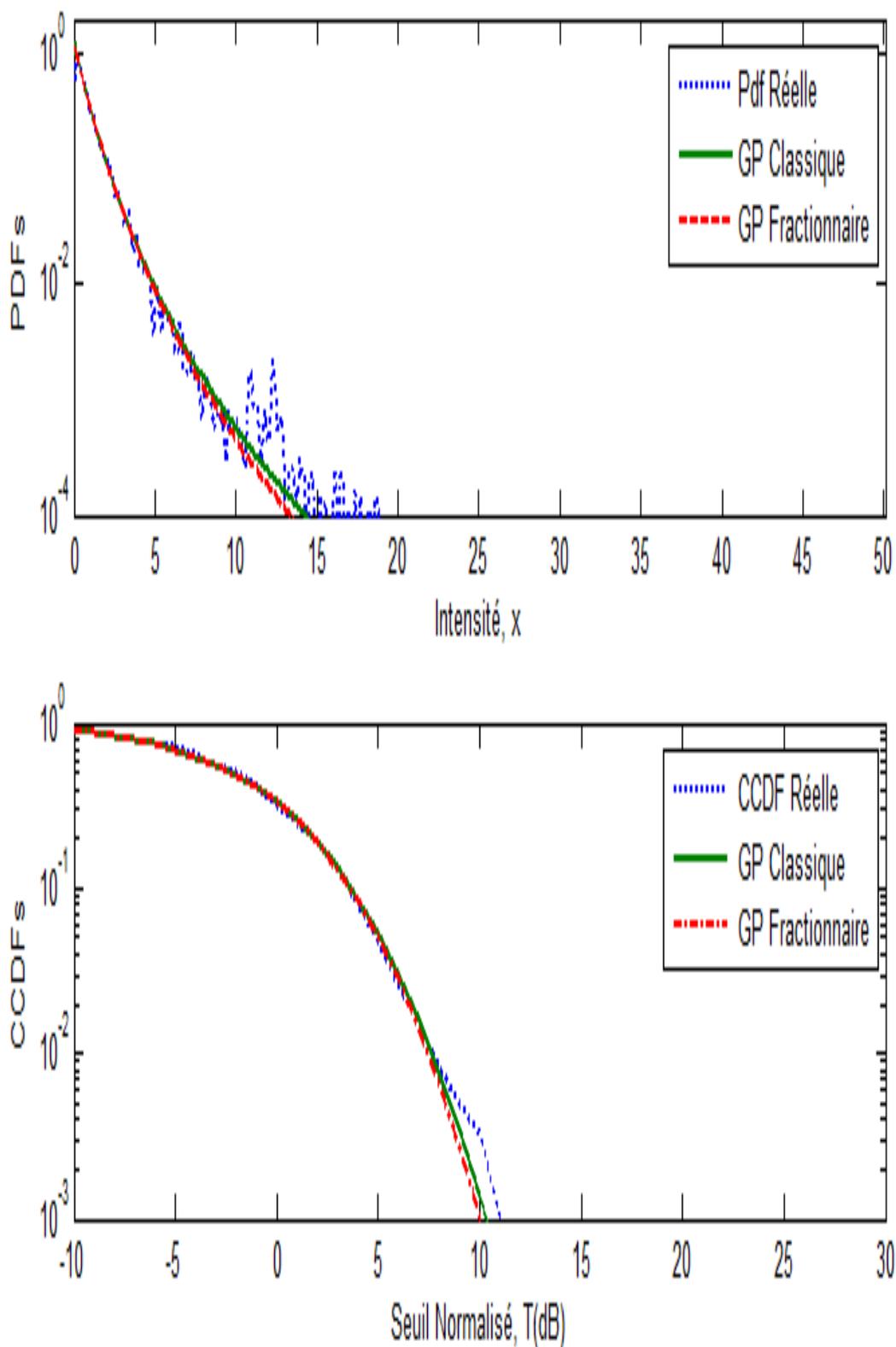


Figure 2. 12 Comparaison entre l'ajustement de la FDP et FDCC Réelle aux modèles GP et FGP à l'aide de données IPIX avec une résolution de 3 m, une polarisation d'antenne VV et la cellule de portée 32.

Tableau 2.1: Comparaison entre les paramètres de la FGP et les paramètres de GP

		Trente mètres				Quinze mètres				Trois mètres			
		H		V		H		V		H		V	
Paramètres de FGP	α	27.5541	0.9765	2.2043	4.6514	14.5447	2.5379	20.5993	1.2560	16.4306	11.0570	30.1594	18.0706
	β	0.9513	1.6182	1.8158	1.0064	0.9203	1.3528	0.9696	1.3456	7.8238	21.1128	2.9036	5.7620
	P	1.2668	1.4492	1.7845	1.3287	1.2505	1.5113	1.3710	1.4244	5.0402	11.7749	2.4739	3.9224
	MS E (db)	-6.5677	-5.7219	-6.6238	-5.8529	-5.7661	-5.2885	-7.1140	-5.1742	-5.6395	-6.4266	-5.2778	-5.4820
Paramètres de GP	α	1.0042	0.7924	2.2083	1.2481	1.0746	1.7650	1.4893	1.0289	8.1105	14.9158	3.7720	5.8702
	β	0.2242	0.1320	1.2507	0.4024	0.2337	0.8450	0.5665	0.2261	7.0212	137565	2.7660	4.8572
	MS E (db)	-4.4361	-3.5817	-5.8307	-4.7601	-5.2982	-5.1404	-5.7868	-4.7726	-6.2391	-5.8496	-5.5041	-5.8916

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un modèle de fouillis radar basé sur la différenciation fractionnaire de la distribution de Pareto généralisée. Pour valider ce modèle, nous avons utilisé l'ajustement de courbe pour estimer les paramètres de la distribution au moyen de l'algorithme de Nelder-Mead. Trois résolutions ont été utilisées, à savoir; 3 m ; 15m et 30m. D'après les résultats obtenus, nous pouvons conclure que le modèle FGP proposé correspond mieux aux données réelles pour les résolutions 15m et 30m alors que pour la résolution 3m, la distribution GP est mieux adaptée à la modélisation radar du fouillis de mer.

Modélisation du fouillis de mer en utilisant la mixture de deux et trois Distributions Weibull

Résumé

Dans ce chapitre, nous proposons un modèle du fouillis de mer qui est constitué d'une mixture de deux (2W) et trois (3W) distributions de Weibull et comparons leurs performances d'ajustement avec une seule distribution de Weibull (W) en utilisant la base de données IPIX. La méthode d'ajustement de courbe est utilisée pour estimer les paramètres des distributions au moyen de l'algorithme de Nelder-Mead. Ensuite, nous discutons les résultats des courbes obtenues et comparons les MSE des trois modèles W, 2W et 3W.

Sommaire du chapitre :

3. 1 Introduction.....	56
3. 2 Formulation du problème	57
3. 3 Performances et discussions	60
3. 4 Conclusion	77

3.1 Introduction

Les radars sont des dispositifs généralement dédiés à la détection et au suivi de cibles proches dans des environnements terrestres, maritimes et aériens [41]. Le signal marin est le principal signal brouilleur qui doit être traité dans les systèmes radar. Lorsque le faisceau radar balaie un environnement marin, le signal de sondage, en plus d'être réfléchi sur les navires ou les avions volant à basse altitude, interagit avec la surface de la mer, provoquant ainsi un écho qui est reçu en retour par l'antenne émettrice elle-même [42].

Récemment, dans les radars marins, le fouillis de mer s'est avéré être chaotique plutôt que purement aléatoire [43]. Un facteur fondamental dans la discrimination du signal de fond et dans la simulation des réponses des processeurs radar est la modélisation du fouillis [44]. Pour cela, les premiers travaux ont supposé une distribution gaussienne pour modéliser les statistiques du fouillis [45]. Les modèles des FDP non gaussiens et populaires incluent les distributions Weibull, Log-normale et K. En fait, il n'existe actuellement aucune preuve théorique suggérant que le fouillis de mer devrait suivre l'une de ces distributions et il est peu probable qu'un bon ajustement à une famille particulière de distributions soit observé dans toutes les conditions [46].

Depuis quelques années, la modélisation du fouillis non gaussien est un problème fondamental dans la détection radar, car pendant plusieurs années, les radars utilisés étant de faible résolution, les échos indésirables émanant du fouillis étaient considérés comme ayant une distribution gaussienne [16].

Une distribution normale est que certaines variables aléatoires sont tirées d'une seule distribution. Cependant, Mais dans une situation réelle, la plupart des variables aléatoires peuvent être générées à partir d'un mélange de plusieurs distributions et non à partir d'une seule distribution. La distribution d'une mixture est une somme pondérée de K distributions [10]. Récemment, ce sont plusieurs études sur des mixtures de distributions comme Ravindra Kollu et Narasimham [11] sont étudiées sur la mixture de distributions normale, la mixture de distribution normale et la distribution de Weibull, la mixture de la distribution GEV et la distribution log-normale, la mixture de la distribution Weibull et la distribution GEV, la mixture de la

distribution Weibull et la distribution log-normale. Jiang et Murthy [12] sont étudiés sur mixture de deux Weibull ...etc.

Le travail présenté dans ce chapitre est une tentative de comparaison de l'ajustement des modèles de retour de mer à haute résolution. En effet, nous comparons les performances d'ajustement de la distribution (W) avec la mixture de deux distributions Weibull (2W) et trois distributions Weibull (3W) distributions aux données réelles IPIX.

Le chapitre est organisé comme suit. La section 2 décrit les mixtures 2W et 3W. Dans la section 3, nous utilisons des données réelles IPIX et l'algorithme N-M pour optimiser les paramètres des modèles 2W 3W proposés. Enfin, quelques remarques finales sont présentées dans la section 4.

3.2 Formulation du problème

Différent modèles de distribution utilisant dans le fouillis de mer sont proposés tels que la distribution de Weibull, la distribution log-normale, la distribution de Pareto ...etc. Dans ce travail, nous proposons d'analyser l'ajustement des modèles constitués de la mixture de deux et trois distributions Weibull aux données réelles IPIX.

3.2.1 La distribution Weibull (W)

La distribution Weibull est caractérisée par deux paramètres ; α le paramètre de forme et β le paramètre d'échelle où la FDP est donnée par :

$$f_x(x) = \frac{\beta}{2\alpha^\beta} (\sqrt{x})^{(\beta-2)} e^{-\left(\frac{\sqrt{x}}{\alpha}\right)^\beta} \quad (3.1)$$

La FDC est donnée par:

$$F_x(x) = 1 - e^{-\left(\frac{\sqrt{x}}{\alpha}\right)^\beta} \quad (3.2)$$

La FDCC est ainsi donnée par:

$$C_x(x) = 1 - F_x(x) \quad (3.3)$$

$$C_x(x) = e^{-\left(\frac{\sqrt{x}}{\alpha}\right)^\beta} \quad (3.4)$$

3.2.2 Mixture des distributions

Une distribution mixte est un mélange de deux distributions de probabilité ou plus. Les variables aléatoires sont tirées de plus d'une population parente pour créer une nouvelle distribution. Les populations parentes peuvent être uni variées ou multi variées, bien que les distributions mixtes doivent avoir la même dimensionnalité. De plus, toutes les distributions doivent être discrètes ou bien toutes continues.

Les distributions peuvent être constituées de différentes distributions ou elles peuvent être composées de la même distribution avec des paramètres différents [47].

