



UNIVERSITE DE MOHAMED BOUDIAF-M'SILA
FACULTE DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

THÈSE

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de :

DOCTORAT EN SCIENCES

Spécialité : Electronique

Option : Communication

**Estimation et Détection Adaptative des
Cibles pour Radars MIMO dans un
Environnement de Clutter non-Gaussien**

Présentée par :

Mr. CHALABI Izzeddine

Devant le jury :

SAIGAA Djamel
MEZACHE Amar
MARIR Farid
HAMADOUCHE M'hamed
ABDOU Latifa
OUDIRA Hocine

Professeur - Université de M'sila
Professeur - Université de M'sila
Professeur - Université de Constantine
Professeur - Université de Boumerdès
Maître de conférences A - Université de Biskra
Maître de conférences A - Université de M'sila

Président
Rapporteur
Examineur
Examineur
Examineur
Examineur

Année universitaire : 2016/2017

Remerciements

*Je voudrais remercier tout d'abord, **Allah** le tout puissant qui m'a donné la force et la patience de réaliser ce travail.*

*Je tiens à remercier mon Directeur de Thèse, le Professeur **MEZACHE Amar** pour son encadrement, ses conseils, et ces recommandations tout au long de ce travail de Doctorat et toutes les heures consacrées à diriger cette recherche. J'aimerais enfin également lui signifier à quel point j'ai apprécié sa grande disponibilité et son respect.*

*J'adresse mes sincères remerciements au Professeur **SAIGAA Djamel** d'avoir accepté la présidence du jury. Je remercie également les membres du jury le Professeur **MARIR Farid**, le Professeur **HAMADOUCHE M'hamed**, le Docteur **ABDOU Latifa** et le Docteur **OUDIRA Hocine** qui ont accepté le rôle d'examineurs de ce travail.*

*J'exprime ma sincère reconnaissance au Professeur **CHIKOUCHE Djamel**. J'adresse également mes sincères remerciements au Professeur **LAROUSSI Toufik** et le Professeur **SOLTANI Faouzi**, enseignants chercheurs au département d'électronique de l'université de Constantine, pour leur aide et leur participation dans la réalisation de mes travaux de recherche publiés.*

Je souhaiterais aussi adresser ma gratitude aux enseignants du Département d'Electronique et de Génie Electrique de l'Université de M'sila.

Mes remerciements vont également à l'adresse de tous mes collègues et mes amis, pour leur soutien au moment où j'ai eu à traverser une pénible période.

Enfin, je remercie ma mère et toute ma famille. Un grand merci à ma chère épouse pour son soutien au quotidien et son encouragement à l'égard de mes travaux tout comme la vie en général.

Izzeddine

*À la mémoire de mon **Père**,*

À toute ma famille,

*Spécialement, mon fils **Mohammed Yaagoub**.*

Résumé

Une détection radar performante est liée à plusieurs critères. En général, la modélisation statistique de l'environnement de la cible à détecter, l'estimation des paramètres du modèle du clutter et l'algorithme de détection contribuent aux principaux problèmes de la détection radar. Cette thèse traite, dans un premier temps, l'estimation des paramètres des modèles statistiques du clutter de mer non-Gaussien. Le premier modèle considéré est celui de la distribution K avec et sans bruit thermique. Ainsi, nous proposons deux estimateurs basés sur les moments d'ordre fractionnaire positif et négatif FPNOME (Fractional Positive and Negative Order Moments Estimator) pour une intégration de plusieurs impulsions. Le deuxième modèle considéré est celui de la distribution Pareto en présence du bruit thermique. Aussi, nous proposons une expression asymptotique des moments d'ordre de la distribution Pareto-plus-bruit en termes de la fonction hypergéométrique généralisée. Ensuite, exploitant cette expression, deux estimateurs basés sur les moments d'ordre fractionnaire FOME (Fractional Order Moments Estimator) et les moments logarithmiques ($[z \log(z)]$) sont proposés dans le cas d'une intégration de plusieurs impulsions. Les résultats obtenus à travers l'évaluation des performances utilisant des données synthétiques et réelles (base de données du radar McMaster IPIX) montrent l'efficacité de nos approches. Dans un second temps, la détection CFAR (Constant False Alarm Rate) des radars MIMO (Multiple Input Multiple Output) dans un environnement de distribution Pareto a été considérée. Dans cette partie, nous proposons de généraliser les algorithmes GM (Geometric Mean), GO (Greatest Of), SO (Smallest Of) et OS (Order Statistic) CFAR. Les performances de détection des détecteurs généralisés sont évaluées pour un clutter Pareto homogène et hétérogène. Dans le cas d'un clutter homogène, le détecteur GM-CFAR a montré de meilleures performances par rapport aux autres détecteurs. Cependant, dans le cas d'un clutter hétérogène, les performances de ce dernier se dégradent alors que celles des détecteurs SO-CFAR, GO-CFAR et OS-CFAR demeurent robustes.

Abstract

This dissertation is two-fold. The first part is devoted to the problem of parameter estimation of non-Gaussian sea clutter models. To do this, we start with the K-distribution which is known to be widely used to model high resolution sea clutter. In this case, we propose the FPNOME (Fractional Positive and Negative Order Moments Estimator) to improve the accuracy of the estimation outcomes; in both presence and absence of thermal noise. Then, we consider the Pareto-plus-noise which has been proved recently to be a good candidate model for X-band high resolution maritime clutter returns. In the case of a non-coherent integration of N-pulses, we develop the FOME (Fractional Order Moments Estimator) and a $[z\log(z)]$ based estimator to determine the parameters of this distribution. To this end, we first develop an asymptotic formula of moments with fractional order which is expressed in terms of the gamma and the generalised hypergeometric functions. Then, we derive a $[z\log(z)]$ based approach as a function of the log based moments and the generalised hypergeometric function. Through synthetic and the McMaster IPIX radar data, we show numerous examples demonstrating the efficiency of the proposed estimation procedures. In the second part, we consider the CFAR detection of MIMO (Multiple Input Multiple Output) radar operating in a Pareto clutter. In this context, we generalize the GM (Geometric Mean), GO (Greatest Of), SO (Smallest Of) and OS (Order Statistic) CFAR detectors. The detection performance is evaluated for homogeneous and heterogeneous Pareto clutter. In a homogeneous clutter, the GM-CFAR detector gives better performances compared to the other detectors. However, for a heterogeneous clutter, the SO-CFAR, GO-CFAR and OS-CFAR detectors are more robust.

Table des matières

Chapitre 1 : Introduction Générale

1.1 Introduction	2
1.2 Etats de l'art	3
1.3 Contributions	8
1.4 Organisation de la thèse	8

Chapitre 2 : Systèmes Radars et Détection Adaptative CFAR

2.1 Introduction	11
2.2 Principe de fonctionnement du radar	11
2.3 Classification des radars	12
2.4 Théorie de la décision	13
2.4.1 Test de Bayes	15
2.4.2 Test de Neyman-Pearson	16
2.4.3 Test du Minimax	17
2.4.4 Rapport de vraisemblance généralisé	17
2.5 Modélisation des cibles	19
2.5.1 Modèles de Swerling	20
2.5.2 Modèle de Weibull	21
2.6 Modélisation du clutter de mer	21
2.6.1 Distribution Log-normal	23
2.6.2 Distribution Weibull	24
2.6.3 Distribution K -composée	24
2.6.4 Distribution de Pareto-composée	25
2.6.5 Distribution CIG	26
2.7 Radars MIMO	27
2.8 Détection adaptative CFAR	28
2.9 Conclusion	33

Chapitre 3 : Estimation des Paramètres de la Distribution K -plus-bruit

3.1 Introduction	35
3.2 Distribution K -composée	36
3.3 Moments d'ordre de la distribution K -composée	38
3.4 Méthodes d'estimation en l'absence du bruit	40

