

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de L'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



جامعة محمد بوضياف - المسيلة  
Université Mohamed Boudiaf - M'sila

UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF-M'SILA

FACULTE DE TECHNOLOGIE

DEPARTEMENT DE L'ELECTRONIQUE

**MEMOIRE DE MASTER**

DOMAINE : Sciences et Technologies

FILIERE : Electronique

OPTION : Contrôle

**Thème :**

***Modélisation du clutter de mer à haute résolution  
utilisant les distributions Gaussiennes composées***

**Présenté par :**

MAGHNI Fairouz

**Encadré par :**

Pr. MEZACHE Amar

**N° d'ordre : 2016/.../...**

**Promotion : Juin 2016**

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

# Remerciements

*Je rende ma profonde gratitude à dieu qui m'a aidé à réaliser ce travail de mon mémoire.*

*J'exprime mes profondes gratitudes à mes parents pour leurs encouragements, leurs soutiens et pour les sacrifices qu'ils ont enduré.*

*J'exprime également mes profondes reconnaissances pour mon encadreur, Professeur **Amar MEZACHE** pour m'avoir proposé le thème de ce travail de mon mémoire et pour ses conseils, ses aides et ses soutiens.*

*Je remercie infiniment aussi :*

- Les membres du jury d'examen pour l'intérêt qu'ils ont manifesté pour ce travail.*
- Tous ceux qui ont participé de loin ou de près pour réaliser ce travail.*
- L'ensemble des enseignants du département d'électronique.*

*Je voudrais terminer en saluant la promotion d'électronique 2015-2016.*

**Merci.**

MAGHNI Fairouz.

# Dédicaces

- ❖ *À mes parents*
- ❖ *À mes frères*
- ❖ *À mes sœurs*
- ❖ *À toute ma famille 'grande et petite'*

*Et tous mes proches,  
À tous ... je dédie ce modeste travail.*

MAGHNI Fairouz.

## Résumé

La conception des détecteurs de cibles radar impose l'identification exacte des modèles statistiques caractérisant les échos de l'environnement. L'objectif principal de ce travail concerne la recherche d'un modèle statistique qui s'adapte mieux aux données du clutter de mer IPIX à haute résolution. A cet effet, nous avons utilisé des distributions Gaussiennes composées avec des composantes textures de distributions gamma, inverse gamma et inverse Gaussienne. C'est le cas de la modélisation par les modèles  $K$ , GP (Generalized Pareto) et CIG (compound inverse Gaussian). L'incorporation du bruit thermique dans la composante speckle est introduite pour avoir une meilleure description de ce type du clutter. Les approches  $[z\log(z)]$  et PCFE (parametric curve fitting estimation) sont utilisées pour l'estimation des paramètres des modèles  $K$ , GP et CIG sans et avec bruit. Le critère MSE est considéré comme un test d'approximation de la queue des distributions théoriques par rapport aux courbes réelles. A partir des résultats de modélisation illustrés, on a remarqué que les modèles Gaussiens composés avec bruit en général offrent des meilleures approximations aux échos de la mer IPIX.

**Mots clés :** clutter de mer, modèle gaussien composé, Modélisation, estimation des paramètres, Courbe d'ajustement, Des moments,  $z\log z$ .

## Abstract

The design of target radar detectors requires the exact identification of statistical models describing radar returns from the environment. The main purpose of this work concerns the investigation of a statistical model that adjusts better the tail of the IPIX real data. To this effect, we used some compound Gaussian distributions with a clutter power modeled by gamma, inverse gamma and inverse Gaussian distributions. These are referred us to modeling by the  $K$ , the GP (Generalized Pareto) and the CIG (compound reverses Gaussian) distributions. As well, the incorporation of thermal (system) noise in the speckle component is introduced to obtain better description of sea clutter. Approaches based on  $[z\log(z)]$  and PCFE (parametric curve fitting estimation) are used for estimating the  $K$ , the GP and the CIG distributed parameters with and without noise. The MSE metric is considered to judge the tail fitting of the theoretical models to real data. Our results illustrate that the compound Gaussian models with noise fit better the empirical IPIX data in most cases.

**Key word:** Sea-clutter, Compound Gaussian model, Modeling, Parameter estimation, Curve fitting, Moments,  $z\log z$ .

## ملخص

تصميم أجهزة الكشف عن أهداف الرادار يتطلب التحديد الدقيق للنماذج الإحصائية التي تميز أصداء البيئة. الهدف الرئيسي من هذا العمل هو البحث عن نموذج إحصائي الذي يتناسب أفضل مع بيانات من حالة البحر IPIX عالية الدقة. لهذا الغرض، استعملنا توزيعات جوسيان المركب مع مكونات textures من توزيع غاما، عكس جاما و عكس جوسيان. هذا هو حال النمذجة بواسطة النماذج  $K$ , GP (Generalized Pareto) و CIG (compound inverse Gaussian).  $speckle$  هو عرض للحصول على أحسن وصف لهذا النوع من الحالة. الطريقتان  $[z\log(z)]$  و PCFE (parametric curve fitting estimation) تستخدمان لتقدير قيم متغيرات (مقادير) النماذج  $K$ , GP و CIG مع وبدون ضوضاء. المعيار MSE يعتبر كاختبار تقريب ذيول التوزيعات الاحتمالية من المنحنيات الفعلية. من نتائج النمذجة يتضح، أن النماذج جوسيا المركبة، مع الضوضاء على العموم تعطينا أفضل تقريب لأصداء البحر IPIX.

**الكلمات الدلالية:** حالة البحر، نموذج جوسيان المركب، نمذجة، تقدير القيم، المنحني المناسب (المقاس المناسب)، لحظات،

$z\log z$ .

# *Table des matières*

Symboles et notations .....	III
Acronymes généraux.....	V
Liste des figures.....	VII
Liste des tableaux.....	X

## *Introduction générale*

1. Introduction .....	1
2. Motivations.....	2
3. Organisation du mémoire.....	3

## *Chapitre 1 : Système radar*

1.1 Introduction .....	6
1.2 Classification des radars .....	8
(i) Radar météorologique.....	9
(ii) Radar de contrôle routier .....	10
(iii) Radar de surveillance .....	11
(iv) Radar à synthétique d'ouverture (RSO) .....	11
1.3 Clutter de mer .....	11
1.4 Modélisation statistique du clutter de mer.....	14
1.5 Distributions du clutter de mer.....	17
1.5.1 Distribution de Rayleigh (Exponentielle) .....	17
1.5.2 Distribution de Weibull .....	18
1.5.3 Distribution Log-normale .....	19
1.5.4 Distribution $K$ .....	19
1.5.5 Distribution de Pareto généralisée ( $GP$ ) .....	20
1.5.6 Distribution de Pareto .....	21
1.5.7 Distribution Log-normale composée ( $CLN$ ) .....	21
1.5.8 Distribution Inverse Gaussienne composée ( $CIG$ ) .....	21
1.5.9 Distribution généralisée composée ( $GC$ ) .....	22
1.6 Estimation des paramètres.....	24
1.7 Conclusion .....	25

## **Chapitre 2 : Modélisation du clutter de mer par les lois $K$ , $GP$ et $CIG$**

### **sans bruit**

2.1 Introduction.....	27
2.2 Critères d'ajustement à un modèle statistique.....	27
(i) Le critère MSE.....	28
(ii) Le critère Chi-square.....	28
(iii) Le critère K-S .....	28
2.3 Estimation des paramètres de la distribution $K$ .....	29
2.4 Estimation des paramètres de la distribution $GP$ .....	30
2.5 Estimation des paramètres de la distribution $CIG$ .....	32
2.6 Résultats de la modélisation du clutter de mer .....	34
2.6.1 Modélisation via des données simulées .....	35
2.6.2 Modélisation via des données réelles IPIX .....	38
2.7 Conclusion.....	47

## **Chapitre 3 : Modélisation du clutter de mer par les lois $K$ , $GP$ et $CIG$**

### **plus bruit**

3.1 Introduction.....	49
3.2 Estimation des paramètres de la distribution $K+B$ .....	50
3.3 Estimation des paramètres de la distribution $GP+B$ .....	52
3.4 Estimation des paramètres de la distribution $CIG+B$ .....	53
3.5 Résultats de la modélisation du clutter de mer .....	55
3.5.1 Modélisation via des données simulées.....	55
3.5.2 Modélisation via des données réelles IPIX .....	58
3.6 Conclusion.....	68

## **Conclusions Générales**

1. Conclusions.....	69
2. Perspectives.....	70

<b><u>Références</u></b> .....	71
--------------------------------	----

## *Symboles et Notation*

GHz	Giga Hertz
MHz	Meg Hertz
dB	Décibel
FFT	Fast Fourier Transform
$I$	Composante en phase du signal reçu
$Q$	Composante en quadrature de phase du signal reçu
$X$	L'intensité du clutter, $X = I^2 + Q^2$
$M$	Nombre des échantillons ou nombre de cellules dans la fenêtre de référence d'un détecteur CFAR
$N$	Nombre des impulsions
$b$	Paramètre d'échelle de la distribution $K$
$\nu$	Paramètre de forme de la distribution $K$
$K(\cdot)$	Fonction de Bessel modifiée de deuxième espèce d'ordre $\nu - 1$
$\alpha$	Paramètre de forme de la distribution $GP$
$c$	Facteur d'échelle de la distribution $GP$
$\mu$	La moyenne de la distribution Log-normale
$\sigma$	L'écart type de la distribution Log-normale
$p(x/y)$	Fonction de distribution de probabilité de $x$ sachant $y$ (texture)
$p(y)$	Fonction de distribution de probabilité de $y$ (speckle)
$\Gamma(\cdot)$	La fonction gamma
$\sigma^2$	La variance du bruit thermique
$\lambda$	Paramètre de forme de la distribution $CIG$
$\mu$	Paramètre d'échelle de la distribution $CIG$

$\hat{\theta}$	Vecteur de paramètres estimés
$p_x(x_i, \hat{\theta})$	La PDF théorique
$\hat{p}_x(x_i)$	La CCDF mesurée à partir des données réelles
$n$	Nombre des runs Monté-Carlo
$\langle z^r \rangle$	Moment d'ordre $r$
$E_i(\cdot)$	La fonction exponentielle-intégrale
${}_2F_0(\cdot, \cdot; \cdot; \cdot)$	Fonction hypergéométrique confluyente
$p_n$	Puissance du bruit thermique
$\nu_{eff}$	Paramètre de forme effectif
$\nu_{1,2}$	Paramètres de formes du modèle composé généralisée
$b_{1,2}$	Paramètres de puissances

## *Acronymes généraux*

RADAR	Radio Detection And Ranging
IPIX	Intelligent PIXel processing X-band radar
$K$	Distribution $K$
$GP$	Generalized Pareto
$CIG$	Compound Inverse Gaussian
FOME	Fractional Order Moments Estimator
MLE	Maximum Likelihood Estimator
PCFE	Parametric Curve Fitting Estimation (Nelder-Mead algorithm)
PRF	Pulse Repetition Frequency
IFF	Identification Friend or Foe
RSO	Radar à Synthétique d'Ouverture
SAR	Synthetic Aperture Radar
RAR	Real Aperture Radar en anglais
SER	Surface Équivalente du Radar
TFA	Taux de Fausses Alarmes
HH/VV	La polarisation de l'antenne de résolution (Horizontal-Horizontal / Vertical-Vertical)
$RiIG$	Rician Inverse Gaussian distribution
$CLN$	Compound Log-Normal model
$CG-IG$	Compound Gaussian model with Inverse Gaussian texture
$G\Gamma$	Gamma Généralisée
$HG$	Distributions hypergéométriques
$WG$	Weibull-speckle-Gamma-Mean
$GK$	$K$ Généralisée

UE	Unbiased Estimator
PDF	Probability Density Function
CCDF	Fonction de Densité Cumulative Complémentaire
MSE	Mean Square Error / Erreur Quadratique Moyenne
$\chi^2$	Test d'ajustement Chi-square
K-S	Test d'adéquation Kolmogorov-Smirnov
$L$	Likelihood-function
+ $B$	Plus bruit thermique
CNR/RCB	Clutter-to-Noise Ratio / Rapport Clutter-sur-Bruit
HOME	Higher Order Moment Estimator
HF	High Frequency
VHF	Very High Frequency
UHF	Ultra High Frequency

# **LISTE DES FIGURES**

Figure 1.1 — Principe de base d'un système radar.....	7
Figure 1.2 — Représentation temporelle et fréquentielle des échos de la mer pour une résolution de 30m, polarisation HH et case distance 19 .....	13
Figure 1.3 — Représentation temporelle et fréquentielle des échos de la mer pour une résolution de 15m, polarisation HH et case distance 4 .....	13
Figure 1.4 — Représentation temporelle et fréquentielle des échos de la mer pour une résolution de 3m, polarisation HH et case distance 17.....	14
Figure 1.5 — Le modèle GC et ses distributions dérivées les plus utilisées en détection Des Cibles radar.....	23
Figure 2.1 — Les PDFs et les CCDFs via des données simulées $K$ distribué pour $N=1$ , $M=60000$ et $\nu=0.1$ et $b=\nu$ .....	36
Figure 2.2 — Les PDFs et les CCDFs via des données simulées $GP$ distribué pour $N=1$ , $M=60000$ , $\alpha=3$ et $c=\alpha-1$ .....	37
Figure 2.3 — Les PDFs et les CCDFs via des données simulées $GP$ distribué pour $N=1$ , $M=60000$ , $\lambda=0.1$ et $\mu=1$ .....	37
Figure 2.4 — Les PDFs et les CCDFs via des données simulées $CIG$ distribué pour $N=1$ , $M=60000$ , $\lambda=5$ et $\mu=1$ (cas Gaussien).....	38
Figure 2.5 — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 4 <sup>ème</sup> case distance, polarisation HH, résolution 3m, $N=1$ et $M=60000$ .....	39
Figure 2.6 — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 17 <sup>ème</sup> case distance, polarisation HH, résolution 3m, $N=1$ et $M=60000$ .....	39
Figure 2.7 — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 20 <sup>ème</sup> case distance, polarisation VV, résolution 3m, $N=1$ et $M=60000$ .....	40
Figure 2.8 — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 28 <sup>ème</sup> case distance, polarisation HH, résolution 3m, $N=1$ et $M=60000$ .....	40
Figure 2.9 — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 2 <sup>ème</sup> case distance, polarisation HH, résolution 15m, $N=1$ et $M=60000$ .....	41
Figure 2.10 — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 8 <sup>ème</sup> case distance, polarisation VV, résolution 15m, $N=1$ et $M=60000$ .....	42

Figure 2.11 — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 24 <sup>ème</sup> case distance, polarisation VV, résolution 15m, $N=1$ et $M=60000$ .....	42
Figure 2.12 — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 32 <sup>ème</sup> case distance, polarisation HH, résolution 15m, $N=1$ et $M=60000$ .....	43
Figure 2.13 — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 7 <sup>ème</sup> case distance, polarisation VV, résolution 30m, $N=1$ et $M=60000$ .....	44
Figure 2.14 — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 6 <sup>ème</sup> case distance, polarisation HH, résolution 30m, $N=1$ et $M=60000$ .....	44
Figure 2.15 — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 20 <sup>ème</sup> case distance, polarisation VV, résolution 30m, $N=1$ et $M=60000$ .....	45
Figure 2.16 — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 32 <sup>ème</sup> case distance, polarisation HH, résolution 30m, $N=1$ et $M=60000$ .....	45
Figure 3.1 — Les PDFs et les CCDFs via des données simulées $K+B$ distribué pour $N=1$ , $M=60000$ , $CNR=0dB$ , $\nu=0.1$ et $b = \nu(1+1/CNR)$ .....	56
Figure 3.2 — Les PDFs et les CCDFs via des données simulées $GP+B$ distribué pour $N=1$ , $M=60000$ , $CNR=0dB$ , $\alpha=2.1$ et $c = (\alpha-1)(1+1/CNR)$ .....	57
Figure 3.3 — Les PDFs et les CCDFs via des données simulées $CIG+B$ distribué pour $N=1$ , $M=60000$ , $\lambda=0.1$ et $\mu=1$ .....	57
Figure 3.4 — Les PDFs et les CCDFs via des données simulées $CIG+B$ distribué pour $N=1$ , $M=60000$ , $\lambda=5$ et $\mu=1$ (cas Gaussien).....	58
Figure 3.5 — PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 4 <sup>ème</sup> case distance, polarisation HH, résolution 3m, $N=1$ et $M=60000$ .....	59
Figure 3.6 — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 17 <sup>ème</sup> case distance, Polarisation HH, résolution 3m, $N=1$ et $M=60000$ .....	60
Figure 3.7 — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 20 <sup>ème</sup> case distance, polarisation VV, résolution 3m, $N=1$ et $M=60000$ .....	60
Figure 3.8 — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 28 <sup>ème</sup> case distance, polarisation HH, résolution 3m, $N=1$ et $M=60000$ .....	61
Figure 3.9 — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 2 <sup>ème</sup> case distance, polarisation HH, résolution 15m, $N=1$ et $M=60000$ .....	62
Figure 3.10 — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 8 <sup>ème</sup> case distance, polarisation VV, résolution 15m, $N=1$ et $M=60000$ .....	62

Figure 3.11 — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 24 <sup>ème</sup> case distance, polarisation VV, résolution 15m, $N=1$ et $M=60000$ .....	63
Figure 3.12 — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 32 <sup>ème</sup> case distance, polarisation HH, résolution 15m, $N=1$ et $M=60000$ .....	63
Figure 3.13 — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 7 <sup>ème</sup> case distance, polarisation VV, résolution 30m, $N=1$ et $M=60000$ .....	64
Figure 3.14 — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 6 <sup>ème</sup> case distance, polarisation HH, résolution 30m, $N=1$ et $M=60000$ .....	65
Figure 3.15 — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 20 <sup>ème</sup> case distance, polarisation VV, résolution 30m, $N=1$ et $M=60000$ .....	65
Figure 3.16 — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 32 <sup>ème</sup> case distance, polarisation HH, résolution 30m, $N=1$ et $M=60000$ .....	66

# **LISTE DES TABLEAUX**

Tableau 1.1 — diverses application du système radar .....	8
Tableau 1.2 — Bandes de fréquence de radar .....	9
Tableau 2.1 — Paramètres estimés des distributions $K$ , $GP$ et $CIG$ .....	46
Tableau 3.1 — Paramètres estimés des distributions $K+B$ , $GP+B$ et $CIG+B$ .....	67

# Introduction Générale

## 1. Introduction

Le radar est un système électromagnétique utilisé pour détecter la présence d'objets mobiles 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. Son histoire de détection a débuté par les travaux du physicien et mathématicien écossais *James Clerk Maxwell*, en 1864, qui a prédit mathématiquement que les radiations, qui seront connues ensuite sous le nom d'ondes électromagnétiques, ont quelques propriétés communes avec les ondes lumineuses, en particulier, la vitesse de propagation et la réflexion par les objets métalliques et diélectriques. Ceci a été démontré par le physicien allemand *Heinrich Rudolf Hertz* en 1886. Au cours de la deuxième guerre mondiale, *Wattson Watt* a pu réaliser un détecteur radio que les américains ont nommé 'RADAR', qui est l'acronyme de l'expression « **RA**dio **D**etection **A**nd **R**anging », et qui signifie 'détection et télémétrie par ondes radio' [1].

Depuis des décennies, l'optimisation et le perfectionnement des systèmes électroniques de communication, ont été à la base du développement de nouvelles techniques de traitement du signal. Plus particulièrement, le système radar, qui est l'un des systèmes de communication très sophistiqué, n'était pas loin de cette révolution technologique, d'où il a attiré énormément d'attentions de la recherche moderne. En fait, les radars ne cessent effectivement de se développer, où ce développement devient de plus en plus très nécessaire pour satisfaire les besoins d'aujourd'hui et encore plus de demain. Ceci s'explique par le fait que les radars sont capables de fournir des solutions à des problèmes variés et complexes dans plusieurs domaines et disciplines [8]. Encore plus loin, la surveillance radar devient l'une des questions stratégiques de n'importe quel pays dans le monde pour lutter contre les trafics en tous genres (drogues, contrebandes, émigrations, clandestins, etc.), le terrorisme ou toute autre menace. Toutes ces missions nécessitent certes d'utiliser des systèmes de surveillance plus probants et plus efficaces pour détecter, localiser et classifier les cibles potentielles. Ceci a mené à l'augmentation de la demande sur la modélisation des échos radar, les détecteurs, les senseurs automatiques et les configurations de détection basées sur les nouvelles technologies et les techniques avancées de traitement du signal [2].

## **2. Motivations**

La théorie de la détection radar s'appuie sur une modélisation statistique unidimensionnelle du clutter pour développer les stratégies de détection non-cohérente. Lorsque le modèle statistique ne décrit pas exactement l'évolution des observations, les performances obtenues sont loin de celles prévues. Cela se traduit soit par une augmentation du taux de fausse alarme, soit par une dégradation des performances de détection en dépit du maintien de ce taux. Le problème consiste alors à chercher un modèle statistique qui décrit mieux le comportement du clutter et permet à la fois d'obtenir de meilleures performances en termes de détection. C'est pourquoi de nombreuses études ont été effectuées et le sont encore actuellement pour modéliser le clutter aussi précisément que possible [8].

La modélisation statistique du clutter de mer a été l'objet de développements continus depuis l'apparition des radars jusqu'à ce jour, notamment pour y inclure de nombreux effets inhérents tels que le bruit thermique et le clutter Rayleigh. Pour cela, les modèles du clutter qui servent à dimensionner les systèmes radars et à prédire leurs performances valides pour le besoin d'hier doivent constamment être améliorés au regard de l'accroissement des performances et des fonctionnalités nouvelles demandées aujourd'hui, et encore plus demain.

En pratique, le modèle qui décrit les plus précisément les observations n'est pas nécessairement le modèle le mieux adapté au problème de détection. C'est le cas du modèle Gaussien composé et les modèles analogues, pour lesquels la recherche d'un détecteur s'avère une tâche fortement pénible en pratique. De plus, ces modèles sont caractérisés par plusieurs paramètres qu'il faut les estimer à chaque fois. Par conséquent, les éventuelles erreurs d'estimation peuvent engendrer de fortes pertes en termes de performance de détection [3,4].

Ainsi, afin d'améliorer les performances de détection en environnement non Gaussien, il est préférable d'utiliser un modèle satisfaisant au niveau de la modélisation et analytiquement plus simple pour être mieux adapté aux problèmes de la détection. Il ne faut pas perdre de vue que dans un problème de détection, l'étape de modélisation ne vise pas à décrire les observations le plus précisément possible, mais à obtenir de bonnes performances en détection [8].

Depuis des deux dernières décennies, notamment dans le cas des radars de haute résolution, le caractère impulsif du clutter (non Gaussien) engendre un taux de fausses alarmes très élevé lorsqu'on considère l'hypothèse Gaussienne. Une solution, classiquement adoptée pour remédier à ce problème, sert à adapter localement le seuil de détection à la puissance locale de clutter mais au prix d'une dégradation considérable en termes de

performances de détection. Afin de parer ce problème, des modèles de clutter dits non Gaussiens (Log-normal, Weibull,  $K$ , Pareto, etc.) ont été proposés dans la littérature pour la description des échos de la mer obtenus par un radar IPIX « *Intelligent P*ixel *processing X*-band radar » [9-11]. Cependant, l'émergence de ce type de modèles a donné naissance à de nouveaux problèmes théoriques qui compliquent le jeu de plus en plus et qui nécessitent comme même d'être résolus. L'estimation des paramètres caractérisant les modèles non Gaussiens est l'une de ces questions théoriques largement rencontrés en pratique, particulièrement lorsqu'on veut établir des stratégies de détection fondées sur la base de ces modèles [7-9].

A partir des motivations en termes de modélisation du clutter de mer citées ci-dessus, le présent travail de ce mémoire est fondé essentiellement sur les points suivants :

- Modélisation statistique du clutter de mer IPIX utilisant des distributions Gaussiennes composées avec des composantes textures de distributions gamma, inverse gamma et inverse Gaussienne. Donc, c'est le cas de la modélisation par des modèles  $K$ ,  $GP$  (Generalized Pareto) et  $CIG$  (compound inverse Gaussian).
- Dans le but d'acquérir de bonnes performances de modélisation des échos de la mer IPIX, l'insertion du bruit thermique,  $B$  dans la composante speckle est introduite dont les modèles résultats sont désignés par  $K+B$ ,  $GP+B$  et  $CIG+B$ .
- Description de trois approches d'estimation des paramètres des distributions  $K$ ,  $GP$  et  $CIG$  sans et avec bruit. Ces dernières sont basées sur les moments fractionnaires (FOME : fractional order moments estimator), moments logarithmiques ( $[z\log(z)]$ ), MLE (maximum likelihood estimator) et PCFE (parametric curve fitting estimation).

### 3. Organisation du mémoire

Après une introduction générale sur le système radar et la problématique de la modélisation du clutter de mer de haute résolution, le présent travail de ce mémoire est organisé comme suit :

- Le chapitre 1 décrit un bref rappel sur le principe de fonctionnement et les différents types des systèmes radar. Les caractéristiques des échos de la mer IPIX, la présentation des distributions de ce type de clutter et le problème d'estimation des paramètres sont aussi discutées dans ce chapitre.
- Le chapitre 2 valide la modélisation du clutter de mer IPX utilisant les distributions  $K$ ,  $GP$  et  $CIG$  sans bruit. La méthode d'estimation  $[z\log(z)]$  est utilisée dans cette étude.

- Le chapitre 3 a pour objectif d'améliorer les performances de modélisation utilisant les modèles non Gaussiens  $K+B$ ,  $GP+B$  et  $CIG+B$  dont l'approche d'estimation  $[z\log(z)]$  et PCFE sont utilisées dans cette analyse.

Enfin, nous terminons par une conclusion générale où des perspectives seront soulignées pour des futurs travaux de recherche dans le domaine d'estimation et de la modélisation du clutter de mer de haute résolution.

# Chapitre 1

## Systeme radar

### Résumé

*Dans ce chapitre, nous allons présenter en premier lieu le principe de fonctionnement d'un radar à impulsions ainsi que les différents types des radars. Ensuite, nous expliquons les caractéristiques du clutter de mer en particulier les données réelles obtenues par un radar IPIX. Enfin, nous présentons la modélisation statistique du clutter de la mer utilisant les modèles Gaussien composés avec une présentation d'une introduction générale sur l'estimation des paramètres des distributions du clutter.*



[9]

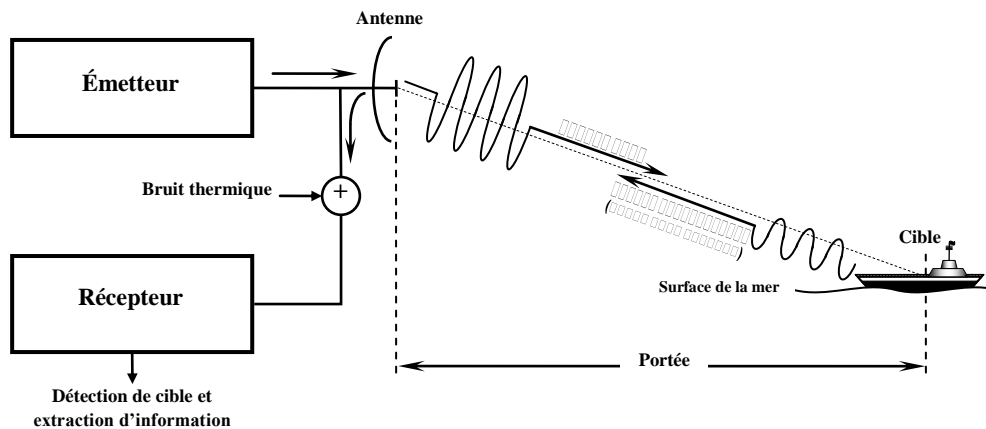
### Sommaire

- 1.1 Introduction
- 1.2 Classification des radars
- 1.3 Clutter de mer
- 1.4 Modélisation statistique du clutter de mer
- 1.5 Distributions du clutter de mer
- 1.6 Estimation des paramètres
- 1.7 Conclusion

## 1.1 Introduction

Un radar « **RA**dio **D**étection **A**nd **R**anging » (système de détection et de télémétrie par ondes radio) est un appareil de détecter et localiser un objet (cibles) auquel on s'intéresse. Les échos qui apparaissent sur l'image radar ne sont pas seulement produits par la réflexion des ondes émises sur des objets durs (bateaux, bouées, terre,...). Certains échos sont produits par des obstacles indésirables (clutter) tels que, l'atmosphère, le sol, les nuages, la mer, la surface irrégulière des vagues, en particulier par la crête des vagues lorsque l'échelle radar sélectionnée est petite, ..., etc. Le but principal dans la détection du signal radar est de déterminer la structure du récepteur optimum basée sur quelques critères qui sont déterminés par l'application. En pratique, les modèles statistiques des signaux reçus ne peuvent pas être disponible *a priori* mais peuvent encore changer avec le temps. Les appareils de ce type n'indiquent pas seulement la présence et la distance d'un objet éloigné, mais déterminent également sa position dans l'espace, sa taille, sa forme ainsi que sa vitesse et sa direction. Plusieurs formes du système radar ont été développées dans les années 1903 jusqu'au 1925 qui sont capables de mesurer la distance d'une cible appelée "Target's range" (portée de la cible). Dans 1925 à 1926, Bret et Tuve sont les premiers qui ont appliqué les radars à impulsions pour la mesure de la portée. Tous les premiers radars utilisent les ondes radio, mais aujourd'hui quelques radars modernes sont basés sur les ondes optiques qui utilisent les lasers. En ce qui concerne son utilisation pratique, les fonctions que le radar doit accomplir et ses nouvelles techniques croissent presque jour après jour. Le radar est un instrument essentiel à la sécurité de la navigation maritime et aérienne; la nuit ou lorsque le temps est mauvais, il aide les avions à atterrir. Dans le contexte militaire constamment en alerte, il aide les forces armées dans leur tâche de détection des cibles; il est utilisé sur mer pour détecter la présence de navires ennemis et sur terre pour renseigner sur les mouvements des forces adverses. La météorologie utilise également pour ses prévisions atmosphériques. Il permet à l'homme de science de suivre les divers objets qui sont régulièrement envoyés dans l'espace. Il est même utilisé par la police de la route dans sa chasse à l'excès de vitesse. Le radar émet une onde électromagnétique vers l'espace et puis capte l'écho réfléchi par une cible. Lorsqu'une cible est présente dans la direction de l'antenne d'émission du système radar, elle réfléchira l'onde transmise vers l'antenne réceptrice (Figure 1.1). Ensuite, le processeur de détection du système radar analyse et traite soigneusement l'onde reçue dans la recherche d'une éventuelle cible. Néanmoins, même en l'absence de cible, des échos parasites sont très probablement observés par le radar, dû au bruit thermique du récepteur, à la rétrodiffusion, appelée

«clutter», du milieu environnant (mer, sol, nuages, etc.) ou encore à un éventuel brouillage. Le problème consiste alors à déterminer si le signal reçu est rétrodiffusé par une cible ou bien il ne s'agit qu'un signal parasite. 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., clutter) rétrodiffusés par le milieu de détection entourant cette cible. On parle alors de la détection de cibles noyées dans un clutter à caractère aléatoire. Dans ce cas-ci, la détection des cibles devient une tâche difficile qui nécessite des traitements supplémentaires avancés (outre le processus de détection) pour pouvoir détacher le signal utile de la cible des échos parasites [5, 6].