3.2.2.1 Mixture de deux distributions Weibull (2W) :

Supposons que nous voulions ajuster une mixture de deux distributions aux données réelles. Notez qu'en théorie, ces deux distributions ne sont pas nécessairement de la même famille de distribution [10].

Supposons que $X_i (i = 1,2)$ soient distribués indépendamment selon Weibull à deux paramètres $f(x, \alpha_i, \beta_i)$. Ensuite, une variable aléatoire X est formée en ajoutant deux distributions Weibull avec des facteurs de pondérations égaux à k et (1-k) avec $0 \leq k \leq 1$ [45].

La FDP de la mixture de ces deux distributions Weibull dépend de cinq paramètres $(k, \alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2)$, et est donnée par :

$$f_x(x; k, \alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2) = k f_x(x; \alpha_1, \beta_1) + (1 - k) f_x(x; \alpha_2, \beta_2) \quad (3.5)$$

$$f_x(x; k, \alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2) = k \left\{ \frac{\beta_1}{2\alpha_1^{\beta_1}} (\sqrt{x})^{(\beta_1-2)} e^{-\left(\frac{\sqrt{x}}{\alpha_1}\right)^{\beta_1}} \right\} + (1 - k) \left\{ \frac{\beta_2}{2\alpha_2^{\beta_2}} (\sqrt{x})^{(\beta_2-2)} e^{-\left(\frac{\sqrt{x}}{\alpha_2}\right)^{\beta_2}} \right\} \quad (3.6)$$

Où $x > 0; \alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2 > 0$. A noter que le paramètre k est appelé « probabilité de mélange » [11] et $k + (1-k)=1$.

La FDC est donnée par :

$$F_x(x; k, \alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2) = k \left\{ 1 - e^{-\left(\frac{\sqrt{x}}{\alpha_1}\right)^{\beta_1}} \right\} + (1 - k) \left\{ 1 - e^{-\left(\frac{\sqrt{x}}{\alpha_2}\right)^{\beta_2}} \right\} \quad (3.7)$$

La FDCC est alors donnée par :

$$C_x(x; k, \alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2) = k e^{-\left(\frac{\sqrt{x}}{\alpha_1}\right)^{\beta_1}} + (1 - k) e^{-\left(\frac{\sqrt{x}}{\alpha_2}\right)^{\beta_2}} \quad (3.8)$$

3.2.2.2 Mixture de plusieurs distributions

Supposons un cas plus général où nous voulons ajuster un mélange de R distributions aux données. Encore une fois, en théorie, ces R distributions ne sont pas nécessairement de la même famille de distribution [10].

3.2.2.2.1 Mixture de trois distributions Weibull (3W)

La FDP de la mixture de trois distributions Weibull dépend de huit paramètres $(k_1, k_2, \alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2, \alpha_3, \beta_3)$ et est donnée par :

$$f_x(x; k_1, k_2, \alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2, \alpha_3, \beta_3) = k_1 \left\{ \frac{\beta_1}{2\alpha_1^{\beta_1}} (\sqrt{x})^{(\beta_1-2)} e^{-\left(\frac{\sqrt{x}}{\alpha_1}\right)^{\beta_1}} \right\} + k_2 \left\{ \frac{\beta_2}{2\alpha_2^{\beta_2}} (\sqrt{x})^{(\beta_2-2)} e^{-\left(\frac{\sqrt{x}}{\alpha_2}\right)^{\beta_2}} \right\} + (1 - k_1 - k_2) \left\{ \frac{\beta_3}{2\alpha_3^{\beta_3}} (\sqrt{x})^{(\beta_3-2)} e^{-\left(\frac{\sqrt{x}}{\alpha_3}\right)^{\beta_3}} \right\} \quad (3.9)$$

Où $x > 0; \alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2, \alpha_3, \beta_3 > 0$ et $0 \leq k_1 \leq 0.5$ et $0 \leq k_2 \leq 0.5$

et $k_1 + k_2 = 1$

La FDC est donnée par :

$$F_x(x; k_1, k_2, \alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2, \alpha_3, \beta_3) = k_1 \left\{ 1 - e^{-\left(\frac{\sqrt{x}}{\alpha_1}\right)^{\beta_1}} \right\} + k_2 \left\{ 1 - e^{-\left(\frac{\sqrt{x}}{\alpha_2}\right)^{\beta_2}} \right\} + (1 - k_1 - k_2) \left\{ 1 - e^{-\left(\frac{\sqrt{x}}{\alpha_3}\right)^{\beta_3}} \right\} \quad (3.10)$$

Et la FDCC est donnée par :

$$\begin{aligned}
 C_x(x; k_1, k_2, \alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2) \\
 = k_1 e^{-\left(\frac{\sqrt{x}}{\alpha_1}\right)^{\beta_1}} + k_2 e^{-\left(\frac{\sqrt{x}}{\alpha_2}\right)^{\beta_2}} + (1 - k_1 - k_2) e^{-\left(\frac{\sqrt{x}}{\alpha_3}\right)^{\beta_3}} \quad (3.11)
 \end{aligned}$$

3.3. Performances et discussions

Dans cette section, nous comparons les performances des modèles proposés issus d'une mixture de deux et trois distributions Weibull donné par (2.8) et (3.11) aux modèles W existant. Trois résolutions des cellules de données réelles IPIX (3 m, 15 m et 30 m) sont testées où l'algorithme N-M est utilisé pour obtenir les valeurs des paramètres après optimisation des résidus entre les FDCC réels et théoriques [48].

Pour illustrer l'efficacité des modèles proposés basés sur la mixture des distributions 2W et 3W, nous avons estimé cinq paramètres (pour 2W) et huit paramètres (pour 3W) en utilisant la méthode d'ajustement de courbe au moyen de l'algorithme N-M. À la sortie du détecteur quadratique, 60 000 échantillons de la base de données IPIX sont utilisés dans chaque résolution de 3 m, 15 m ou 30 m. L'erreur quadratique moyenne (MSE) est considérée comme la fonction de fitness (fonction objective) dans l'algorithme N-M.

Les **Figures 3.1, 3.2, 3.3, 3.4 et 3.5** montrent l'ajustement de la courbe des données réelles aux distributions W, 2W et 3W pour la résolution 30m. Pour la polarisation HH, nous avons considéré la cellule 25 et pour la polarisation VV, nous avons considéré la cellule 24 et pour la polarisation VH, nous avons considéré la cellule 3. Il est clair que le FDP de 3W est plus proche de la FDP réelle que la FDP de W et le FDP de 2W et cela est confirmé par le **Tableau 3.1** où l'on note que la MSE de 3W est inférieur aux MSE de W et 2W. Cela signifie que la mixture 3W s'ajuste mieux aux données réelles que la mixture 2W et la distribution W.

Sur les **Figures 3.6, 3.7, 3.8, 3.9 et 3.10**, nous avons appliqué le même algorithme mais pour la résolution 15m.

Pour la polarisation HH, nous avons considéré la cellule 17 et pour la polarisation VV, nous avons considéré la cellule 15 et pour la polarisation HV nous avons considéré la cellule 19. Le même schéma peut être observé et à nouveau

d'après le **Tableau 3.1**, la MSE de $3W$ est inférieure aux MSE de W et $2W$. Ainsi, pour cette résolution, le modèle $3W$ est toujours meilleur que les modèles $2W$ et W .

Les derniers tests ont été effectués pour une résolution de 3m. Pour la polarisation HH, nous avons considéré la cellule 6 et pour la polarisation VV nous avons considéré la cellule 12 et pour la polarisation VH nous avons considéré la cellule 17. Le même schéma peut être observé à partir des **Figures 3.11, 3.12, 3.13, 3.14 et 3.15** et le **Tableau 3.1**. Nous remarquons que la MSE de la distribution $3W$ est également inférieur aux MSE des distributions W et $2W$, ce qui signifie également que pour cette résolution la distribution $3W$ s'ajuste mieux aux données réelles que les distributions W et $2W$. En conclusion, on peut affirmer que plus le nombre de distributions dans la mixture est élevé plus l'ajustement aux données réelles est meilleur.

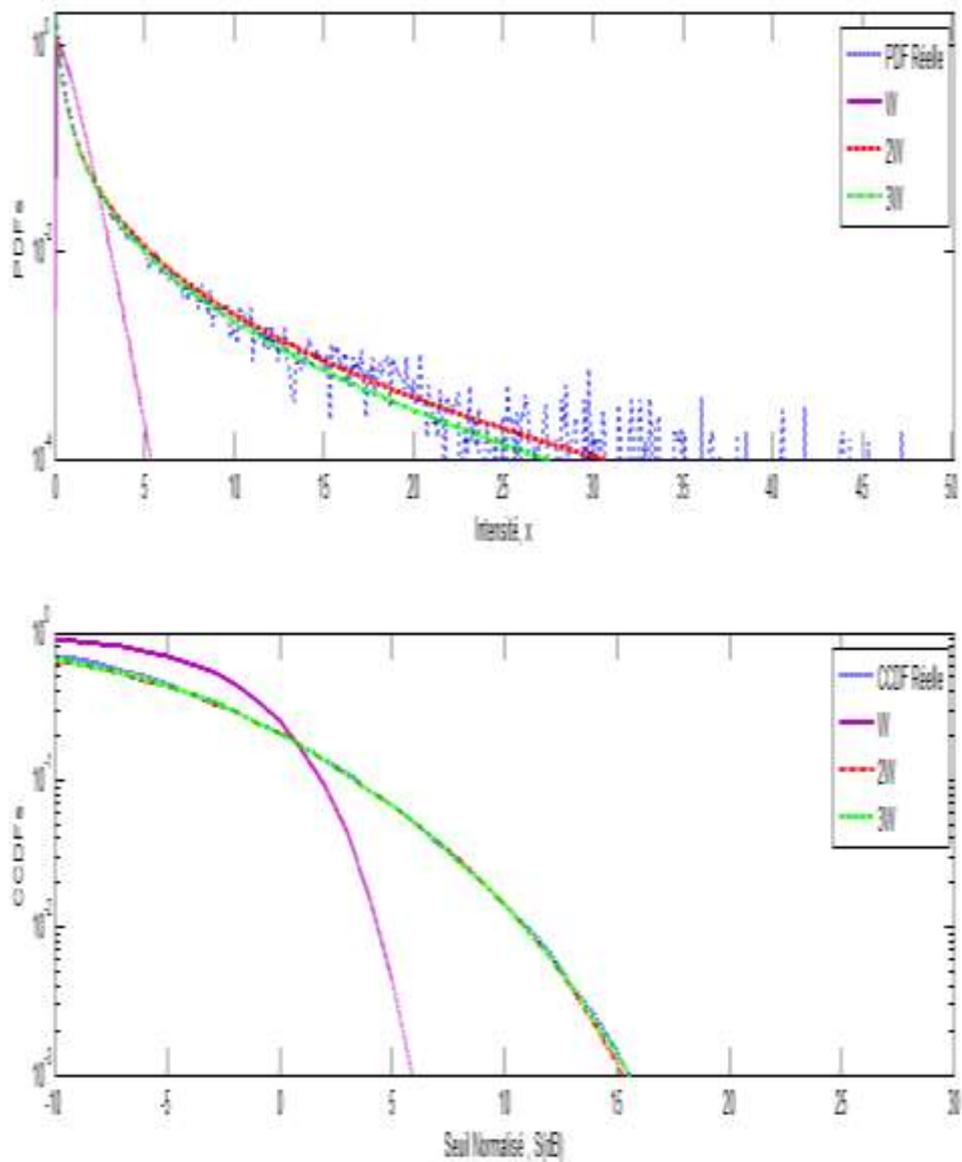


Figure 3.1 Comparaison de l’ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 30 m, une polarisation d'antenne HH et la cellule de portée 25.