3.4.1	Méthode des moments d'ordre supérieur	40
3.4.2	Méthode des moments d'ordre fractionnaire positif	41
3.4.3	Méthode de $[z\log(z)]$	41
3.4.4	Méthode des moments d'ordre fractionnaire positif et négatif	42
3.5	Méthodes d'estimation en présence du bruit	43
3.5.1	Méthode des moments d'ordre supérieur	43
3.5.2	Méthode de CMLE	44
3.5.3	Méthode des moments d'ordre fractionnaire positif	44
3.5.4	Méthode de $[z\log(z)]$	45
3.5.5	Méthode des moments d'ordre fractionnaire positif et négatif	46
3.6	Résultats et discussions	48
3.6.1	Performances d'estimation à travers des données synthétiques	48
3.6.2	Performances d'estimation à travers des données réelles	56
3.7	Conclusion	63
Chapitre 4 : Estimation des Paramètres de la Distribution de Pareto-plus-bruit		
4.1	Introduction	65
4.2	Distribution de Pareto composée	66
4.3	Expression des moments de la distribution Pareto-plus-bruit	67
4.4	Méthodes d'estimation en l'absence du bruit	68
4.4.1	Méthode des moments d'ordre supérieur	68
4.4.2	Méthode de maximum de vraisemblance	68
4.4.3	Méthode de $[z\log(z)]$	69
4.4.4	Méthode des moments d'ordre fractionnaire	69
4.5	Méthodes d'estimation en présence du bruit	70
4.5.1	Méthode des moments d'ordre supérieur	70
4.5.2	Méthode des moments d'ordre fractionnaire	71
4.5.3	Méthode de $[z\log(z)]$	73
4.6	Résultats et discussions	75
4.6.1	Performances d'estimation à travers des données synthétiques	75
4.6.2	Performances d'estimation à travers des données réelles	85
4.7	Conclusion	91
Chapitre 5 : Détection CFAR dans les Radars MIMO pour un Clutter Pareto		
5.1	Introduction	93
5.2	Distribution de Pareto	94

5.3	Détection CFAR dans un radar MIMO	95
5.4	Généralisation des détecteurs GM, GO, SO et OS-CFAR	98
5.4.1	Détecteur GM-CFAR	98
5.4.2	Détecteur GO-CFAR	100
5.4.3	Détecteur SO-CFAR	101
5.4.4	Détecteur OS-CFAR	102
5.5	Résultats et discussions	104
5.5.1	Résultats de la détection CFAR pour un clutter homogène	104
5.5.2	Résultats de la détection CFAR pour un clutter hétérogène	109
5.5.2.1	Présence de cibles interférentes	109
5.5.2.2	Présence d'un bord de clutter	113
5.6	Conclusion	118
Chapitre 6 : Conclusions Générales		
6.1	Synthèse et conclusion	120
6.3	Perspectives	121
Annexe A		122
Annexe B		123
Bibliographie		125

Liste des Figures

Figure 2.1	Principe de base d'un système radar	12
Figure 2.2	Radars SISO monostatique et bistatique	13
Figure 2.3	Types de radars en fonction du nombre d'antennes	13
Figure 2.4	Fonctions de bases d'un système de détection radar	14
Figure 2.5	Régions de décision	16
Figure 2.6	Mécanismes d'interaction du signal radar (surface de la mer)	23
Figure 2.7	Radars MIMO statistique et cohérent	28
Figure 2.8	Principe de la détection adaptative CFAR	29
Figure 2.9	Détecteurs CA, GO et SO-CFAR	30
Figure 2.10	Détecteurs OS-CFAR et CMLD-CFAR	31
Figure 2.11	Détecteur VI-CFAR	33
Figure 3.1	MSEs estimées du paramètre de forme ν de la distribution K -composée sans bruit des estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME avec $N=1$ et $n=1000$. (a) $M=200$, (b) $M=500$ et (c) $M=1000$	50
Figure 3.2	MSEs estimées du paramètre de forme ν de la distribution K -composée sans bruit des estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME avec $M=10000$ et $n=1000$. (a) $N=1$, (b) $N=5$ et (c) $N=10$	51
Figure 3.3	MSEs estimées du paramètre de forme ν de la distribution K -plus-bruit des estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME avec $N=10$, $CNR=0$ et $n=100$. (a) $M=200$, (b) $M=500$ et (c) $M=1000$	53
Figure 3.4	MSEs estimées du paramètre de forme ν de la distribution K -plus-bruit des estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPOME, avec $N=10$, $M=10000$ et $n=100$. $CNR=-3$ dB, (b) $CNR=5$ dB et (c) $CNR=10$ dB	54
Figure 3.5	MSEs estimées du paramètre ν de forme de la distribution K -plus-bruit des estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME avec $M=10000$, $CNR=3$ dB et $n=100$. $N=1$, (b) $N=5$ et (c) $N=10$	55
Figure 3.6	Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) du clutter K -distribué sans bruit ajustées sur les données réelles de la 3 ^{ème} case distance ($N=1$), de polarisation HH et de résolution 3m des estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME	58
Figure 3.7	Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) du clutter K -composé sans bruit ajustées sur les données réelles pour une intégration du 13 ^{ème} -17 ^{ème} cases distances ($N=5$), de polarisation VV et de résolution 3m des estimateurs HOME, FPOME,	59

	[zlog(z)] et FPNOME	
Figure 3.8	Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) du clutter K -plus-bruit ajustées sur les données réelles de la 24 ^{ème} case distance ($N=1$), de polarisation VV et de résolution 3m des estimateurs HOME, FPOME, [zlog(z)] et FPNOME	60
Figure 3.9	Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) du clutter K -plus-bruit ajustées sur les données réelles pour une intégration du 25 ^{ème} à la 29 ^{ème} case distance ($N=5$), de polarisation HH et de résolution 3m des estimateurs HOME, FPOME, [zlog(z)] et FPNOME	61
Figure 3.10	Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) du clutter K -plus-bruit ajustées sur les données réelles pour une intégration du 8 ^{ème} à la 10 ^{ème} case distance ($N=3$), de polarisation HH et de résolution 3m des estimateurs HOME, FPOME, [zlog(z)], FPNOME et CMLE	62
Figure 4.1	MSEs du paramètre de forme α du clutter Pareto-composée sans bruit des méthodes HOME, FOME et [zlog(z)], pour $N=10$ et $n=100$. (a) $M=500$, (b) $M=5000$ et (c) $M=10000$	78
Figure 4.2	MSEs du paramètre de forme α du clutter Pareto-composée sans bruit des méthodes HOME, FOME et [zlog(z)], pour $M=10000$ et $n=100$. (a) $N=1$, (b) $N=4$ et (c) $N=8$	79
Figure 4.3	Moment $\langle z^r \rangle$ en fonction de l'ordre r (Equation (4.26)), pour $\alpha = 2.1$, $M=10000$, $N=1$ et $n=100$	80
Figure 4.4	MSEs du paramètre de forme α du clutter Pareto-plus-bruit des estimateurs HOME, FOME et [zlog(z)], pour $CNR=0\text{dB}$, $M=10000$, $N=10$ et $n=100$. (a) Puissance du bruit p_n inconnue, (b) Puissance du bruit p_n connue	82
Figure 4.5	MSEs du paramètre de forme α du clutter Pareto-plus-bruit des estimateurs HOME, FOME et [zlog(z)], pour $CNR=10\text{dB}$, $M=10000$, $N=10$ et $n=100$. (a) Puissance du bruit p_n inconnue, (b) Puissance du bruit p_n connue	83
Figure 4.6	MSEs du paramètre de forme α du clutter Pareto-plus-bruit des estimateurs HOME, FOME et [zlog(z)], pour $CNR=10\text{dB}$, $M=10000$, $N=1$ et $n=100$. (a) Puissance du bruit p_n inconnue, (b) Puissance du bruit p_n connue	84
Figure 4.7	Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) ajustées sur les données réelles de la 1 ^{ère} case distance de polarisation HH et de résolution 3m des estimateurs HOME, FOME et [zlog(z)] avec $M=60000$ et $N=1$	87
Figure 4.8	Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) ajustées sur les données réelles de la 3 ^{ème} case distance de polarisation VV et de résolution 3m des estimateurs HOME, FOME et [zlog(z)], pour $M=60000$ et $N=1$	88
Figure 4.9	Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) ajustées sur les données réelles de la 2 ^{ème} à la 11 ^{ème} case distance de polarisation VV et de résolution 15m des estimateurs HOME, FOME et [zlog(z)], pour $M=60000$ et $N=10$	89
Figure 4.10	Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) ajustées sur les données réelles de la 17 ^{ème} à la 26 ^{ème} case distance de polarisation HH et de résolution 30m des estimateurs HOME, FOME et [zlog(z)] avec $M=60000$ et $N=10$	90
Figure 5.1	Cellules de résolution en distance d'un radar MIMO	96
Figure 5.2	Structure des données dans un radar MIMO	97