**Figure 1.1** — Principe de base d'un système radar.

En effet, pour atteindre cet objectif, la détection doit être fondée sur une caractérisation statistique (ou une modélisation statistique) pertinente du signal de la cible et du clutter. Pour des raisons purement pratiques, le signal de la cible est souvent modélisé suivant quatre modèles de fluctuation comme proposé par Swerling [7]. Dans ce cas, la modélisation statistique ne dépend que de la distribution du clutter et du bruit thermique. Le bruit thermique étant Gaussien, la modélisation statistique du problème radar se réduit donc à la modélisation du clutter. Cette dernière implique éventuellement une étape d'estimation des paramètres du modèle statistique adopté. En effet, dans le traitement du signal radar, la modélisation du clutter et l'estimation des paramètres du modèle adopté sont primordiales afin de pouvoir optimiser possiblement les performances en détection. En outre, les principales fonctions du radar incluent la recherche, la détection des cibles, la mesure de

position de cible, la poursuite et la mesure des caractéristiques de cible ...etc. Communément, les applications radar les plus spectaculaires aujourd'hui sont d'ordre militaire ou spatial. Le Tableau 1.1 énumère certaines applications divisées en deux grandes catégories principales [8, 9]

**Tableau 1.1**— diverses applications du système radar

Catégories	Applications
Civil	Surveillance routière Surveillance superficielle Contrôle aérien Contrôle de trafic terrestre Détection et prévision météorologique Astronomie Reconnaissance des objets Surveillance et poursuite satellitaire Navigation Contrôle de trafic (mesure de vitesse)
Militaire	Défense aérienne et maritime Guidage, et recherche des missiles Détection des personnes Collection des données Détection, identification, et localisation des cibles Guidage et contrôle des armes

## 1. 2 Classification des radars

Les radars peuvent être arrangés en plusieurs classes à savoir les radars terrestres, les radars aéroportés, et les radars navals ou marins. Ils peuvent également être classés dans de nombreuses catégories basées sur les caractéristiques spécifiques du radar lui-même, telles que la bande de fréquence, le type d'antenne et les formes d'ondes utilisées. Une autre classification se fonde sur l'application et/ou la fonctionnalité du radar (Tableau 1.2). Ceci inclut: la météo, la surveillance, la poursuite ...etc. De point de vue de leurs fonctionnements, en fonction du signal émis, les radars peuvent en gros se classer selon les formes d'onde qu'ils emploient selon leur fréquence d'opération en deux catégories. La première incluse les radars à impulsions (pulse radars), où le radar émet une impulsion et attend le retour; et la deuxième incluse les radars à ondes continues (continuous Wave Radars), où le radar émet continuellement l'énergie électromagnétique à partir d'une antenne et reçoit à l'aide d'une seconde antenne séparée de la première. Les radars à ondes continues non modulées peuvent mesurer la vitesse radiale (effet doppler) et la position angulaire de la cible, sans pouvoir de la

localiser. Ils peuvent être également utilisés pour la poursuite et le guidage des missiles. Généralement, les radars à impulsion utilisent un train d'impulsions et par conséquent, ils peuvent être classés, selon la fréquence de répétition d'impulsion (pulse repetition frequency, PRF), en radars à basse PRF, à moyenne PRF et à haute PRF. Les radars à basse PRF sont essentiellement utilisés pour mesurer la distance (la portée) des cibles dont sa vitesse (effet doppler) n'est pas considérée. Les radars à haute PRF sont utilisés notamment pour mesurer la vitesse des cibles [5].

**Tableau 1.2**— Bandes de fréquences de radar [9]

Nom	Gamme de fréquences	Bandes assignées par l'ITU
HF	3-30 MHz	
VHF	30-300 MHz	138-144 MHz 216-228 MHz
UHF	300-1000 MHz	420-450 MHz 890-942 MHz
L	1-2 GHz	1.215-1.4 GHz
S	2-4 GHz	2.3-2.5 GHz 2.7-3.7 GHz
C	4-8 GHz	5.250-5.925 GHz
X	8-12 GHz	8.5-10.68 GHz
Ku	12-18 GHz	13.4-14 GHz 15.7-17.7 GHz
K	18-27 GHz	24.05-24.25 GHz
Ka	27-40 GHz	33.4-36 GHz
V	40-75 GHz	59-64 GHz
W	75-110 GHz	76-81 GHz 92-100 GHz
Ondes millimétriques	110-300 GHz	126-142 GHz 144-149 GHz 131-235 GHz 238-248 GHz

Le Tableau 1.2 montre une classification des systèmes radar basée sur la bande de fréquences utilisée. En effet, pour garder secret le développement de ce système, les militaires ont décidé de donner à ces gammes de noms de code qui sont demeurés en usage pour plusieurs années. Cependant, certains utilisateurs de bandes radios comme les télédiffuseurs et l'industrie des contre-mesures militaires ont remplacé les vocables traditionnels par leur propre identification. En pratique, il existe plusieurs types de radars fonctionnant avec des bandes de fréquences distinctes. Ci-dessous, on présente un aperçu général sur quelques fonctionnalités assurées par les systèmes radars.

(i) **Radar météorologique** : Un radar météorologique est un type de radar utilisé en météorologie pour repérer les précipitations, calculer leur déplacement et déterminer leur type

(pluie, neige, grêle, etc.). La structure tridimensionnelle des données obtenues permet également d'inférer les mouvements des précipitations dans les nuages et ainsi de repérer ceux qui pourraient causer des dommages. Enfin, en se servant des précipitations comme traceurs, on peut en déduire la direction radiale et la vitesse des vents dans la basse atmosphère. Durant la Seconde Guerre mondiale, les opérateurs radars ont remarqué que des échos parasites semblaient venir des précipitations et des techniques furent mises au point pour filtrer ces échos gênants. Cependant, les scientifiques ont rapidement reconnu le potentiel pour la météorologie et dès la fin du conflit, des radars militaires mis en disponibilité furent utilisés pour la détection des précipitations. Aujourd'hui, les radars météorologiques sont utilisés par les services météorologiques nationaux, les aéroports, les départements de recherche universitaires en météorologie et même les postes de télévision dans leurs bulletins d'information quotidiens. Les données brutes de ces radars peuvent être utilisées pour faire des images ou être traitées par des logiciels spécialisés qui extrapoleront à court terme leur déplacement (prévision immédiate). Leurs informations peuvent même être chargées dans les modèles de prévision numérique du temps afin d'améliorer leur analyse de la situation météorologique, ce qui leur permettra de faire de meilleures prévisions [9].

**(ii) Radar de contrôle routier :** Un radar de contrôle routier est un instrument servant à mesurer la vitesse des véhicules circulant sur la voie publique à l'aide d'ondes radar. Ce type de cinémomètre est principalement utilisé afin d'identifier les contrevenants aux limites de vitesse. Ces radars utilisent le principe de l'effet Doppler-Fizeau pour mesurer la vitesse. Ils émettent une onde entretenue (ou continue) qui est réfléchiée par toute cible se trouvant dans la direction pointée. Par effet Doppler, cette onde réfléchiée possède une fréquence légèrement différente de celle émise: plus grande fréquence pour les véhicules s'approchant du radar et plus petite pour ceux s'éloignant. En mesurant la différence de fréquence entre l'onde émise et celle retournée, on peut calculer la vitesse de la cible. Ceci se fait en trouvant le battement entre les deux ondes. En général, on utilise une longueur d'onde centimétrique des bandes X, K et Ka. En Europe, la bande Ku est utilisée. La bande X est moins courante depuis quelques années, car elle est facilement perceptible par les récepteurs anti-radars dont certains automobilistes se munissent, légalement ou non. De plus, elle est utilisée par d'autres appareils dont les ouvre-portes de garage. Une alternative au radar est celle du Lidar qui utilise le même principe que le radar Doppler pulsé; c'est-à-dire qu'il mesure les temps d'aller-retour d'impulsions laser successives pour estimer la vitesse du véhicule [9].

(iii) **Radar de surveillance** : Un radar de surveillance est un dispositif radar de contrôle aérien qui « interroge » le ciel. Le sigle IFF, pour *Identification Friend or Foe* (Identification Ami-Ennemi), désigne un dispositif électronique embarqué développé par les Alliés pendant la Seconde Guerre mondiale permettant, par interrogation radar, d'identifier les aéronefs « amis » ou « ennemis ». Ce dispositif a été amélioré, pour un usage civil, et a donné naissance aux transpondeurs (*interrogation par radar secondaire en mode A, B ou C*). Suivant le mode utilisé, l'opérateur radar au sol peut identifier un appareil par un code attribué à l'avance (*squawk*) et ainsi obtenir sa position, son niveau de vol: *mode C*. Sa route et sa vitesse sont calculées par le radar. Les transpondeurs des avions qui sont à sa portée lui répondent. Les réponses des avions sont capturées par l'antenne du radar secondaire, sont analysées et traitées électroniquement, et par la suite visualisées sur les écrans des contrôleurs aériens [9].

(iv) **Radar à synthèse d'ouverture (RSO)** : Un RSO est un radar imageur qui effectue un traitement des données reçues afin d'améliorer la résolution en azimut. Le traitement effectué permet d'affiner l'ouverture de l'antenne. On parle donc de synthèse d'ouverture, contrairement à un radar à visée latérale classique, d'où le nom de ce type de système. L'abréviation anglo-saxonne SAR (*Synthetic Aperture Radar*) est fréquemment utilisée pour désigner ce type de radar. Le RSO est utilisé pour la télédétection, qu'elle soit aérienne ou satellite. Les radars à synthèse d'ouverture s'opposent aux « radars à ouverture réelle » (RAR ou *real aperture radar* en anglais) pour lesquelles la résolution azimutale est simplement obtenue en utilisant une antenne d'émission/réception possédant un lobe d'antenne étroit dans la direction azimutale. Cela permet au RSO d'utiliser une antenne relativement petite pour obtenir une grande résolution qui ne dépend pas de la hauteur du porteur du radar [9].

### 1.3 Clutter de mer

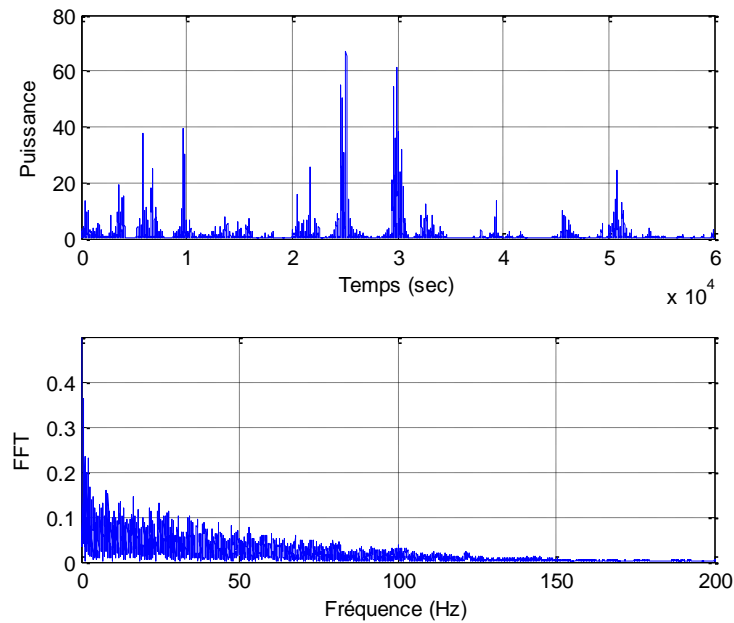
Dans le domaine des clutters de mer, la difficulté majeure réside dans la détection des petites cibles (en termes de SER - Surface Équivalente du Radar) dans des états de la mer de plus en plus élevés. Le clutter auquel on est confronté est fortement impulsif ou pointu (présence de nombreux échos élémentaires de fortes amplitudes ou “*spikes*”). Ce phénomène se produit, lorsqu'un radar à fort pouvoir de résolution est utilisé, ou bien que l'angle d'incidence du radar est faible. Dans telles situations, les statistiques du clutter de mer ne s'apparentent plus à une Gaussienne et les détecteurs utilisés dans les environnements

Gaussiens ne sont alors plus adaptés. Le clutter de la mer devient donc de nature statistique non-Gaussienne et son caractère impulsif engendre une augmentation significative du taux de fausses alarmes, TFA. Dans ce cas-ci, le radar doit alors adapter son seuil de détection pour réduire ce niveau de fausses alarmes, mais les performances de détection sont par conséquent fortement dégradées. Pour remédier à ce problème et afin de se rapprocher des situations plus réalistes, une modélisation non Gaussienne du clutter est fortement souhaitée et a fait l'objet de nombreuses études expérimentales. Par conséquent, cette modélisation a conduit, parfois, à la mise en place de quelques détecteurs associés à certains modèles non Gaussiens. En environnement maritime, la puissance du clutter de mer peut subir des variations aléatoires spatiales trop sévères ce qui nécessite de considérer le processus de clutter de mer comme Gaussien composé. Cela est due au fait que ces modèles sont bien adaptés aux environnements de clutter impulsif et hétérogène [8-10].

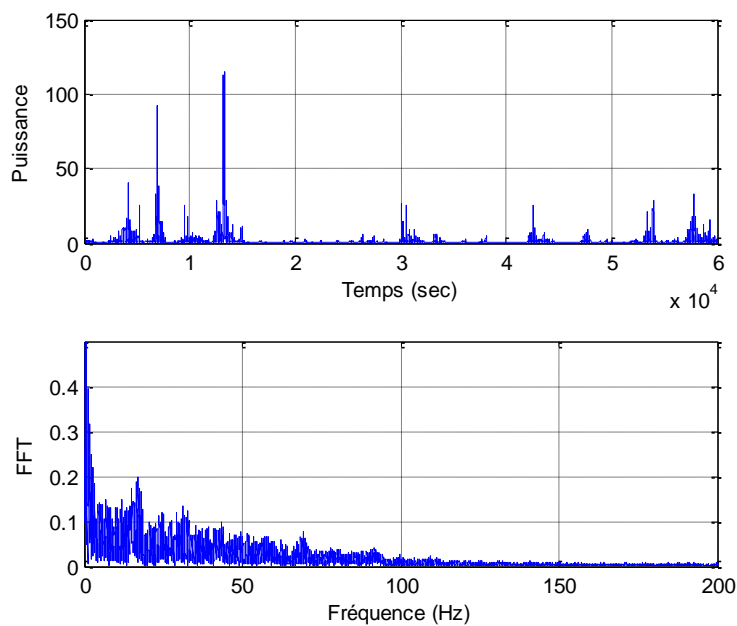
Le radar IPIX est un radar expérimental de recherche à fort pouvoir de résolution et à quatre polarisations (HH, HV, VH et VV), situé à l'Est de "la place polonaise", Grimsby, Ontario, Canada. Il a été à l'origine développé en 1984 pour la détection des icebergs [11, 12]. L'acronyme IPIX constitue l'abréviation 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 [12].

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  $0.9^\circ$ , 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 [13, 14]. La Figure 1.2 illustre la variation temporelle et fréquentielle du signal réfléchi avec une résolution de 30m, polarisation d'antenne radar HH et case distance 19. Il est bien remarqué que ces échos ont une caractéristique aléatoire et possèdent des pics due à l'environnement marin (variation de la surface de la mer). Aussi, la figure 1.3 trace le signal rétrodiffusé avec une résolution de 15m, polarisation HH et case distance 4. Pour une

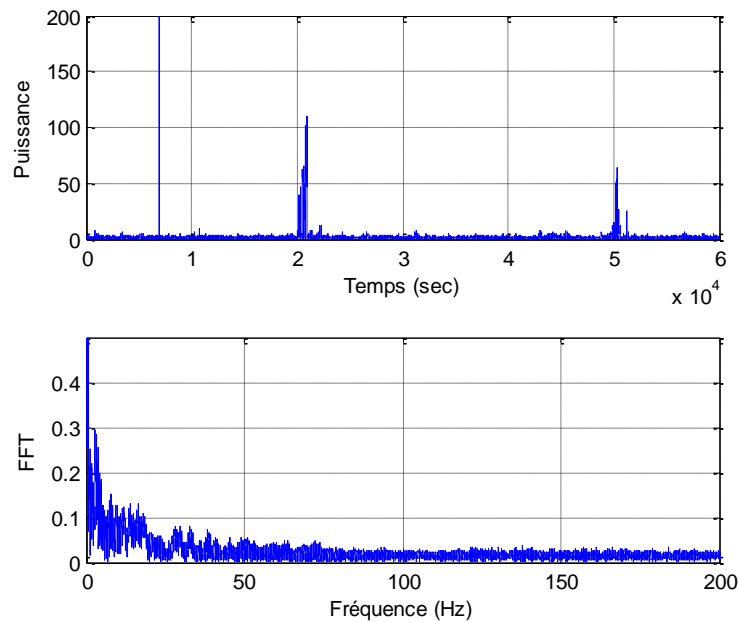
résolution de 3m, la figure 1.4 présente le signal temporel et fréquentiel de la case distance 17. Quand la résolution devient petite les pics ou la propriété impulsive du clutter apparut.



**Figure 1.2** — Représentation temporelle et fréquentielle des échos de la mer pour une résolution de 30m, polarisation HH et case distance 19.



**Figure 1.3** — Représentation temporelle et fréquentielle des échos de la mer pour une résolution de 15m, polarisation HH et case distance 4.



**Figure 1.4** — Représentation temporelle et fréquentielle des échos de la mer pour une résolution de 3m, polarisation HH et case distance 17.

## 1.4 Modélisation statistique du clutter de mer

Historiquement, la problématique du traitement du signal radar a principalement fondé sur la théorie des probabilités. Cette dernière discipline représente le cadre naturel de la modélisation statistique du clutter, i.e., l'estimation des paramètres et la détection des objets. Dans cette section, nous allons discuter en particulier sur la modélisation statistique du clutter de mer et ainsi l'estimation des paramètres des modèles. Une grande partie du traitement de signal appliqué consiste, d'une certaine façon, à faire de la modélisation (i.e., à définir un ou plusieurs modèles, de nature mathématique, permettant de rendre compte, d'une manière suffisamment générale, d'un phénomène donné, qu'il soit physique, économique ou autre). De façon un peu schématique, on peut distinguer la modélisation déterministe ou physique et la modélisation statistique. Quel que soit le type de la modélisation suivi, le modèle considéré doit bien évidemment être mis face à la réalité. La modélisation statistique, que nous adoptons dans ce travail, 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 essentiellement à définir des outils appropriés pour modéliser des données observées, en tenant compte de leur nature aléatoire [8]. La

modélisation statistique restera l'outil le plus privilégié pour dimensionner et prédire les performances de la prochaine génération de matériel [8, 10]. Dans le domaine des radars, et afin de tenir compte de la nature aléatoire du clutter 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 clutter.

Au début des radars, le clutter de la mer a tout d'abord été modélisé par une simple loi de Gauss sur chacun des deux canaux en phase et en quadrature de phase du récepteur. Les deux composantes en phase ( $I$ ) et en quadrature ( $Q$ ) étant supposées indépendantes et de même variance sur chaque canal. Ainsi, l'amplitude du clutter à la sortie du récepteur était modélisée par une distribution de Rayleigh (L'intensité du clutter étant le carré de l'amplitude, elle est donc modélisée par une distribution Exponentielle). Le modèle Gaussien était principalement justifié par une application du théorème de la limite centrale. Cependant, dans les systèmes radar modernes de haute résolution éclairant l'horizon à de faibles angles d'incidence (i.e., *low grazing angle*), les statistiques du clutter de mer s'écartent très vite du modèle Gaussien. Dans ce cas-ci, de forts échos se détachant du niveau moyen du clutter apparaissent ce qui traduit un allongement de la queue de distribution de l'amplitude du clutter et donc un écart par rapport aux statistiques Gaussiennes. Ceci va engendrer une augmentation considérable du taux de fausses alarmes lorsqu'on adopte l'hypothèse Gaussien. Pour contourner ce problème, le radar doit adopter son seuil de détection pour réduire le niveau de fausses alarmes, mais les performances de détection se dégradent significativement. C'est pourquoi de nombreux travaux de recherche ont été effectués et le sont encore actuellement pour modéliser le clutter le plus précisément possible [8]. Ceci s'explique bien aussi par le fait que les performances qui sont demandées aux radars modernes sont de plus en plus élevées et ainsi de nouveaux modes de fonctionnement apparaissent comme les configurations multistatiques. Ainsi, des modèles statistiques non-Gaussiens ont été apparus dès les années soixante pour modéliser l'amplitude du clutter de mer. Ces modèles ont contribué à s'affranchir, dans une certaine mesure, de la méconnaissance statistique du clutter. En 1966, la loi Log-normale a été considérée pour modéliser l'évolution de l'amplitude du clutter de mer. La distribution du clutter semble néanmoins plutôt être en général intermédiaire entre une loi de Rayleigh et une loi Log-normale. C'est pourquoi la distribution de Weibull a été introduite ensuite pour modéliser l'amplitude d'un clutter non-Gaussien. Ces deux distributions ne s'appuient pas sur un modèle physique ou sur le mécanisme de la rétrodiffusion, elles ne correspondent qu'à des ajustements sur des données

réelles enregistrées par des radars de haute résolution. C'est pourquoi la distribution  $K$ -composée, qui reflète ce qu'il se passe à la surface de la mer, a été introduite pour modéliser l'amplitude du clutter de mer. D'ailleurs, comme cette distribution composée possède une interprétation physique, elle est actuellement le modèle le plus répandu parmi les radaristes. Elle est de même tout à fait adaptée pour décrire la répartition des réflecteurs à la surface de la mer: des amas de réflecteurs associés aux vagues de capillarité, portés par les vagues de gravité [8, 10].

Le modèle de la distribution  $K$  est donc compatible avec un modèle de rétrodiffusion à deux échelles, comme celui présenté dans, où le signal rétrodiffusé par une surface s'exprime sous la forme du produit de deux composantes statistiquement indépendantes, l'une reliée aux propriétés intrinsèques à la surface (les vagues de capillarité), l'autre à son inclinaison moyenne (correspondant aux vagues de gravité). Dans le cas de la distribution  $K$ , ces deux composantes sont le speckle, qui est une composante à fluctuations rapides associée aux vagues de capillarité, d'amplitude distribuée selon une loi de Rayleigh, et la texture, qui est une composante à fluctuations lentes, associée aux vagues de gravité, dont l'intensité suit une loi gamma. Cette représentation à deux composantes de la loi  $K$  est appelée modèle  $K$ -composé [10]. Quelques années plus tard, cette modélisation composée a été étendue avec succès pour inclure le bruit thermique. C'était donc la naissance de la distribution composée du  $K$ -clutter-plus-bruit, qu'on note  $K+B$ . Cependant, cette loi modifiée reste incapable de prédire néanmoins les effets liés à la présence de forts échos, en particulier pour le cas des radars ultra-haute résolution. Dans un passé récent, Eltoft a proposé une nouvelle distribution statistique, appelée la distribution  $RiIG$  (*Rician Inverse Gaussian distribution*), pour modéliser l'amplitude du clutter non-Rayleigh (ou non Gaussien) [15]. Le modèle de la distribution  $RiIG$  a été examiné pour ajuster les données linéaires ultrasoniques médicales et les données issues d'une simple impulsion dans le cas d'un radar d'imagerie (ou SAR). Les performances d'ajustement à l'aide du modèle  $RiIG$  ont été comparées à celles de la loi  $K$ , et les résultats présentés ont montré la primauté du premier dans la plupart des cas analysés. Cependant, cette modélisation se révèle insuffisante lorsque le bruit thermique entre en jeu. Carretero *et al* ont présenté une analyse statistique complète d'une base de données du clutter de mer de haute résolution [16]. D'ailleurs, un bon ajustement à la PDF empirique des données réelles a été réalisé à l'aide d'un modèle dont la texture suit une loi Log-normale. En outre, l'applicabilité de ce modèle composé, noté  $CLN$  (*Compound Log-Normal model*), a été également examinée et vérifiée sur des données à ultra-haute résolution. Récemment,

Weinberg a analysé les capacités de la distribution de Pareto pour modéliser le clutter de mer collecté par un radar de haute résolution éclairant à des grands angles d'incidence [17]. Ollila *et al* ont proposé le modèle Gaussien composé avec une texture distribuée selon la loi Gaussienne Inverse (*Compound Gaussian model with Inverse Gaussian texture, CG-IG*) pour modéliser les statistiques du clutter de mer [13]. Pour mieux caractériser le clutter de mer, le modèle de Pareto composé a été également proposé avec une possibilité d'inclure toute addition du bruit thermique [18, 19]. Ce modèle s'avère utile comparativement aux modèles existants puisqu'il est capable de modéliser raisonnablement les longues queues caractérisant souvent la distribution empirique du clutter de mer. Dans un contexte plus général, d'autres modèles statistiques, plus au moins efficaces, ont été également développés, surtout depuis l'apparition de la loi  $K$ .

La modélisation statistique du clutter de mer a été l'objet de développements continus depuis l'apparition des radars jusqu'à ce jour, notamment pour y inclure de nombreux effets inhérents tel que le bruit thermique et le bruit de la composante Rayleigh. Pour cela, les modèles du clutter qui servent à dimensionner les systèmes radars et à prédire leurs performances, valides pour le besoin d'hier doivent constamment être améliorés au regard de l'accroissement des performances et des fonctionnalités nouvelles demandées aujourd'hui, et encore plus demain.

## 1.5 Distributions du clutter de mer

Il est évident que le modèle Gaussien anciennement proposé ne permettait plus de modéliser correctement l'amplitude du clutter,  $X$ , en faibles angle incidences et/ou à haute résolution. Dans ces conditions, de forts échos (*spikes*) se détachant du niveau moyen de clutter apparaissent, traduisant un allongement de la queue de la distribution de l'amplitude du clutter et donc un écart par rapport aux statistiques Gaussiennes. Ainsi, des modèles statistiques non-Gaussiens furent proposés dès les années soixante pour modéliser l'amplitude du clutter. Par la suite, on donne un bref rappel sur les distributions associées aux modèles statistiques les plus utilisés dans la littérature de détection des cibles radar [10].