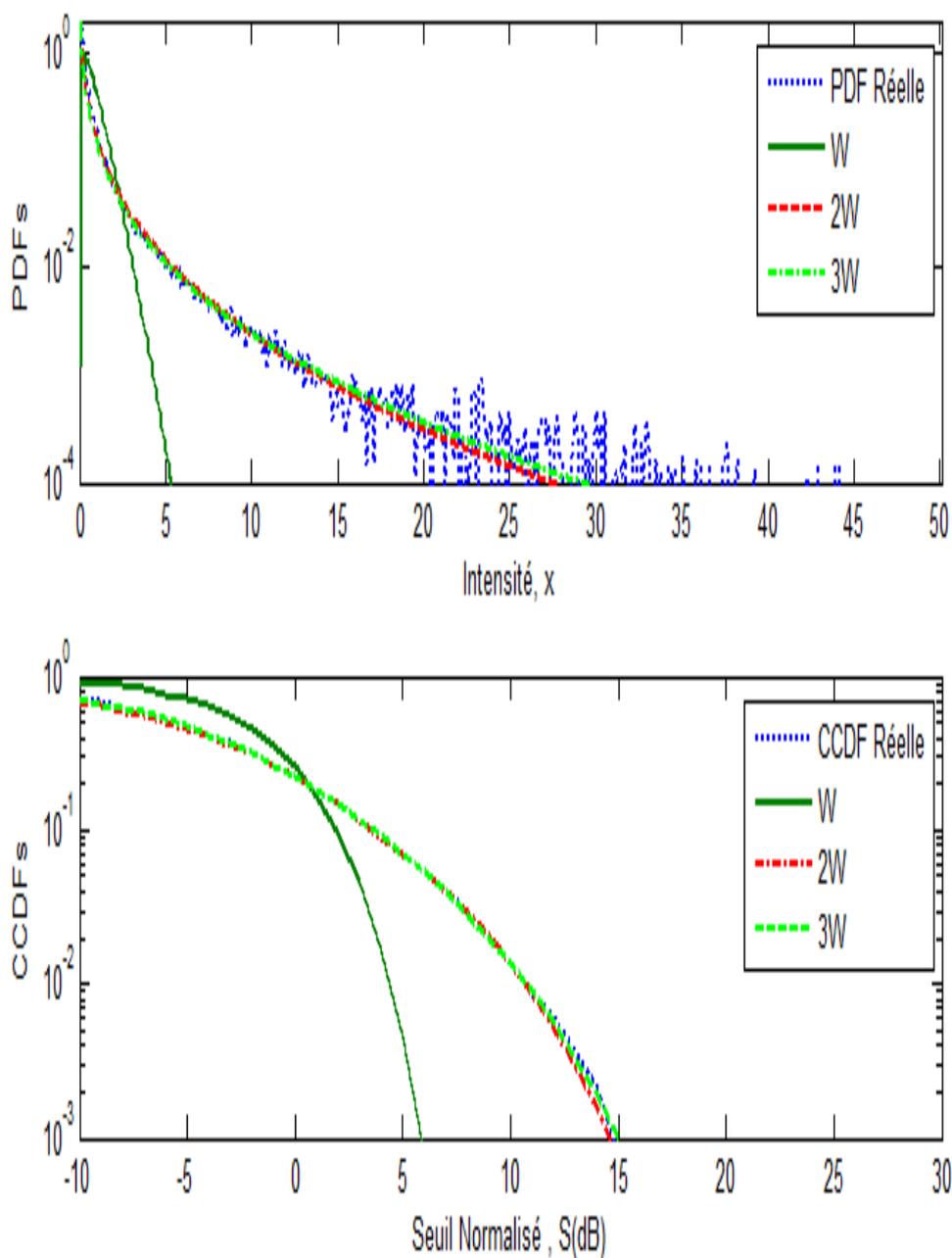


Figure 3.2 Comparaison de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 30 m, une polarisation d'antenne HH et la cellule de portée 8.

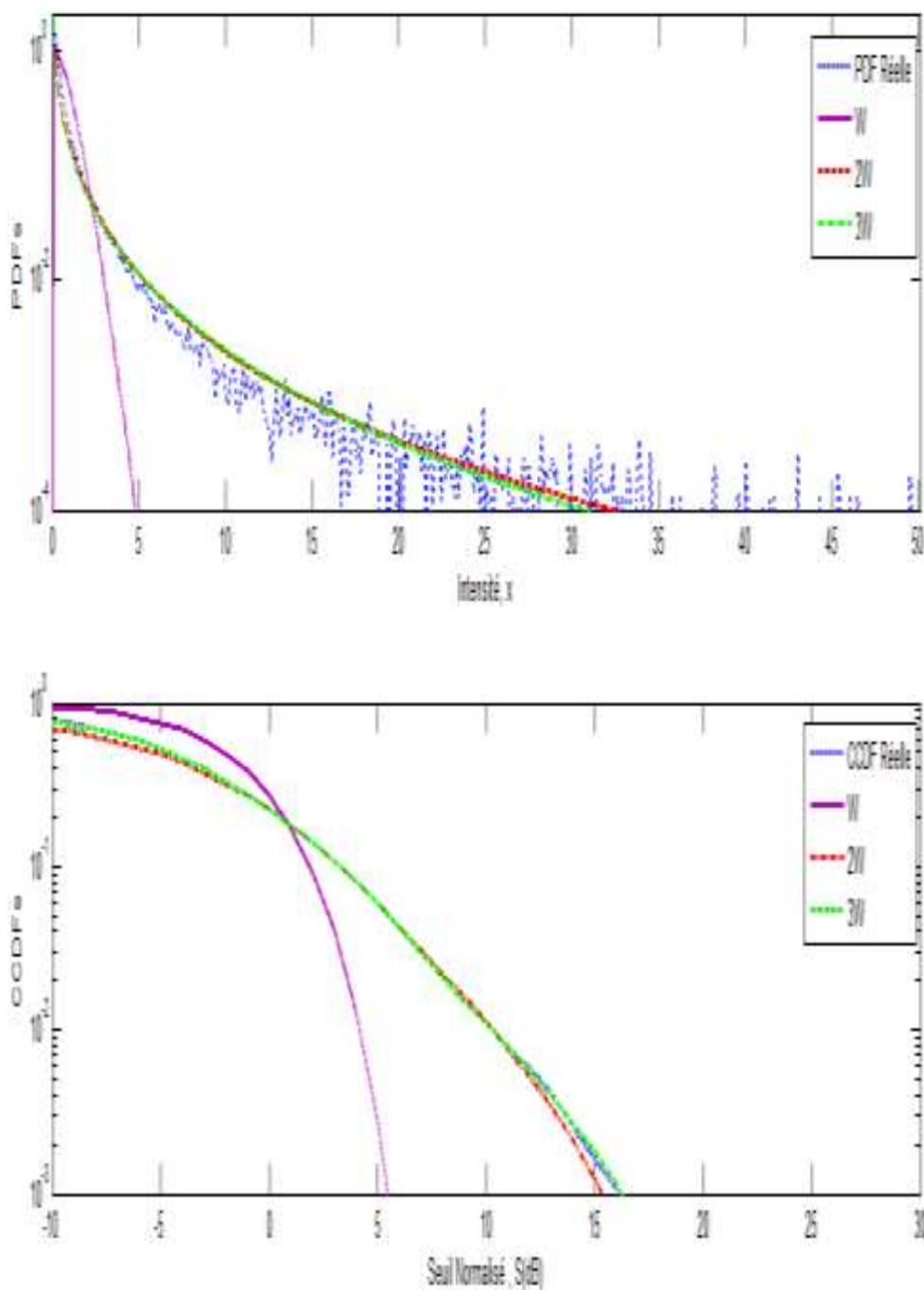


Figure 3.3 Comparaison de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 30 m, une polarisation d'antenne VV et la cellule de portée 24.

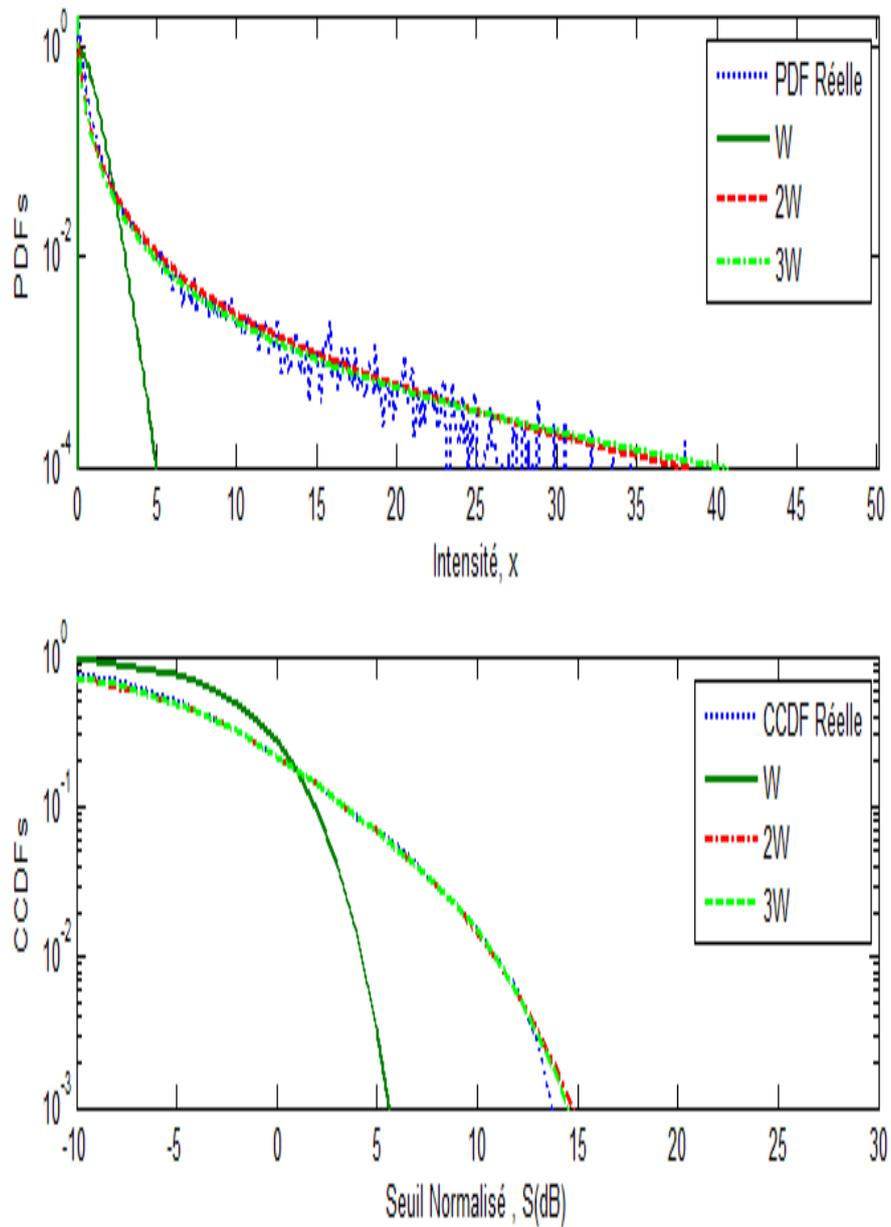


Figure 3.4 Comparaison de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 30 m, une polarisation d'antenne VV et la cellule de portée 3.