Figure 5.3	Architecture de la détection CFAR dans un radar MIMO pour un clutter Pareto	98
Figure 5.4	Détecteur GM-CFAR dans un clutter Pareto pour un radar SISO	100
Figure 5.5	Détecteur GM-CFAR généralisé dans un radar MIMO pour un clutter Pareto	100
Figure 5.6	Détecteur GO et SO-CFAR généralisés dans un radar MIMO pour un clutter Pareto	103
Figure 5.7	Détecteur OS-CFAR généralisé dans un radar MIMO pour un clutter Pareto	104
Figure 5.8	P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha =2.1$, $\beta =1$, $MN=1$ et $L=24$	106
Figure 5.9	P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha =2.1$, $\beta =1$, $MN=2$ et $L=24$	106
Figure 5.10	P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha =2.1$, $\beta =1$ et $L=2$	107
Figure 5.11	P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\beta =1$, $MN=4$ et $L=24$	107
Figure 5.12	P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha =2.1$, $MN=4$ et $L=24$	108
Figure 5.13	P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha =2.1$, $\beta =1$ et $MN=2$	108
Figure 5.14	Présence de cibles interférentes	109
Figure 5.15	P_D en fonction du SCR pour un environnement hétérogène (présence d'une cible interférente dans la 3 ^{ème} case distance) avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha =2.1$, $\beta =1$, $MN=4$ et $L=24$	111
Figure 5.16	P_D en fonction du SCR pour un environnement hétérogène (deux cibles interférentes dans les cases distances 3 et 9) avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha =2.1$, $\beta =1$, $MN=4$ et $L=24$	111
Figure 5.17	P_D en fonction du SCR pour un environnement hétérogène (trois cibles interférentes dans les cases distances 3, 9 et 11) avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha =2.1$, $\beta =1$, $MN=4$ et $L=24$	112
Figure 5.18	P_D en fonction du SCR pour un environnement hétérogène (deux cibles interférentes dans les cases distances 6 et 20) avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha =2.1$, $\beta =1$, $MN=4$ et $L=24$	112
Figure 5.19	P_D en fonction du SCR pour un environnement hétérogène (trois cibles interférentes dans les cases distances 2, 7 et 16) avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha =2.1$, $\beta =1$, $MN=4$ et $L=24$	113
Figure 5.20	Modèles d'un clutter hétérogène en présence des bords de clutter	114
Figure 5.21	P_{FA} en fonction de la position du bord de clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha_1=2.1$, $\alpha_2=1.19$, $\beta =1$, $CCR=5$, $MN=4$ et $L=24$	116
Figure 5.22	P_{FA} en fonction de la position du bord de clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha_1=5$, $\alpha_2=1.19$, $\beta =1$, $CCR=5$, $MN=4$ et $L=24$	117

Figure 5.23 P_{FA} en fonction de la position du bord de clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha_1=10$, $\alpha_2=1.39$, $\beta=1$, $CCR=5$, $MN=4$ et $L=24$ **117**

Liste des Tableaux

Tableau 3.1	La moyenne et la variance de \hat{v} et \hat{b} de la distribution K -plus-bruit obtenues par les méthodes HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME avec $CNR=-3, 0$ et 10 dB, $M=10000, N=10$ et $n=1000$	52
Tableau 4.1	Valeurs moyennes de l'erreur et de la variance des paramètres $\hat{\alpha}$, $\hat{\beta}$ et \hat{p}_n du clutter Pareto-plus-bruit des estimateurs HOME, FOME et $[z\log(z)]$, avec $CNR=0$ dB, $N=10$ et $n=200$	81
Tableau 4.2	Estimation des paramètres du clutter Pareto-plus-bruit utilisant les données réelles, pour les estimateurs HOME, FOME et $[z\log(z)]$	86

Acronymes

ANN	Artificial Neural Network
BLUE	Best Linear Unbiased Estimation
CA-CFAR	Cell Averaging
CBP	Compound Beta Prime
CCDF	Complementary CDF
CCR	Clutter-to-Clutter Ratio
CDF	Cumulative Density Function
CFAR	Constant False Alarm Rate
CFCR	Constant False Censoring Rate
CIG	Compound Inverse Gaussian
CMLD-CFAR	Censored Mean Level Detector CFAR
CMLE	Constrained Maximum Likelihood Estimator
CNR	Clutter-to-Noise Ratio
CST	Cellule Sous Test
DQ	Détecteur Quadratique
DSTO	Defence Science and Technology Organization
FNN	Fuzzy Neural Network
FOME	Fractional Order Moments Estimator
FPNOME	Fractional Positive/Negative Order Moments Estimator
GLRT	Generalized Likelihood Ratio Test
GM-CFAR	Geometric Mean CFAR
GO-CFAR	Greatest Of CFAR
HOME	Higher Order Moments Estimator
ICR	Interference-to-Clutter Ratio
IID	Independent and Identically Distributed
IPIX	Intelligent PIXel processing X-band
MIMO	Multiple Input Multiple Output
MISO	Multiple Input Single Output
ML	Maximum Likelihood
MSE	Mean Square Error
OS-CFAR	Order Statistic CFAR
PDF	Probability Density Function
RADAR	RADio Detection And Ranging
RCS	Radar Cross Section
SIMO	Single Input Multiple Output
SIRV	Spherically Invariant Random Vector
SISO	Single Input Single Output
SNR	Signal-to-Noise Ratio
VI-CFAR	Variability Index CFAR

Chapitre 1

Introduction Générale

Résumé

Ce chapitre introductif résume en premier lieu l'état de l'art des différentes techniques d'estimation des paramètres et des détecteurs adaptatifs CFAR appliqués en milieux de clutter non-Gaussiens. Par rapport aux problèmes que nous voulons résoudre, nous présentons ensuite nos contributions et les objectifs tracés à cette thèse. Enfin, nous exposons l'organisation du manuscrit.

Sommaire

- 1.1 Introduction**
- 1.2 États de l'art**
- 1.3 Contributions**
- 1.4 Organisation de la thèse**

1.1 Introduction

De nos jours, le développement technologique a vu un grand élan dans le domaine de traitement du signal. En télédétection, ces progrès constants et persistants exigent aux concepteurs de radar la mise en œuvre de systèmes innovants et performants qui répondent à des besoins de plus en plus variés. Le radar (Radio Detection And Ranging) est un système électromagnétique qui sert à détecter et à localiser des objets d'intérêt appelés cibles (targets). Le fonctionnement d'un radar conventionnel est basé sur la transmission d'une onde électromagnétique, puis la détection du signal écho réfléchi par la cible. Le premier problème de la dégradation des performances de la détection radar est inhérent au bruit où baigne la cible à détecter. Ce dernier qui provient généralement de l'électronique du radar, est connu sous le nom de bruit thermique et est modélisé par un bruit blanc Gaussien. Ensuite, le radar doit faire face à l'environnement autour de l'objet à détecter. Ainsi, le signal cible est immergé dans des échos indésirables de réflecteurs constitutifs du sol, du sursol ou encore de la mer. Ces signaux parasites constituent ce que nous désignons par le nom de fouillis (clutter). Dans le cas où ce clutter s'apparente également à un bruit Gaussien, les détecteurs conventionnels, établis à partir d'une hypothèse Gaussienne, permettent alors une détection optimale [Weiss1982, Gandhi1994].

Dans certaines situations réelles, la statistique du clutter ne peut plus être modélisée par une loi Gaussienne. Ce phénomène se produit, par exemple, pour les radars à haute résolution et/ou pour un faible angle d'incidence (small grazing angle). Dans ces cas, le signal reçu provenant de chaque cellule de résolution en distance ne peut être simplement assimilé à une statistique Gaussienne. Ce phénomène se produit également dans des zones où la nature de l'environnement est inhomogène; ce qui se traduit par une variation aléatoire spatiale de la puissance du clutter. Une bonne description de ce phénomène est donnée dans [Jakeman1976] pour des échos du clutter de mer. Dans chacune de ces situations, l'hypothèse Gaussienne n'est plus vérifiée. Le caractère impulsionnel des signaux d'un clutter non Gaussien engendre alors une augmentation considérable du taux de fausses alarmes; c'est-à-dire de fausses détections; les performances de détection sont alors fortement altérées. Pour remédier à ce problème, le radar doit adapter son seuil de détection de manière à réduire le niveau de fausses alarmes.

De nombreux auteurs se sont intéressés au comportement de détecteurs en présence d'un clutter non Gaussien. Les méthodes proposées ont principalement pour but de maintenir un taux de fausses alarmes constant ou CFAR (Constant False Alarm Rate). En effet, celles-ci adaptent automatiquement le calcul du seuil de détection à la variation locale de la puissance du clutter. Ce qui leur confère le statut de techniques CFAR adaptatives [Weber1985, Gandhi1988, Ravid1992, Guida1993, Watts1996].