### 1.5.1 Distribution de Rayleigh (Exponentielle)

En probabilités et en statistiques, la loi de Rayleigh apparaît comme la norme d'un vecteur Gaussien bi-dimensionnel dont les coordonnées sont indépendantes, centrées et de même variance. Cette loi de probabilité est baptisée d'après Lord Rayleigh. Typiquement,

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 [6].

$$p(x) = \frac{2x}{b} \exp\left(-\frac{x^2}{b}\right), \quad x > 0 \quad (1.1)$$

Où  $I$  et  $Q$  représentent respectivement la composante en phase et en quadrature de phase de l'enveloppe du signal rada reçu. Ces variables aléatoires,  $I$  et  $Q$  suivent la loi de Gauss de moyenne nulle et d'écart type  $\sigma$ , i.e.,  $I \rightarrow N(0, \sigma)$  et  $Q \rightarrow N(0, \sigma)$ . Etant donné  $N$  échantillons,  $x_i$ ,  $i=1, \dots, N$ , l'estimation ML (maximum likelihood) de la puissance  $b = 2\sigma^2$  est

$$\hat{b} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (1.2)$$

Ainsi, la distribution Exponentielle est simplement obtenue si la puissance du clutter à la sortie du détecteur quadratique vaut,  $X = I^2 + Q^2$ . D'où la PDF de  $X$  est

$$p(x) = \frac{x}{b} \exp\left(-\frac{x}{b}\right), \quad x > 0 \quad (1.3)$$

Le paramètre d'échelle  $b = 2\sigma^2$  désigne la puissance du clutter et peut être estimé par la méthode MLE donnée par

$$\hat{b} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (1.4)$$

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

### 1.5.2 Distribution de Weibull

Cette distribution est due au mathématicien suédois Waloddi Weibull. Elle 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. La distribution de Weibull a été introduite par Scheler pour modéliser l'amplitude d'un clutter non-Gaussien donnée par [20].

$$p(x) = \frac{c}{b} \left(\frac{x}{b}\right)^{c-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right) \quad (1.5)$$

Pour  $c=2$  et  $c=1$ , cette distribution devient exactement la loi de Rayleigh et la loi Exponentielle respectivement. L'approche ML est souvent utilisée pour estimer  $c$  et  $b$  par

$$\begin{cases} \frac{\sum_{i=1}^N x_i^{\hat{c}} \ln x_i}{\sum_{i=1}^N x_i^{\hat{c}}} - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \ln x_i = \frac{1}{\hat{c}} \\ \hat{b} = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^{\hat{c}}\right)^{1/\hat{c}} \end{cases} \quad (1.6)$$

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

### 1.5.3 Distribution Log-normale

La distribution Log-normale est aussi une loi de probabilité à deux paramètres  $\mu$  et  $\sigma$  qui sont respectivement la moyenne et l'écart type. Cette loi s'écrit comme [21].

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma x} \exp\left(-\frac{(\ln(x) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right), x > 0 \quad (1.7)$$

Pour estimer les paramètres  $\mu$  et  $\sigma$  à partir des données réelles, l'estimateur ML est utilisé comme

$$\begin{cases} \hat{\mu} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log(x_i) \\ \hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\log(x_i)]^2 - \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log(x_i)\right]^2} \end{cases} \quad (1.8)$$

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

### 1.5.4 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 de Weibull et Log-normal, le modèle  $K$  s'adapte mieux aux données réelles du radar à haute résolution [10]. Pour obtenir l'expression analytique de la distribution  $K$ , on considère l'intégrale suivante

$$p(x) = \int_0^{\infty} p(x|y)p(y)dy \quad (1.9)$$

Où  $p(x|y)$  et  $p(y)$  suivent la distribution Exponentielle et la distribution gamma respectivement données par

$$\begin{cases} p(x|y) = \frac{1}{y} \exp\left(-\frac{x}{y}\right) \\ p(y) = \frac{b^\nu y^{\nu-1}}{\Gamma(\nu)} \exp(-by) \end{cases} \quad (1.10)$$

En substituant (1.10) dans (1.9), on obtient [10]

$$p(x) = \frac{2b^\nu}{\Gamma(\nu)} \left(\frac{x}{b}\right)^{\frac{\nu-1}{2}} K_{\nu-1}(2\sqrt{bx}) \quad , x > 0 \quad (1.11)$$

Avec  $b$  est le paramètre d'échelle,  $\nu$  est le paramètre de forme et  $K(.)$  est la fonction de Bessel modifiée de deuxième espèce d'ordre  $\nu - 1$ . Plusieurs méthodes d'estimation ont été proposées pour l'estimation du paramètre de forme  $\nu$ . Parmi ces méthodes on cite la méthode des moments d'ordre supérieurs (HOME) [10], la méthode des moments d'ordre fractionnaire (FOME) [22], la méthode  $[z \log(z)]$  [23], la méthode MLE numérique [13], ...etc.

### 1.5.5 Distribution de Pareto généralisée (GP)

La distribution  $GP$  est définie par un paramètre de forme  $\alpha$  et un facteur d'échelle  $c$ . De même que pour la loi  $K$  composée, cette distribution est obtenue en moyennant la composante speckle sur toutes les valeurs possibles de la composante texture. Les deux composantes sont [18, 19].

$$\begin{cases} p(x|y) = \frac{1}{y} \exp\left(-\frac{x}{y}\right) \\ p(y) = \frac{c^\alpha y^{-\alpha-1}}{\Gamma(\alpha)} \exp(-c/y) \end{cases} \quad (1.12)$$

Le modèle globale  $GP$  est obtenu analytiquement après la substitution de (1.12) dans (1.9)

$$p(x) = \frac{\alpha c^\alpha}{(x+c)^{\alpha+1}} \quad , x > 0 \quad (1.13)$$

Cette distribution ajuste mieux les échos de la mer provenant du radar à haute résolution. Les méthodes d'estimation CMLE [18],  $[z\log(z)]$  [31] et FOME [24] peuvent aussi être utilisées pour affiner les estimés des paramètres de la distribution *GP*.

### 1.5.6 Distribution de Pareto

La distribution de Pareto (ou de première espèce) a été validée récemment comme un modèle statistique pour les échos (retours du clutter) de la mer à haute résolution. Elle est définie par deux paramètres: un paramètre de forme  $\alpha$  et un facteur d'échelle  $\beta$ . La PDF correspondante est donnée par [17].

$$p(x) = \frac{\alpha\beta^\alpha}{x^{\alpha+1}}, x > 0 \quad (1.14)$$

Les estimateurs MLE et UE (*the Unbiased Estimator*) peuvent être retenues comme estimateurs efficaces des paramètres de la distribution de Pareto. En outre, une autre approche basée sur les statistiques d'ordre et la régression linéaire a été récemment proposée dans [32].

### 1.5.7 Distribution Log-normale composée (CLN)

Comme n'importe quelle loi composée, la distribution Log-normale composée, que l'on note *CLN* (*Compound Log-Normal distribution*), est donnée sous la forme (1.15). Dans cette modélisation statistique, la texture obéit à la loi Log-normale définie par (1.7), tandis que le speckle est distribué selon (1.10). Si ce dernier est pris en considération, la PDF globale de la distribution *CLN* du signal reçu est donnée sous la forme suivante [16].

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_0^\infty \frac{1}{y^2} \exp\left(-\frac{(\ln(y)-\mu)^2}{2\sigma^2} - \frac{x}{y}\right) dy, x > 0 \quad (1.15)$$

Cette PDF n'a pas d'expression analytique compacte dont les méthodes numériques peuvent être utilisées pour évaluer (1.15). La méthode PCFE (*curve fitting estimation method*) a été utilisée pour estimer les paramètres  $\mu$  et  $\sigma$  [25].

### 1.5.8 Distribution Inverse Gaussienne composée (CIG)

Dans le but d'avoir un bon ajustement aux données réelles IPIX, le modèle *CIG* a été proposé dans [13, 30] où la composante texture suit la loi inverse Gaussienne (*IG*) définie par un paramètre de forme  $\lambda$  et une moyenne  $\mu$  [26-28].

$$p(y) = \frac{\lambda^{1/2}}{\sqrt{2\pi}y^{3/2}} \exp\left(-\lambda \frac{(y-\mu)^2}{2\mu^2 y}\right) \quad (1.16)$$

La composante du speckle suit la loi Exponentielle donnée par

$$p(x|y) = \frac{1}{y} \exp\left(-\frac{x}{y}\right) \quad (1.17)$$

Substituant (1.16) et (1.17) dans (1.9), le modèle *CIG* devient

$$p(x) = \left( \frac{\sqrt{\lambda}}{(\lambda + 2x)^{3/2}} + \frac{\lambda}{\mu(\lambda + 2x)} \right) \exp\left( \frac{\lambda}{\mu} \left( 1 - \sqrt{1 + \frac{2x}{\lambda}} \right) \right) \quad (1.18)$$

Cette distribution a été validée pour la représentation statistique du clutter de la mer IPIX [13, 30].

### 1.5.9 Distribution généralisée composée (GC)

Dans le but de regrouper plusieurs modèles statistiques tels que les distributions de Rayleigh, Weibull, Log-normal,  $K$ ,  $K$  généralisée, gamma généralisée, gamma et hypergéométriques, le modèle GC a été proposé et validé sur plusieurs bases de données radar à haute résolution [29]. Subséquemment, les distributions des composantes speckle et texture sont représentées respectivement par deux distributions gamma généralisée données par

$$\begin{cases} p(x|y) = \frac{b_1}{y\Gamma(\nu_1)} \left(\frac{x}{y}\right)^{b_1\nu_1-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{y}\right)^{b_1}\right) \\ p(y) = \frac{b_2}{y\Gamma(\nu_2)} \left(\frac{y}{a}\right)^{b_2\nu_2-1} \exp\left(-\left(\frac{y}{a}\right)^{b_2}\right) \end{cases} \quad (1.19)$$

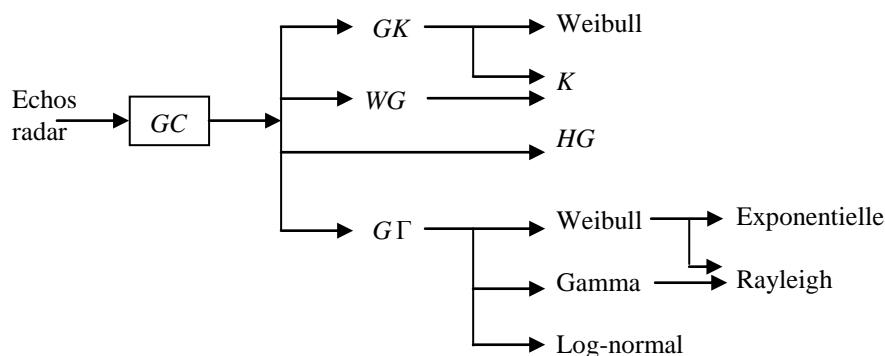
Où  $a$  est le paramètre d'échelle,  $\nu_{1,2}$  sont les paramètres de formes et  $b_{1,2}$  sont les paramètres de puissances de la distribution gamma généralisée ( $G\Gamma$ ). La PDF totale de  $x$  est obtenue à partir de (1.9) comme

$$\begin{aligned} p(x) &= \int_0^{\infty} p(x|y)p(y)dy \\ &= \frac{b_1 b_2}{\Gamma(\nu_1)\Gamma(\nu_2)} \frac{x^{b_1\nu_1-1}}{a^{b_2\nu_2}} \int_0^{\infty} y^{b_2\nu_2 - b_1\nu_1 - 1} \exp\left(-\left(\frac{x}{y}\right)^{b_1} - \left(\frac{y}{a}\right)^{b_2}\right) dy \end{aligned} \quad (1.20)$$

A partir de cette distribution, on peut obtenir plusieurs modèles statistiques en jouant sur les valeurs des paramètres de formes et de puissances. A titre d'exemples, on peut acquérir les distributions statistiques suivantes:

- (i) La distribution  $K$  généralisée ( $GK$ ) est obtenue à partir du modèle  $GC$  en prenant  $b_1 = b_2 = b$ . Alors, les paramètres du modèle  $GK$  sont  $\nu_1, \nu_2, b$  et  $a$ .
- (ii) La distribution  $K$  est obtenue à partir de la distribution  $GK$  en mettant  $b_1 = b_2 = b = 2$  et  $\nu_1 = 1$ . Alors, les paramètres du modèle  $K$  sont  $\nu_2$  et  $a$ .
- (iii) La distribution Weibull est obtenue à partir de la distribution  $GK$  si  $b_1 = b_2 = b, \nu_1 = 1, \nu_2 = 1/2$ . Alors, les paramètres du modèle de Weibull sont  $b$  et  $a$ .
- (iv) La distribution de Rayleigh est obtenue à partir de la distribution de Weibull si  $b = 2$ . Alors, nous avons un seul paramètre,  $a$  du modèle de Rayleigh.
- (v) La distribution Weibull-speckle-Gamma-Mean ( $WG$ ) est obtenue à partir de la composante speckle définie par le modèle de Weibull ( $b_1 = b$  et  $\nu_1 = 1$ ) et la composante texture définie par le modèle gamma ( $b_2 = 2$  et  $\nu_2 = \nu$ ). Alors, le modèle  $WG$  contient trois paramètres qui sont  $b, \nu$  et  $a$ .
- (vi) Les distributions hypergéométriques ( $HG$ ) sont obtenues si les paramètres  $b_1$  et  $b_2$  prennent des valeurs entières.

La figure 1.5 récapitule les différentes distributions ci-dessus comme des cas particuliers du modèle  $GC$  en commençant par le modèle le plus général  $GC$  jusqu'à le modèle de Rayleigh (Gaussien). L'estimation des différents paramètres doivent être effectuée afin de savoir le modèle le plus adapté aux échos provenant du radar.



**Figure 1.5** — Le modèle  $GC$  et ses distributions dérivées les plus utilisées en détection des cibles radar.

## 1.6 Estimation des paramètres

Dans les sections précédentes, nous avons mis en évidence la relation très étroite entre la modélisation du clutter, l'estimation des paramètres du modèle statistique du clutter et la détection des cibles en présence de clutter. Nous avons également montré que le clutter est la principale source d'erreurs de détection. De plus, il a été montré que la théorie statistique de la détection radar s'appuie sur une modélisation statistique du clutter pour développer les tests de détection dont on a besoin. Ces tests sont souvent liés aux paramètres du modèle de clutter adopté. Dans des scénarios réalistes, les vraies valeurs de ces paramètres ne sont jamais connues au préalable, cependant elles doivent être remplacées par leurs estimateurs. Ces estimateurs doivent être donc calculés de manière optimale, ou tout du moins s'approchés de leurs valeurs théoriques, pour pouvoir aider ensuite à l'optimisation des performances de détection des cibles. En pratique, lorsque ces estimateurs sont inexacts, les détecteurs basés sur ces tests peuvent subir de grandes difficultés pour pouvoir isoler le signal de la cible utile. Pour pallier ce problème, on recourt à l'usage des estimateurs plus efficaces pour lesquels les tests issus des différentes stratégies de détection sont robustes. Il est alors clair que l'estimation des paramètres d'un modèle statistique du clutter doit faire l'objet de toutes les attentions afin d'améliorer les performances des radars. En particulier, l'estimation des paramètres caractérisant un modèle statistique du clutter de mer est l'une des questions théoriques les plus importantes en télédétection et surveillance maritime [8, 10, 18].

L'estimation a pour objectif essentiel de déterminer les valeurs inconnues des paramètres d'un modèle statistique à partir des données observées. Ainsi, comme les données observées ne peuvent donner qu'une information partielle sur la réalité, les estimations que l'on obtiendra seront inévitablement entachées d'erreurs qu'il s'agit d'évaluer et de minimiser autant que possible. En résumé, estimer un paramètre inconnu, c'est en donner une valeur approchée à partir des résultats obtenus sur un échantillon aléatoire des données observées.

En général, il y a deux types de l'estimation des paramètres d'un modèle statistique : l'estimation ponctuelle et l'estimation par intervalle de confiance. L'estimation ponctuelle est une estimation donnée par valeur scalaire issue des données observées et n'apporte aucune information sur la précision des résultats. Pour évaluer la confiance que l'on peut avoir en une valeur estimée, il est nécessaire de déterminer un intervalle contenant, avec une certaine probabilité fixée au préalable, la vraie valeur du paramètre : c'est l'estimation par intervalle de confiance. D'ailleurs, la connaissance des lois de probabilités de ces estimateurs est nécessaire pour réaliser une estimation par intervalle de confiance [8].

Ainsi, comme il est fortement difficile de connaître exactement les lois de probabilités qui régissent les estimateurs par intervalle de confiance, nous nous intéressons donc à l'estimation ponctuelle. Dans ce cas-ci, le but de la théorie de l'estimation est de choisir, parmi toutes les statistiques possibles, le meilleur estimateur convergeant, i.e., celui qui donnera une estimation ponctuelle la plus proche possible du vrai paramètre et ceci, quel que soit l'échantillon observé. Dans ce mémoire, la propriété la plus désirable pour un estimateur donnée est d'avoir une faible erreur quadratique moyenne (*Mean Square Error, MSE*), ce qui n'exige pas forcément d'être sans biais [8].

## 1.7 Conclusion

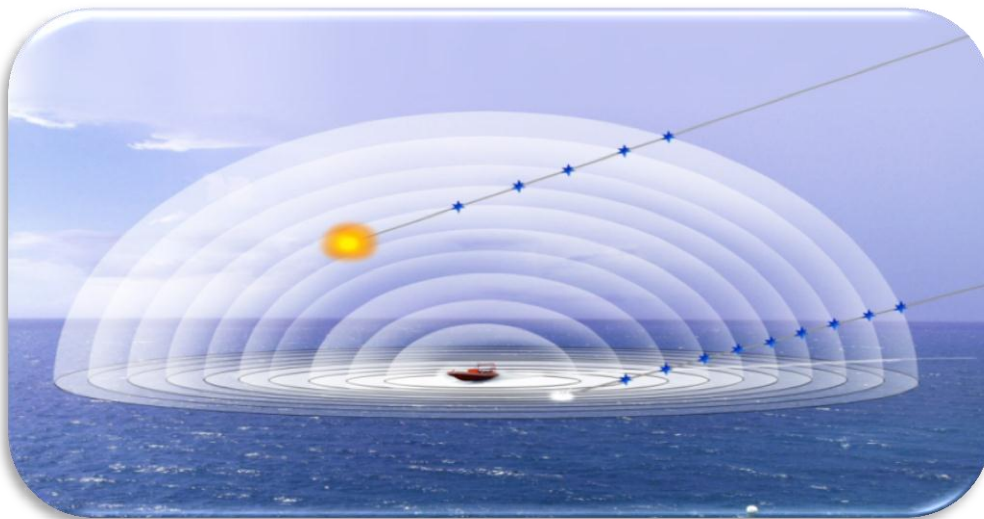
Dans ce chapitre, nous avons présenté le principe de fonctionnement d'un radar à impulsions ainsi que les classifications du radar. La problématique de la modélisation et l'estimation des paramètres du clutter de la mer sont discutées où une série de modèles statistiques du clutter de la mer est également présentée. Dans le chapitre qui se suit, on va étudier le problème de la modélisation des échos de la mer IPIX à travers des comparaisons entre les modèles Gaussiens composés *K*, *GP* et *CIG* évoqués dans ce chapitre.

# Chapitre 2

## *Modélisation du clutter de mer par les lois K, GP et CIG sans bruit*

### Résumé

*Dans ce chapitre, nous allons présenter en premier lieu quelques critères les plus utilisés pour l'ajustement à un modèle statistique. Ensuite, les méthodes FOME,  $[z\log(z)]$  et MLE d'estimation des paramètres des distributions K, GP et CIG sont décrites. Via les données réelles IPIX, nous allons interpréter les résultats obtenus de la modélisation du clutter de mer utilisant les distributions K, GP et CIG sans bruit.*



[9]

### Sommaire

- 2.1 Introduction
- 2.2 Critères d'ajustement à un modèle statistique
- 2.3 Estimation des paramètres de la distribution K
- 2.4 Estimation des paramètres de la distribution GP
- 2.5 Estimation des paramètres de la distribution CIG
- 2.6 Résultats de la modélisation du clutter de mer
- 2.7 Conclusion

## 2.1 Introduction

La modélisation du clutter non Gaussien est un problème fondamental dans la détection radar, car durant plusieurs années, les radars utilisés étant de faible résolution, les échos indésirables émanant du clutter étaient considérés comme ayant une distribution Gaussienne [8]. Néanmoins cette approche a montré ces limites pour les radars à haute résolution opérant dans des environnements maritimes avec des angles d'incidence (grazing angle) très faibles. Récemment, les distributions  $K$ ,  $GP$  et  $CIG$  ont été retenues comme des alternatives aux modèles les plus complexes pour les radars maritimes à haute résolution. L'avantage est que ces modèles sont beaucoup plus simples et ne nécessitent que deux paramètres à estimer. En plus, son efficacité est comparable à celle des autres modèles modernes de clutter.

La modélisation statistique ne peut sérieusement s'envisager que sur des données "propres", c'est-à-dire prétraitées, afin de les débarrasser de tout ce qui peut nuire à la modélisation. Dans cette analyse, les données du clutter de mer utilisées ont été prétraitées pour enlever les effets de l'offset  $D$  et le déséquilibre en phase dues à la chaîne de réception [11, 12]. Considérant le cas d'un détecteur quadratique, la puissance du clutter,  $X$ , a été calculée à partir des deux composantes en-phase  $I$  et en-quadrature  $Q$  des données brutes (i.e., à partir des données complexes du clutter reçu :  $(X = I^2 + Q^2)$ ). Par la suite, une normalisation de la puissance des signaux résultants a été également effectuée de sorte que le premier moment soit égal à l'unité. Une fois réalisé tout cela, on peut donc effectuer une analyse expérimentale de la modélisation des données réelles IPIX en fonction de trois sortes de résolutions (3m, 15m et 30m) et deux polarisations de l'antenne radar (HH et VV).

Dans ce chapitre, on va décrire les méthodes d'estimation des paramètres des distributions  $K$ ,  $GP$  et  $CIG$  en absence du bruit thermique où les expressions des moments sont aussi données. Trois méthodes d'estimation sont présentées pour chaque modèle à savoir l'approche FOME, l'approche  $[z\log(z)]$  et l'approche MLE. La méthode  $[z\log(z)]$  est utilisée pour l'ajustement des différentes PDFs et CCDFs théoriques par rapport aux courbes réelles.

## 2.2 Critères d'ajustement à un modèle statistique

Le problème envisagé ici consiste à définir les critères qui permettent de choisir, au vu d'un jeu de données, le modèle théorique le plus représentatif des données réelles. Généralement, il existe des critères quantitatifs et d'autres qualitatifs (graphiques) qui ont pour but d'examiner si la distribution des valeurs de données s'ajuste suffisamment bien à une distribution théorique donnée. Les critères qualitatifs ont l'avantage de mettre en évidence les

zones de forte déviation par rapport au modèle évalué et donc d'orienter, le cas échéant, la recherche d'un meilleur modèle. L'inconvénient est que le jugement d'acceptabilité repose sur une appréciation graphique qui reste fortement subjectif. En outre, il existe bien plusieurs critères (tests) qualitatifs d'inspirations diverses et nous étudierons en particulier l'erreur quadratique moyenne (MSE) qui est très répandus. Parfois, on parle également de test d'ajustement Chi-square ( $\chi^2$ ) et le test d'adéquation Kolmogorov-Smirnov (K-S). La MSE est utilisée ici pour évaluer la qualité d'ajustement des CCDFs théoriques sur les CCDF réelles. L'avantage de cette procédure générale est qu'elle fournit le même critère pour comparer plusieurs modèles, tenant lieu de distance à minimiser. Ainsi, pour pouvoir élaborer une statistique qui mesure d'une certaine façon, que ce soit par MSE ou par  $\chi^2$ , l'écart entre ce que l'on a observé et une référence théorique, il est nécessaire de passer par une estimation des paramètres inconnus des modèles théoriques. Dans ce contexte, les paramètres des distributions  $K$ ,  $GP$  et  $CIG$  sont estimés en utilisant l'estimateur  $[z\log(z)]$  [23, 31]. Ensuite, les paramètres estimés sont injectés dans les modèles théoriques correspondants pour établir l'évaluation qualitative et quantitative. Parmi les critères d'ajustement utilisés sont :

(i) **Le critère MSE** : Le critère quantitatif adopté (i.e., la MSE) est réalisés en découpant les données en intervalles pour obtenir des classes comme on le ferait pour un histogramme. Ainsi, pour  $n$  classes, la MSE est définie comme suit

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( CCDF_X(x_i, \hat{\theta}) - \hat{CCDF}_X(x_i) \right)^2 \quad (2.1)$$

Où  $CCDF_X(x_i, \hat{\theta})$  est la CCDF théorique,  $\hat{\theta}$  est le vecteur de paramètres estimés et  $\hat{CCDF}_X(x_i)$  est la CCDF mesurée à partir des données réelles, évaluée à  $n$  classes.

(ii) **Le critère Chi-square ( $\chi^2$ )** : Le test d'ajustement  $\chi^2$  peut être défini comme

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^n \frac{\left( CCDF_X(x_i, \hat{\theta}) - \hat{CCDF}_X(x_i) \right)^2}{CCDF_X(x_i, \hat{\theta})} \quad (2.2)$$

(iii) **Le critère K-S** : Le test K-S est particulièrement une simple mesure définie comme la valeur maximale obtenue à partir des valeurs absolues d'une différence entre deux fonctions caractéristiques (CCDF). D'où

$$K - S = \max_{x_i} \left| CCDF_X(x_i, \hat{\theta}) - \hat{CCDF}_X(x_i) \right| \quad (2.3)$$

### 2.3 Estimation des paramètres de la distribution $K$

Rappelant que la distribution  $K$  dans le cas d'une intégration de  $N$  impulsions (i.e.,  $Z = \sum_{i=1}^N X_i$ ) est calculée à partir de deux distributions gamma représentant les composantes du speckle et de la texture comme suit [10]

$$\begin{cases} p_Z(z|y) = \frac{z^{N-1}}{y^N \Gamma(N)} \exp\left(-\frac{z}{y}\right) \\ p(y) = \frac{b^\nu y^{\nu-1}}{\Gamma(\nu)} \exp(-by) \end{cases} \quad (2.4)$$

Où  $\nu$  est le paramètre de la forme, et  $b$  est le paramètre d'échelle. La distribution  $K$  est alors donnée par

$$\begin{aligned} p_Z(z) &= \int_0^\infty p(z|y, N) p(y) dy \\ &= \frac{2b^\nu z^{N-1}}{\Gamma(N)\Gamma(\nu)} \left(\frac{z}{b}\right)^{\frac{\nu-N}{2}} K_{\nu-N}(2\sqrt{bz}) \end{aligned} \quad (2.5)$$

L'expression des moments d'ordre  $r$  est calculée comme suit [10]

$$\begin{aligned} \langle z^r \rangle &= \int_0^\infty z^r p_Z(z) dz \\ &= \frac{b^{-r} \Gamma(r+N) \Gamma(\nu+N+r)}{\Gamma(\nu)} \end{aligned} \quad (2.6)$$

(i) **Méthode d'estimation FOME** : A partir de (2.6) en combinant les moments,  $\langle z \rangle$ ,  $\langle z^r \rangle$  et  $\langle z^{r+1} \rangle$  pour trouver la méthode d'estimation fractionnaire, FOME (fractional order moments estimator) de  $\nu$  comme [22]

$$\hat{\nu} = \frac{r(N+r)}{N \frac{\langle z^{r+1} \rangle}{\langle z \rangle \langle z^r \rangle} - N - r} \quad (2.7)$$

(ii) **Méthode d'estimation  $[z \log(z)]$**  : Encore, on exploite les moments de la deuxième espèce ou moments logarithmiques  $\langle \log(z) \rangle$  et  $\langle z \log(z) \rangle$  pour que la méthode  $[z \log(z)]$  obéisse à l'expression compacte suivante [23]

$$\hat{\nu} = \left[ \frac{\langle z \log(z) \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \log(z) \rangle - \frac{1}{N} \right]^{-1} \quad (2.8)$$

Il a été montré dans [23] que si  $r \rightarrow 0$ , la méthode FOME délivre presque la même qualité d'estimation de  $\nu$ . Après l'estimation de  $\nu$ , le paramètre d'échelle  $b$  est simplement calculé utilisant la moyenne de  $Z$  donné par

$$\hat{b} = \frac{N\hat{\nu}}{\langle z \rangle} \quad (2.9)$$

(iii) **Méthode d'estimation MLE** : Cette approche est basée sur le calcul des dérivés partielles de la fonction de vraisemblance,  $L$  (Likelihood-function) par rapport aux paramètres  $\nu$  et  $b$ . Le logarithme de cette fonction (LL) est donnée par

$$LL = \log \left[ \prod_{i=1}^M \frac{2b^\nu z_i^{N-1}}{\Gamma(N)\Gamma(\nu)} \left( \frac{z_i}{b} \right)^{\frac{\nu-N}{2}} K_{\nu-N} \left( 2\sqrt{bz_i} \right) \right] \quad (2.10)$$

A cause de la présence de la fonction de Bessel dans (2.10), il est évident que les dérivées partielles,  $\frac{\partial LL}{\partial b}$  et  $\frac{\partial LL}{\partial \nu}$  sont difficiles à déterminer. Alors, après la substitution de (2.9) dans (2.10), la méthode d'estimation MLE numérique peut être utilisée en minimisant le négatif de (2.10)

$$\hat{\nu} = \min_{0 < \hat{\nu} < \infty} \left( - \sum_{i=1}^M \log \left( \frac{2 \left( \frac{N\hat{\nu}}{\langle z \rangle} \right)^{\hat{\nu}} z_i^{N-1}}{\Gamma(N)\Gamma(\hat{\nu})} \left( \frac{\langle z \rangle z_i}{N\hat{\nu}} \right)^{\frac{\hat{\nu}-N}{2}} K_{\hat{\nu}-N} \left( 2\sqrt{\frac{N\hat{\nu}}{\langle z \rangle} z_i} \right) \right) \right) \quad (2.11)$$

Au point de vue du temps de calcul, cette méthode est plus lourde par rapport aux méthodes décrites par (2.7) et (2.8).