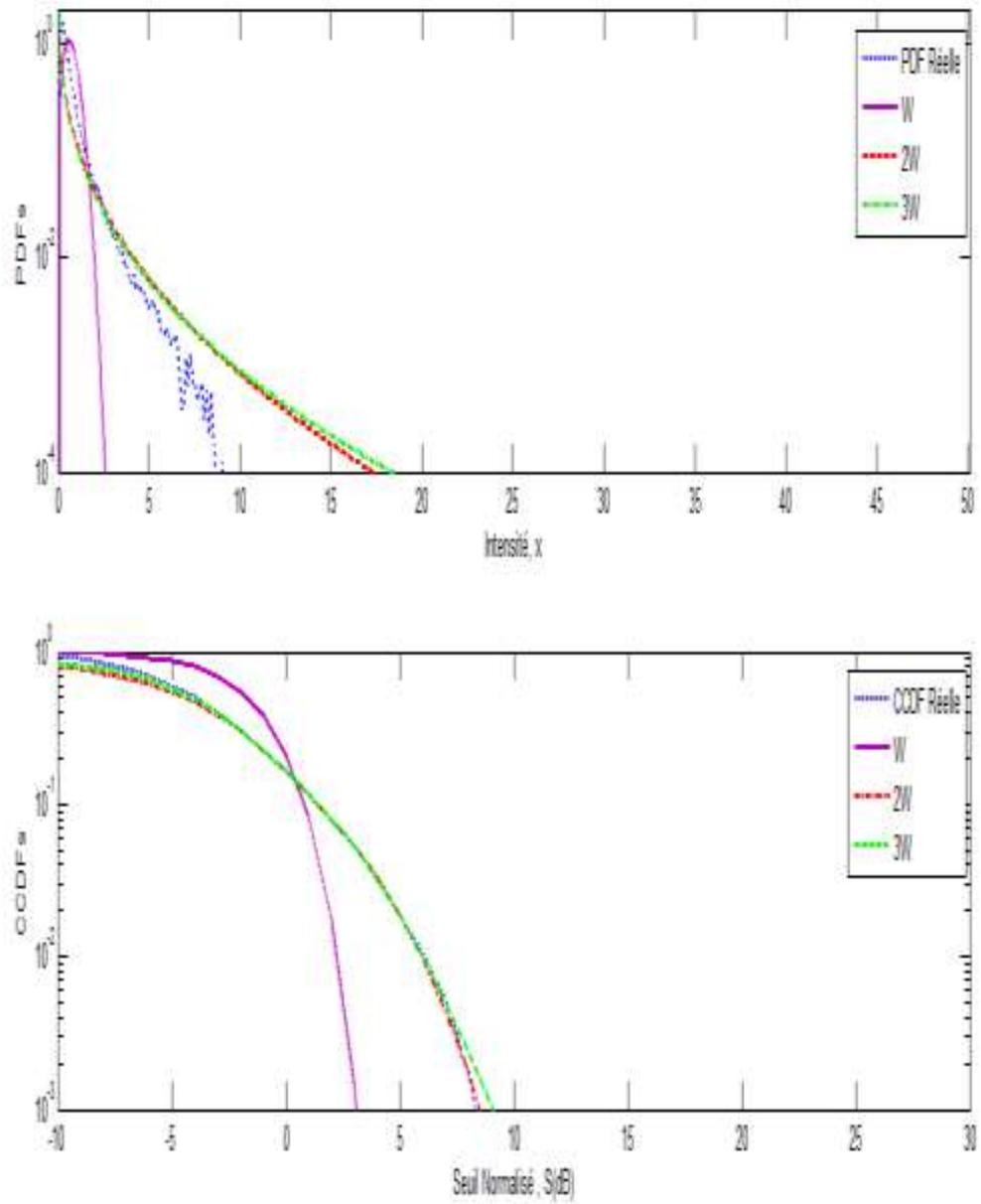


Figure 3.5 Comparaison de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 30 m, une polarisation d'antenne VH et la cellule de portée 3.

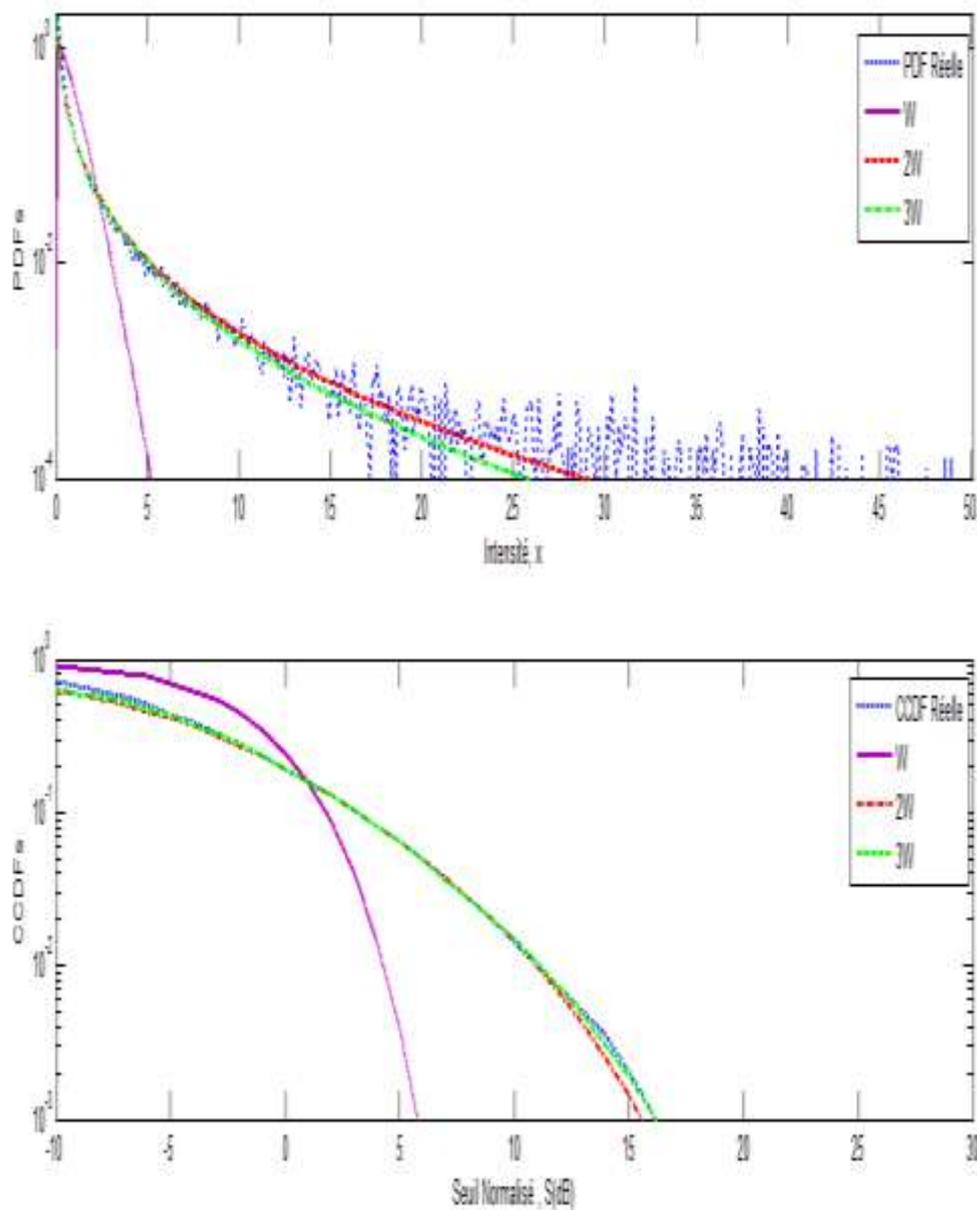


Figure 3.6 Comparaison de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W , $2W$ et $3W$ aux données réelles IPIX pour une résolution de 15 m, une polarisation d'antenne HH et la cellule de portée 17.

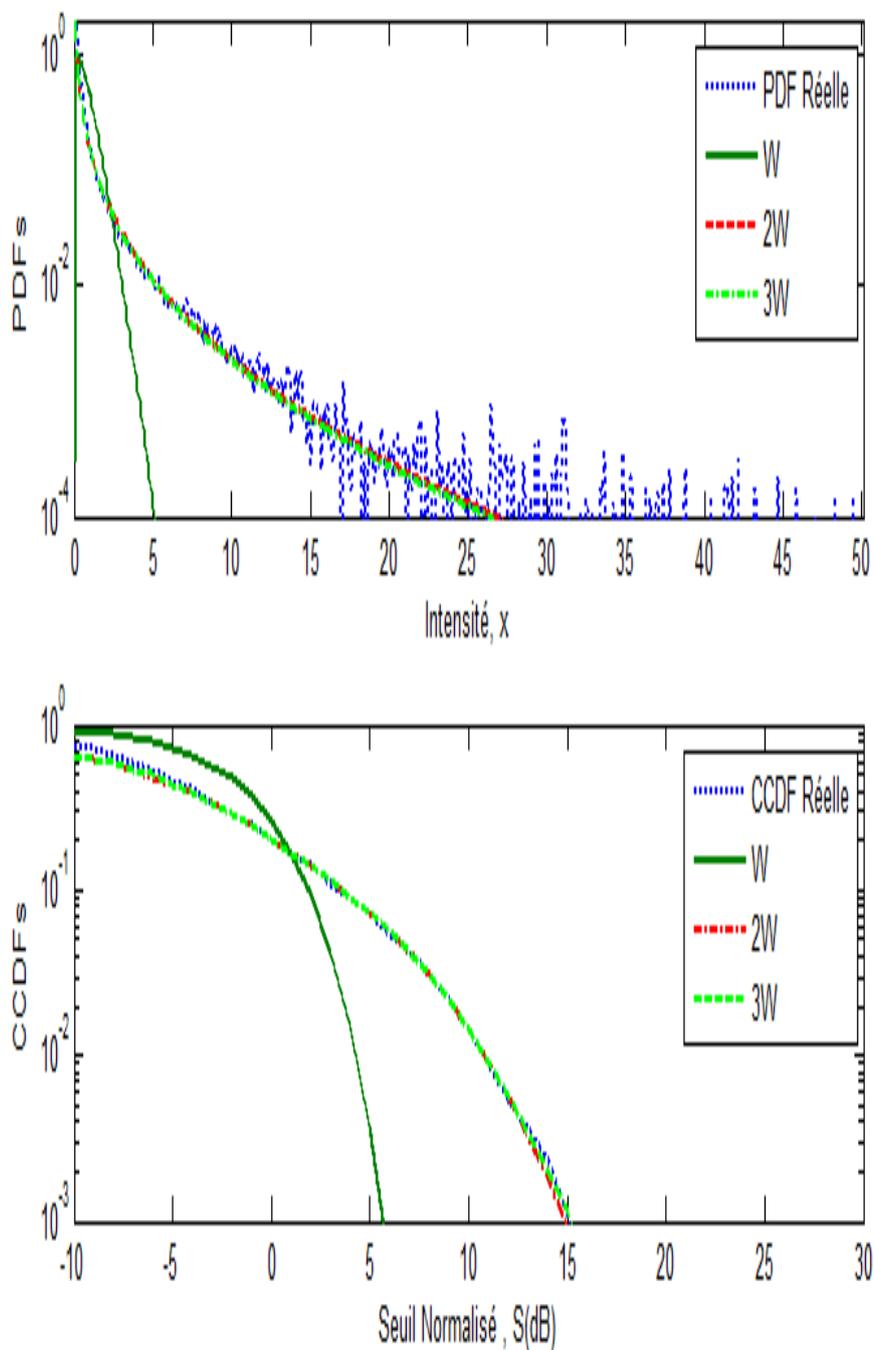


Figure 3.7 Comparaison de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 15 m, une polarisation d'antenne HH et la cellule de portée 7.