1.2 États de l'art

Comme le clutter résulte d'une perturbation dont l'effet est néfaste sur les performances de la détection radar, plusieurs travaux de recherche existent dans la littérature radar. Pour pallier à ce problème, plusieurs distributions ont été proposées pour décrire les variations statistiques du clutter. Rappelons que le clutter regroupe l'ensemble indésirable d'échos rétrodiffusés. Ils ne sont pas dus à la cible, mais à l'environnement de celle-ci; i.e., le clutter atmosphérique, du sol et de la mer [Goldstein1973, Fay1977, Watts1985, Watts1987, Farshchian2010, Weinberg2011b].

Dans cette thèse, nous nous intéressons particulièrement au clutter de mer. Le clutter de mer est l'ensemble des échos radar réfléchis par la surface de la mer. La modélisation de ces échos est une étape primordiale dans la conception de détecteurs radar robustes. Durant plusieurs années, un certain nombre d'études ont été faites sur la modélisation du clutter de mer. [Trunk1970, Trunk1972, Farina1986b] ont traité ce problème. Ils ont montré que les mesures statistiques du clutter de mer possèdent des propriétés qui ne peuvent pas être modélisées par une loi Gaussienne. De ce fait, ils ont proposé l'utilisation de la distribution Log-normal pour décrire les variations statistiques du clutter de mer. Cette distribution a abouti à des performances remarquables de détection. Dans le même contexte, Jakeman et Pusey [Jakeman1976] ont utilisé les distributions Log-normal et K pour modéliser les échos du clutter de mer. La distribution K a encore été exploitée par Baker [Baker1985] et Watts [Watts1985, Watts1987a, Watts1987b]. Les travaux de Watts se sont relatifs à la modélisation du clutter de mer par celui de la distribution K -composée puis K -plus-bruit (prise en compte du bruit thermique). La distribution Weibull a été introduite dans la description des variations du clutter de mer [Lewinski1983]. Ce modèle a été utilisé avec succès non seulement pour le clutter de mer, mais aussi pour d'autres types de clutter tels ceux du sol, de mer gelée (sea ice) et atmosphérique comme cela présenté par Sekine [Sekine1990]. D'autres études ont été réalisées dans un cadre expérimental où la modélisation du clutter de mer a été traitée en exploitant des données réelles. Dans [Farina1997], Farina *et al* ont montré que la distribution Log-normal exhibe de bonnes performances dans la modélisation des données réelles du clutter de mer collectées par le radar IPIX (Intelligent PIXel Processing Radar). Pour des radars de haute résolution et/ou pour un faible angle d'incidence, le modèle de la distribution Weibull offre une bonne représentation statistique du clutter de mer [Gini2000, Greco2004, Ward2006]. Plusieurs expériences ont prouvées que la distribution K offre une description correcte du clutter de mer à haute résolution [Farina1997, Billingsley1999, Gini2000, Greco2004, Ward2006]. Récemment, Weinberg [Weinberg2013] a utilisé la distribution Pareto pour décrire les statistiques du clutter de mer. En présence du bruit thermique, dans [Farshchian2010, Rosenberg2013] les auteurs ont proposé une modélisation de ce type de clutter par la distribution Pareto-plus-bruit. Les résultats expérimentaux sont effectués à l'aide des données réelles collectées par l'organisation Australienne DSTO (Defence Science and Technology Organisation). Mezache *et al*

[Mezache2015a] ont, quant à eux, proposé la distribution CIG (Compound Inverse Gaussian) dans le cas où le bruit thermique est aussi présent. Les performances de ce modèle sont également validées en utilisant des données réelles. Chalabi et Mezache [Chalabi2015] ont introduit un nouveau modèle composé. Dans ce cas, le modèle CBP (Compound Beta Prime) est caractérisé par une texture modélisée par une loi Béta-prime. Les performances sont évaluées à partir de données réelles du radar McMaster IPIX, dans la majorité des tests effectués, ce modèle a donné des ajustements corrects. Cependant, la modélisation reste toujours un axe de recherche ouvert, car les modèles proposés jusqu'à ce jour donnent des performances de qualité variable, et selon l'état de la mer et d'autres paramètres du système radar tels que la résolution en distance (durée de l'impulsion), angle d'incidence et la polarisation de l'antenne (HH, VV, HV, VH).

Après avoir choisi le modèle le plus convenable aux variations du clutter, la question qui se pose est comment calculer les valeurs des paramètres du modèle proprement dit ? Nous parlons alors du problème d'estimation des paramètres à partir des échantillons du clutter. Ce problème a également été pris en considération par plusieurs travaux de recherche [Raghavan1991, Lombardo1994, Iskander1999, Blacknell2001, Balleri2007, Mezache2011, Bocquet2013, Weinberg2013a, Bocquet2015]. Pour le cas d'un clutter K -distribué sans bruit, plusieurs méthodes ont été proposées. Parmi celles-ci, nous citons la méthode des moments d'ordre supérieur HOME (Higher Order Moments Estimator). Celle-ci est basée sur les deux premiers moments d'ordre entier. Ses performances d'estimation restent insuffisantes dont l'origine remonte aux erreurs induites par celles des moments d'ordre supérieur. De plus, elle exige un nombre élevé d'échantillons du clutter. Iskander *et al* [Iskander1999] ont proposé la méthode des moments d'ordre fractionnaire positif FPOME (Fractional Positive Order Moments Estimator). Dans ce cas, la précision d'estimation a été améliorée de façon remarquable. Ensuite, la méthode d'estimation $\langle z \log(z) \rangle$ a été proposée par [Blacknell2001]. Le principe de cette méthode est basé sur la dérivée partielle de l'expression théorique des moments de la distribution K -composée ou sur de simples combinaisons entre les moments logarithmiques $\langle \log(z) \rangle$, $\langle z \log(z) \rangle$ et la puissance du clutter $\langle z \rangle$.

Dans des situations réelles, le clutter est affecté par le bruit thermique. L'origine de ce bruit revient à l'électronique du radar lui-même. Ce bruit est assimilé à un bruit blanc Gaussien. Dans ce cas, la distribution K -plus-bruit est exprimée en fonction d'un troisième paramètre qui représente la puissance du bruit thermique. [Watts1987] Watts a exploité la méthode HOME pour estimer les paramètres de la distribution K -plus-bruit. Cette approche consiste à résoudre un système d'équations à trois inconnus, formé à partir des trois premiers moments de la distribution K -plus-bruit. Dans [Mezache2011], deux méthodes d'estimation sont proposées; la première méthode utilise les réseaux de neurones artificiels ANN (Artificial Neural Network) et les systèmes flous FNN (Fuzzy Neural Network). Cette dernière a été développée dans le cas où le rapport clutter sur bruit CNR (Clutter-to-

Noise Ratio) est connu *a priori*. La deuxième, quant à elle, est basée sur la technique de l'ajustement paramétrique. Celle-ci utilise un algorithme multidimensionnel non linéaire de minimisation sans contrainte basé sur la méthode de recherche directe de Nelder-Mead dans le cas où le *CNR* est inconnu. L'avantage de cet estimateur réside dans sa capacité à estimer les paramètres de n'importe quelle distribution. En plus, elle offre un autre avantage très important lié au nombre de paramètres à estimer. Autrement dit, elle est aussi capable d'estimer n'importe quel nombre de paramètres. Cependant, à cause de sa nature itérative, elle demeure onéreuse en temps de calcul. Récemment, [Mezache2015b, Sahed2015a] les auteurs ont mis au point deux autres estimateurs, basés sur l'expression des moments. Le premier estimateur FPOME est basé sur les moments d'ordre fractionnaire positif, tandis que le deuxième estimateur $[z\log(z)]$ est basé principalement sur les moments logarithmiques des intensités du clutter. Pour le rendre plus pratique, plusieurs propriétés mathématiques intéressantes liées au calcul des intégrales ont été exploitées pour simplifier les expressions de ces estimateurs.

Notre attention se porte sur un problème pratique de l'estimation des paramètres de la distribution Pareto. [Bocquet2013] a exploité les fondements de l'estimateur HOME dans le cas de la distribution Pareto-composée sans bruit. De plus, basé sur l'utilisation d'une seule impulsion, ils ont aussi introduit l'estimateur du maximum de vraisemblance MLE (Maximum Likelihood Estimator). Balleri *et al* [Balleri2007] ont, pour leur part, exploité les moments d'ordre fractionnaire. Dans ce cas, l'estimateur FOME a été utilisé pour estimer le paramètre de forme de la distribution de Pareto-composée. De même, ils ont proposé l'approche $[z\log(z)]$, où cette fois-ci les moments logarithmiques des intensités du clutter Pareto sont utilisés. En présence du bruit thermique, Bocquet a développé l'estimateur $[z\log(z)]$ [Bocquet2015]. Cet estimateur est donné en termes de la fonction généralisée de l'intégrale exponentielle (the generalised exponential integral function). L'évaluation de cette fonction est disponible seulement sur le logiciel Mathematica. La précision de l'estimation est comparée à celles obtenues par les estimateurs HOME et CMLE (Constrained Maximum Likelihood Estimator).