## 2.4 Estimation des paramètres de la distribution $GP$

Dans le cas d'une transmission/réception de  $N$  impulsions, le modèle  $GP$  possède aussi une distribution composée de distributions gamma et inverse gamma comme [31]

$$\begin{cases} p_z(z|y) = \frac{z^{N-1}}{y^N \Gamma(N)} \exp\left(-\frac{z}{y}\right) \\ p(y) = \frac{b^\alpha y^{-\alpha-1}}{\Gamma(\alpha)} \exp(-b/y) \end{cases} \quad (2.12)$$

Où  $\alpha$  est le paramètre de la forme et  $b$  est le paramètre d'échelle. La distribution  $GP$  a une forme compacte donnée par [31]

$$\begin{aligned} p_z(z) &= \int_0^\infty p(z|y, N) p(y) dy \\ &= \frac{b^\alpha z^{N-1} \Gamma(N + \alpha)}{\Gamma(N) \Gamma(\alpha) (z + b)^{\alpha + N}} \end{aligned} \quad (2.13)$$

L'expression des moments d'ordre  $r$  est donnée par [24]

$$\begin{aligned} \langle z^r \rangle &= \int_0^\infty z^r p_z(z) dz \\ &= \frac{b^r \Gamma(N + r) \Gamma(\alpha - r)}{\Gamma(N) \Gamma(\alpha)} \end{aligned} \quad (2.14)$$

**(i) Méthode d'estimation FOME:** La méthode d'estimation FOME est développée dans [24] comme

$$\hat{\alpha} = 1 + \frac{r}{(N + r) \langle z \rangle \langle z^r \rangle - N \langle z^{r+1} \rangle} \quad (2.15)$$

**(ii) Méthode d'estimation [zlog(z)]:** En exploitant toujours les moments logarithmiques, le paramètre de forme  $\alpha$  est estimé par [31]

$$\hat{\alpha} = 1 + \left[ \frac{\langle z \log(z) \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \log(z) \rangle - \frac{1}{N} \right]^{-1} \quad (2.16)$$

Le paramètre d'échelle  $b$  est estimé utilisant le moment d'ordre un comme

$$\hat{c} = \frac{\langle z \rangle (\hat{\alpha} - 1)}{N}, \quad \alpha > 1 \quad (2.17)$$

**(iii) Méthode d'estimation MLE :** Pour  $N=1$ , il a été démontré dans [14] que les paramètres  $\alpha$  et  $c$  peuvent être estimés par les deux équations suivante

$$\hat{\alpha} = \left[ 1 - \sum_{i=1}^M \left( \frac{1}{\left(1 + \frac{z_i}{\hat{c}}\right)^M} \right) \right]^{-1} \quad (2.18)$$

et

$$\left[ \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \log(\hat{c} + z_i) - \log \hat{c} \right]^{-1} = \left[ 1 - \sum_{i=1}^M \left( \frac{1}{\left(1 + \frac{z_i}{\hat{c}}\right)^M} \right) \right]^{-1} \quad (2.19)$$

Où l'estimation ML de  $c$  est obtenue numériquement. Pour  $N > 1$ , la méthode d'estimation MLE numérique comme donnée par (2.11) est utilisée. D'où

$$\hat{\alpha} = \min_{1 < \hat{\alpha} < \infty} \left( - \sum_{i=1}^M \log \left( \frac{(\langle z \rangle (\hat{\alpha} - 1) / N)^{\hat{\alpha}} z_i^{N-1} \Gamma(N + \hat{\alpha})}{\Gamma(N) \Gamma(\hat{\alpha}) (z_i + \langle z \rangle (\hat{\alpha} - 1) / N)^{\hat{\alpha} + N}} \right) \right) \quad (2.20)$$

La méthode d'estimation  $[z \log(z)]$  est préférée pour l'estimation de  $\alpha$  car elle est précise par rapport à la méthode FOME et elle est rapide par rapport à l'approche MLE.

## 2.5 Estimation des paramètres de la distribution $CIG$

En considérant toujours une intégration de  $N$  impulsions, la distribution  $CIG$  sans bruit est obtenue en forme compacte. Dans ce cas, les deux composantes speckle et texture suivent la loi gamma et la loi inverse Gaussienne comme

$$\begin{cases} p_Z(z|y) = \frac{x^{N-1}}{y^N \Gamma(N)} \exp\left(-\frac{x}{y}\right) \\ p_Y(y) = \frac{\lambda^{1/2}}{\sqrt{2\pi} y^{3/2}} \exp\left(-\lambda \frac{(y - \mu)^2}{2\mu^2 y}\right) \end{cases} \quad (2.21)$$

Où  $\lambda$  est le paramètre de forme et  $\mu$  est la moyenne de  $Z$ . A partir de (2.21), le modèle  $CIG$  est

calculé en se basant sur le résultat  $\int_0^{\infty} z^{\alpha-1} e^{-pz-q/z} dz = 2 \left( \frac{q}{p} \right)^{\alpha/2} K_{\alpha}(2\sqrt{pq})$  [35, 36] comme

$$\begin{aligned}
p_z(z) &= \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} \frac{e^{\lambda/\mu} z^{N-1}}{\Gamma(N)} \int_0^\infty y^{-N-3/2} \exp\left(-\frac{\lambda y}{2\mu^2} - \frac{\lambda + 2z}{2y}\right) dy \\
&= \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} \frac{e^{\lambda/\mu} z^{N-1}}{\Gamma(N)} 2 \left(\frac{\mu^2(\lambda + 2z)}{\lambda}\right)^{-\frac{2N+1}{4}} K_{-N-1/2}\left(\frac{\lambda}{\mu} \sqrt{1 + \frac{2z}{\lambda}}\right)
\end{aligned} \tag{2.22}$$

En utilisant le résultat  $\int_0^\infty z^{a-1} \exp(-bz) dz = \Gamma(a)/b^a$  [35, 36], le moment d'ordre  $r$  est obtenu

par

$$\begin{aligned}
\langle z^r \rangle &= \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} \frac{\Gamma(N+r) e^{\lambda/\mu}}{\Gamma(N)} \int_0^\infty y^{r-3/2} \exp\left(-\frac{\lambda}{2\mu^2} y - \frac{\lambda}{2y}\right) dy \\
&= \frac{\Gamma(N+r)}{\Gamma(N)} \sqrt{\frac{2\lambda}{\pi\mu}} \mu^r e^{\lambda/\mu} K_{r-1/2}\left(\frac{\lambda}{\mu}\right)
\end{aligned} \tag{2.23}$$

**(i) Méthode d'estimation FOME:** Cette procédure exploite directement (2.23) pour avoir l'estimation du paramètre de forme  $\lambda$ . Si on pose  $\hat{\theta} = \hat{\lambda}/\hat{\mu}$ , l'équation (2.23) est réduite en une seule variable inconnue  $\hat{\theta}$  donnée par

$$\hat{A} = \sqrt{\hat{\theta}} e^{\hat{\theta}} K_{r-1/2}(\hat{\theta}) \tag{2.24}$$

Où  $\hat{A} = \frac{\langle z^r \rangle N^r \Gamma(N)}{\langle z \rangle^r \Gamma(N+r)} \sqrt{\frac{\pi}{2}}$ . Après l'estimation de  $\theta$ , le paramètre de forme est obtenu par,

$$\hat{\lambda} = \hat{\mu} \hat{\theta} \text{ avec } \hat{\mu} = \langle z \rangle / N.$$

**(ii) Méthode d'estimation [zlog(z)]:** Cette approche nécessite aussi les calculs des expressions de  $\langle z \rangle$ ,  $\langle \log(z) \rangle$  et  $\langle z \log(z) \rangle$ . Utilisant (2.22), on peut trouver (voir Annexe)

$$\langle \log(z) \rangle = \psi(N) + \log(\mu) + e^{-\frac{\lambda}{\mu}} E_i\left(-2\frac{\lambda}{\mu}\right) \tag{2.25}$$

et

$$\langle z \log(z) \rangle = \mu N (\psi(N+1) + \log \mu - e^{-2\lambda/\mu} E_i(-2\lambda/\mu)) \tag{2.26}$$

Où  $E_i(\cdot)$  désigne la fonction exponentielle-intégrale. Après un certain nombre de manipulations mathématiques, on obtient

$$\frac{\langle z \log(z) \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \log(z) \rangle - \frac{1}{N} = -2e^{-2\lambda/\mu} E_i(-2\lambda/\mu) \tag{2.27}$$

Si on pose  $\hat{\theta} = \hat{\lambda} / \hat{\mu}$ , (2.27) peut être exprimée en fonction de la fonction hypergéométrique confluyente  ${}_2F_0(\dots, \dots)$  comme

$$\begin{aligned}\hat{B} &= -2e^{2\hat{\theta}} E_i(-2\hat{\theta}) \\ &= 2\hat{\theta} {}_2F_0(1, 1; \cdot; -\hat{\theta})\end{aligned}\quad (2.28)$$

$$\text{où } \hat{B} = \frac{\langle z \log(z) \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \log(z) \rangle - \frac{1}{N}$$

**(iii) Méthode d'estimation MLE** : La méthode MLE nécessite également les calculs des dérivées du LL par rapport aux paramètres  $\lambda$  et  $\mu$ . Pour  $N=1$ , on trouve

$$\frac{\partial LL}{\partial \lambda} = \frac{M}{\hat{\mu}} - \sum_{i=1}^M \left( \frac{1}{\hat{\lambda} + 2z_i} + \frac{\hat{\lambda} + z_i}{\hat{\mu} \sqrt{\hat{\lambda}^2 + 2\hat{\lambda}z_i}} - \frac{\hat{\mu}z_i + \sqrt{\hat{\lambda}(\hat{\lambda} + 2z_i)}^{3/2}}{\sqrt{\hat{\lambda}(\hat{\lambda} + 2z_i)} \left( \hat{\mu} \sqrt{\hat{\lambda} + \hat{\lambda} \sqrt{\hat{\lambda} + 2z_i}} \right)} \right) \quad (2.29)$$

et

$$\frac{\partial LL}{\partial \mu} = M - \sum_{i=1}^M \frac{\hat{\lambda} + 2z_i}{\hat{\mu} + \sqrt{\hat{\lambda}^2 + 2\hat{\lambda}z_i}} \quad (2.30)$$

Pour  $N > 1$ , la méthode d'estimation MLE numérique est utilisée

$$\hat{\lambda} = \min_{\hat{\lambda}} \left( - \sum_{i=1}^M \log \left( \sqrt{\frac{\hat{\lambda}}{2\pi}} \frac{e^{\hat{\lambda}N/\langle z \rangle} z_i^{N-1}}{\Gamma(N)} 2 \left( \frac{\langle z \rangle^2 (\hat{\lambda} + 2z_i)}{\hat{\lambda}N^2} \right)^{-\frac{2N+1}{4}} K_{-N-1/2} \left( \frac{N\hat{\lambda}}{\langle z \rangle} \sqrt{1 + \frac{2z_i}{\hat{\lambda}}} \right) \right) \right) \quad (2.31)$$

## 2.6 Résultats de la modélisation du clutter de mer

Dans cette section, on essaye de comparer les résultats de la modélisation du clutter de mer de haute résolution. En effet, deux types de données des échos de la mer sont exploitées à savoir les données simulées et les données réelles IPIX comme présentées dans le chapitre 1. Les méthodes d'estimation  $[z \log(z)]$  des distributions  $K$ ,  $GP$  et  $CIG$  évoquées précédemment sont appliquées ici pour une valeur des échantillons,  $M=60000$  et une valeur des impulsions,  $N=1$  (cas d'une seule impulsion). Le critère d'ajustement MSE est considéré et calculé à partir des valeurs entre  $10^{-2}$  et  $10^{-3}$  des CCDFs théoriques et la CCDF empirique (réelle). Pour les deux types de données, la puissance du clutter est normalisée pour que,  $\langle z \rangle \approx 1$ . Les valeurs des distributions  $K$ ,  $GP$  et  $CIG$  sont déterminées respectivement par les équations (2.5), (2.13) et (2.22). Les valeurs des CCDFs sont calculées par les équations suivantes

$$CCDF_K(T) = \int_T^{\infty} p(z)dy = \frac{2(bT)^{\frac{\nu}{2}}}{\Gamma(\nu)} K_{\nu}(2\sqrt{bT}) \quad (2.32)$$

$$CCDF_{GP}(T) = \int_T^{\infty} p_Z(z)dz = \left(\frac{c}{T+c}\right)^{\alpha} \quad (3.33)$$

et

$$CCDF_{CIG}(T) = \int_T^{\infty} p_Z(z)dz = \left(1 + \frac{2T}{\lambda}\right)^{-1/2} \exp\left(\frac{\lambda}{\mu}\left(1 - \sqrt{1 + \frac{2T}{\lambda}}\right)\right) \quad (2.34)$$

Où  $T$  représente le seuil de détection normalisée

### 2.6.1 Modélisation via des données simulées

Dans cette étude, nous allons confirmer les résultats de la modélisation du clutter de haute résolution quand la distribution de celle-ci est choisit à l'avance. Pour cela, en commençant par la génération du clutter pointu  $Z_i, i=1, \dots, M$  distribué selon le modèle  $K$  sans bruit thermique avec  $\nu = 0.1$  et  $b = \nu$ . Dans ce cas, le vecteur d'échantillons est obtenu par la routine du logiciel Matlab suivante :

$$Z = \text{exprnd}(\text{gamrnd}(\nu, 1/b, M, 1)) \quad (2.35)$$

La Figure 2.1 montre clairement que le modèle théorique  $K$  suit exactement les courbes synthétisées à partir des données simulées. Aussi, on peut constater d'après cette figure que si le clutter devient pointu ( $\nu = 0.1$ ), les distributions  $GP$  et  $CIG$  ne représentent pas des cas particuliers pour ce clutter. De la même manière, on trace les diverse courbes des PDFs et des CCDFs mais pour un clutter pointu de distribution  $GP$  ( $\alpha = 3$ ) comme montré dans la Figure 2.2 La génération du clutter de distribution  $GP$  pour  $c = \alpha - 1$  est donnée par

$$Z = \text{exprnd}(1/\text{gamrnd}(\alpha, 1/c, M, 1)) \quad (2.36)$$

A partir de ces résultats, il est bien clair que la meilleure performance de modélisation est assurée par l'utilisation du modèle  $GP$ . Maintenant, on génère des données du clutter pointu selon le modèle  $CIG$  avec  $\mu = 1$  et  $\lambda = 0.1$ . Pour ce faire, les étapes suivantes sont utilisées

Pour  $i=1, \dots, M$ ,

$$a_i = \text{random}('norm', 0, 1)$$

$$b_i = a_i^2$$

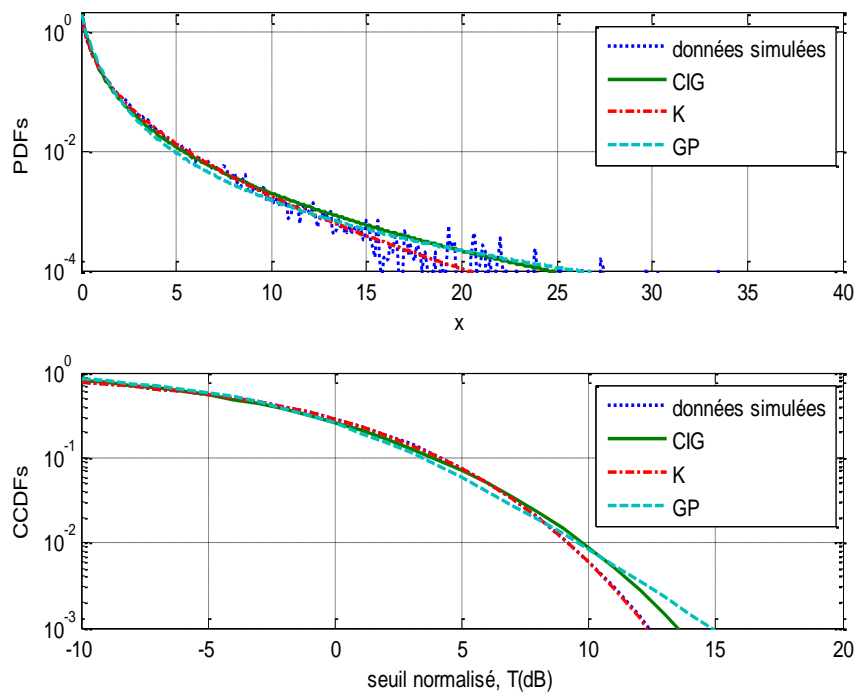
$$c_i = \mu + \frac{\mu^2 b_i}{2\lambda} - \frac{\mu}{2\lambda \sqrt{4\mu\lambda b_i + \mu^2 b_i^2}}$$

$$d_i = \text{rand}$$

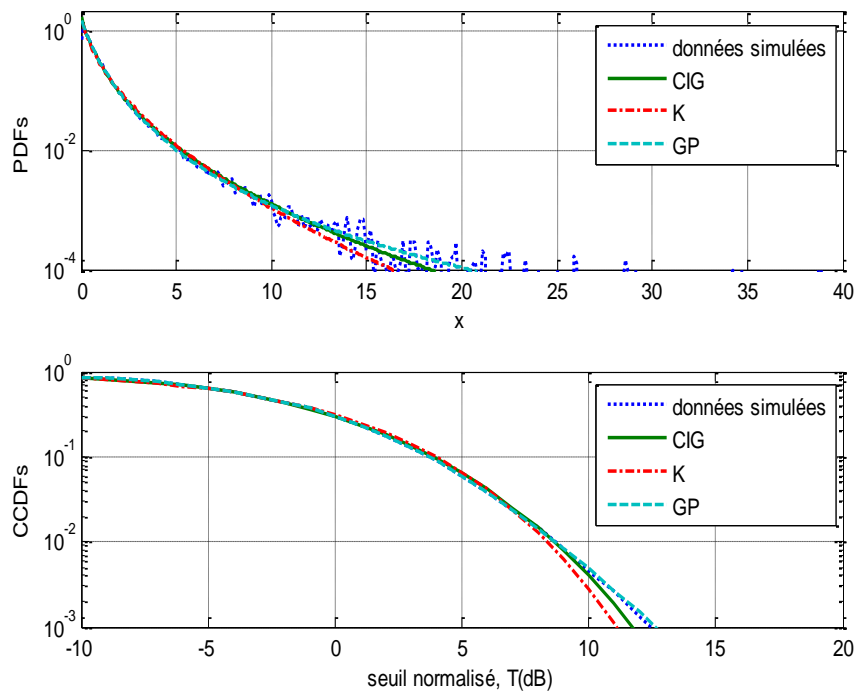
$$\text{Si } d_i \leq \frac{\mu}{\mu + c_i}, y = c_i \text{ sinon } y = \frac{\mu^2}{c_i}$$

$$Z = \text{exprnd}(y)$$

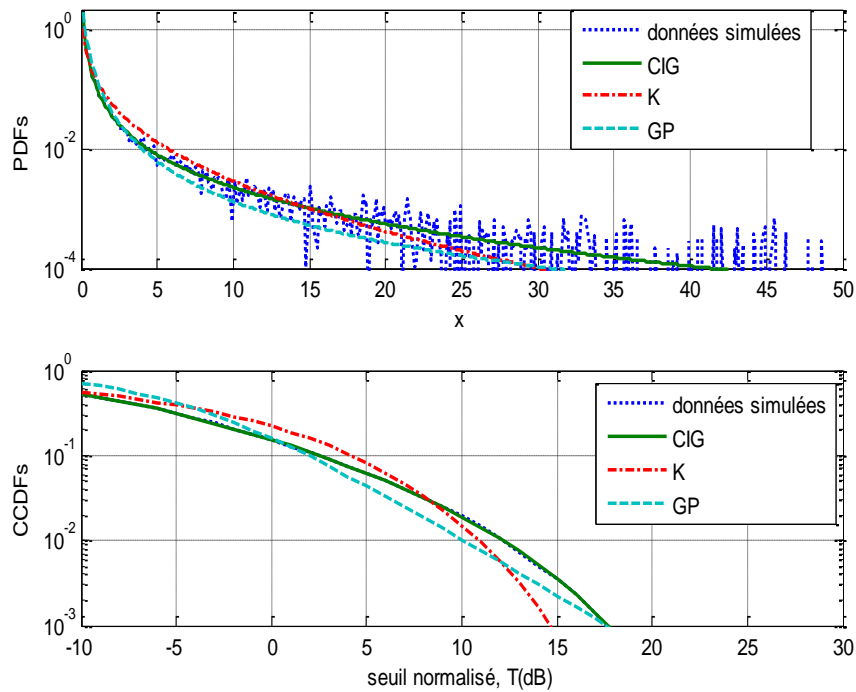
Les différentes allures des PDFs et des CCDFs sont illustrées dans la Figure 2.3. Toujours, la même remarque est constatée et par conséquent le modèle  $CIG$  présente de faibles erreurs d'ajustement par rapport aux autres distributions  $K$  et  $GP$ . Maintenant, on augmente la valeur du paramètre de forme  $\lambda=5$  afin de simuler un clutter de mer Gaussien. La Figure 2.4 montre des allures des PDFs et des CCDFs qui sont quasiment confondues. En conclusion, on peut dire que la modélisation du clutter de mer est importante pour des petites valeurs du paramètre de forme de chaque distribution. Alors, la complexité de la modélisation du clutter mer est intéressante quand le paramètre de forme devient petit.



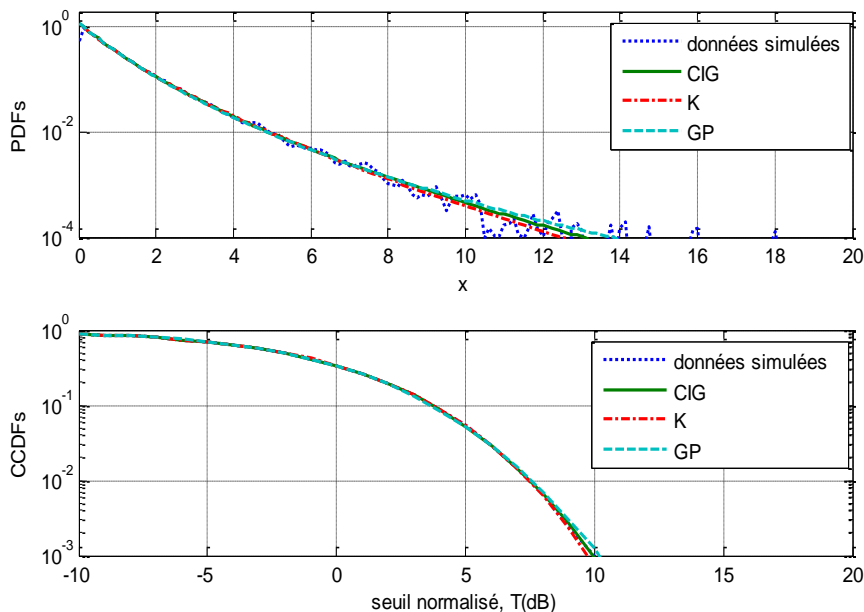
**Figure 2.1** — Les PDFs et les CCDFs via des données simulées  $K$  distribué pour  $N=1$ ,  $M=60000$  et  $\nu=0.1$  et  $b=\nu$ .



**Figure 2.2** — Les PDFs et les CCDFs via des données simulées  $GP$  distribué pour  $N=1$ ,  $M=60000$ ,  $\alpha=3$  et  $c=\alpha-1$ .



**Figure 2.3** — Les PDFs et les CCDFs via des données simulées  $GP$  distribué pour  $N=1$ ,  $M=60000$ ,  $\lambda=0.1$  et  $\mu=1$ .



**Figure 2.4** — Les PDFs et les CCDFs via des données simulées  $CIG$  distribué pour  $N=1$ ,  $M=60000$ ,  $\lambda=5$  et  $\mu=1$  (cas Gaussien).

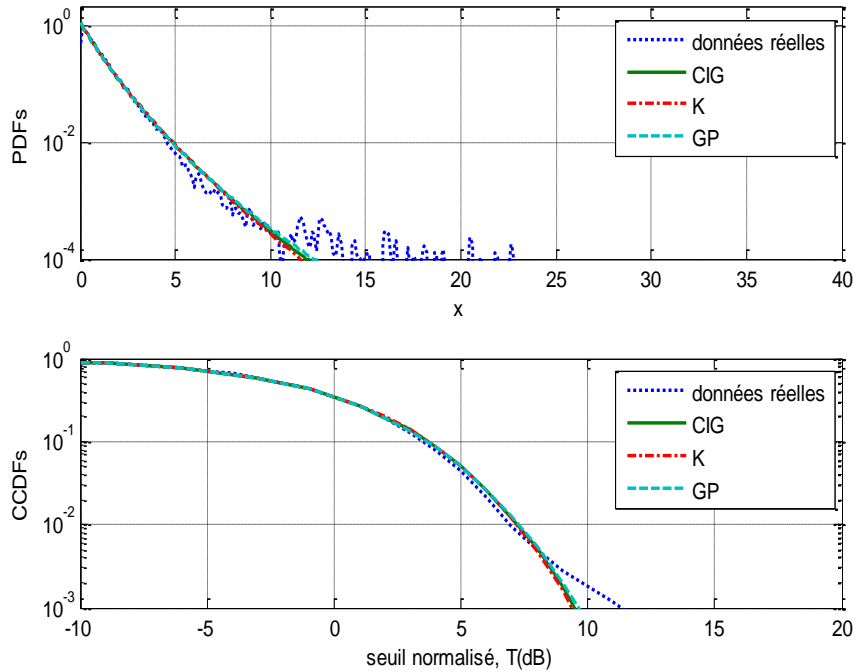
### 2.6.2 Modélisation via des données réelles IPIX

Dans cette étude, on considère plusieurs scénarios du clutter de mer IPIX afin d'examiner la modélisation via des modèles statistiques  $K$ ,  $GP$  et  $CIG$  sans bruit thermique. La méthode d'estimation  $[z\log(z)]$  est utilisée pour déterminer les paramètres afin de les utiliser dans les diverses PDFs et CCDFs théoriques. Les courbes réelles du clutter de mer sont calculées sur un intervalle d'intensité du clutter bien déterminée utilisant la routine Matlab « `ksdensity` ». Ci-dessous, on examine pour chaque résolution (i.e., 3m, 15m et 30m) les performances de la modélisation du clutter IPIX.