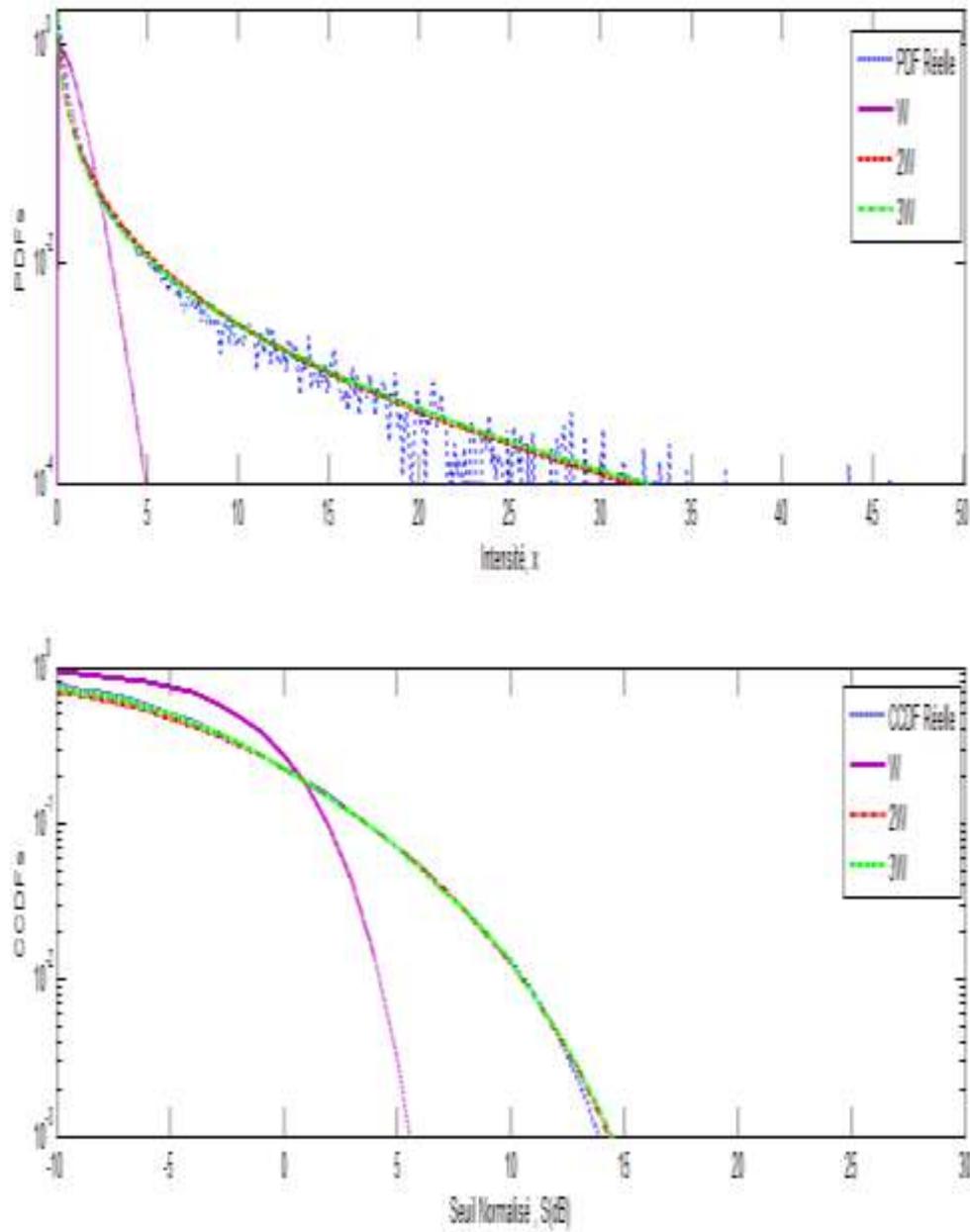


Figure 3.8 Comparaison de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 15 m, une polarisation d'antenne VV et la cellule de portée 15.

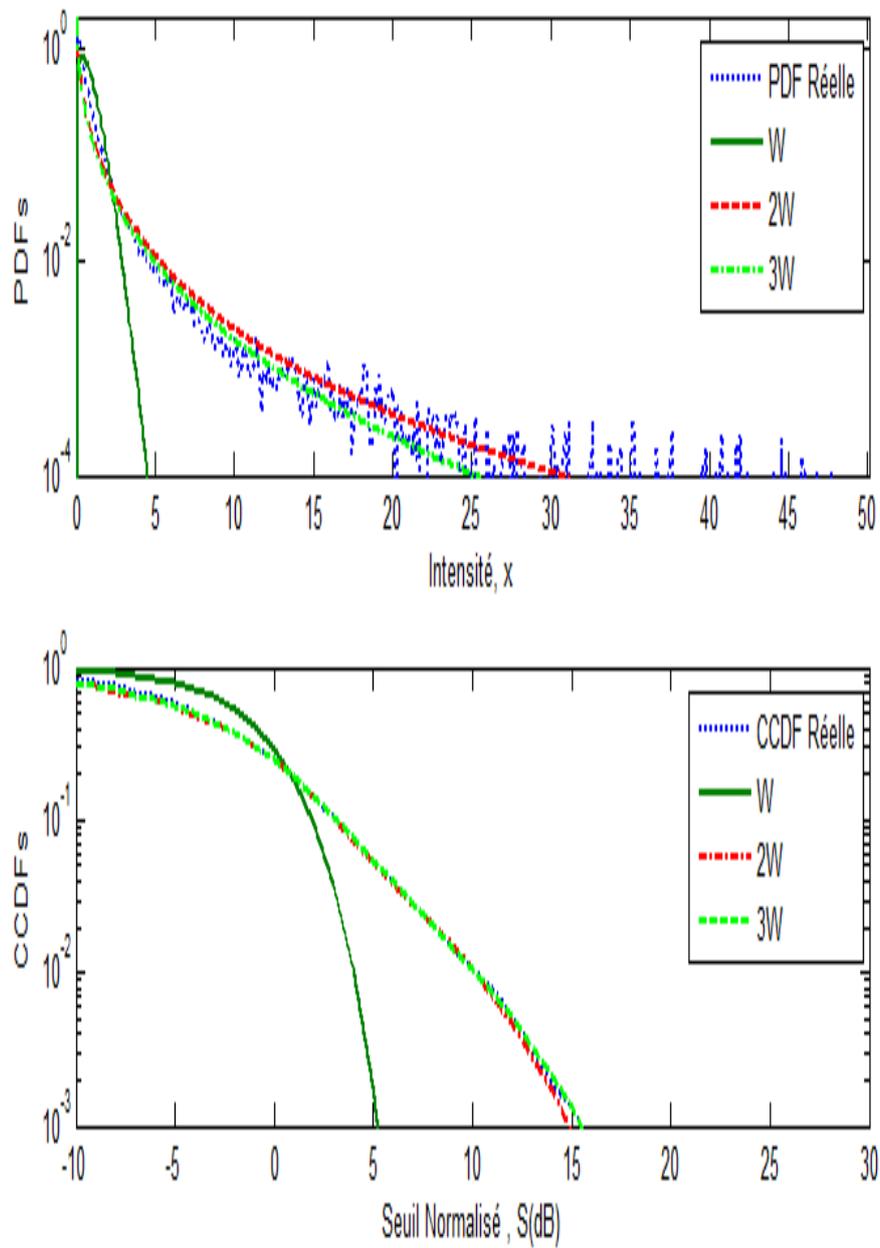


Figure 3.9 Comparaison de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 15 m, une polarisation d'antenne VV et la cellule de portée 2.

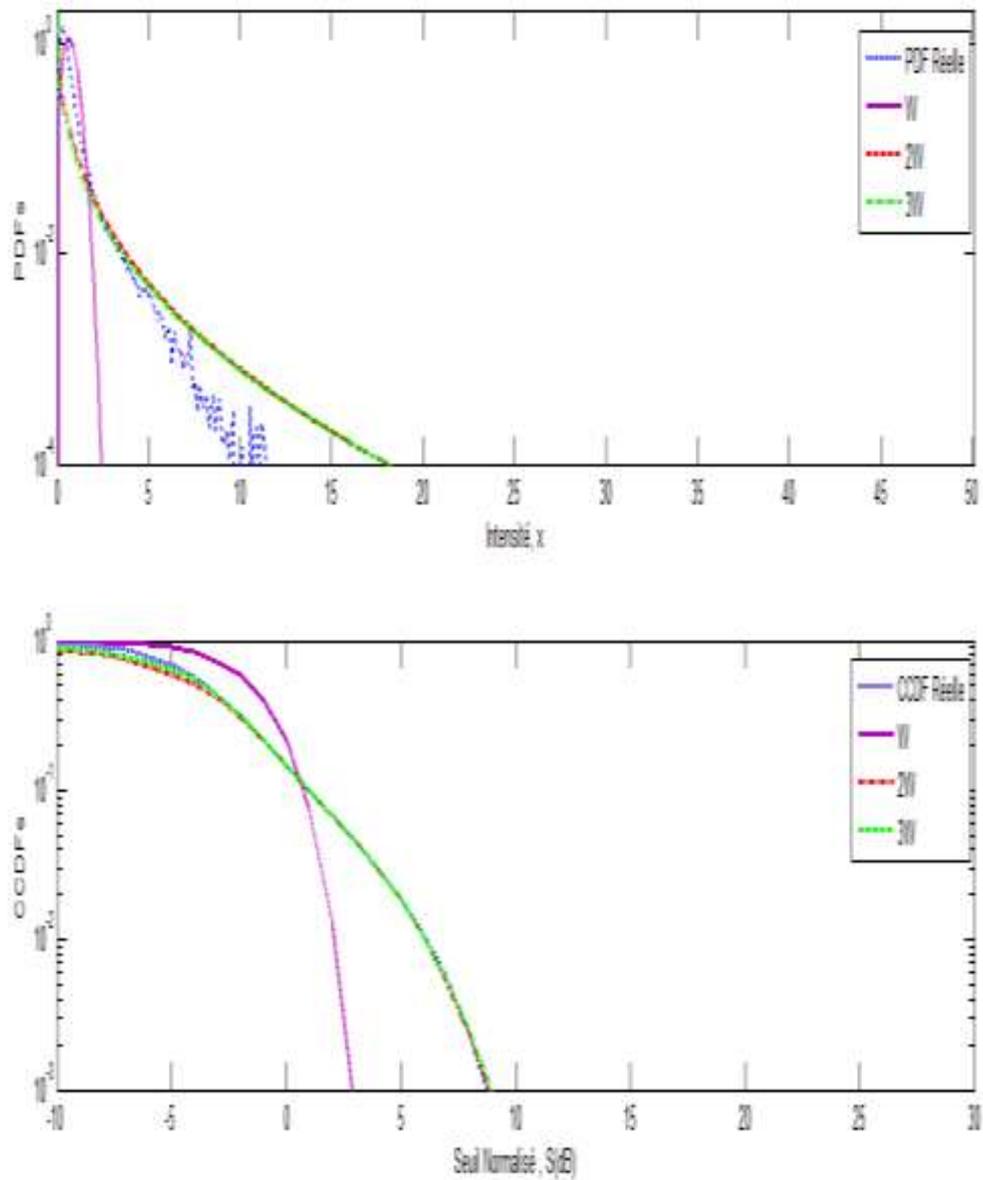


Figure 3.10 Comparaison de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 15 m, une polarisation d'antenne HV et la cellule de portée 19.