La conception d'un détecteur radar robuste repose essentiellement sur les deux difficultés présentées précédemment; à savoir, la modélisation du clutter et l'estimation de ses paramètres. De nos jours, la littérature radar SISO (Single Input Single Output) est très riche en stratégies de détection CFAR. Les performances de ces détecteurs sont tout simplement excellentes. Parmi les détecteurs CFAR les plus utilisés, nous retrouvons le CA-CFAR (Cell Averaging) [Finn1968]. Dans ce cas, le seuil adaptatif de détection est basé sur la moyenne des échantillons du clutter entourant la cellule sous test. Finn et Johnson ont démontré que dans le cas d'un clutter Gaussien et homogène; i.e., les échantillons du clutter sont indépendants et identiquement distribués (IID), le détecteur CA-CFAR exhibe de bonnes performances et se rapproche de celui de Neyman-Pearson quand le nombre des échantillons du clutter est suffisamment grand. Dans la réalité, le clutter n'est pas toujours uniformément distribué. L'hétérogénéité peut être causée par la présence d'un bord de clutter et/ou de

cibles interférentes dans les cellules de référence. Dans un tel cas, le seuil de détection est affecté, engendrant une augmentation considérable de la probabilité de fausse alarme P_{FA} du détecteur CA-CFAR. Dans le but de contrôler la P_{FA} , Hansen et Sawyers [Hansen1980] ont proposé le détecteur GO-CFAR (Greatest Of). Les cellules de la fenêtre de référence sont scindées en deux demi-fenêtres, situées en amont et en aval de la cellule sous test (CST). Le niveau du clutter est estimé à partir de la demi-fenêtre de plus grande puissance. Ce détecteur a montré de bonnes performances dans le cas d'un bord de clutter dans l'une des deux demi-fenêtres. Toutefois, dans le cas où la cible est noyée dans la demi-fenêtre de plus faible puissance ou en présence de cibles interférentes, les performances de détection du détecteur GO-CFAR se dégradent significativement. Pour prévenir de ce problème, [Trunk1978, Weiss1982] ont proposé le détecteur SO-CFAR (Smallest Of). Dans ce cas, le niveau du clutter est estimé à partir de la demi-fenêtre de plus faible puissance. Cependant, les performances de ce détecteur se dégradent dans le cas où les deux demi-fenêtres contiennent des cibles interférentes. [Rohling1983] a alors introduit le détecteur OS-CFAR (Order Statistic) dans lequel les échantillons de la fenêtre de référence sont d'abord classés dans un ordre croissant selon leurs amplitudes. Ensuite, le $k^{\text{ème}}$ échantillon ordonné est utilisé pour estimer le niveau du clutter. Dans le même contexte, Rickard et Dillard [Rickard1977] ont proposé le détecteur CMLD-CFAR (Censored Mean Level Detector). Dans ce cas, l'estimation du niveau du clutter est la somme des plus petits k échantillons ordonnés. Par la suite, dans un souci d'introduire une architecture de plusieurs détecteurs en un, Smith et Varshney [Smith2000] ont proposé le détecteur VI-CFAR (Variability Index). Ce détecteur possède une architecture intelligente et robuste. Son principe de fonctionnement est basé sur une commutation automatique vers l'un des détecteurs CA, GO ou SO-CFAR. Ainsi réalisé, ce détecteur offre les meilleures performances pour les différents types d'hétérogénéité cités ci-dessus. Dans le but d'obtenir des résultats de détection CFAR performants, la détection décentralisée utilisant une version de détection modifiée IVI-CFAR (Intelligent VI-CFAR) a été inspirée à partir des algorithmes VI-CFAR et OS-CFAR [Hammoudi2004]. Dans les dernières années, plusieurs travaux basés sur la technique de censure automatique avec un taux de fausse censure constant CFCR (Constant False Censoring Rate) ont été proposés. Farrouki et Barkat [Farrouki2005], ont introduit le détecteur ACCA-ODV-CFAR (Automatic Censored Cell Averaging-Ordered Data Variability) pour un environnement Gaussien hétérogène. Pour un clutter Log-normal, [Almarshad2008a, Almarshad2008b, Almarshad2008c] ont proposé trois détecteurs; le F-ACCAD-CFAR (Forward Automatic Censored Cell Averaging Détecteur), B-ACCA-CFAR (Bacward ACCA) et le détecteur F/B-ACOSD-CFAR (Forward/Backward Automatic Censoring Order Statistics Detector). Dans ces détecteurs, les échantillons du clutter sont d'abord transformés, via une amplification logarithmique, en des échantillons de distribution normale. Récemment Weinberg [Weinberg2013b] a introduit un nouveau détecteur noté GM-CFAR (Geometric Mean) pour un clutter Pareto. Comme son nom l'indique, ce détecteur est basé sur la moyenne géométrique des échantillons du clutter. Il a montré des bonnes performances dans le cas du clutter Pareto homogène. Chabbi *et al* [Chabbi2015], ont mis au point le détecteur ACBLU-CFCR

(Automatic Censoring Best Linear Unbiased Constant False Censoring and False Alarm Rates) où les échantillons du clutter Log-normal sont d'abord passés à travers un amplificateur logarithmique pour aboutir à un clutter gaussien dont les paramètres sont estimés par une procédure BLU. Ce détecteur a la particularité d'utiliser le même seuil, aussi bien pour la censure que pour la détection. Dans un même contexte mais pour un clutter Weibull, ils ont aussi proposé le détecteur DACBLU-CFCAR (Dual Automatic Censoring BLU) dans le cas de la présence de cibles interférentes et/ou d'un bord de clutter. Dans ce cas, l'estimateur BLU des échantillons Gumbel, obtenus via une amplification logarithmique, remplace celui des échantillons Weibull.

Récemment, la technique MIMO (Multiple Input Multiple Output) a été conçue exclusivement pour les systèmes de télécommunications et de surcroît pour les réseaux sans fil et les réseaux mobiles. Celle-ci permet les transferts de données à longue distance avec un débit élevé. Dans le but d'améliorer les performances de la détection des cibles radar, la technique MIMO a également été exploitée dans la conception des systèmes radar [Bliss2003, Rabideau2003, Li2007, Haimovich2008, Li2009, Chong2010, Chong2011, Janatian2013, Liu2013]. L'architecture de détection dans un radar MIMO est articulée, aussi bien en émission qu'en réception, autour de plusieurs antennes. Dans la détection adaptative CFAR pour des radars MIMO, peu de travaux ont été effectués. Pour un clutter Gaussien, Janatian *et al* [Janatian2013] ont généralisé les détecteurs CA, GO, SO, OS et ACMLD-CFAR pour les radars MIMO. Les expressions de la P_{FA} y sont calculées dans le cas d'un clutter homogène.

Dans le cas d'une détection cohérente dans les radars SISO, beaucoup de travaux de modélisation du clutter par des lois Gaussiennes-composées ou SIRVs (Spherically Invariant Random Vectors) ont été réalisés [Pascal2006, Pailloux2010, Chalabi2012, Sangston2012, Chalabi2014, Chalabi2015c]. Dans un contexte de détection dans les radars MIMO, Li *et al* [Li2009] ont proposé deux détecteurs MIMO opérant dans un clutter Gaussien-composé. Ils sont basés sur les critères de Wald et Rao dans le cas où la matrice de covariance du clutter est connue. Ils ont aussi développé une expression de la P_{FA} , vérifiant la propriété CFAR. Toujours pour un clutter Gaussien-composé, Cui *et al* [Cui2010] ont introduit deux détecteurs basés sur le test du rapport de vraisemblance généralisé GLRT (Generalized Likelihood Ratio Test) et Rao. Ces deux détecteurs sont conçus dans le cas d'une matrice de covariance du clutter inconnue. Chong *et al* [Chong2010] ont étudié la détection MIMO dans le cas d'un clutter Gaussien-composé hétérogène. Murat *et al* [Murat2011] ont considéré la détection dans les radars MIMO statistiques, caractérisés par des antennes très espacées. Dans ce cas, la texture est modélisée par la distribution inverse Gamma. La texture et le speckle du clutter, d'une part, et les paramètres de la cible, d'autre part, sont estimés via l'algorithme PX-EM (Parameter-Expanded Expectation-Maximization). Dans ce contexte, ils ont développé un test statistique basé sur ces estimations. Kong *et al* [Kong2015], ont également proposé deux détecteurs basés sur le test du

GLRT. Dans ce cas, la texture du clutter est aussi distribuée selon la loi Gamma inverse. Les deux détecteurs sont conçus dans le cas de données primaires et secondaires de différentes textures.