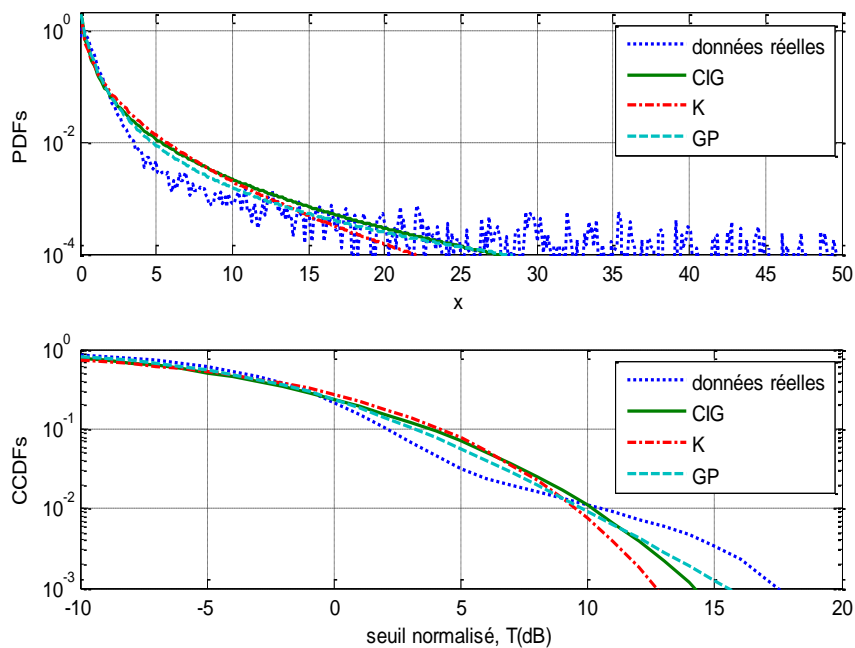
**(i) Résolution 3m :** Dans cette situation, le radar fonctionne sous une résolution réduite où les échos de la mer deviennent pointu. En variant les cases distances de la matrice de données obtenues, on peut constater les remarques suivantes :

- Dans le cas de la 4<sup>ème</sup> case distance, les résultats de la modélisation à partir de la Figure 2.5 montrent qu'il y a une mauvaise approximation de la queue (tail fitting) par rapport à la CCDF réelle. Nous remarquons aussi que les courbes des PDFs et des CCDFs théoriques sont confondues pour cette scène de données.
- Si on considère maintenant le cas de la 17<sup>ème</sup> case distance, on observe que toutes allures trouvées sont un peu écartées dans la région de ces queues comme montré dans la Figure 2.6. Cependant, le modèle  $GP$  approxime mieux la queue par rapport aux autres CCDFs.

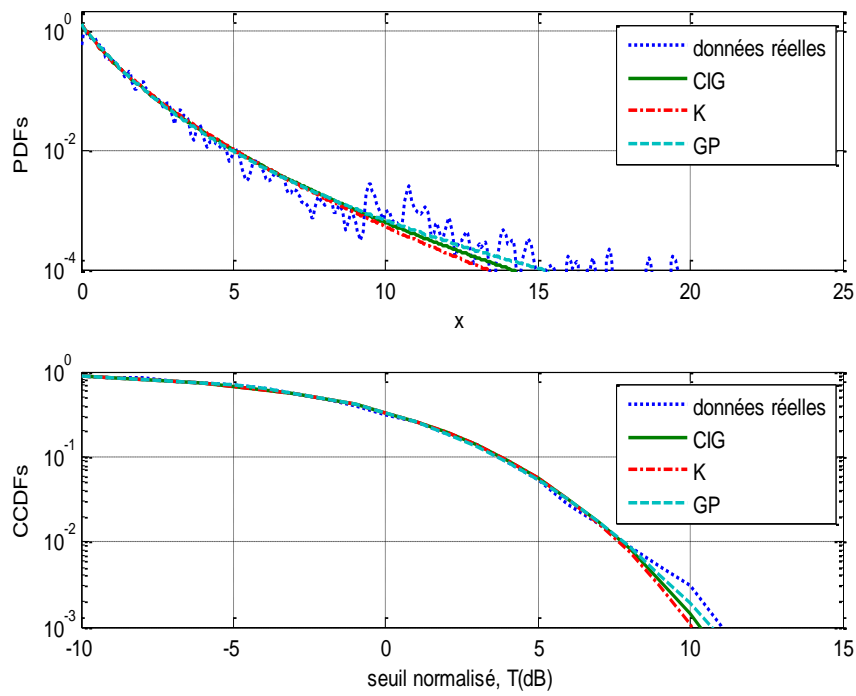
- Pour des situations de la 20<sup>ème</sup> et de la 28<sup>ème</sup> cases distances, on observe que les Figures 2.7 et 2.8 montrent un bon ajustement de la queue des CCDF réelles où les modèles  $GP$  et  $K$  offrent des meilleures performances de modélisation.



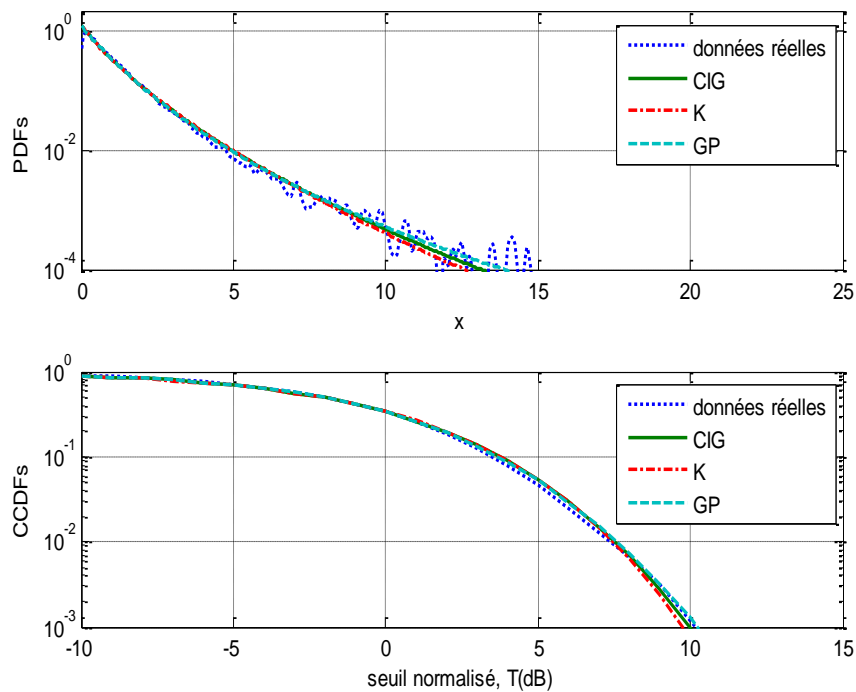
**Figure 2.5** — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 4<sup>ème</sup> case distance, polarisation HH, résolution 3m,  $N=1$  et  $M=60000$ .



**Figure 2.6** — Les PDFs et CCDFs via des données réelles IPIX pour la 17<sup>ème</sup> case distance, polarisation HH, résolution 3m,  $N=1$  et  $M=60000$ .



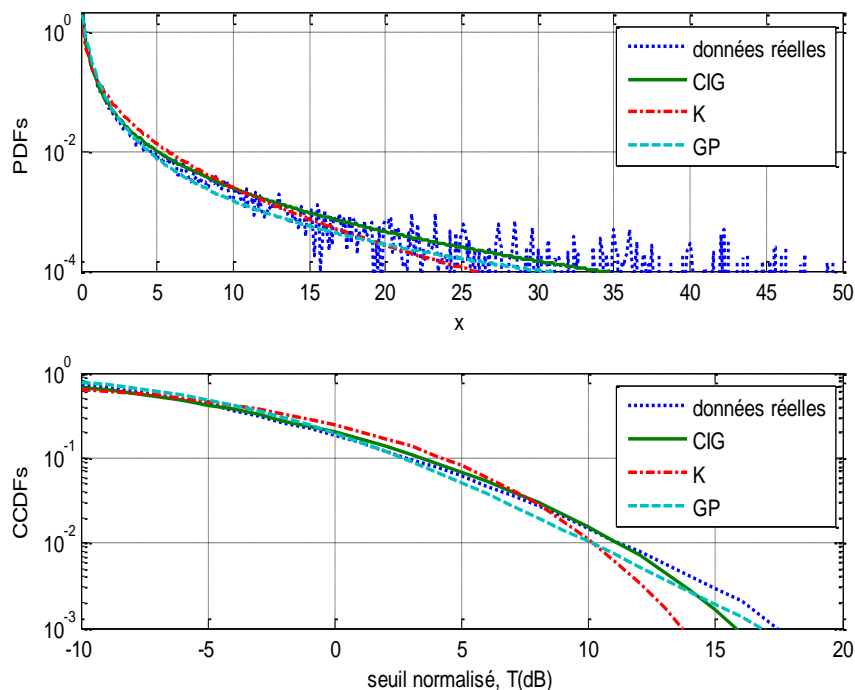
**Figure 2.7** — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 20<sup>ème</sup> case distance, polarisation VV, résolution 3m,  $N=1$  et  $M=60000$ .



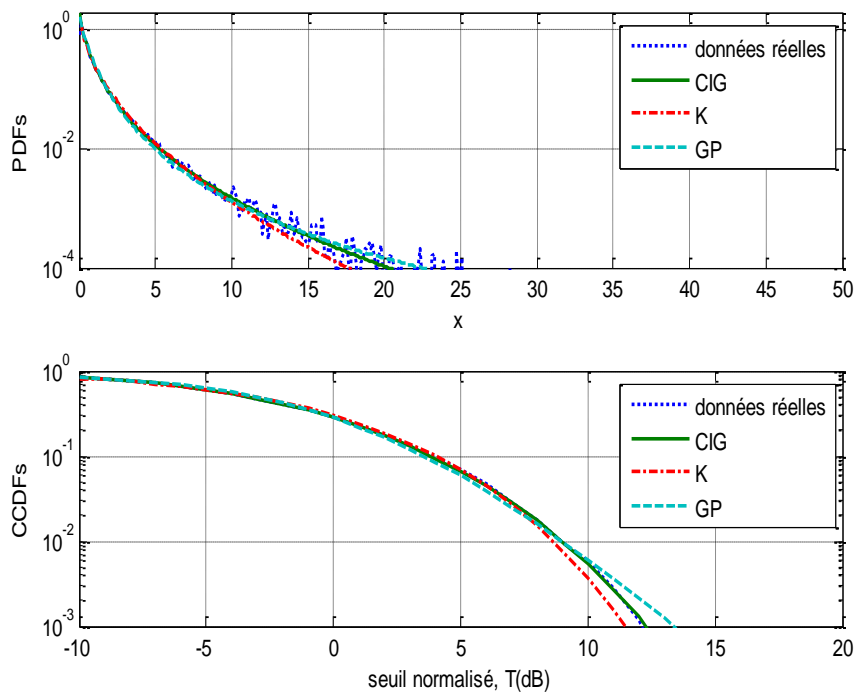
**Figure 2.8** — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 28<sup>ème</sup> case distance, polarisation HH, résolution 3m,  $N=1$  et  $M=60000$ .

(ii) **Résolution 15m** : Dans cette situation, le radar fonctionne avec une résolution moyenne et les échos de la mer sont un peu pointu. En jouant sur les cases distance de la matrice de données, on peut observer dans cette étude les résultats de la modélisation suivante :

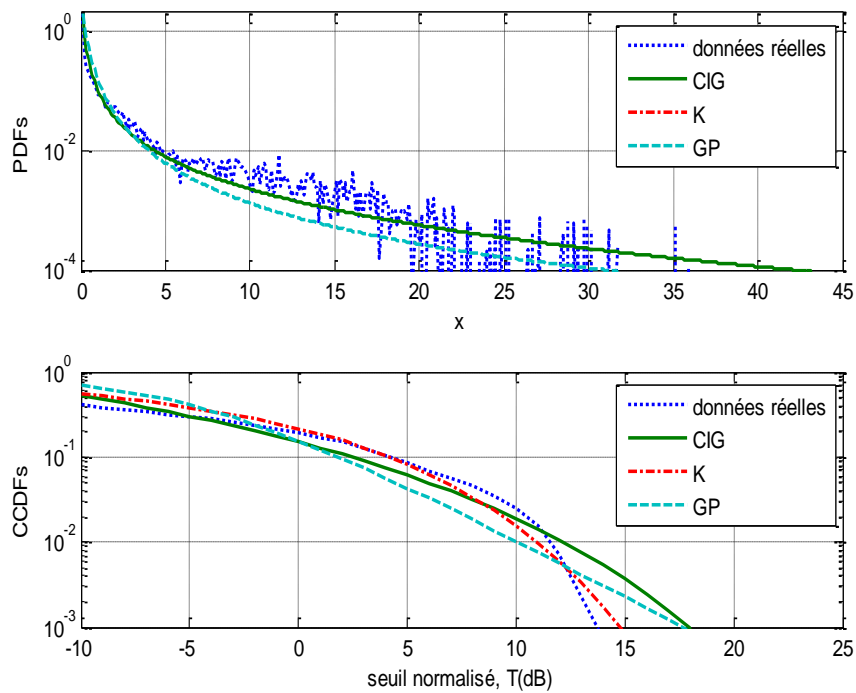
- Si on considère la 2<sup>ème</sup> case distance, il est bien montré à partir de la Figure 2.9 que les deux modèles  $GP$  et  $CIG$  rapprochent mieux la queue de la CCDF réelle par rapport au modèle  $K$ .
- Maintenant pour une polarisation  $VV$  de l'antenne radar et 8<sup>ème</sup> case distance, on observe que les allures de la PDFs et la CCDFs du modèle  $CIG$  sont bien approximées aux courbes réelles come montré dans la Figure 2.10. D'après cette scène, les données réelles suivent seulement la loi  $CIG$ .
- Dans le cas de la 24<sup>ème</sup> case distance et polarisation  $VV$ , la Figure 2.11 démontre que les erreurs de modélisation obtenues par la distribution  $GP$  sont faibles à celles obtenues par les distributions  $K$  et  $CIG$ .
- Pour la 32<sup>ème</sup> case distance et polarisation  $HH$ , les données réelles ne peuvent pas être modélisées par les distributions  $K$ ,  $GP$  et  $GIG$  comme montré par la Figure 2.12.



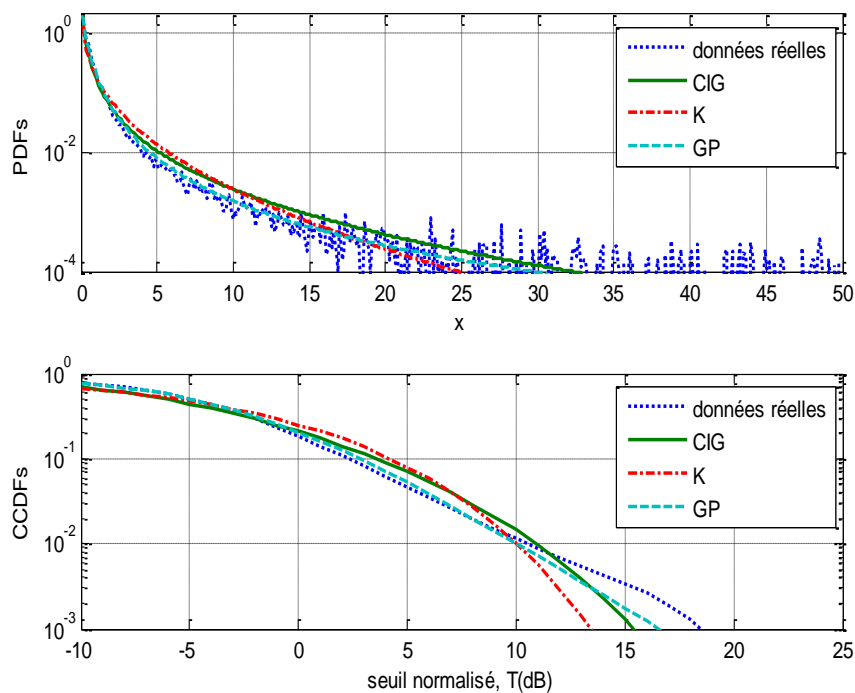
**Figure 2.9** — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 2<sup>ème</sup> case distance, polarisation  $HH$ , résolution 15m,  $N=1$  et  $M=60000$ .



**Figure 2.10** — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 8<sup>ème</sup> case distance, polarisation VV, résolution 15m,  $N=1$  et  $M=60000$ .



**Figure 2.11** — Les PDFs et CCDFs via des données réelles IPIX pour la 24<sup>ème</sup> case distance, polarisation VV, résolution 15m,  $N=1$  et  $M=60000$ .

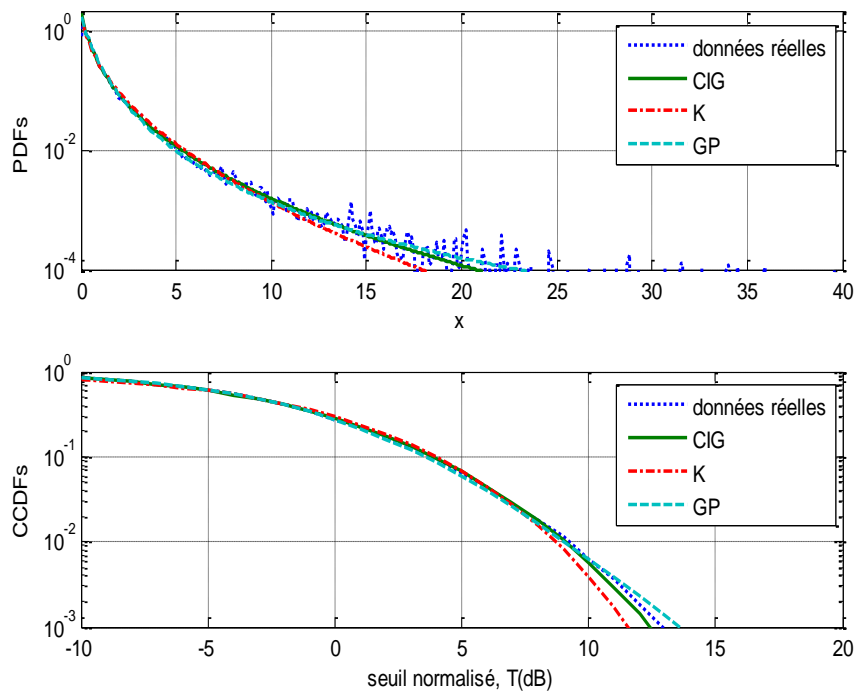


**Figure 2.12** — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 32<sup>ème</sup> case distance, polarisation HH, résolution 15m,  $N=1$  et  $M=60000$ .

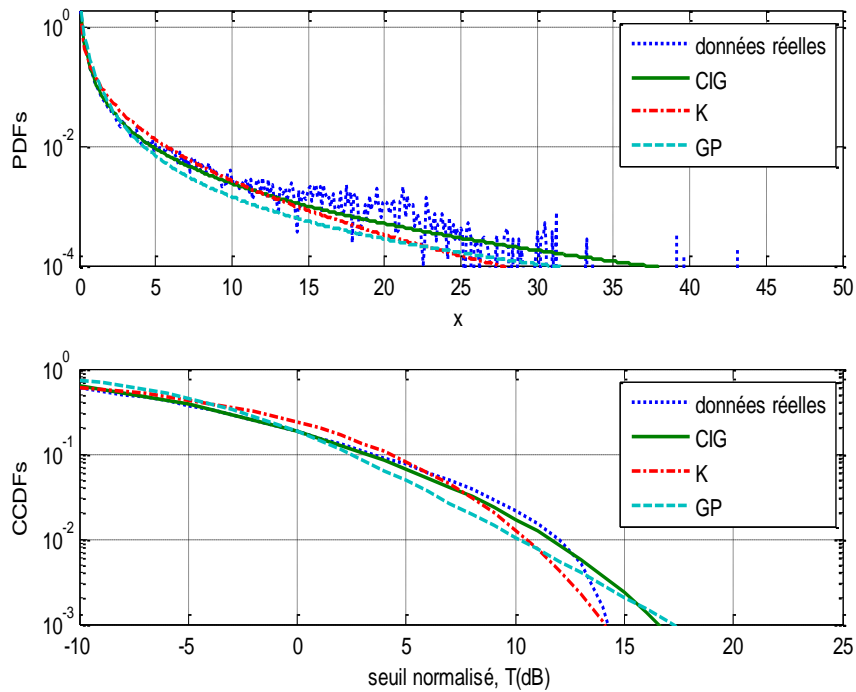
(iii) **Résolution 30m** : Dans cette situation, le radar fonctionne avec une résolution importante et les échos de la mer possèdent aussi un caractère un peu pointu. En jouant encore sur les cases distance de la matrice de données, on peut observer auprès de différents scénarios les résultats de la modélisation suivants :

- Comme montré dans la Figure 2.13, la distribution  $GP$  offre une meilleure approximation de la queue (tail fitting) dans le cas de la 7<sup>ème</sup> case distance et polarisation VV.
- Pour une scène de la 6<sup>ème</sup> case distance et polarisation HH, le modèle  $K$  et  $CIG$  offrent de bonnes approximations de la queue par rapport au modèle  $GP$  (Figure 2.14). Dans cette étude, on observe aussi que la CCDF réelle a une forme déformée au niveau de sa queue.
- Pour une scène de la 20<sup>ème</sup> case distance et polarisation VV, la distribution  $GP$  assure un très bon ajustement aux données réelles comme montré dans la Figure 2.15.
- Pour une polarisation HH de l'antenne radar et la case distance 32, la Figure 2.16 montre que les distributions  $K$ ,  $GP$  et  $CIG$  sans bruit ne sont pas capable d'assurer la modélisation de cette scène du clutter de mer.

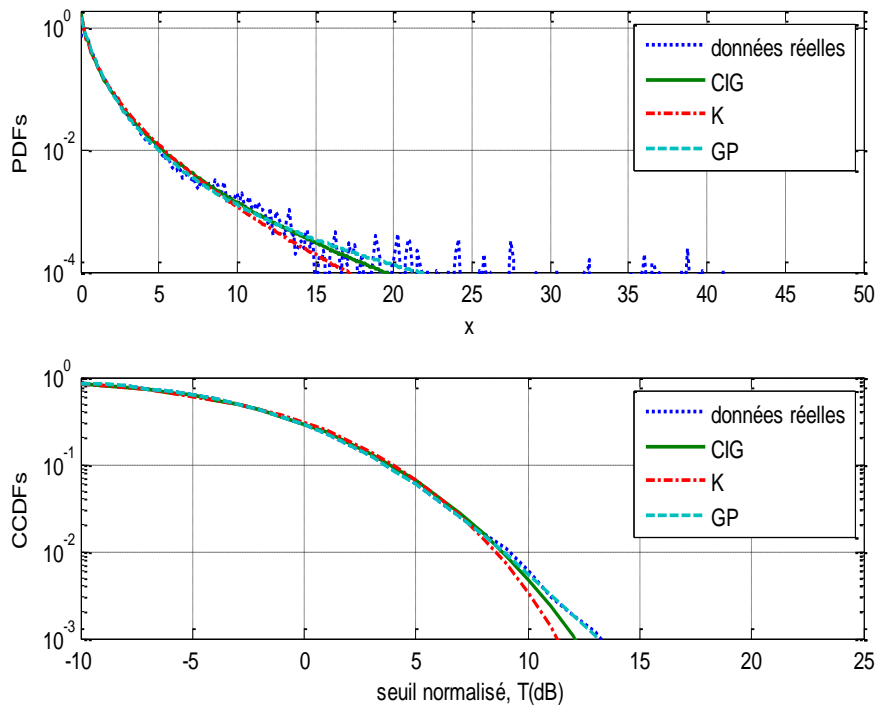
Les valeurs des paramètres des modèles et les valeurs des MSE sont récapitulées dans le Tableau 2.1 pour chaque étude.



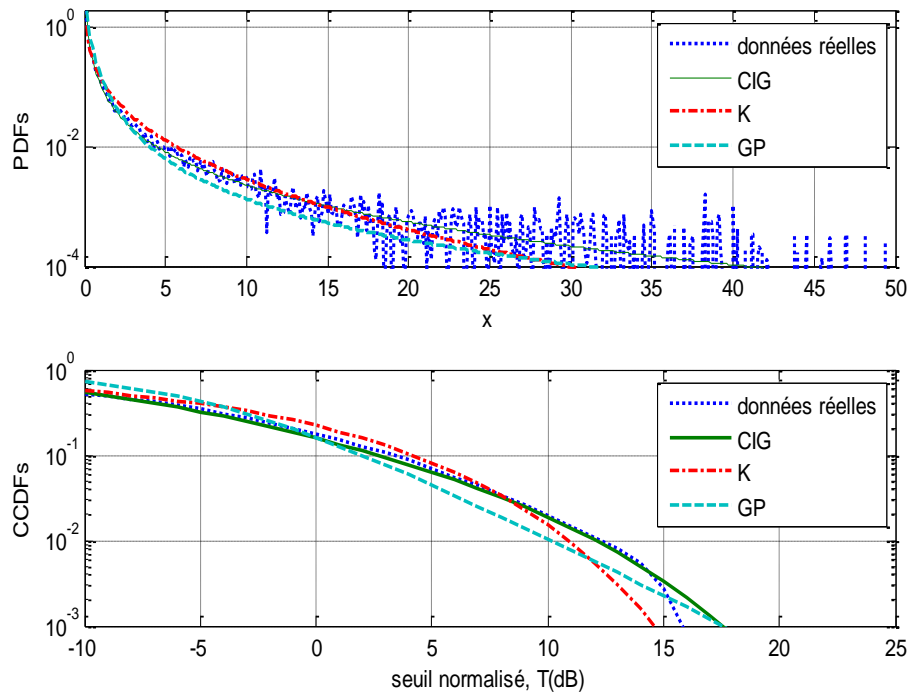
**Figure 2.13** — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 7<sup>ème</sup> case distance, polarisation VV, résolution 30m,  $N=1$  et  $M=60000$ .



**Figure 2.14** — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 6<sup>ème</sup> case distance, polarisation HH, résolution 30m,  $N=1$  et  $M=60000$ .



**Figure 2.15** — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 20<sup>ème</sup> case distance, polarisation VV, résolution 30m,  $N=1$  et  $M=60000$ .



**Figure 2.16** — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 32<sup>ème</sup> case distance, polarisation HH, résolution 30m,  $N=1$  et  $M=60000$ .



## 2.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté en premier lieu trois méthodes les plus utilisées pour l'estimation des paramètres des distributions  $K$ ,  $GP$  et  $CIG$  sans bruit à savoir la méthode FOME,  $[z\log(z)]$  et MLE. Spécifiquement, l'approche  $[z\log(z)]$  est utilisée pour affiner les valeurs des paramètres à estimer. Les résultats de la modélisation montrent que les distributions  $K$ ,  $GP$  et  $CIG$  n'offrent pas les mêmes résultats pour un clutter pointu (i.e., valeurs minimales du paramètre de forme) et délivrent des résultats proches pour un clutter quasiment Gaussien (i.e., valeurs importantes du paramètre de forme). D'après les résultats de la modélisation trouvés utilisant des données réelles IPIX, nous avons constaté que les modèles  $K$ ,  $GP$  et  $CIG$  ne sont pas capables dans plusieurs cas de représenter les statistiques des échos de la mer IPIX de haute résolution. Alors, l'objectif du chapitre suivant est de remédier le problème de la modélisation présenté dans ce chapitre en incorporant le bruit thermique dans la composante speckle des modèles composés  $K$ ,  $GP$  et  $CIG$ .