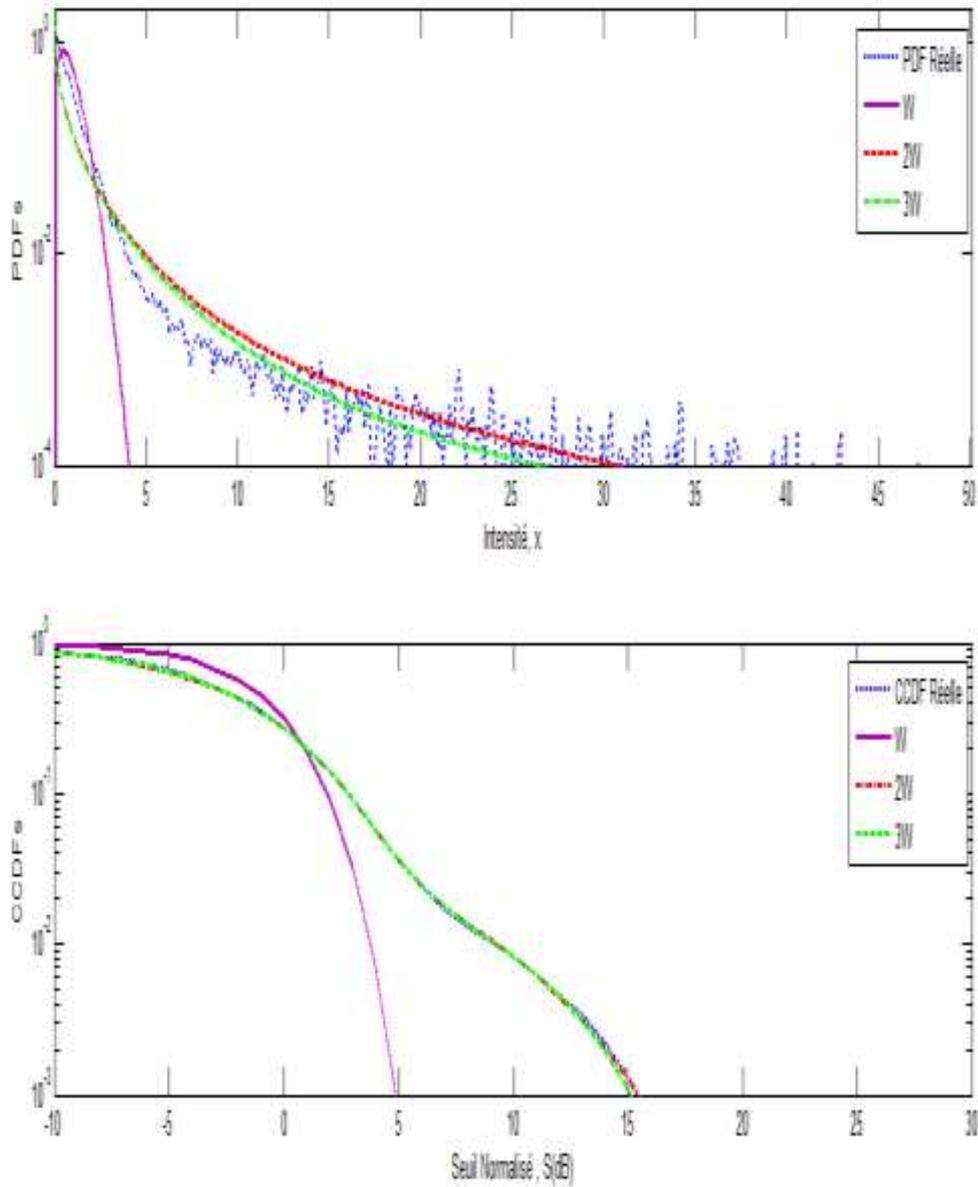


Figure 3.11 Comparaison de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 3 m, une polarisation d'antenne HH et la cellule de portée 6.

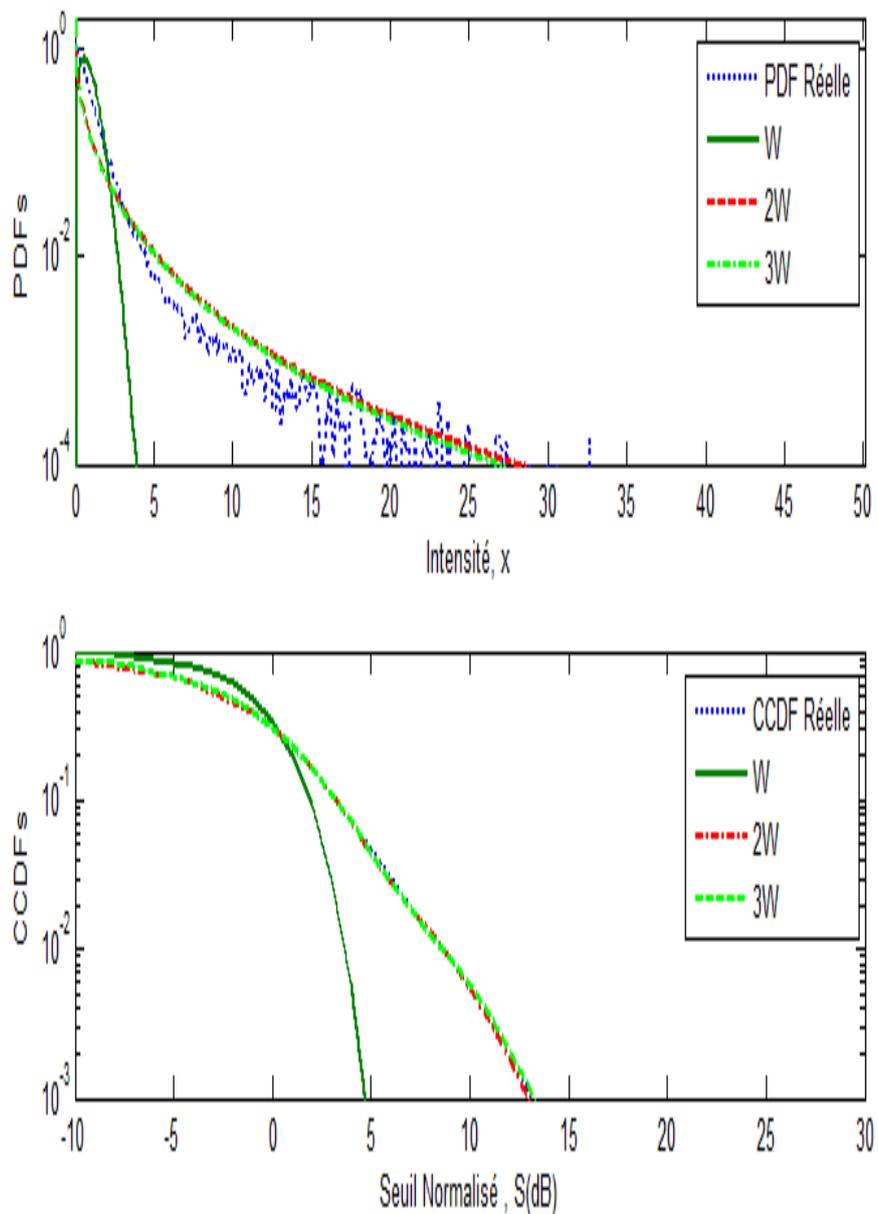


Figure 3.12 Comparaison de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 3 m, une polarisation d'antenne HH et la cellule de portée 22.

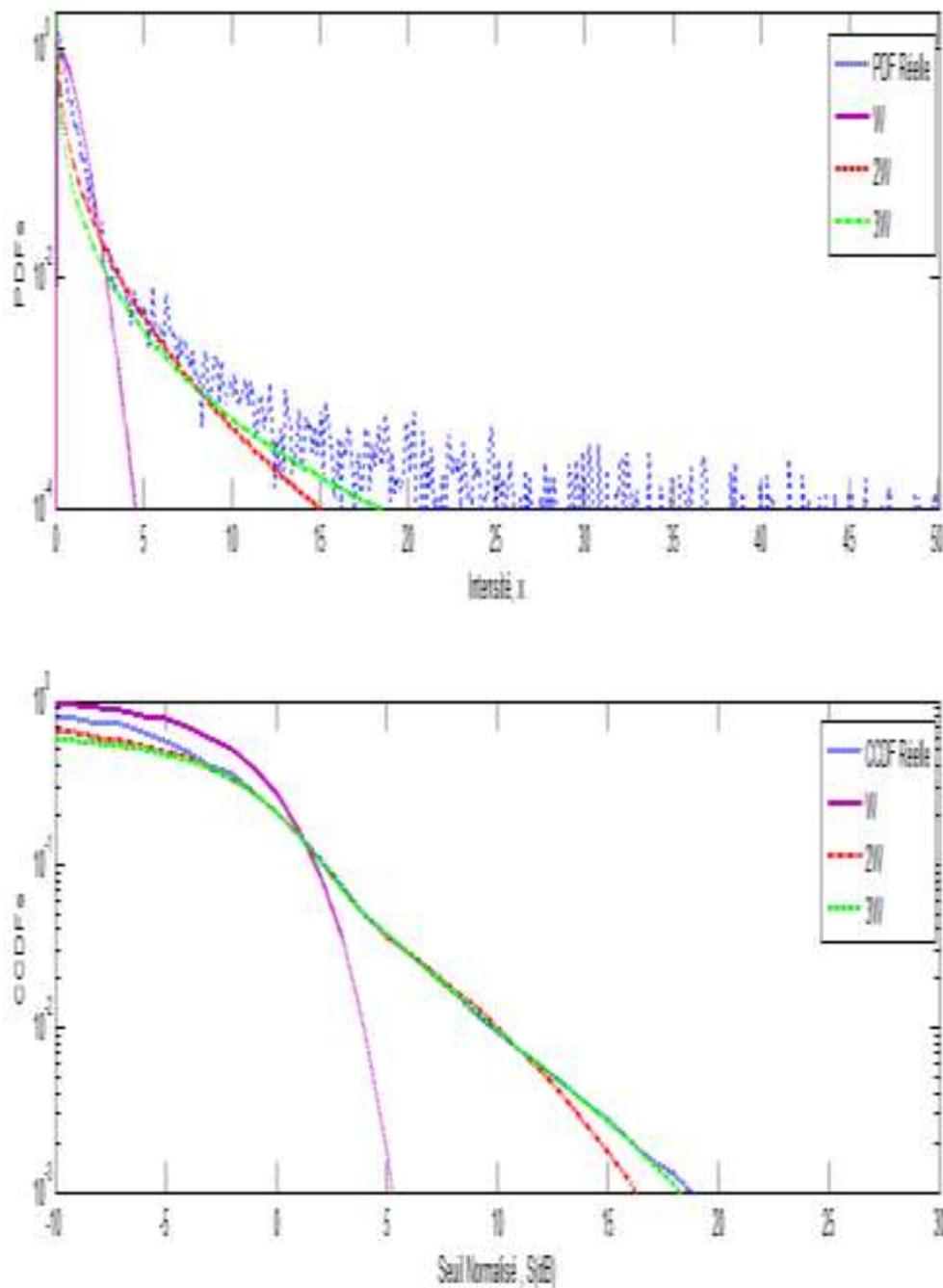


Figure 3.13 Comparaison de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 3 m, une polarisation d'antenne VV et la cellule de portée 12.