1.3 Contributions

Nous avons stipulé précédemment que la modélisation d'un clutter non-Gaussien et l'estimation de ses paramètres jouent un rôle très important dans la conception des détecteurs radars robustes et performants. Dans un premier temps, notre attention s'est portée sur la distribution K -plus-bruit. Ce modèle est l'un des meilleurs modèles du clutter non Gaussien que nous retrouvons dans la littérature radar. Ainsi, nous avons proposé deux estimateurs des paramètres de ce modèle. Les deux estimateurs utilisent les moments d'ordre fractionnaire positif et négatif FPNOME. Le premier proposé est celui de l'estimation des paramètres de la distribution K sans bruit. Le second, pour sa part, considère la distribution K -plus-bruit.

Dans un deuxième temps, l'estimation des paramètres de la distribution Pareto-plus-bruit a été également prise en compte. Dans ce cas, nous avons proposé deux estimateurs. Le premier est basé sur les moments d'ordre fractionnaire FOME et le second sur les moments logarithmiques [$\text{zlog}(z)$]. Ainsi, nous avons développé une expression asymptotique des moments de la distribution Pareto-plus-bruit. Les performances d'estimation des méthodes proposées pour les distributions K -composée sans bruit, K -plus-bruit et Pareto-plus-bruit ont été évaluées via des données synthétiques et réelles du radar IPIX.

Dans le cas de la détection adaptative CFAR, notre attention s'est visée sur la détection non cohérente CFAR dans les radars MIMO pour un clutter Pareto. Le choix de la distribution Pareto est justifié par la simplicité de ses mathématiques. Alors, nous avons généralisé les détecteurs GM, GO, SO et OS-CFAR dans le cas de la détection dans les radars MIMO. Pour ce faire, nous avons développé des expressions de leurs P_{FA} respectives. Les performances de détection ont été évaluées via les simulations de Monte-Carlo dans des milieux de clutter homogène et hétérogène.

1.4 Organisation de la thèse

Après avoir introduit les différents travaux de recherche inhérents à cette thèse, nous avons organisé le reste du manuscrit comme suit.

Le deuxième chapitre est consacré aux concepts de base des systèmes radar et de la détection adaptative CFAR. Nous commençons par indiquer le rôle important des systèmes radar dans les différents secteurs civils et militaires, ainsi que leur principe de fonctionnement. Pour cela, nous exposons les différents critères utilisés dans la théorie de la décision. Ensuite, nous présentons les différents modèles de cibles et de clutter de mer. Nous présentons aussi l'architecture et les avantages

des radars MIMO. Enfin, nous exposons les études faites dans la littérature sur les détecteurs CA, GO, SO, OS, CMLD et VI-CFAR pour un radar classique SISO.

Le troisième chapitre est dévolu à l'estimation des paramètres de la distribution K -composée, dans le cas d'une intégration non cohérente de plusieurs impulsions. Nous présentons d'abord les lois statistiques de cette distribution, ainsi que les méthodes d'estimation existantes dans la littérature. Par la suite, nous proposons deux nouveaux estimateurs basés sur les moments d'ordre fractionnaire positif et négatif FPNOME et ce en l'absence et en présence du bruit thermique. Enfin, nous examinons leurs performances d'estimation en utilisant des données synthétiques et réelles du radar McMaster IPIX.

Le quatrième chapitre est consacré à l'estimation des paramètres de la distribution Pareto-plus-bruit dans le cas d'une intégration non cohérente à plusieurs impulsions. Après un bref rappel théorique sur les statistiques de ce modèle et sur les estimateurs existants, nous proposons deux estimateurs que nous nommons FOME et $[z\log(z)]$. Leurs performances sont également évaluées en utilisant des données synthétiques et réelles du radar McMaster IPIX.

Dans le cinquième chapitre, nous nous proposons d'étudier la détection non cohérente dans un radar MIMO pour un clutter Pareto. Ainsi, nous présentons d'abord le principe de la détection dans les radars MIMO. Par la suite, nous exploitons les procédures CFAR conçues pour le cas d'un clutter Pareto. Pour cela, nous étendons la théorie des détecteurs GM, GO, SO et OS-CFAR dans le cas d'un radar MIMO pour un clutter Pareto. Pour ce faire, nous développons des expressions de leurs P_{FA} respectives. Les performances de détection pour les cas homogène et hétérogène sont évaluées en fonction des différents paramètres caractérisant le radar MIMO et le clutter Pareto.

Enfin, dans le dernier chapitre, nous commençons par faire une synthèse de nos contributions dans cette thèse. Ensuite, nous énumérons les conclusions auxquelles nous sommes aboutis tant du point de vue estimation que du point de vue détection. Enfin, nous terminons ce manuscrit par un ensemble de perspectives de travaux futurs et d'extensions possibles de nos travaux.

Chapitre 2

Systemes Radars et Détection Adaptative CFAR

Résumé

Le radar est un instrument électronique conçu pour détecter des objets d'intérêt noyés dans un bruit ambiant. De nos jours, l'utilisation du radar est devenue très répandue dans plusieurs domaines. Ce chapitre est focalisé sur les concepts de base des systèmes radars. Nous y présentons leur principe de fonctionnement, la théorie de décision, les modèles statistiques de cibles et de clutter, la technique MIMO et finalement la détection adaptative CFAR.

Sommaire

- 2.1 Introduction
- 2.2 Principe de fonctionnement du radar
- 2.3 Classification des radars
- 2.4 Théorie de la décision
- 2.5 Modélisation des cibles
- 2.6 Modélisation du clutter de mer
- 2.7 Radars MIMO
- 2.8 Détection adaptative CFAR
- 2.9 Conclusion

2.1 Introduction

Dans les dernières années, l'utilisation du radar est étendue à d'autres secteurs que le militaire uniquement. Ce dernier est indubitable dans la surveillance du territoire. Alors nous retrouvons les radars de détection et de surveillance aérienne et maritime, brouilleurs, autodirecteurs de missiles, etc. En aéronautique, le radar garantit le contrôle du trafic aérien et offre un guidage sécurisé à l'approche d'un aéroport. Dans le secteur météorologique, les radars permettent de localiser les précipitations (pluie, neige, orages, etc.) et prévoir leur déplacement en mesurant leur intensité en temps réel. Aussi, le radar est utilisé dans la circulation et la sécurité routière (contrôle de la vitesse des véhicules).

En général, le radar est un système électromagnétique conçu principalement pour détecter et localiser des objets d'intérêt ou cibles. Le nom radar a été officiellement adopté par la marine nationale des Etats Unis d'Amérique en 1940. Cependant, les origines du radar sont bien antérieures à cette date. En réalité, c'est H. R. Hertz qui a ouvert la voie à l'invention du radar en 1886, en démontrant que les ondes électromagnétiques sont réfléchies par les surfaces métalliques. C'est en 1900 que Nikola Tesla exprima la possibilité de détecter la présence et de mesurer le mouvement d'objets lointains à l'aide d'ondes électromagnétiques. La première expérimentation concrète est faite par Christian Hülsmeier qui a conçu en 1904 son télémobiloscope. Celui-ci est un émetteur récepteur radiofréquence, utilisé pour la détection à distance d'objets métalliques, qu'il avait testé sur des bateaux à Cologne puis à Rotterdam atteignant des portées de l'ordre de 3 kilomètres. La véritable éclosion de cette technique se situe, cependant, entre 1930 et 1940 où des recherches et des développements ont été menés simultanément dans de nombreux pays notamment les USA, la Grande Bretagne, l'Allemagne, la France, la Russie, l'Italie, la Hollande et le Japon [[Blanchard2004](#)].

2.2 Principe de fonctionnement du radar

Le principe de fonctionnement d'un radar consiste à scruter l'espace en y propageant des ondes électromagnétiques. Lorsque ces ondes rencontrent une cible, celle-ci rétrodiffuse une partie de l'énergie du signal émis par le radar dans tout l'espace, générant un signal écho vers l'antenne de réception du radar. Ce signal écho est alors traité et analysé pour décider de la présence, la position et la vitesse de la cible.

Le signal émis par l'antenne d'émission dans une direction bien déterminée est réfléchi par des objets situés dans sa direction. Ces objets peuvent être utiles ou non pour l'utilisateur. Dans le cas où ces objets sont utiles, nous les appelons des cibles d'intérêts. Dans l'autre cas, nous les appelons des interférences. En général, le principe de fonctionnement d'un radar est illustré dans la Figure 2.1.