Tableau 2.1 — Paramètres estimés des distributions  $K$ ,  $GP$  et  $CIG$ 

Distribution	Polarisation	HH	HH	VV	HH	HH	VV	VV	HH	VV	HH	VV	HH
	Résolution	3m	3m	3m	3m	15m	15m	15m	15m	30m	30m	30m	30m
	N° de case	4 <sup>ème</sup>	17 <sup>ème</sup>	20 <sup>ème</sup>	28 <sup>ème</sup>	2 <sup>ème</sup>	8 <sup>ème</sup>	24 <sup>ème</sup>	32 <sup>ème</sup>	7 <sup>ème</sup>	6 <sup>ème</sup>	20 <sup>ème</sup>	32 <sup>ème</sup>
$K$	$\hat{\nu}$	8.08	0.80	4.05	5.24	0.51	1.52	0.32	0.57	1.44	0.43	1.68	0.34
	$\hat{b}$	8.08	0.80	4.05	5.24	0.51	1.52	0.32	0.57	1.44	0.43	1.68	0.34
	MSE	<b>-5.29</b>	<b>-4.76</b>	<b>-5.67</b>	<b>-6.07</b>	<b>-4.95</b>	<b>-5.49</b>	<b>-4.94</b>	<b>-5.08</b>	<b>-5.27</b>	<b>-4.62</b>	<b>-5.28</b>	<b>-4.73</b>
$GP$	$\hat{\alpha}$	9.08	1.80	5.05	6.24	1.51	2.52	1.32	1.57	2.44	1.43	2.68	1.34
	$\hat{c}$	8.08	0.80	4.05	5.24	0.51	1.52	0.32	0.57	1.4424	0.43	1.68	0.34
	MSE	<b>-5.28</b>	<b>-5.23</b>	<b>-6.15</b>	<b>-5.86</b>	<b>-5.45</b>	<b>-6.10</b>	<b>-4.64</b>	<b>-5.67</b>	<b>-6.44</b>	<b>-4.71</b>	<b>-6.34</b>	<b>-4.90</b>
$CIG$	$\hat{\lambda}$	7.60	0.47	3.60	4.78	0.23	1.13	0.09	0.27	1.05	0.16	1.28	0.10
	$\hat{\mu}$	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
	MSE	<b>-5.27</b>	<b>-5.14</b>	<b>-5.87</b>	<b>-5.93</b>	<b>-5.97</b>	<b>-7.40</b>	<b>-4.85</b>	<b>-5.50</b>	<b>-6.31</b>	<b>-5.42</b>	<b>-5.91</b>	<b>-6.27</b>

# Chapitre 3

## *Modélisation du clutter de mer par les lois $K$ , $GP$ et $CIG$ plus bruit*

### *Résumé*

*Dans ce chapitre, nous allons présenter au début les modèles Gaussiens composés plus bruit du clutter de mer tels que la loi  $K+B$ , la loi  $GP+B$  et la loi  $CIG+B$ . Ensuite, nous allons décrire les méthodes FOME,  $[z\log(z)]$  et PCFE pour l'estimation des paramètres des distributions statistiques considérées. Enfin, nous allons examiner la modélisation des échos de la mer en se basant sur les données synthétisés et les données réelles IPIX par l'exploitation des distributions  $K+B$ ,  $GP+B$  et  $CIG+B$ .*



[9]

### **Sommaire**

- 3.1 Introduction**
- 2.2 Estimation des paramètres de la distribution  $K+B$**
- 2.3 Estimation des paramètres de la distribution  $GP+B$**
- 2.4 Estimation des paramètres de la distribution  $CIG+B$**
- 2.5 Résultats de la modélisation du clutter de mer**
- 3.6 Conclusion**

### 3.1 Introduction

Dans les systèmes radar modernes de haute résolution éclairant l'horizon à de faibles angles d'incidence (i.e., *low grazing angle*), les statistiques du clutter de mer s'écartent très vite du modèle Gaussien. En effet, la puissance du clutter peut subir des variations aléatoires spatiales trop sévères ce qui nécessite de considérer le processus de clutter de mer comme Gaussien composé. Cela est due au fait que ces modèles sont bien adaptés aux environnements de clutter impulsif et hétérogène. Parmi ces modèles Gaussiens composés sans bruit, on cite les distributions  $K$ ,  $GP$  et  $CIG$  comme mentionnées dans le chapitre 1. Parfois, ces lois statistiques restent incapables de prédire néanmoins les effets liés à la présence de forts échos, en particulier pour le cas des radars ultra-haute résolution. Pour cette raison, ces modèles composés ont été étendus avec succès pour inclure le bruit thermique. Dans ce cas, la composante speckle suit en générale la loi de Rayleigh ou parfois Exponentielle mais avec un paramètre de puissance modifié par l'addition de la puissance du bruit thermique  $2\sigma^2$ . C'était donc la naissance des distributions Gaussiennes composées plus bruit. Dans la littérature, on trouve les modèles  $K$ -clutter-plus-bruit,  $GP$ -clutter-plus-bruit et  $CIG$ -clutter-plus-bruit qu'on note  $K+B$ ,  $GP+B$  et  $CIG+B$  respectivement [8, 13, 14].

L'estimation des paramètres du modèle composé de clutter est l'un de ces problèmes qui sont largement étudiés. Pratiquement, ce problème possède une grande importance en télédétection et surveillance radar puisqu'il y a une relation corrélative directe entre la qualité d'estimation et le pouvoir de détection. Le choix des estimateurs des paramètres de clutter peut être décisif dans les performances du détecteur qui en résulte. Alors, la procédure d'estimation retenue ne doit pas être trop lourde, en termes de temps de calcul ou de charge de calcul, car elle s'inscrit dans une procédure de détection [8, 10]. A titre d'exemples, les méthodes FOME,  $[z\log(z)]$  et PCFE (Nelder-Mead algorithme) ont été validées avec succès dans le cadre de l'estimation des paramètres des distributions  $K+B$ ,  $GP+B$  et  $CIG+B$  [24, 25, 33].

Dans le chapitre précédent, nous avons présenté une analyse expérimentale détaillée pour la modélisation du clutter de mer IPIX utilisant les distributions  $K$ ,  $GP$  et  $CIG$  sans bruit. Dans certains scénarios de ce type de clutter, l'amélioration des performances de modélisation peut se produire par l'insertion de la puissance du bruit thermique dans la composante speckle du clutter. A cet effet, les distributions  $K+B$ ,  $GP+B$  et  $CIG+B$  seront examiner dans ce chapitre en tenant compte les mêmes scènes du clutter IPIX présentées dans le chapitre 2. Après avoir une description des approches d'estimation FOME,  $[z\log(z)]$  et PCFE, les paramètres des distributions  $K+B$  et  $GP+B$  sont déterminés uniquement par la méthode

$[z \log(z)]$ . A cause des difficultés mathématiques, les méthodes FOME et  $[z \log(z)]$  ne sont pas encore trouvées pour l'estimation des paramètres de la distribution  $CIG+B$ . Cependant, la méthode numérique PCFE est considérée comme un outil référentiel (benchmark) pour l'estimation des paramètres du modèle  $CIG+B$  et même pour autres distributions composées contenant la composante du bruit thermique.

### 3.2 Estimation des paramètres de la distribution $K+B$

Comme mentionné dans le chapitre 1, l'intensité du clutter est modélisée à partir des quantités cohérentes  $I$  et  $Q$ . Ces deux composantes ont une distribution Gaussienne avec une puissance aléatoire,  $y = 2\sigma^2$  due à la dynamique de la surface de la mer de distribution gamma. Pour cela, l'incorporation du bruit thermique est survenue dans la puissance des échos reçus. Alors, nous adaptons l'approche simplifiée de Watts *et al* [7] dont la composante speckle pour une intégration de  $N$  impulsions, ( $Z = \sum_{i=1}^M X_i$ ) suit une loi gamma de paramètre de forme  $N$  et de paramètre d'échelle  $y+p_n$  comme

$$p_z(z|y) = \frac{z^{N-1}}{(y+p_n)^N \Gamma(N)} \exp\left(-\frac{z}{y+p_n}\right) \quad (3.1)$$

Où  $p_n = 2\sigma^2$  désigne la puissance du bruit thermique. Utilisant le modèle gamma de  $y$  et l'équation (3.1), la distribution globale  $K+B$  devient [10]

$$\begin{aligned} p(z) &= \int_0^{\infty} p_z(z|y)p(y)dy \\ &= \frac{b^\nu z^{N-1}}{\Gamma(N)\Gamma(\nu)} \int_0^{\infty} \frac{y^{\nu-1}}{(p_n+y)^N} \exp\left(-\frac{z}{p_n+y} - by\right) dy \end{aligned} \quad (3.2)$$

Les moments d'ordre  $r$  sont trouvés par Mezache *et al* [24] comme

$$\langle z^r \rangle = \frac{p_n^r \Gamma(r+N)}{\Gamma(N)} {}_2F_0(\nu, -r, ; -1/bp_n) \quad (3.3)$$

Pour des moments d'ordre  $r=1$  et  $r=2$ , on peut écrire

$$p_n = \frac{\langle z \rangle}{N} \left(1 - \sqrt{\nu/\nu_{eff}}\right) \quad (3.4)$$

et

$$b = \frac{\sqrt{\nu \nu_{eff}} - \nu}{\hat{p}_n} \quad (3.5)$$

Où  $\nu_{eff}$  représente le paramètre de forme effectif donné par [10,33]

$$\nu_{eff} = \frac{(N+1)\langle Z \rangle^2}{N\langle Z^2 \rangle - (N+1)\langle Z \rangle^2} \quad (3.6)$$

(i) **Méthode d'estimation FOME** : Après la substitution des équations (3.4)-(3.6) dans (3.3), la méthode d'estimation FOME est donnée par [24]

$$\frac{\langle z^r \rangle N^r \Gamma(N)}{\langle z \rangle^r \Gamma(N+r)} = \left( 1 - \sqrt{\frac{\hat{\nu}}{\nu_{eff}}} \right)^\alpha {}_2F_0 \left( \hat{\nu}, -r, ;, -(\sqrt{\hat{\nu} \nu_{eff}} - \hat{\nu})^{-1} \right) \quad (3.7)$$

Cette approche nécessite des solutions numériques pour déterminer les estimés du paramètre de forme  $\nu$ . A cet effet, la routine «fminsearch» du logiciel Matlab a été utilisée pour optimiser (3.7) [24]. Après l'estimation de  $\nu$ , les paramètres  $\hat{p}_n$  et  $\hat{b}$  sont ensuite calculés via des équations (3.4) et (3.5) respectivement. Le rapport clutter-sur-bruit (CNR) est estimé ensuite par  $C\hat{N}R = \hat{\nu} / \hat{b}\hat{p}_n$ .

(ii) **Méthode d'estimation [zlog(z)]** : La méthode [zlog(z)] exige aussi des calculs des expressions des moments  $\langle \log(z) \rangle$  et  $\langle z \log(z) \rangle$ . A partir de [27], cette approche a été développée comme

$$d = \frac{1}{N} + \frac{1 - {}_2F_0(\hat{\nu}, 1, ;, -(\sqrt{\hat{\nu} \nu_{eff}} - \hat{\nu})^{-1})}{\sqrt{\hat{\nu} \nu_{eff}}} \quad (3.8)$$

Où  $d = \frac{\langle Z \log(Z) \rangle}{\langle Z \rangle} - \langle \log(Z) \rangle - \frac{1}{N}$ . Dans [33], il a été montré que (3.8) peut s'exprimer en

forme compacte utilisant le moment harmonique,  $\langle Z^{-1} \rangle$  mais pour  $N > 1$

$$\hat{\nu} = \nu_{eff} \left( \frac{1 - \frac{N-1}{N} \langle Z \rangle \langle Z^{-1} \rangle}{\nu_{eff} d - \frac{N-1}{N} \langle Z \rangle \langle Z^{-1} \rangle} \right) \quad (3.9)$$

### 3.3 Estimation des paramètres de la distribution $GP+B$

Utilisant le modèle gamma inverse de  $y$  et (3.1), la distribution globale  $GP+B$  devient [34]

$$\begin{aligned} p(z) &= \int_0^{\infty} p_z(z|y)p(y)dy \\ &= \frac{z^{N-1}c^\alpha}{\Gamma(N)\Gamma(\alpha)} \int_0^{\infty} \frac{y^{-\alpha-1}}{(p_n + y)^N} \exp\left(-\frac{z}{p_n + y}\right) \exp\left(-\frac{c}{y}\right) dy \end{aligned} \quad (3.10)$$

Le moment d'ordre fractionnaire,  $r$  est trouvé dans [34] comme

$$\langle z^r \rangle = \frac{c^r \Gamma(r+N) \Gamma(\alpha-r)}{\Gamma(N) \Gamma(\alpha)} {}_2F_0\left(\alpha-r, -r; ; -\frac{p_n}{c}\right) \quad (3.11)$$

En manipulant les moments d'ordre 1 et 2, on peut écrire

$$\begin{cases} CNR = \left(\sqrt{(\alpha_{eff} - 2)/(\alpha - 2)} - 1\right)^{-1} \\ p_n = \frac{\langle z \rangle}{N(1 + CNR)} \\ c = p_n (\alpha - 1) CNR \end{cases} \quad (3.12)$$

Où  $\alpha_{eff} = 1 + \frac{\langle z^2 \rangle}{\langle z \rangle - \frac{N+1}{N} \langle z \rangle^2}$  représente le paramètre de forme effectif de la distribution  $GP+B$ .

(i) **Méthode d'estimation FOME** : En substituant (3.12) dans (3.11), la méthode FOME a été développée dans [34] comme

$$\begin{aligned} \hat{A} &= \frac{\Gamma(\hat{\alpha} - r) (\hat{\alpha} - 1)^r (c - 2)^{r/2}}{\Gamma(\hat{\alpha})} \\ &{}_2F_0\left(\hat{\alpha} - r, -r; ; -(\hat{\alpha} - 1)^{-1} \left(\sqrt{(\alpha_{eff} - 2)(\hat{\alpha} - 2)^{-1}} - 1\right)\right) \end{aligned} \quad (3.13)$$

Où  $\hat{A} = \frac{\langle z^r \rangle (\alpha_{eff} - 2)^{r/2} \Gamma(N)}{N^{-r} \langle z \rangle^r \Gamma(r+N)}$ . Cette approche impose également des routines numériques

pour trouver  $\hat{\alpha}$  et les paramètres  $\hat{c}$  et  $\hat{p}_n$  sont ensuite simplement calculés à l'aide de (3.12).

(ii) **Méthode d'estimation [zlog(z)]** : L'approche [zlog(z)] est aussi développée dans [34] donnée par

$$\hat{B} = \frac{\sqrt{\hat{\alpha} - 2}}{\hat{\alpha} - 1} {}_2F_0\left(\hat{\alpha} - 1, 1; ; -(\hat{\alpha} - 1)^{-1} \left( \sqrt{(\alpha_{eff} - 2)(\hat{\alpha} - 2)^{-1}} - 1 \right)\right) \quad (3.14)$$

Où  $\hat{B} = \left( \frac{\langle z \log(z) \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \log(z) \rangle - \frac{1}{N} \right) \sqrt{\alpha_{eff} - 2}$  et  $\hat{\alpha}$  est calculé numériquement via des routines d'optimisation.

### 3.4 Estimation des paramètres de la distribution $CIG+B$

Utilisant la distribution Gaussienne inverse de  $y$  et (3.1), la distribution globale  $CIG+B$  est exprimée par

$$\begin{aligned} p_Z(z) &= \int_0^{\infty} p_Z(z|y)p(y)dy \\ &= \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} \frac{e^{\lambda/\mu} z^{N-1}}{\Gamma(N)} \int_0^{\infty} \frac{y^{-3/2}}{(y+p_n)^{-N}} \exp\left(-\frac{\lambda y}{2\mu^2} - \frac{\lambda}{2y} - \frac{z}{y+p_n}\right) dy \end{aligned} \quad (3.15)$$

Conventuellement, l'expression des moments d'ordre  $r$  est calculée par

$$\begin{aligned} \langle z^r \rangle &= \int_0^{\infty} z^r p_Z(z) dz \\ &= \int_0^{\infty} \frac{\lambda^{1/2}}{\sqrt{2\pi} y^{3/2}} \exp\left(-\lambda \frac{(y-\mu)^2}{2\mu^2 y}\right) \left[ \int_0^{\infty} z^r \frac{z^{N-1}}{(y+p_n)^N \Gamma(N)} \exp\left(-\frac{z}{y+p_n}\right) dz \right] dy \\ &= \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} e^{\lambda/\mu} \frac{\Gamma(N+r)}{\Gamma(N)} \int_0^{\infty} y^{-3/2} (y+p_n)^r \exp\left(-\frac{\lambda}{2\mu^2} y - \frac{\lambda}{2y}\right) dy \end{aligned} \quad (3.16)$$

Pour des premières valeurs entières de  $r$ ,  $r=1, 2$  et  $3$ , on obtient à partir de (3.16) les moments suivants

$$\begin{cases} \mu_1 = \frac{\langle z \rangle}{N} = \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} e^{\lambda/\mu} \int_0^{\infty} y^{-3/2} (y+p_n) \exp\left(-\frac{\lambda}{2\mu^2} y - \frac{\lambda}{2y}\right) dy \\ \mu_2 = \frac{\langle z^2 \rangle}{(N+1)N} = \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} e^{\lambda/\mu} \int_0^{\infty} y^{-3/2} (y+p_n)^2 \exp\left(-\frac{\lambda}{2\mu^2} y - \frac{\lambda}{2y}\right) dy \\ \mu_3 = \frac{\langle z^3 \rangle}{N(N+1)(N+2)} = \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} e^{\lambda/\mu} \int_0^{\infty} y^{-3/2} (y+p_n)^3 \exp\left(-\frac{\lambda}{2\mu^2} y - \frac{\lambda}{2y}\right) dy \end{cases} \quad (3.17)$$

Les propriétés des fonctions de Bessel suivantes sont utilisées pour déterminer (3.17) [35,36]

$$\begin{cases} \int_0^{\infty} x^{a-1} \exp(-bx) dx = \frac{\Gamma(a)}{b^a} \\ \int_0^{\infty} x^{\alpha-1} e^{-px-q/x} dx = 2 \left(\frac{q}{p}\right)^{\alpha/2} K_{\alpha}(2\sqrt{pq}) \end{cases} \quad (3.18)$$

et

$$\begin{cases} K_{\pm 1/2}(x) = e^{-x} \sqrt{\frac{\pi}{2x}} \\ K_{\pm 3/2}(x) = e^{-x} \sqrt{\frac{\pi}{2x}} \left(\frac{1}{x} + 1\right) \\ K_{\pm 5/2}(x) = e^{-x} \sqrt{\frac{\pi}{2x}} \left(\frac{3}{x^2} + \frac{3}{x} + 1\right) \end{cases} \quad (3.19)$$

Alors, utilisant (3.18) et (3.19), les expressions compactes des moments deviennent

$$\begin{cases} \mu_1 = \mu + p_n \\ \mu_2 = \mu^2 \left(\frac{\mu}{\lambda} + 1\right) + 2p_n \mu + p_n^2 \\ \mu_3 = \mu^3 \left(\frac{3\mu^2}{\lambda^2} + \frac{3\mu}{\lambda} + 1\right) + 3p_n \mu^2 \left(\frac{\mu}{\lambda} + 1\right) + 3p_n^2 \mu + p_n^3 \end{cases} \quad (3.20)$$

En manipulant (3.20), les paramètres de la distribution  $CIG+B$  peuvent être estimés par la méthode des moments d'ordres supérieurs (HOME) comme

$$\begin{cases} \hat{\lambda} = \frac{27(\mu_2 - \mu_1^2)^5}{(\mu_3 - 3\mu_2\mu_1 + 2\mu_1^3)^3} \\ \hat{\mu} = [(\mu_2 - \mu_1^2)\hat{\lambda}]^{1/3} \\ \hat{p}_n = \mu_1 - \hat{\mu} \end{cases} \quad (3.21)$$

Le rapport clutter-sur-bruit est estimé par  $CNR = \hat{\mu} / \hat{p}_n$ . A partir de (3.16), les approches FOME et  $[z\log(z)]$  sont difficiles à déterminer. La méthode numérique PCFE est utilisée dans la section suivante pour optimiser les paramètres de la distribution  $CIG+B$ .

### 3.5 Résultats de la modélisation du clutter de mer

Les modèles  $K+B$ ,  $GP+B$  et  $CIG+B$  décrits dans la section précédente, sont maintenant évalués. Ses performances d'ajustement sur les données réelles du radar sont comparées utilisant le critère MSE présenté dans le chapitre 2. Les valeurs des CCDFs liées aux modèles  $K+B$ ,  $GP+B$  et  $CIG+B$  pour  $N=1$  sont calculées respectivement par les intégrales suivantes :

$$CCDF_{K+B}(T) = \frac{b^\nu}{\Gamma(\nu)} \int_0^\infty y^{\nu-1} \exp\left(-\frac{T}{p_n + y}\right) \exp(-by) dy \quad (3.22)$$

$$CCDF_{GP+B}(T) = \frac{c^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \int_0^\infty y^{-\alpha-1} \exp\left(-\frac{T}{p_n + y}\right) \exp(-c/y) dy \quad (3.23)$$

et

$$CCDF_{CIG+B}(T) = \frac{\lambda^{1/2}}{\sqrt{2\pi}} \int_0^\infty y^{-3/2} \exp\left(-\frac{T}{p_n + y}\right) \exp\left(-\lambda \frac{(y-\mu)^2}{2\mu^2 y}\right) dy \quad (3.24)$$

#### 3.5.1 Modélisation via des données simulées

Nous allons confirmer dans cette étude les résultats de la modélisation du clutter de haute résolution quand la distribution de celle-ci est choisit à l'avance. A cet effet, on génère un clutter pointu,  $Z_i$ ,  $i=1, \dots, M$  distribué selon le modèle  $K+B$  avec  $M=60000$ ,  $CNR=0\text{dB}$ ,  $\nu=0.1$  et  $b=\nu(1+1/CNR)$ . Le vecteur d'échantillons est généré via la routine du logiciel Matlab suivante

$$Z = \text{exprnd}(\text{gamrnd}(\nu, 1/b, M, 1) + p_n) \quad (3.25)$$

On peut observer à partir de la Figure 3.1 que pour un clutter très pointu ( $\nu=0.1$ ), la distribution  $K+B$  tends vers à la PDF simulée par le clutter.

De la même manière, on présente les diverses courbes des PDFs et des CCDFs dans le cas où le clutter suit la distribution  $GP+B$  comme illustrées dans la Figure 3.2. La génération du clutter de distribution  $GP+B$  est effectuée pour des valeurs,  $CNR=0\text{dB}$ ,  $\alpha=3$  et  $c=(\alpha-1)(1+1/CNR)-1$ . D'où la routine Matlab est utilisée pour avoir des échantillons du clutter

$$Z = \text{exprnd}(1/\text{gamrnd}(\alpha, 1/b, M, 1) + p_n) \quad (3.26)$$

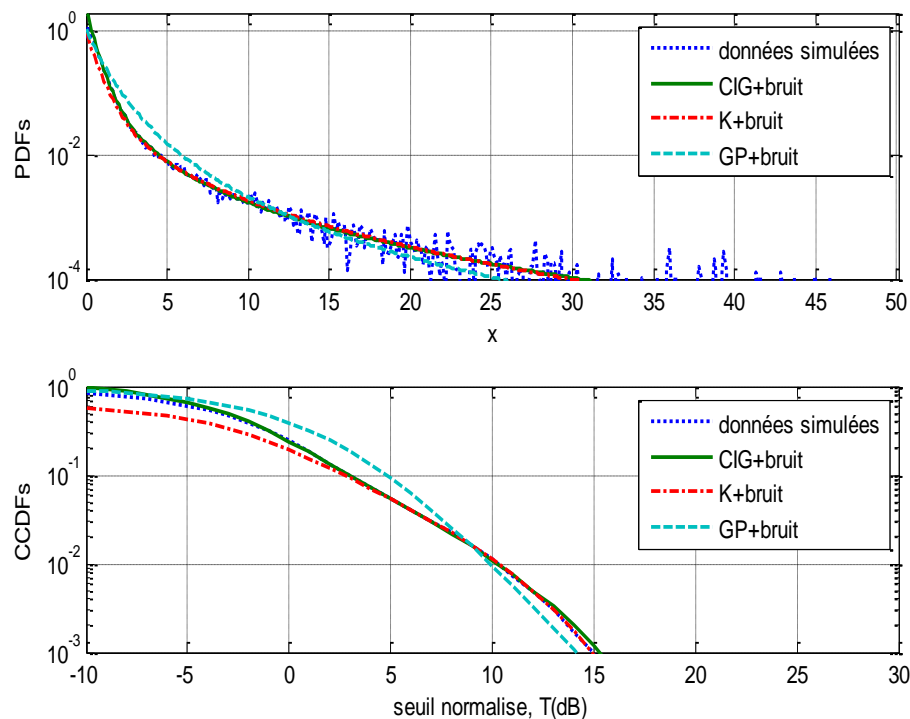
A partir de ces résultats, il est bien montré que la meilleure performance de modélisation est assurée par le modèle  $GP+B$ .

On génère maintenant des données du clutter très pointu selon le modèle  $CIG+B$  avec  $CNR=0dB$ ,  $\mu=1$  et  $\lambda=0.1$  via la routine Matlab suivante

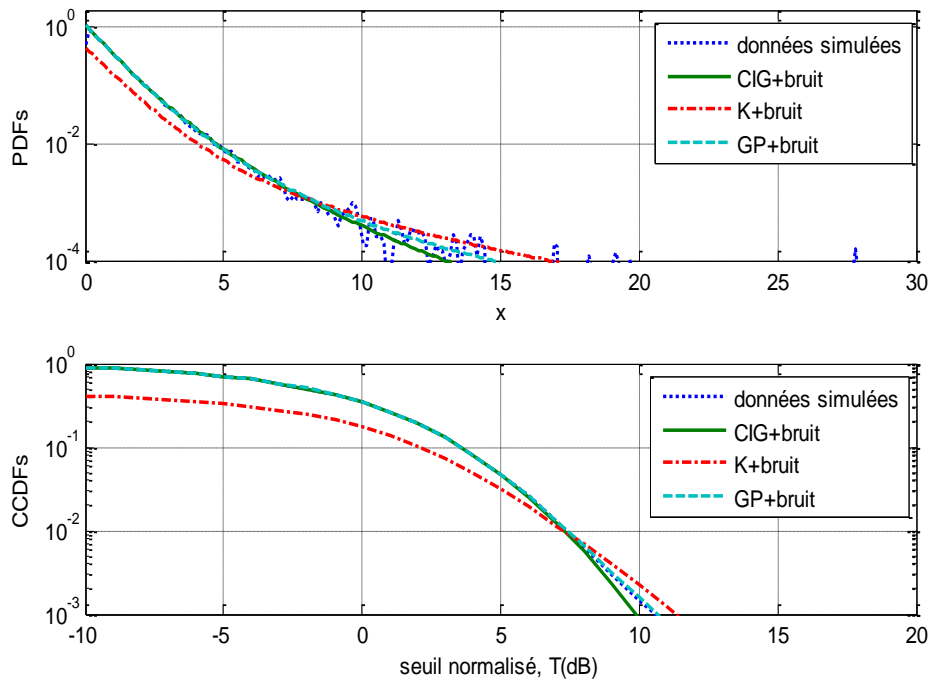
$$Z = \text{exprnd}(y + p_n) \quad (3.27)$$

La variable aléatoire  $Y$  est générée en exécutant les étapes comme présentées dans le chapitre 2. A partir de la Figure 3.3, le modèle  $CIG+B$  justifie immédiatement le bon ajustement de données simulées. Dans le cas d'une grande valeur du paramètre de forme du modèle  $CIG+B$  ( $\lambda=5$  : un clutter presque Gaussien), la Figure 3.4 montre la convergence totale des diverses courbes des PDFs et des CCDFs vers le modèle simulé avec des erreurs d'ajustements presque nulles.

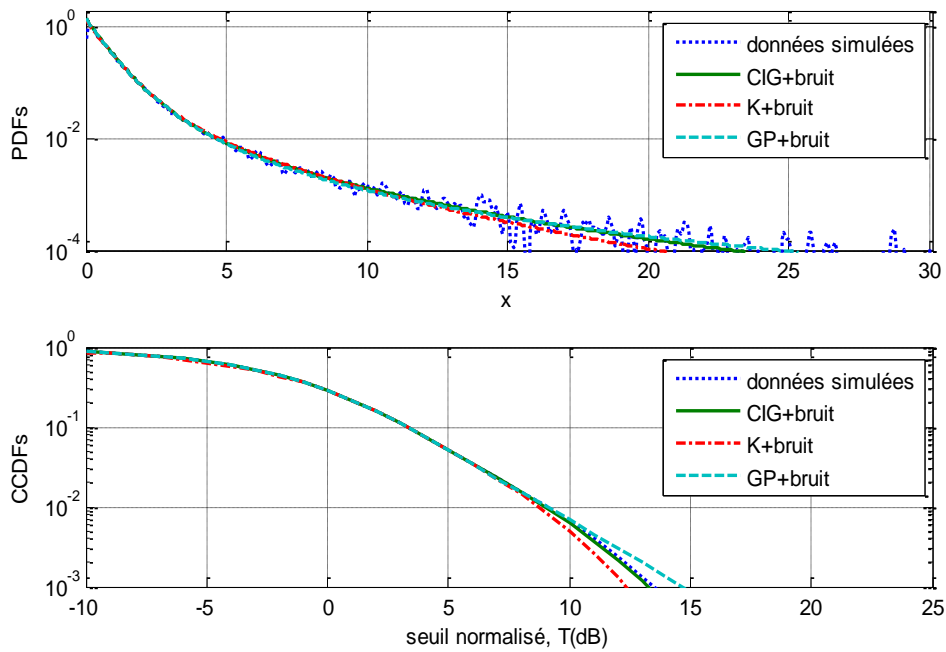
En présence du bruit thermique, on peut aussi conclure que la modélisation du clutter de mer est importante pour des petites valeurs du paramètre de forme de chaque distribution. Alors, la complexité de la modélisation du clutter de mer avec bruit réside dans des intervalles contenant des petites valeurs du paramètre de forme de chaque distribution.