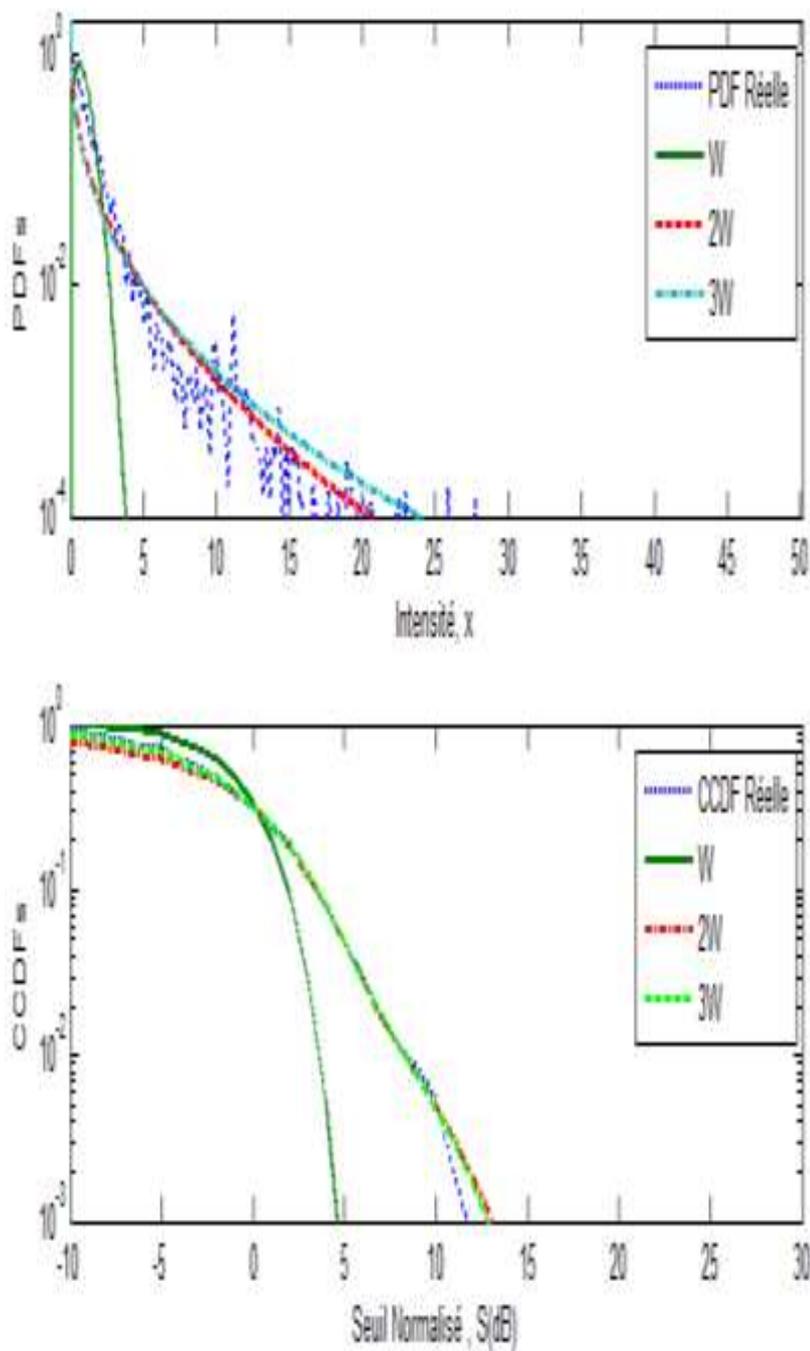


Figure 3.14 Comparaison de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 3 m, une polarisation d'antenne VV et la cellule de portée 6.

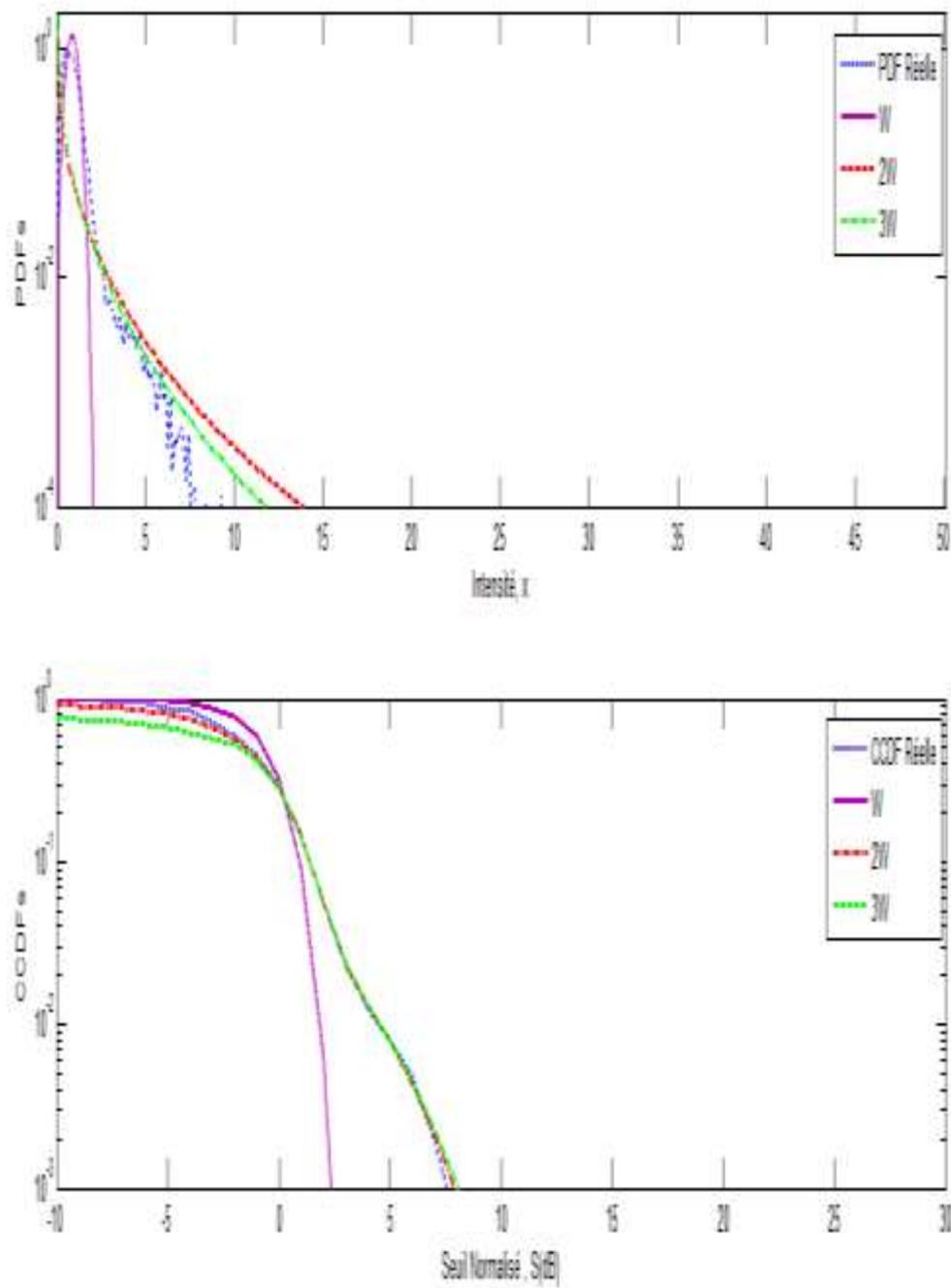


Figure 3.15 Comparaison de l'ajustement des FDP et FDCC des distributions W, 2W et 3W aux données réelles IPIX pour une résolution de 3 m, une polarisation d'antenne VH et la cellule de portée 7.

Table 3.1 Comparaison entre les paramètres des distributions W, 2W et 3W

		30 m			15 m			3 m		
		HH	VV	VH	HH	VV	HV	HH	VV	VH
Paramètres W	α	0.7553	0.8230	0.8070	0.7545	0.8247	0.8300	0.9853	0.8205	0.9634
	β	1.1779	1.3160	2.0808	1.1931	1.3009	2.2578	1.8848	1.3678	3.2529
	MSE (db)	- 4.2028	- 4.4688	-4.3406	- 4.4947	- 4.1622	- 4.2988	- 3.8961	- 4.4272	- 4.2056
Paramètres 2W	α_1	0.8788	0.6721	0.7340	0.8113	0.9658	0.8499	0.9267	0.3735	0.9728
	β_1	0.9553	1.3139	1.4564	0.9013	1.0707	1.5118	2.0426	0.6420	4.6609
	α_2	0.5534	1.1584	0.7249	0.5448	0.6002	0.7117	1.2854	0.8962	0.6982
	β_2	1.2851	1.0077	3.3436	1.2804	1.4288	2.9709	2.1132	2.4945	1.3617
	k	0.4288	0.8307	0.7095	0.4401	0.4429	0.3905	0.8218	0.5235	0.7178
	MSE (db)	- 6.9512	- 6.6901	-6.5220	- 6.4284	- 6.6285	- 6.9771	- 6.7782	- 6.1454	- 6.6289
Paramètres 3W	α_1	0.7207	0.4300	0.8794	0.6162	1.0788	0.6648	0.8371	0.4227	1.9552
	β_1	1.3455	0.6749	1.7617	1.1967	1.1088	3.3346	2.2530	0.6961	5.9494
	α_2	0.5500	0.7451	0.6531	0.7426	0.7694	1.3191	1.1988	0.8729	0.9285
	β_2	2.1371	2.9376	2.7956	0.8259	1.5419	2.1811	2.2991	2.3843	3.2898
	α_3	0.7435	1.0156	2.4713	0.6191	0.5294	0.8048	0.1422	0.0897	0.9472
	β_3	0.8611	1.7350	13.7180	2.9116	2.0217	2.6234	0.4106	0.1036	4.7428
	k_1	0.3461	0.5000	0.4969	0.5000	0.3427	0.5000	0.5000	0.4939	0.0148
	k_2	0.1954	0.1747	0.5000	0.3880	0.3659	0.1276	0.4619	0.5000	0.5000
MSE (db)	- 7.5717	- 7.7411	-7.7757	- 7.1758	- 6.7216	- 7.4752	- 7.2529	- 6.7713	- 6.9928	

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un modèle de fouillis radar basé sur une mixture de deux et trois distributions Weibull. Pour valider ce modèle, nous avons utilisé l'ajustement de courbe pour estimer les paramètres des distributions au moyen de l'algorithme de Nelder-Mead. Trois résolutions ont été utilisées, à savoir; 3 m ; 15m et 30m. D'après les résultats obtenus et dans la plupart des cas, nous pouvons conclure que le modèle 3W proposé donne un meilleur ajustement que les distributions W et 2W.

Conclusions et Perspectives



Résumé

Ce chapitre, en guise de conclusion, il constitue une synthèse de l'ensemble des résultats obtenus ainsi que des suggestions pour des travaux futurs.

Sommaire du chapitre :

4. 1 Synthèse des travaux.....	79
Bibliographie.....	81

4.1 Synthèse des travaux

L'objectif principal de cette thèse est la modélisation et l'estimation des paramètres de distributions non-gaussiennes dans un environnement marin nommément la distribution de Pareto Généralisée Fractionnaire et une mixture de distributions Weibull.