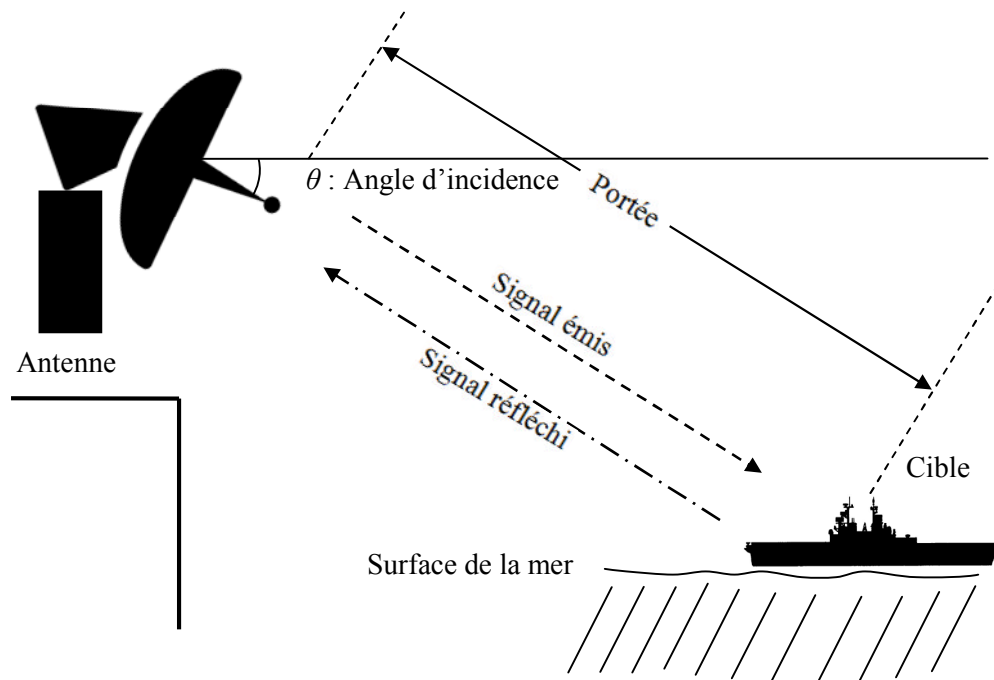


Figure 2.1- Principe de base d'un système radar

2.3 Classification des radars

Dans la littérature radar, nous rencontrons diverses classifications utilisant des notions qui sont parfois définies différemment. En pratique, il existe différents types de radars classés de différentes façons. Dans ce qui suit, nous présentons deux classifications liées au nombre d'antennes et à leur positionnement.

Le nombre et le positionnement d'antennes utilisées dans un système radar permet de le classifier selon une certaine terminologie. Suivant le positionnement des antennes (Figure 2.2), nous distinguons deux types de radars. Les radars monostatiques dans lesquels les antennes d'émission et de réception sont placées au même endroit et ceux dits radars bistatiques, dans lesquels les antennes d'émission et de réception sont placées à des endroits géographiquement espacés. En fonction du nombre d'antennes (Figure 2.3), nous distinguons les radars SISO (Single Input Single Output) possédant une seule antenne en émission et en réception, les radars SIMO (Single Input Multiple Output) possédant une seule antenne en émission et plusieurs antennes en réception, les radars MISO (Multiple Input Single Output) possédant plusieurs antennes en émission et une seule en réception et finalement les radars MIMO (Multiple Input Multiple Output) possédant plusieurs antennes en émission et en réception. Dans le Chapitre 5 de cette thèse, nous nous intéressons à la détection adaptative CFAR utilisant les radars MIMO.

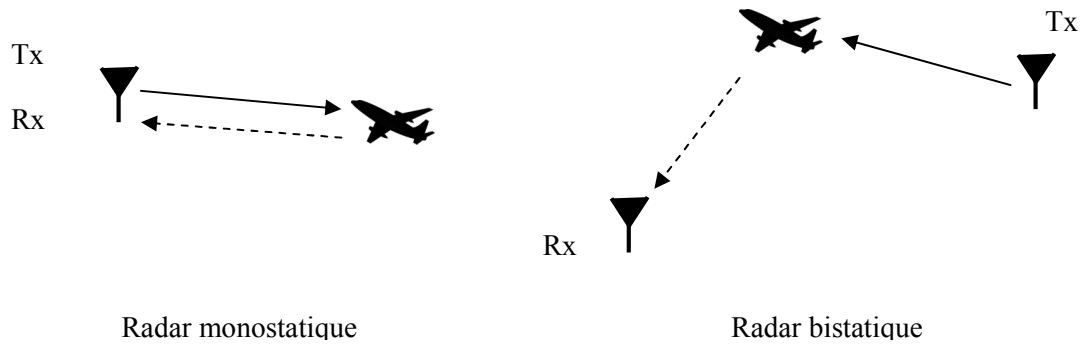


Figure 2.2- Radars SISO monostatique et bistatique

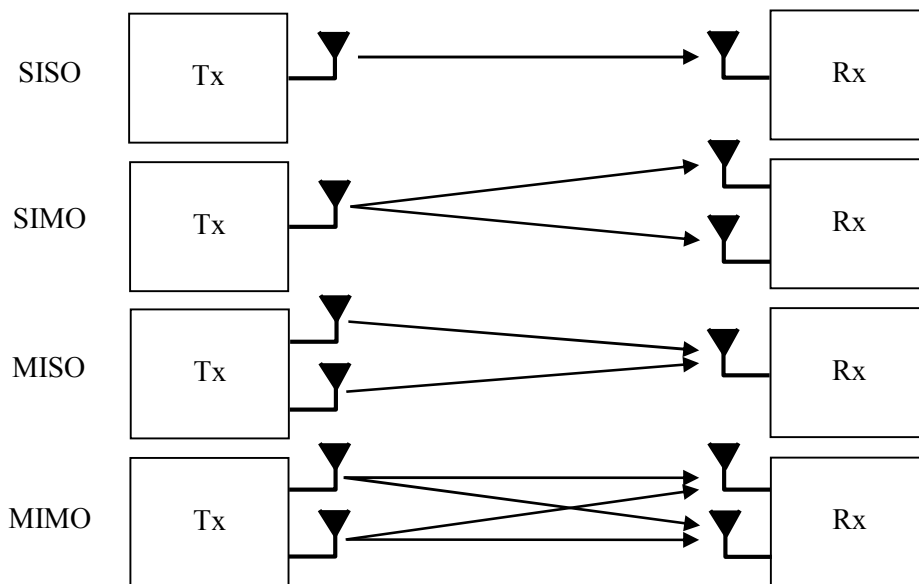


Figure 2.3- Types de radars en fonction du nombre d'antennes

2.4 Théorie de la décision

Une fois l'écho radar est réceptionné, le radar est face à une prise de décision importante de la présence ou l'absence de cibles. Pour cela, nous présentons dans cette section les différents critères de décision qui existent dans la littérature.

La détection est définie comme étant l'opération qui consiste à prendre une décision quant à la présence ou l'absence des cibles. Après la réception du signal écho (cible + clutter), parvient la tâche du traitement de ce signal où le calcul du seuil de détection T est effectué suivant les variations de la puissance du clutter. Une fois le seuil de détection est obtenu, le signal reçu $s(t)$ est comparé avec ce seuil de détection. Si le signal reçu (signal de la cible plus clutter) dépasse ce seuil, la présence de la

cible est déclarée. Si ce signal ne dépasse pas le seuil, nous déclarons l'absence de la cible. Ce principe de fonctionnement est représenté dans la Figure 2.4.