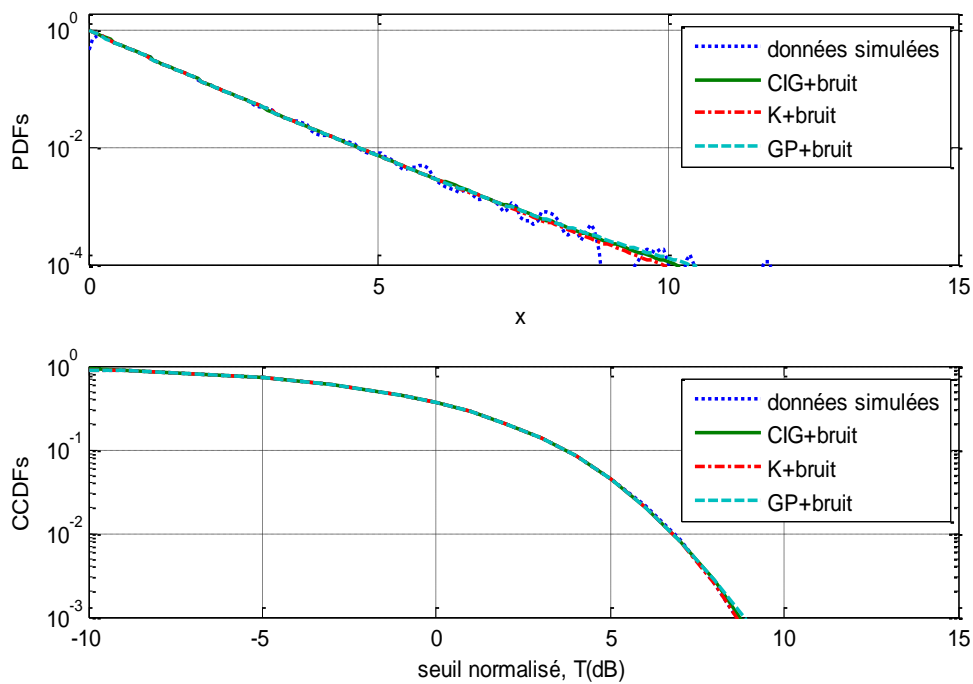
**Figure 3.1** — Les PDFs et les CCDFs via des données simulées  $K+B$  distribué pour  $N=1$ ,  $M=60000$ ,  $CNR=0dB$ ,  $\nu=0.1$  et  $b = \nu(1 + 1/CNR)$ .



**Figure 3.2** — Les PDFs et les CCDFs via des données simulées  $GP+B$  distribué pour  $N=1$ ,  $M=60000$   $CNR=0dB$ ,  $\alpha=3$  et  $c = (\alpha - 1)(1 + 1/CNR)$ .



**Figure 3.3** — Les PDFs et les CCDFs via des données simulées  $CIG+B$  distribué pour  $N=1$ ,  $M=60000$ ,  $\lambda=0.1$  et  $\mu=1$ .



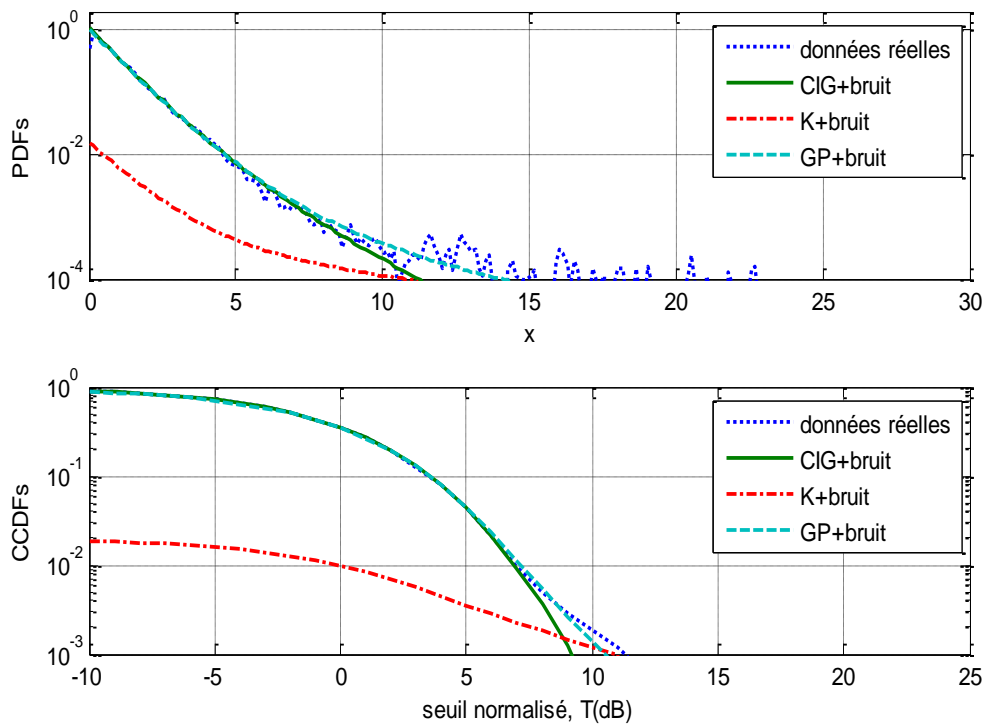
**Figure 3.4** — Les PDFs et les CCDFs via des données simulées  $CIG+B$  distribué pour  $N=1$ ,  $M=60000$ ,  $\lambda=5$  et  $\mu=1$  (cas Gaussien).

### 3.5.2 Modélisation via des données réelles IPIX

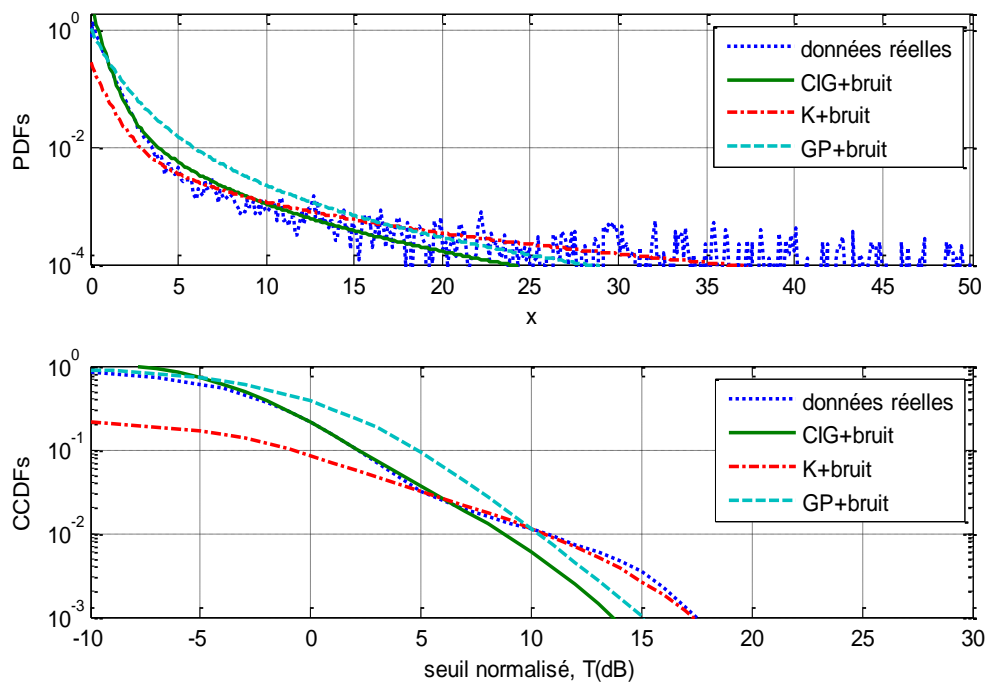
Cette section a pour objectif de confirmer l'avantage des distributions  $K+B$ ,  $GP+B$  et  $CIG+B$  en termes de modélisation du clutter IPIX par rapport aux distributions envisagées dans le chapitre 2 i.e.,  $K$ ,  $GP$  et  $CIG$  sans bruit. La méthode d'estimation  $[z\log(z)]$  est effectuée pour estimer les paramètres de forme, d'échelle et de la puissance du bruit des modèles  $K+B$  et  $GP+B$ . La méthode d'estimation PCFE basée sur l'algorithme de Nelder-Mead est appliquée afin d'optimiser les paramètres du modèle  $CIG+B$ . Dans les expériences suivantes on prend  $N=1$  et  $M=60000$ . La routine Matlab «ksdensity» est exploitée pour calculer les valeurs des modèles réels à partir des échos provenant du radar IPIX sous différentes conditions d'opération (i.e., résolutions et polarisations de l'antenne radar).

(i) **Résolution 3m** : En comparant avec la Figure 2.5, la Figure 3.5 démontre l'amélioration de la qualité de la modélisation du clutter pour le cas de la 4<sup>ème</sup> case distance. Dans cette expérience, les modèles  $GP+B$  et  $CIG+B$  sont les plus performants. En variant maintenant l'ordre de la case distance qui devient la 17<sup>ème</sup> cellule, le modèle  $K+B$  approxime effectivement la queue des PDF et CCDF réelles comme montré dans la Figure 3.6. Les autres distributions délivrent des erreurs d'ajustement importantes. Pour le cas de la 20<sup>ème</sup> cellule de

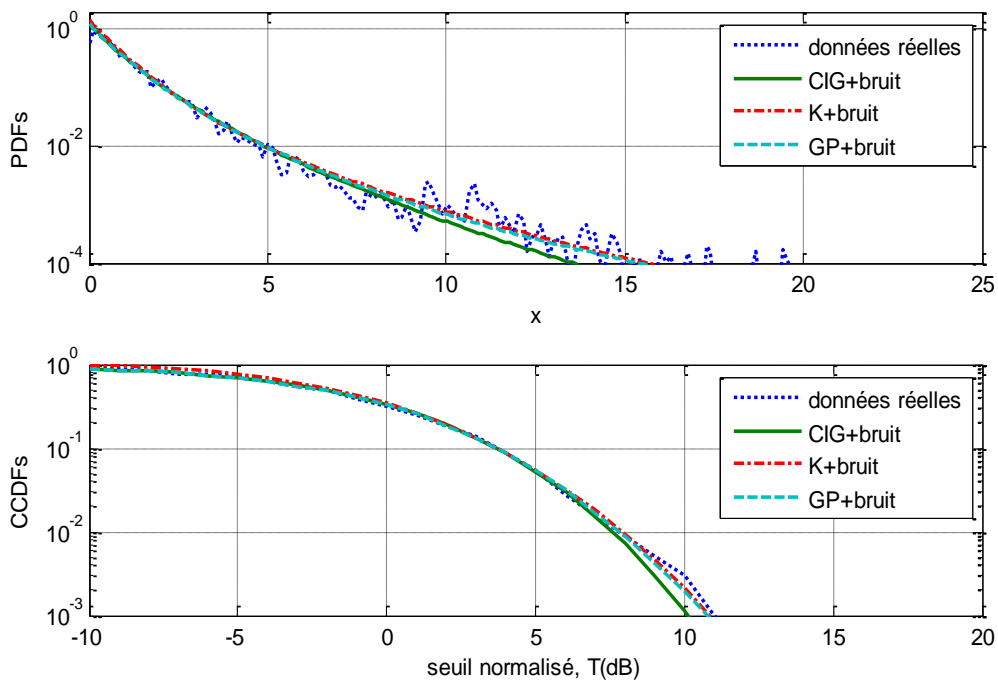
référence, les différentes courbes des PDFs et des CCDFs sont tracées dans la Figure 3.7. Comme prévue, les erreurs d'ajustement aux données réelles sont minimisées par rapport aux résultats trouvés par la Figure 2.7. La Figure 3.8 présente des résultats de la modélisation dans le cas de la 28<sup>ème</sup> cellule de référence. Dans cette étude, le bon ajustement est bien montré dans la Figure 2.8. Dans ce cas, le clutter IPIX possède une puissance de bruit faible dont la méthode d'estimation  $[z\log(z)]$  avec bruit délivre des mauvais résultats d'estimation.



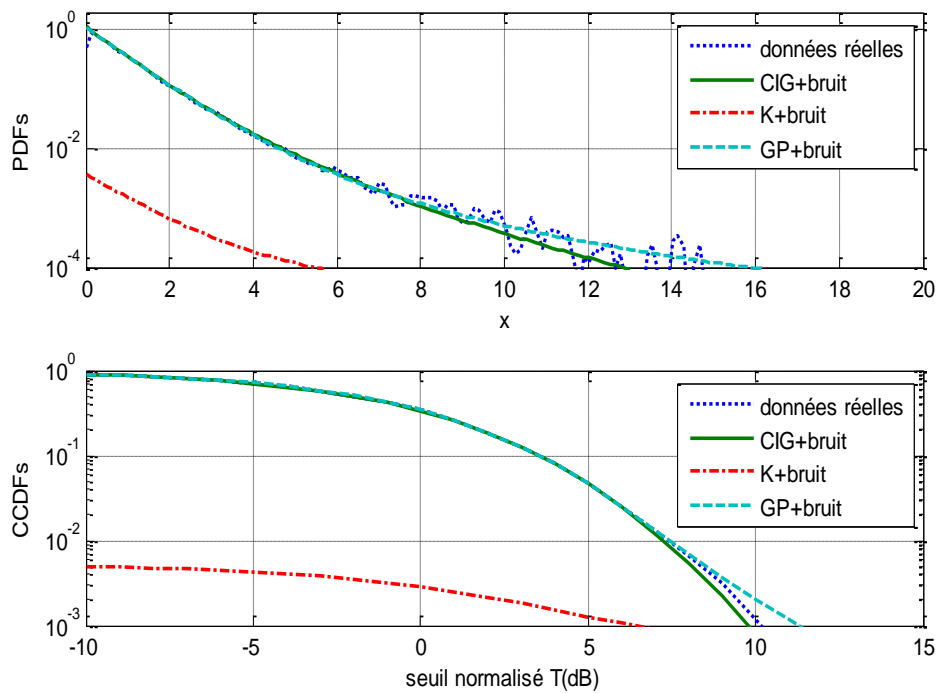
**Figure 3.5** — PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 4<sup>ème</sup> case distance, polarisation HH, résolution 3m,  $N=1$  et  $M=60000$ .



**Figure 3.6** — Les PDFs et CCDFs via des données réelles IPIX pour la 17<sup>ème</sup> case distance, Polarisation HH, résolution 3m,  $N=1$  et  $M=60000$ .

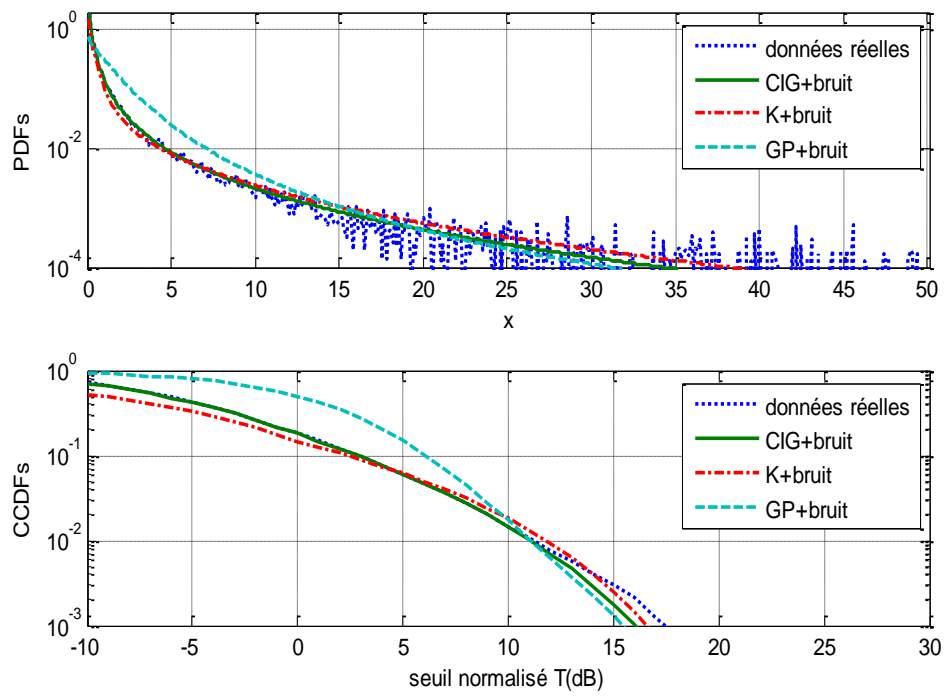


**Figure 3.7** — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 20<sup>ème</sup> case distance, polarisation VV, résolution 3m,  $N=1$  et  $M=60000$ .

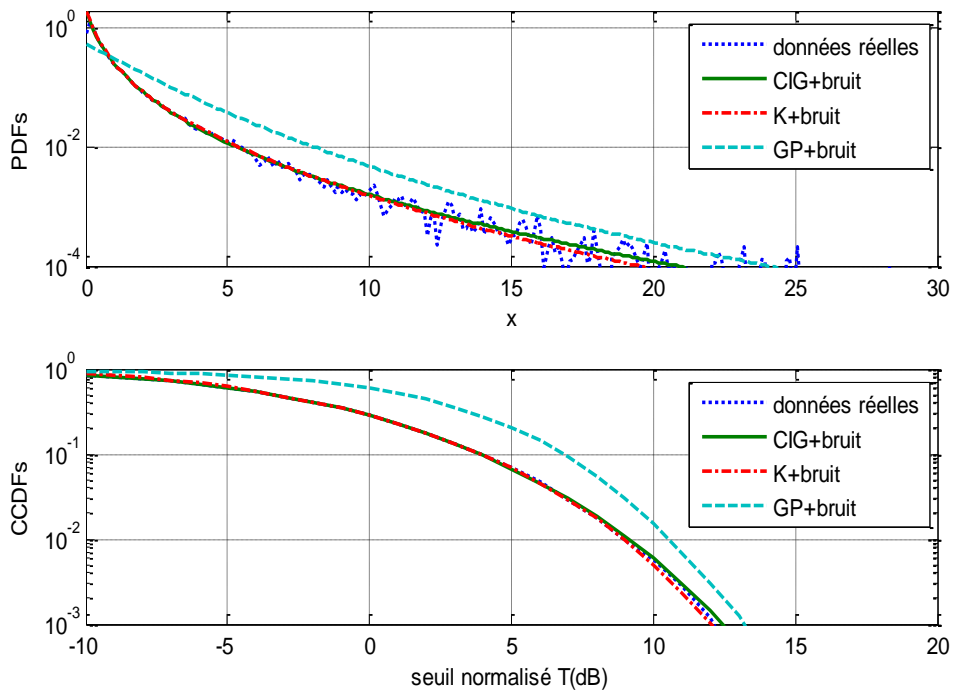


**Figure 3.8** — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 28<sup>ème</sup> case distance, polarisation HH, résolution 3m,  $N=1$  et  $M=60000$ .

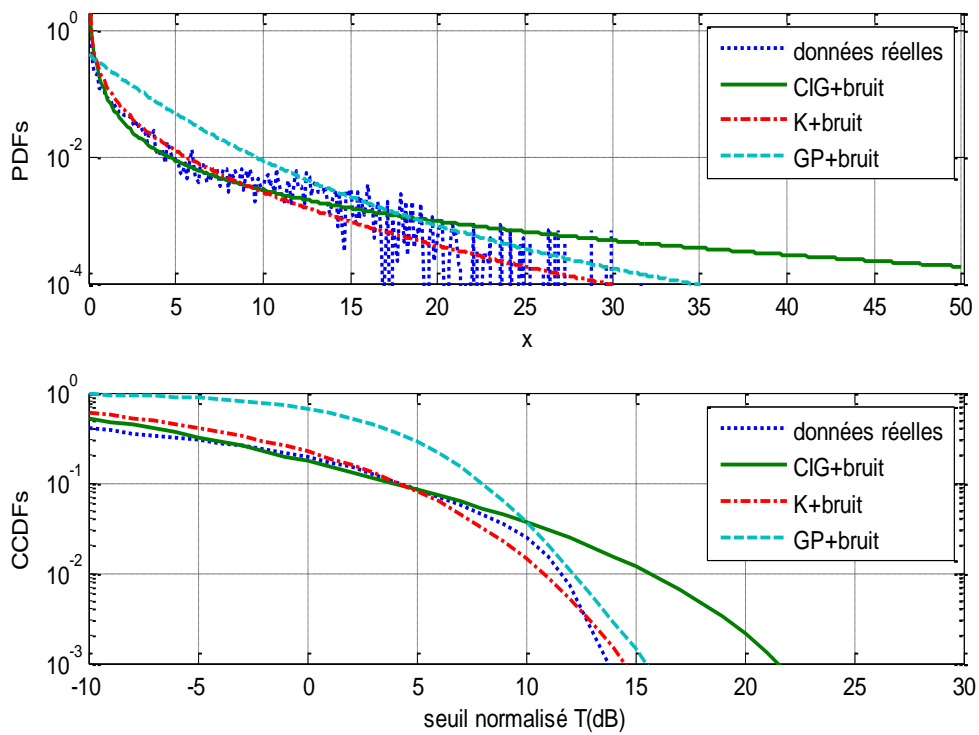
(ii) **Résolution 15m** : Dans cette étude, on présente une série d'expériences obtenue à partir de quelques positions des cellules de référence du clutter IPIX. En comparant avec la Figure 2.9, le modèle  $CIG+B$  offre une bonne approximation à la CCDF réelle comme montré dans la Figure 3.9 dans le cas de la 2<sup>ème</sup> case distance et polarisation HH. Utilisant la 8<sup>ème</sup> case distance avec une polarisation VV, les modèles  $CIG+B$  et  $K+B$  présentent à travers de la Figure 3.10 des meilleures performances de modélisation du clutter IPIX par rapport au modèle  $GP+B$ . Prenant les échantillons de la 24<sup>ème</sup> case distance, la Figure 3.11 montre aussi que le modèle  $K+B$  est plus performant par rapport aux autres distributions. La Figure 3.12 trace les différentes PDFs et CCDFs à partir des échos radar situant dans la case distance 32. Pareillement, le modèle  $K+B$  garde la bonne qualité d'ajustement aux données réelles.



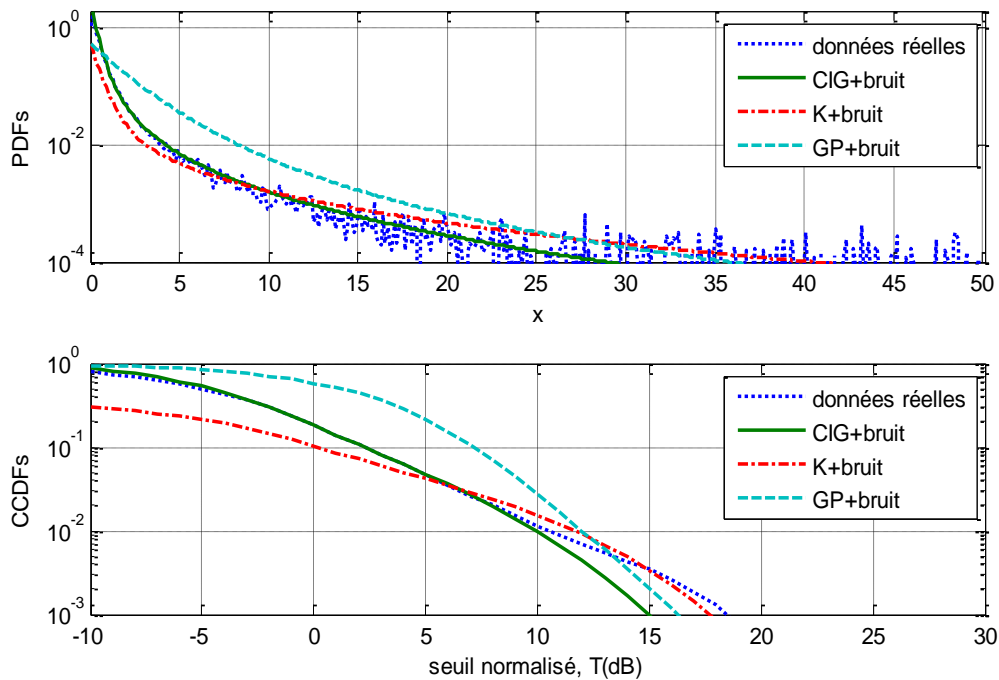
**Figure 3.9** — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 2<sup>ème</sup> case distance, polarisation HH, résolution 15m,  $N=1$  et  $M=60000$ .



**Figure 3.10** — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 8<sup>ème</sup> case distance, polarisation VV, résolution 15m,  $N=1$  et  $M=60000$ .



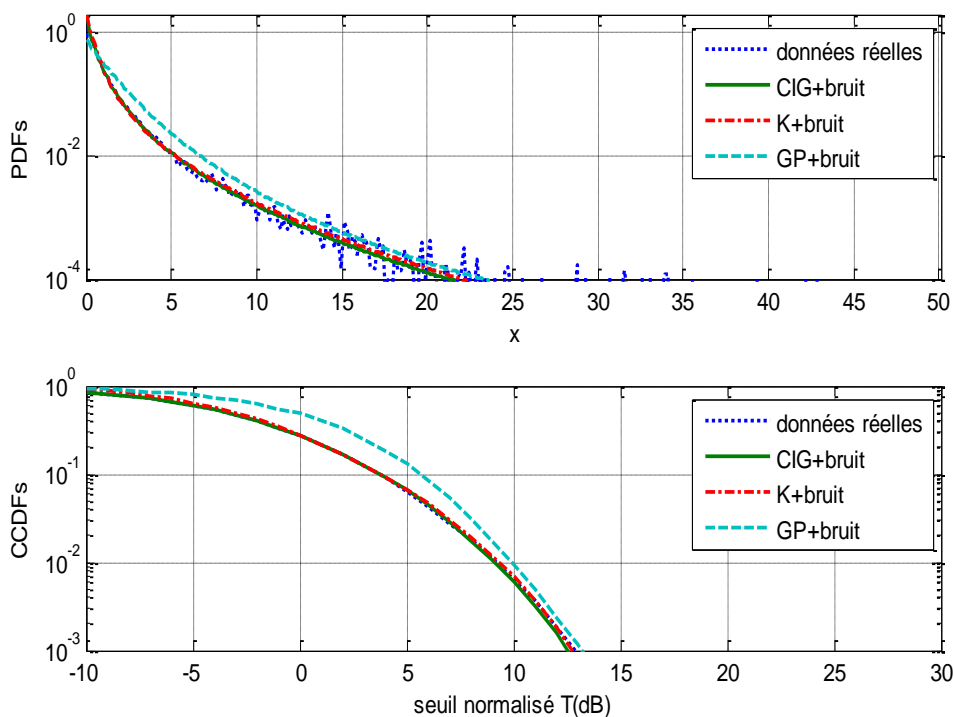
**Figure 3.11** — Les PDFs et CCDFs via des données réelles IPIX pour la 24<sup>ème</sup> case distance, polarisation VV, résolution 15m,  $N=1$  et  $M=60000$ .



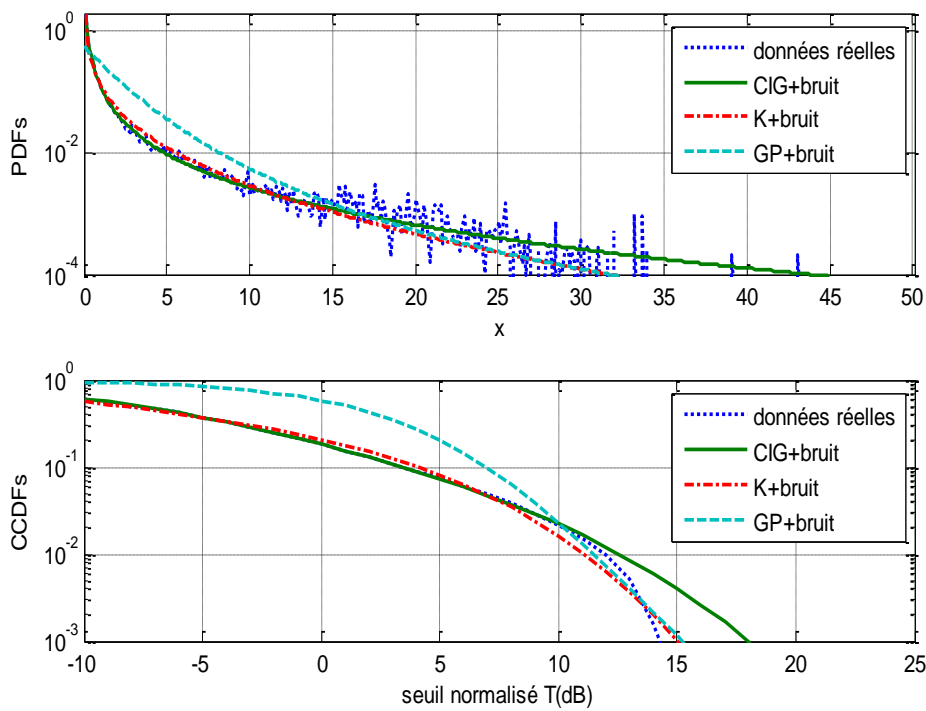
**Figure 3.12** — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 32<sup>ème</sup> case distance, polarisation HH, résolution 15m,  $N=1$  et  $M=60000$ .