Dans le premier chapitre, nous avons donné un aperçu sur les radars, de ses composants et de ses fonctions. Nous avons parlé également de certaines distributions telles que la distribution K, la distribution de Weibull, la distribution de Pareto, la distribution de Pareto généralisée,...etc. Nous avons également discuté de la définition de la modélisation car notre travail se concentre sur la modélisation radar du fouillis de la mer, et aussi de la théorie de décision.

Dans le deuxième chapitre, Nous avons proposé un nouveau modèle basé sur la dérivée fractionnaire de la distribution Pareto Généralisée. Après des calculs mathématiques, nous avons trouvé des formes compactes pour les expressions de la FDP, FDC et FDCC. Ensuite, l'algorithme N-M a été utilisé pour estimer les paramètres du modèle ainsi que l'ordre fractionnaire et ce en utilisant la méthode de l'ajustement des courbes avec celle des données réelles. Les résultats obtenus ont montré que le modèle proposé s'ajuste mieux aux données réelles comparé au modèle GP pour les deux résolutions 30 m et 15 m alors que pour la résolution 3m, la distribution GP est mieux adaptée pour modéliser le fouillis de mer.

Dans le troisième chapitre, Nous avons proposé un modèle composé d'une mixture de deux distributions Weibull et de trois distributions Weibull et pour valider ce modèle, nous avons utilisé l'ajustement de courbe pour estimer les paramètres des distributions résultantes au moyen de l'algorithme de Nelder-Mead. Nous pouvons conclure que le modèle proposé donne de meilleurs résultats dans la plupart des cas étudiés pour les trois résolutions 3m, 15m et 30m et pour les deux polarisations.

Comme perspective, nous suggérons l'exploration de modèles

fractionnaires sur la distribution Weibull issus d'autres distributions afin d'étudier leur ajustement aux données réelles.

Bibliographie

- 
- [1] www.techno-science.net/glossaire-definition/Radar.html
- [2] S. Chabbi, “Détection adaptative CFAR à censure automatique basée sur les statistiques d'ordre en milieux non Gaussiens”, *Mémoire Magister, département d'électronique, Université de Constantine*, 2008.
- [3] M. Karattou, “Étude de la Détection Radar Dans un Milieu Homogène”, *Mémoire de Master, Université de Tlemcen*, 2013.
- [4] E. Conte, A. De Maio, G. Ricci, “CFAR detection of distributed targets in Non Gaussian Disturbance”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 38, N° 2, pp. 612-621, April 2002.
- [5] A. Lalmi, “Existence et unicité de solution d'une équation différentielle fractionnaire du type voltéra avec retard”, *Conference ,Annaba*, 2010.
- [6] A. Alexopoulos, G.V. Weinberg, “Fractional-order formulation of power-law and exponential distributions”, *Physics Letters A*, Vol. 378, N° 34, pp. 2478-2481, 2014.
- [7] A. Alexopoulos , G.V. Weinberg, “Fractional order Pareto distributions with application to X-band maritime radar clutter”, *IET Radar, Sonar & Navigation*, Vol. 9, N° 7, pp. 817-826, 2015.
- [8] J-M. Marin, K. Mengersen, C.P. Robert, “Bayesian Modelling and Inference on Mixtures of Distributions”, *Handbook of Statistics Elsevier*, Vol. 25, pp. 459-507, 2005.
- [9] G. McLachlan , D. Peel, “Finite Mixture Models”, *Wiley Series in Probability and Statistics. John Wiley & Sons*, New-York, October 2000.
- [10] B. Ghogh, A. Ghogh, M. Crowley, F. Karray, “Fitting A Mixture Distribution to Data: Tutorial”, *arXiv:1901.06708v2* , October 2020.
- [11] R. Kollu, S. Narasimham, K. Pakkurthi, “Mixture probability distribution functions to model wind speed distributions”, *International Journal of Energy and Environmental Engineering*, Vol. 3, N° 1, 2012 .
- [12] R. Jiang, D.N. Murthy, P. Ji, “Models involving two inverse Weibull distributions” , *Reliability Engineering and System Safety*, Vol. 73, N° 1 ,pp. 73-81, March 2001.

- [13] J. Delprato, “Analyse de la stabilité d’impulsion à impulsion des amplificateurs de puissance HEMT GaN pour applications radar en bande S”, *Thèse de doctorat, Université de Limoges*, 2016.
- [14] J. Darraicaou, “*Physique et théorie du radar*”, “New York: McGraw-Hill”, 1993.
- [15] <https://www.radartutorial.eu/01.basics/Principe%20du%20Radar.fr.html>
- [16] M. Sahed, A. Mezache, “Détection Automatique CFAR en Environnement Non Gaussien”, *Thèse de doctorat en science, Département d’électronique, Université Mohamed Boudiaf-M’sila*, Octobre 2015.
- [17] T. Laroussi, “Détection adaptative CFAR de cibles chi-square corrélées à plusieurs degrés de liberté en présence de fouillis Rayleigh corrèle”, *Thèse de Doctorat d’Etat, Université de Constantine*, Décembre 2005.
- [18] I. Chalabi, “Estimation et Détection Adaptative des Cibles pour Radars MIMO dans un environnement de Clutter non-Gaussien”, *Thèse de doctorat, Université Mohamed Boudiaf de M’sila, Algérie*, 2017.
- [19] M. Barkat, “*Signal Detection and Estimation*”, Second Edition, Artech House, Boston, MA, SA, 2005.
- [20] S. Chabbi, “Détection CFAR en Milieux Non-Gaussiens Corrélés”, *Thèse de Doctorat, Université de Constantine*, 2015.
- [21] K.D. Ward, R.J.A. Tough, S. Watts, “Sea clutter: scattering, the K-distribution and radar performance”, *IET Radar, Sonar and Navigation Series 20*, Second Edition, London, UK, 2013.
- [22] M. Sahed, A. Mezache, “Détection Automatique CFAR en Environnement Non Gaussien”, *Thèse de doctorat en science, Département d’électronique, Université Mohamed Boudiaf-M’sila*, Octobre 2015.
- [23] G. Minkler, J. Minkler, “CFAR – the principles of automatic radar detection in clutter”, Magellan, Baltimore, 1990.
- [24] J.L. Whitrow, “A Model of Low Grazing Angle Sea Clutter for Coherent Radar Performance Analysis”, *DSTO Defence Science and Technology Organisation, Edinburgh, South Australia 5111, Australia*, 2017.
- [25] S. Watts, “Radar detection prediction in K distributed sea clutter and thermal noise”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-2328, N°1, pp. 40-45, January 1987.
- [26] I. Chalabi, “Estimation et Détection Adaptative des Cibles pour Radars MIMO dans un Environnement de Clutter non-Gaussien”, *Thèse de doctorat en électronique, Communication, Université de M’SILA*, 2016/2017.

- [27] R.B. Bakker, B. Currie, “The McMaster IPIX Radar Sea Clutter Database”, Online available: <http://soma.crl.mcmaster.ca/ipix/>
- [28] S. Haykin, “Adaptive Radar Signal Processing”, *John Wiley, New Jersey*, 2007.
- [29] E.Ollila, E. Tyler, D.E.V. Koivumen, V. Poor, “Compound-Gaussian Clutter Modeling with an Inverse Gaussian texture distribution”, *IEEE Trans. Signal Process. Letter*, Vol. 19, N°12, pp. 876-879, December 2012.
- [30] A. Balleri, A. Nehorai, J. Wang, “Maximum likelihood estimation for compound-Gaussian clutter with inverse gamma texture”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 43, N° 2, pp. 775-779, April 2007.
- [31] R. Ravid, N. Levanon, “Maximum-likelihood CFAR for Weibull background”, *IEE Proceedings-F*, Vol. 139, N° 3, June 1992.
- [32] G.B. Goldstein, “False-Alarm regulation in Log-Normal and Weibull clutter”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-9, N° 1, pp. 84-92, January 1973.
- [33] F. Maghni, “Modélisation du clutter de mer à haute résolution utilisant les distributions Gaussiennes composées”, *Mémoire de Master, Université Mohamed Boudiaf-M’sila*, 2016.
- [34] G.V. Weinberg, “Assessing the Pareto Fit to High Resolution High Grazing Angle Sea Clutter”, *Electronics Letters*, Vol. 47, N° 8, pp. 516-517, 2011.
- [35] I. Chalabi, “Estimation Et Détection Adaptative Des Cibles Pour Radars Mimo Dans Un environnement De Clutter Non-Gaussien”, *Thèse de doctorat en science, Département d’électronique, Université Mohamed Boudiaf-M’sila*, 2017.
- [36] B. Magaz, A. Belouchrani, M. Hamadouche, “Automatic Threshold Selection In OS-CFAR RADAR Detection Using Information Theoretic Criteria”, *Progress In Electromagnetics Research B*, Vol. 30, pp. 157 -175, 2011.
- [37] I. Konuganti, M. Chowdary , J. Valarmathi, “ Sea Clutter Modelling and Target Detection”, *IJCA Proceedings on National Conference "Electronics, Signals, Communication and Optimization"*, pp.20-24, September 2015.
- [38] A. Alexopoulos, G.V. Weinberg, “Fractional order Pareto distribution with application to X-band maritime radar clutter ”, *IET Radar Sonar and Navigation*, Vol. 9, N° 7, pp. 817-826, 2015.
- [39] A. Mezache , M. Sahed , T. Laroussi ,D. Chikouche, “Two novel methods for Estimating the compound K-Clutter Parameters in Presences of Thermal Noise”, *IET Radar Sonar and Navigation*, Vol. 5, N° 9, pp. 934-942, 2011.
- [40] IPIX Data: <http://www.http://soma.ece.mcmaster.ca/ipix/>

- [41] J.R. Machado Fernández, J. Bacallao Vidal, “ Modelación de la Distribución K en MATLAB para Aplicaciones de Radar”, *Ingeniería Electrónica, Automática y Comunicaciones*, Vol. 37, N°2, pp. 54-66. ISSN 1815-5928, 2016.
- [42] J.R. Machado Fernández, R.I. Pupo Hondal, “Modelación estadística de la textura del clutter marino en Matlab”, *Tecnura* , Vol. 21, N° 54, pp. 13-32, Octubre - Diciembre de 2017.
- [43] G. Hennessey, H. Leung, “Sea-Clutter Modeling Using a Radial-Basis-Function Neural Network”, *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, Vol. 26, N° 3, July 2001.
- [44] J.R. Machado Fernández. “ Modelación de las Distribuciones Rayleigh y Exponencial en MATLAB para Aplicaciones de Radar”. *Telem@tica*, Vol. 15, N° 2, mayo-agosto, 2016.
- [45] X.Qin, J-S.Zhang, X-D.Yan, “A Finite Mixture Three-Parameter Weibull Model for the Analysis of Wind Speed Data”, *Communications in Statistics - Theory and Methods*, Vol. 41, N° 12,pp. 2160-2171, 2012.
- [46] S. Watts, “Radar Sea Clutter: Recent Progress and Future Challenges”, *IEEE International Conference on Radar, Adelaide, SA, Australia*, 17 October 2008.
- [47] Mixture Distribution: <https://www.statisticshowto.com/mixture-distribution>.
- [48] S.Lefaida, F.Soltani, A.Mezache, "Radar Sea-Clutter Modeling Using Fractional Generalized Pareto Distribution”, *Electronics Letters*, Vol. 54, N°16, pp. 999-1001, 2018.