(iii) **Résolution 30m** : La résolution du radar est minimisée maintenant et le clutter devient un peu pointu. D'après les résultats de la modélisation présentés dans la Figure 3.13, les modèles  $CIG+B$  et  $K+B$  représentent mieux les données de la 7<sup>ème</sup> case distance. Pour une polarisation HH et cellule de 6<sup>ème</sup>, le modèle  $GP+B$  assure des erreurs convenables d'ajustement de la queue comme illustrées dans la Figure 3.14. La Figure 3.15 présente les différentes PDFs et CCDFs obtenues à partir des données réelles du radar (20<sup>ème</sup> case distance et polarisation VV). En comparant avec la Figure 2.15, l'amélioration de la qualité de la modélisation est remarquable. Dans le cas de la 32<sup>ème</sup> case distance et polarisation HH, la Figure 3.16 trace les allures des diverse PDFs et CCDFs. Les modèles  $GP+B$  et  $K+B$  offrent des meilleures performances de modélisation.

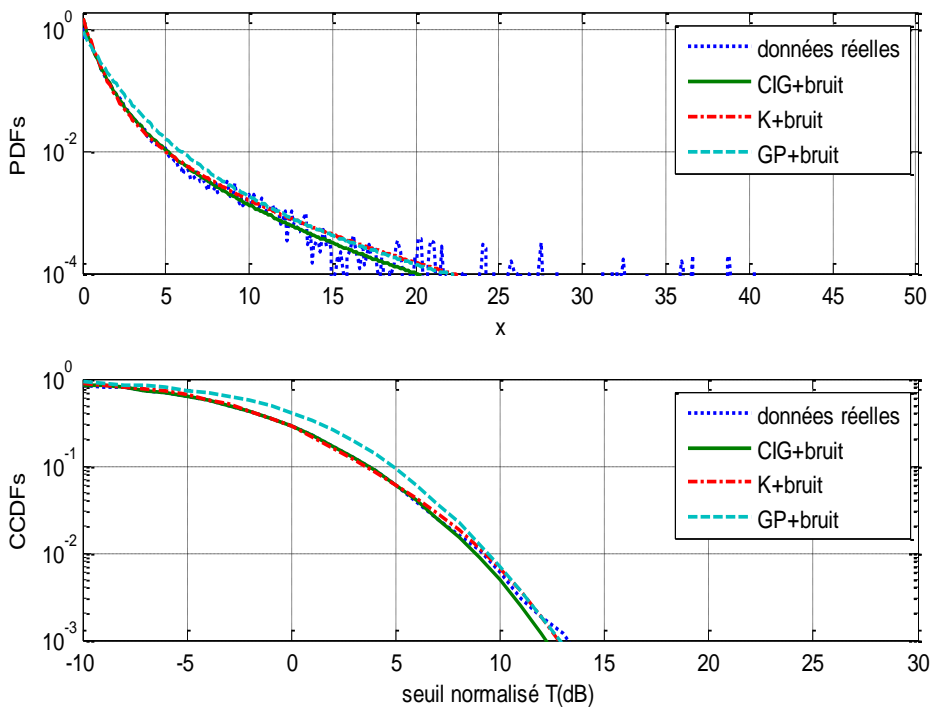
Les valeurs des paramètres des modèles  $K+B$ ,  $GP+B$  et  $CIG+B$  ainsi que les valeurs des MSE sont récapitulées dans le Tableau 3.1 pour chaque étude ci-dessus.



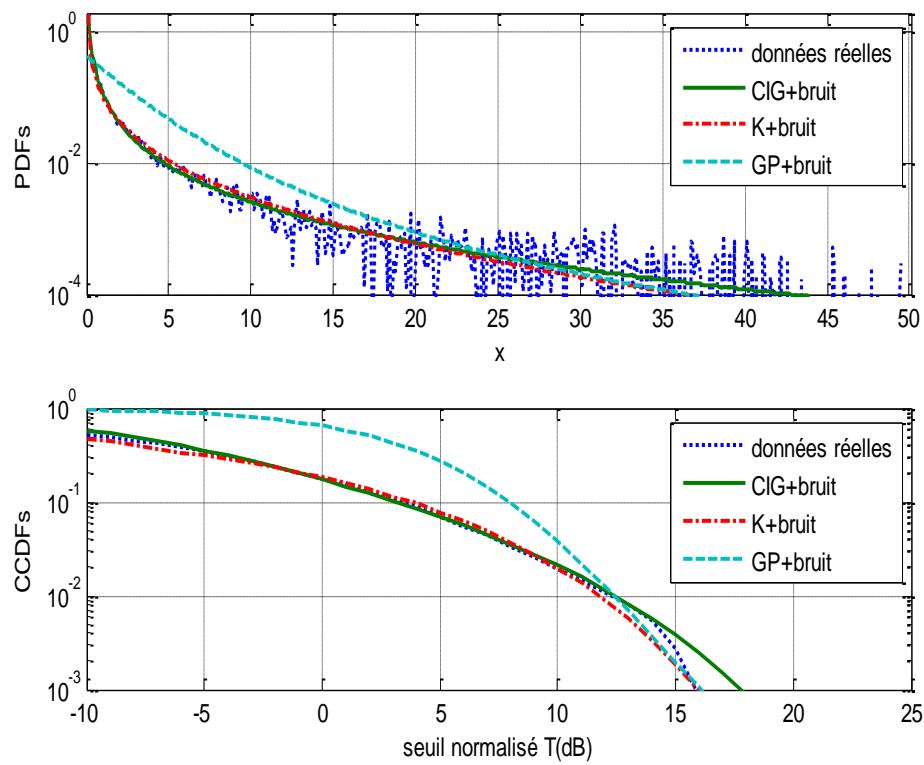
**Figure 3.13** — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 7<sup>ème</sup> case distance, polarisation VV, résolution 30m,  $N=1$  et  $M=60000$ .



**Figure 3.14** — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 6<sup>ème</sup> case distance, polarisation HH, résolution 30m,  $N=1$  et  $M=60000$ .



**Figure 3.15** — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 20<sup>ème</sup> case distance, polarisation VV, résolution 30m,  $N=1$  et  $M=60000$ .



**Figure 3.16** — Les PDFs et les CCDFs via des données réelles IPIX pour la 32<sup>ème</sup> case distance, polarisation HH, résolution 30m,  $N=1$  et  $M=60000$ .



## 2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, la modélisation statistique du clutter de mer IPIX a été étudiée via des modèles statistiques  $K+B$ ,  $GP+B$  et  $CIG+B$ . Les méthodes d'estimation basée sur les moments d'ordre fractionnaires FOME, les moments logarithmiques  $[z\log(z)]$  et l'algorithme de Nelder-Mead (i.e., la méthode PCFE) ont été présentées. Les expressions des CCDFs de chaque modèle ont été aussi présentées. Le critère MSE d'ajustement de la queue des données réelles est considéré dans toutes les expériences de modélisation des échos radar IPIX. D'après les résultats de la modélisation trouvés, nous pouvons donner les constatations suivantes :

- L'incorporation du bruit thermique dans la composante speckle du clutter était vraiment efficace dans l'ajustement de la queue des données réelles.
- Il apparaît, après l'analyse expérimentale effectuée, que les modèles  $K+B$ ,  $GP+B$  et  $CIG+B$  n'assurent pas un ajustement des données radar réelles dans toutes les scènes obtenues par le radar IPIX.
- La consommation du temps de calcul est importante pour l'estimation des paramètres du modèle  $CIG+B$  via la méthode PCFE.
- En pratique, le modèle qui décrit le plus précisément les observations n'est pas nécessairement le modèle le mieux adapté au problème de détection des cibles radar avec le comportement CFAR.
- En ce qui concerne la méthode d'estimation  $[z\log(z)]$  avec bruit, il a été trouvé que celle-ci délivre des résultats d'estimation erronés quand le  $CNR$  est important.

Tableau 3.1— Paramètres estimés des distributions  $K+B$ ,  $GP+B$  et  $CIG+B$ 

Distribution	Polarisation	HH	HH	VV	HH	HH	VV	VV	HH	VV	HH	VV	HH
	Résolution	3m	3m	3m	3m	15m	15m	15m	15m	30m	30m	30m	30m
	N° de case	4 <sup>ème</sup>	17 <sup>ème</sup>	20 <sup>ème</sup>	28 <sup>ème</sup>	2 <sup>ème</sup>	8 <sup>ème</sup>	24 <sup>ème</sup>	32 <sup>ème</sup>	7 <sup>ème</sup>	6 <sup>ème</sup>	20 <sup>ème</sup>	32 <sup>ème</sup>
$K+B$	$\hat{\nu}$	0.00	0.02	0.58	4.37e-004	0.09	0.80	0.33	0.03	0.41	0.27	0.29	0.18
	$\hat{b}$	0.04	0.05	1.31	0.01	0.12	0.99	0.35	0.06	0.61	0.28	0.53	0.19
	$\hat{\sigma}$	0.95	0.56	0.55	0.95	0.24	0.18	0.03	0.40	0.33	0.03	0.44	0.03
	MSE	<b>-4.14</b>	<b>-6.49</b>	<b>-5.97</b>	<b>-4.33</b>	<b>-5.90</b>	<b>-6.83</b>	<b>-4.81</b>	<b>-5.39</b>	<b>-7.03</b>	<b>-5.05</b>	<b>-6.76</b>	<b>-5.40</b>
$GP+B$	$\hat{\alpha}$	2.09	2.18	4.65	2.03	2.33	4.87	3.11	2.31	3.54	2.76	3.30	2.71
	$\hat{c}$	0.34	1.40	3.47	0.40	1.88	5.93	3.96	2.18	3.29	2.81	2.68	3.21
	$\hat{\sigma}$	0.68	0.18	0.05	0.61	0.40	0.53	0.87	0.66	0.29	0.59	0.16	0.87
	MSE	<b>-6.08</b>	<b>-5.28</b>	<b>-6.21</b>	<b>-6.55</b>	<b>-5.66</b>	<b>-3.43</b>	<b>-4.75</b>	<b>-4.41</b>	<b>-4.92</b>	<b>-5.53</b>	<b>-6.10</b>	<b>-5.77</b>
$CIG+B$	$\hat{\lambda}$	0.67	0.06	2.97	0.60	0.14	1.07	0.08	0.09	0.79	0.13	0.63	0.13
	$\hat{\mu}$	0.38	0.44	0.88	0.45	0.86	1.01	2.41	0.62	0.92	1.15	0.79	1.10
	$\hat{\sigma}$	0.54	0.41	0.23	0.50	0.21	0.00	0.00	0.33	0.18	0.09	0.31	0.00
	MSE	<b>-5.90</b>	<b>-4.79</b>	<b>-5.59</b>	<b>-6.07</b>	<b>-6.04</b>	<b>-6.71</b>	<b>-3.57</b>	<b>-5.34</b>	<b>-6.53</b>	<b>-5.02</b>	<b>-5.94</b>	<b>-6.44</b>

# Conclusion Générale

## 1. Conclusion

Ce mémoire portait essentiellement sur la modélisation du clutter de mer de haute résolution utilisant des distributions Gaussiennes composées sans et avec bruit thermique.

Nous avons présenté au début le principe de fonctionnement d'un radar à impulsions ainsi que les différents types des radars. Certains modèles statistiques du clutter de la mer les plus considérés chez les radaristes ont été exposés avec une introduction générale sur la problématique d'estimation des paramètres des distributions Gaussiennes composées du clutter.

Après, nous avons indiqué que la modélisation du clutter de mer est un problème fondamental dans la détection radar, car durant plusieurs années, les radars utilisés étant de faible résolution, les échos indésirables émanant du clutter étaient considérés comme ayant une distribution Gaussienne. Néanmoins cette approche a montré ces limites pour les radars à haute résolution. A cet effet, trois modèles statistiques pour la description du clutter de mer ont été considérés qui sont les distributions  $K$ ,  $CIG$  et  $GP$  sans et avec bruit thermique.

Les méthodes d'estimation FOME,  $[z\log(z)]$ , MLE et PCFE pour les paramètres des distributions  $K$ ,  $GP$  et  $CIG$  sans bruit ont été décrites. La méthode  $[z\log(z)]$  était spécialement utilisée pour affiner les valeurs des paramètres à estimer. Il a été montré que les distributions  $K$ ,  $GP$  et  $CIG$  n'offrent pas les mêmes résultats de modélisation dans le cas où le clutter est pointu (valeurs minimales du paramètre de forme) et possèdent ainsi des résultats proches pour un clutter quasiment Gaussien (valeurs importantes du paramètre de forme). D'après les résultats expérimentaux, nous avons constaté que les modèles  $K$ ,  $GP$  et  $CIG$  ne sont pas aptes dans plusieurs cas de représenter les statistiques des échos de la mer IPIX de haute résolution. Subséquemment, nous avons mentionnée que ce problème de modélisation peut se remédier par l'insertion du bruit thermique dans la composante speckle des modèles composés  $K$ ,  $GP$  et  $CIG$ .

Enfin, la modélisation statistique du clutter de mer IPIX a été étudiée via des modèles statistiques  $K+B$ ,  $GP+B$  et  $CIG+B$ . Les méthodes d'estimation basée sur les moments fractionnaire FOME, les moments logarithmiques  $[z\log(z)]$  et l'algorithme

de Nelder-Mead (PCFE) ont été décrites. Les expressions des CCDFs de chaque modèle ont été aussi présentées. Le critère MSE d'ajustement de la queue des données réelles a été considéré dans toutes les expériences de modélisation des échos radar IPIX. D'après les résultats de la modélisation trouvés, nous avons conclu les constatations suivantes :

- L'incorporation du bruit thermique dans la composante speckle du clutter était vraiment efficace pour l'ajustement de la queue des données réelles.
- Après l'analyse expérimentale effectuée, il apparaît que les modèles  $K+B$ ,  $GP+B$  et  $CIG+B$  n'assurent pas un ajustement des données radar réelles dans tous les cas étudiés.
- La consommation du temps de calcul est importante pour l'estimation des paramètres du modèle  $CIG+B$  utilisant la méthode PCFE.
- En pratique, le modèle qui décrit le plus précisément les observations n'est pas nécessairement le modèle le mieux adapté au problème de détection.

## 2. Perspectives

Comme perspectives on peut envisager les thèmes de recherches suivants:

- Hybridation des méthodes d'estimation  $[z\log(z)]$  sans et avec bruit.
- Mixture des modèles non Gaussiens composés plus bruit dans le but d'assurer éventuellement une bonne approximation de la queue des données réelles.
- Développement de nouvelles méthodes d'estimation des paramètres de la distribution  $CIG+B$  basées sur les moments fractionnaires et les moments logarithmiques.

## *Références*

- [1] Nouar, N.: ‘Détection CFAR de cibles réparties dans un clutter K-distribué de paramètres inconnus’, Mémoire de Magister en Électronique, Département d’électronique, Université Constantine 1, Décembre 2013.
- [2] Skolnik, M.I. “Introduction to Radar System, (3rd ed.)” New York: McGraw-Hill, 2001.
- [3] Lamont-Smith, T., “Translation to the normal distribution for radar clutter,” *IEE Proceedings of Radar, Sonar and Navigation*, vol. 147, n°1, pp. 17—22, Février 2000.
- [4] Rosenberg, L., Watts, S., Bocquet, S., “Application of the  $K$ +Rayleigh distribution to high grazing angle sea-clutter,” *Proceedings of the International Radar Conference* pp.1—6, 2014.
- [5] Peyton, Z. and JR. Peebles, “*Radar principles*,” A Wiley- Interscience Publication, 1998.
- [6] Barkat, M. “*Signal Detection and Estimation*“, Second Edition, Artech House, Boston, MA, SA, 2005.
- [7] Swerling, P., ‘Recent Developments In Target Models For Radar Detection Analysis’, *AGARD Avinics Tech. Symp. Proc. Istambul, Turkey, May 25-29, 1970*.
- [8] Sahed, M. et A. Mezache, “Détection Automatique CFAR en Environnement Non Gaussien ” Thèse de doctorat en science, Département d’électronique, Université Mohamed Boudiaf-M’sila, Octobre 2015.
- [9] [https://fr.wikipedia.org/wiki/Radar\\_météorologique](https://fr.wikipedia.org/wiki/Radar_météorologique)
- [10] Ward, K.D. Tough. R.J.A. Watts. S.: ‘Sea clutter: scattering, the K-distribution and radar performance’ (IET, London, UK, 2013, 2nd edn.)
- [11] Bakker, R. B., and Currie, B. “The McMaster IPIX Radar Sea Clutter Database”, Online available: <http://soma.crl.mcmaster.ca/ipix/>
- [12] Haykin. S., “Adaptive Radar Signal Processing,” John Wiley, New Jersey, 2007.
- [13] Ollila, E.; Tyler, E.; Koivumäki, D.E.V.; Poor, V., "Compound-Gaussian Clutter Modeling with an Inverse Gaussian texture distribution," *IEEE Trans. Signal Process. Letter*, 19, (12), December 2012, pp. 876-879.
- [14] Balleri. A. Nehorai. A. Wang. J.: ‘Maximum likelihood estimation for compound-Gaussian clutter with inverse gamma texture’, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst*, 2007, 43, (2), pp. 775-779.
- [15] Eltoft, T.: ‘The Rician Inverse Gaussian Distribution: A New Model for Non-Rayleigh Signal Amplitude statistics’. *IEEE Trans. Imag. Process.*, 2005, 14, (11), pp. 1722-1735

- [16] Javier Carretero-Moya. J. Gismero-Menoyo. J. Blanco-del-Campo. A. Asensio-López. A.: ‘Statistical Analysis of a High-Resolution Sea-Clutter Database’ IEEE Trans. Geosc. Remot. Sens., 2010, 48, (4), pp. 2024 – 2037.
- [17] Weinberg, G. V.: ‘Assessing the Pareto Fit to High Resolution High Grazing Angle Sea Clutter’, IET Electronics Letters, 2011, (47) , pp. 516-517.
- [18] Bocquet, S.: ‘Parameter estimation for Pareto and K distributed clutter with noise’, IET Radar. Sonar.Navig., 2015, 9, (1), pp. 104-113
- [19] Rosenberg, L., Bocquet, S.: ‘The Pareto distribution for high grazing angle sea-clutter’. IEEE Int. Geoscience and Remote Sensing Conf., Melbourne, Australia, 2013, pp. 4209-4212
- [20] Ravid, R. and Levanon, N. "Maximum-likelihood CFAR for Weibull background", IEE Proceedings-F, 139, (3), June 1992.
- [21] Goldstein. G. B, ”False-Alarm regulation in Log-Normal and Weibull clutter,” IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-9, (1), January 1973, pp. 84-92.
- [22] Iskander, D. R., and Zoubir, A. M.: ‘Estimation of the parameters of the K-distribution using higher-order and fractional moments’, IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., 1999, 35, (4), pp. 1453–1457
- [23] Blacknell. D. Tough. R. J.: ‘A Parameter estimation for the K-distribution based on  $[z\log(z)]$ ’, IEE Proc. Radar. Sonar. Navig., 2001,148, (6), pp. 309–312
- [24] Mezache. A., Chalabi., Soltani. F., Sahed. M.: ‘Estimating the Pareto plus noise distribution parameters using non-integer order moments and  $[z\log(z)]$  approaches’, *IET Radar, Sonar. Navig.*, 2016, 10, (1), pp. 192-204.
- [25] Mezache, A., Sahed, M., Laroussi, T., Chikouche, D.: ‘Two novel methods for estimating the compound K-clutter parameters in presence of thermal noise’, *IET Radar Sonar Navig.*, 2011, 5, (9), pp. 934-942.
- [26] Sato, S. and Inoue, J. “Inverse Gaussian Distribution and Its Application”, Electronics and Communications in Japan (Part III: Fundamental Electronic Science) Vol. 77, No. 1, 1994.
- [27] Folks, J. L. and Chhikara, R. S. “The Inverse Gaussian Distribution and Its Statistical Application-A Review”, Journal of the Royal Statistical Society, Series B, Vol. 40, No. 3, 1978

- 
- [28] Seshadri, V.: ‘The Inverse Gaussian Distribution- Statistical Theory and Applications’, (Springer-Verlag, New York, Inc. in 1999)
- [29] Anastassopoulos, V. Drosopoulos, G. A. and Rey, M. “High resolution radar clutter statistics”, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic systems, Vol. 35, No. 1, January 2009.
- [30] Mezache, A., Sahed, M., Soltani, F., Chalabi, I.: ‘Model for non-rayleigh clutter amplitudes using compound inverse Gaussian distribution: an experimental analysis’, IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., 2015, 51, (1), pp. 142–153
- [31] Bocquet, S.: ‘Simulation of correlated Pareto distributed sea clutter’, IEEE Int. Conf. on Radar, Adelaide, SA, 9-12 September 2013, pp. 258–261.
- [32] Weinberg, G.V., “Estimation of Pareto clutter parameters using order statistics and linear regression,” *Electronics Letters*, vol. 49, n°13, pp. 845—846, Juin 2013.
- [33] Sahed, M., Mezache, A., Laroussi, T.: ‘A novel [zlog(z)]-based closed form approach to parameter estimation of K-clutter-plus-noise for radar detection’, IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., 2015, 51, (1), pp. 492–505
- [34] Mezache, A., Sahed, M., Soltani, F., Chalabi, I.: ‘Estimation of the K-distributed clutter plus thermal noise parameters using higher order and fractional moments’, IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., 2016, 51, (1), pp. 733–738
- [35] Abramowitz, M., Stegun, I. A.: ‘*Handbook of mathematical functions*’, Dover, New York, 1965.
- [36] Prudnikov, A. P., Brychkov, Yu. A., Marichev., O. I.: ‘*Integrals and Series*’, Vol. 1, Amsterdam: Gordon and Breach Science Publishers, 1986.

# Annexe

## 1. Evaluation de $\langle \log(z) \rangle$ pour la distribution CIG:

$\langle \log(z) \rangle$  est définie par

$$\langle \log(z) \rangle = \int_0^{\infty} p(y) \left[ \int_0^{\infty} \log(z) p(z|y, N) dz \right] dy \quad (\text{A.1})$$

Substituant (2.21) dans (A.1), on obtient

$$\langle \log(z) \rangle = \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} \frac{1}{\Gamma(N)} \int_0^{\infty} y^{-N-3/2} \exp\left(-\lambda \frac{(y-\mu)^2}{2\mu^2 y}\right) \left[ \int_0^{\infty} z^{N-1} \log(z) \exp\left(-\frac{z}{y}\right) dz \right] dy \quad (\text{A.2})$$

L'intégrale dans (A.2) est trouvée dans [31, 32] comme

$$\int_0^{\infty} z^{N-1} \log(z) \exp\left(-\frac{z}{y}\right) dz = y^N \Gamma(N) (\psi(N) + \log(y)) \quad (\text{A.3})$$

où  $\psi(\cdot)$  est la fonction Psi. Insérant (A.3) dans (A.2), on obtient

$$\begin{aligned} \langle \log(z) \rangle &= \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} \int_0^{\infty} y^{-3/2} \exp\left(-\lambda \frac{(y-\mu)^2}{2\mu^2 y}\right) (\psi(N) + \log(y)) dy \\ &= \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} \exp(\lambda/\mu) \left[ \psi(N) \int_0^{\infty} y^{-1/2-1} \exp\left(-\frac{\lambda}{2\mu^2} y - \frac{\lambda}{2y}\right) dy \right. \\ &\quad \left. + \int_0^{\infty} y^{-1-1/2} \exp\left(-\frac{\lambda}{2\mu^2} y - \frac{\lambda}{2y}\right) \log(y) dy \right] \end{aligned} \quad (\text{A.4})$$

Utilisant les résultats des deux intégrales suivantes données dans [32],

$$\int_0^{\infty} x^{\alpha-1} e^{-px-q/x} dx = 2 \left(\frac{q}{p}\right)^{\alpha/2} K_{\alpha}(2\sqrt{pq}) \quad (\text{A.5})$$

et

$$\int_0^{\infty} x^{-1-1/2} e^{-px-q/x} \log(x) dx = \sqrt{\frac{\pi}{p}} \left(\frac{p}{q}\right)^{1/2} \left[ \frac{1}{2} e^{-2\sqrt{pq}} \log(p/q) + e^{2\sqrt{pq}} E_i(-4\sqrt{pq}) \right] \quad (\text{A.6})$$

Les intégrales dans (A.4) sont calculées par

$$\int_0^{\infty} y^{-1/2-1} \exp\left(-\frac{\lambda}{2\mu^2} y - \frac{\lambda}{2y}\right) dy = 2\mu^{-1/2} K_{-1/2}(\lambda/\mu) = \sqrt{\frac{2\pi}{\lambda}} \exp(-\lambda/\mu) \quad (\text{A.7})$$

et

$$\int_0^{\infty} y^{-1-1/2} \exp\left(-\frac{\lambda}{2\mu^2} y - \frac{\lambda}{2y}\right) \log(y) dy = \sqrt{\frac{2\pi}{\lambda}} \left[ \frac{1}{2} \exp(-\lambda/\mu) \log(\mu^2) + \exp(\lambda/\mu) Ei(-2\lambda/\mu) \right] \quad (\text{A.8})$$

Utilisant (A.7) et (A.8), (A.4) est donnée après quelques manipulations mathématiques comme

$$\langle \log(z) \rangle = \psi(N) + \log(\mu) + e^{\frac{2\lambda}{\mu}} E_i\left(-2\frac{\lambda}{\mu}\right) \quad (\text{A.9})$$

Où  $E_i(\cdot)$  est la fonction exponentielle-intégrale

## 2. Evaluation de $\langle z \log(z) \rangle$ pour la distribution CIG:

$\langle z \log(z) \rangle$  est définie par

$$\langle z \log(z) \rangle = \int_0^{\infty} p(y) \left[ \int_0^{\infty} z \log(z) p(z/y) dz \right] dy \quad (\text{A.10})$$

Substituant (2.21) dans (A.1), on obtient

$$\begin{aligned} \langle z \log(z) \rangle &= \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} \frac{1}{\Gamma(N)} \int_0^{\infty} y^{-N-3/2} \exp\left(-\lambda \frac{(y-\mu)^2}{2\mu^2 y}\right) y^{N+1} \Gamma(N+1) (\psi(N+1) + \log(y)) dy \\ &= \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} N e^{-\lambda/\mu} \left[ \psi(N+1) \int_0^{\infty} y^{-1/2} \exp\left(-\frac{\lambda}{2\mu^2} y - \frac{\lambda}{2y}\right) dy + \right. \\ &\quad \left. \int_0^{\infty} y^{-1/2} \exp\left(-\frac{\lambda}{2\mu^2} y - \frac{\lambda}{2y}\right) \log(y) dy \right] \end{aligned} \quad (\text{A.11})$$

Aussi utilisant (A.3) et (A.4), (A.11) est simplifiés comme

$$\langle z \log(z) \rangle = \mu N (\psi(N+1) + \log \mu - e^{2\lambda/\mu} E_i(-2\lambda/\mu)) \quad (\text{A.12})$$

**MEMOIRE FIN D'ETUDES EN VUE DE L'OBTENTION DE DIPLOME  
DE MASTER EN ELECTRONIQUE**

**OPTION : Contrôle**

**Proposé et dirigé par : Pr. MEZACHE Amar**

**Présenté par : MAGHNI Fairouz**

**Thème**

***Modélisation du clutter de mer à haute résolution utilisant les  
distributions Gaussiennes composée, s***

**Résumé**

La conception des détecteurs de cibles radar impose l'identification exacte des modèles statistiques caractérisant les échos de l'environnement. L'objectif principal de ce travail concerne la recherche d'un modèle statistique qui s'adapte mieux aux données du clutter de mer IPIX à haute résolution. A cet effet, nous avons utilisé des distributions Gaussiennes composées avec des composantes textures de distributions gamma, inverse gamma et inverse Gaussienne. C'est le cas de la modélisation par les modèles K, GP (Generalized Pareto) et CIG (compound inverse Gaussian). L'incorporation du bruit thermique dans la composante speckle est introduite pour avoir une meilleure description de ce type du clutter. Les approches  $[z \log(z)]$  et PCFE (parametric curve fitting estimation) sont utilisées pour l'estimation des paramètres des modèles K, GP et CIG sans et avec bruit. Le critère MSE est considéré comme un test d'approximation de la queue des distributions théoriques par rapport aux courbes réelles. A partir des résultats de modélisation illustrés, on a remarqué que les modèles Gaussiens composés avec bruit en général offrent des meilleures approximations aux échos de la mer IPIX.

**Mots clés :** clutter de mer, modèle gaussien composé, Modélisation, estimation des paramètres, Courbe d'ajustement, Des moments,  $z \log z$ .

**Matériel requis :** PC+ Matlab

**Numéro d'ordre :** 2016 / /