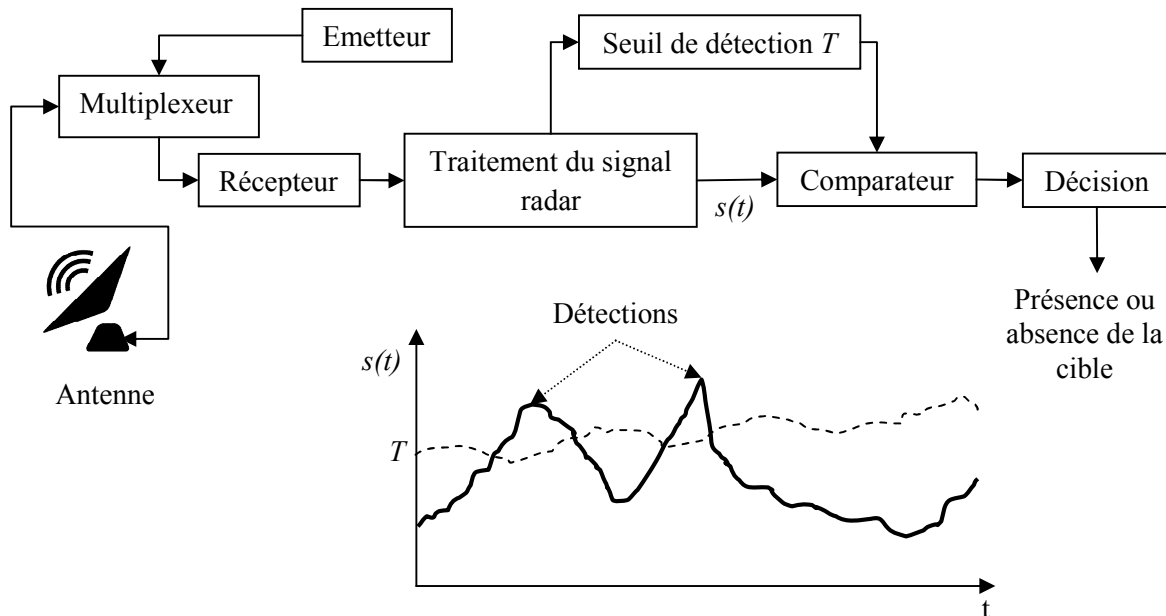


Figure 2.4- Fonctions de bases d'un système de détection radar

A cause de la fluctuation de la cible et de la nature aléatoire du clutter, le problème de la détection est étudié comme étant un processus aléatoire. Les performances du radar sont données par les quatre décisions possibles :

- (i) Cible présente lorsque la cible est réellement présente.
- (ii) Cible absente lorsque la cible est présente.
- (iii) Cible présente lorsque la cible est absente.
- (iv) Cible absente lorsque la cible est absente.

Le premier événement est appelé détection, la probabilité associée à ce dernier est appelée la probabilité de détection P_D . L'événement (ii) est réalisé lorsque (i) n'est pas réalisé et donc sa probabilité est $1 - P_D$, elle est appelée la probabilité de non détection P_M (Probability of Miss). L'événement (iii) est appelé une fausse alarme, sa probabilité est la probabilité de fausse alarme P_{FA} . La probabilité de l'événement (iv) est $1 - P_{FA}$. Donc il y a deux types de probabilités qui sont utilisés pour l'analyse des performances du radar, P_{FA} et P_D [Echard1991]. Dans la Figure 2.4, la valeur du seuil de détection T dépend directement de la nature statistique du clutter et de la P_{FA} désirée (typiquement elle varie entre 10^{-8} et 10^{-3}).

Plusieurs conceptions de systèmes radars supposent que la fonction de densité de probabilité (PDF : Probability Density Function) du clutter est connue et la P_{FA} est fixée à des valeurs faibles. En se basant sur ces deux hypothèses, nous pouvons calculer la valeur du seuil de détection T .

La situation décrite précédemment peut être représentée par une source à deux sorties possibles appelées hypothèses. L'hypothèse nulle H_0 représente 'cible absente' et l'hypothèse alternative H_1 représente 'cible présente'. Chaque hypothèse correspond à une ou plusieurs observations représentées par des variables aléatoires. En se basant sur ces observations, le récepteur prend l'une des quatre décisions (i), (ii), (iii) ou (iv). Supposant que le récepteur prend une décision basée sur une seule observation du signal reçu q . L'ensemble des valeurs possibles q est appelé l'espace d'observation Z . Comme cela est indiqué dans la Figure 2.5, l'espace d'observation est partitionné en deux régions Z_0 et Z_1 de telle façon que si q est dans Z_0 , le récepteur décide en faveur de H_0 , sinon, si q est dans Z_1 , le récepteur décide en faveur de H_1 . Les PDF de q correspondant à chaque hypothèse sont $p_{Q/H_0}(q/H_0)$ et $p_{Q/H_1}(q/H_1)$. Dans la suite, on va présenter quelques critères de décision utiles dans la détection radar.

2.4.1 Test de Bayes

Dans ce que suit, nous considérerons le problème de test des hypothèses binaires. Pour formuler le critère de Bayes, nous utilisons deux hypothèses. Dans la Première, nous supposons que les probabilités de sorties de la source soient connues. Elles sont appelées les probabilités *a priori* $p(H_0) = p_0$ et $p(H_1) = p_1$. La deuxième hypothèse consiste à attribuer un coût à chaque décision possible. Si nous notons par D_i ; $i = 0,1$ les décisions qui correspondent respectivement aux hypothèses H_0 et H_1 alors C_{ij} ; $i, j = 0,1$ correspond au coût qui est associé à la décision D_i sachant que l'hypothèse H_j est vraie (décider D_i/H_j est vraie) [Barkat2005].

Le but du critère de Bayes est de déterminer les régions de décision Z_0 et Z_1 qui minimisent le coût moyen $E[C]$ appelé aussi risque de Bayes [Van1968].

$$E[C] = C_{00}p(D_0, H_0) + C_{10}p(D_1, H_0) + C_{01}p(D_0, H_1) + C_{11}p(D_1, H_1) \quad (2.1)$$

Les probabilités conjointes $p(D_0, H_0)$ dans (2.1) peuvent être réécrites comme suit :

$$p(D_i, H_j) = p(H_j)p(D_i/H_j) = p(H_j)p(q \in Z_i/H_j) = p(H_j) \int_{Z_i} p_{Q/H_j}(q/H_j) dq \quad (2.2)$$

Il est clair que les deux régions de décision sont complémentaires. Nous pouvons donc écrire

$$\int_{Z_i} p_{Q/H_j}(q/H_j) dq = 1 - \int_{Z_j} p_{Q/H_j}(q/H_j) dq, \quad i \neq j, \quad i, j = 0, 1 \quad (2.3)$$

A partir de (2.3), le coût moyen de Bayes peut être réécrit comme suit :

$$E[C] = C_{11}p_1 + C_{10}p_0 + \int_{Z_0} [p_1(C_{01} - C_{11})p_{Q/H_1}(q/H_1) - p_0(C_{10} - C_{00})p_{Q/H_0}(q/H_0)] dq \quad (2.4)$$

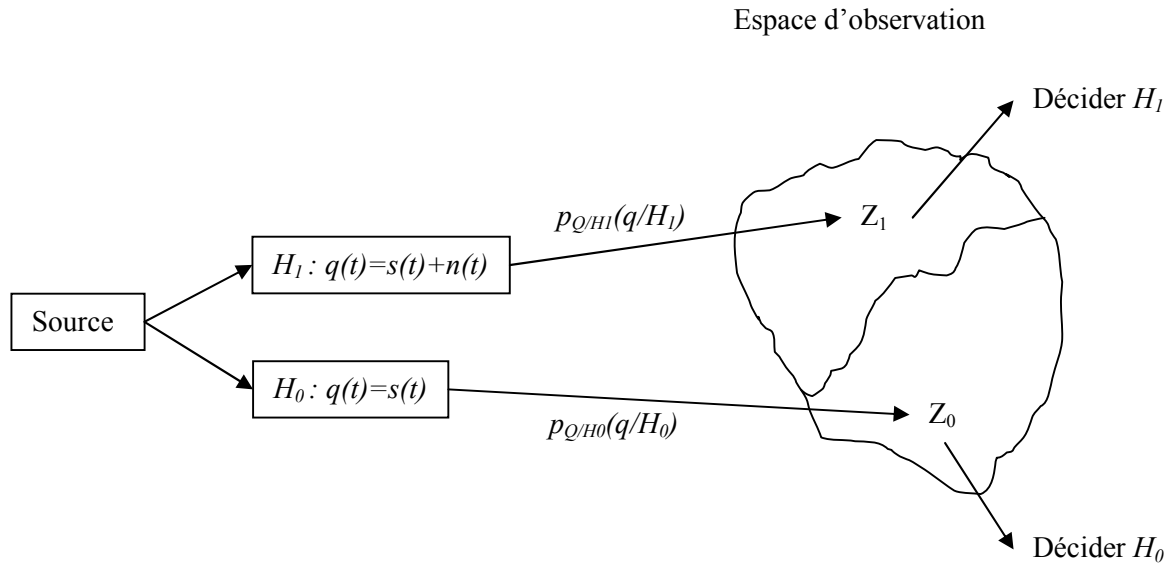


Figure 2.5- Régions de décision

Nous remarquons que les deux premiers termes dans (2.4) ne dépendent pas des régions de décision. Pour minimiser le coût moyen $E[C]$, il faut minimiser l'intégrale. Pour cela, nous devons attribuer à Z_0 tous les points de l'espace des observations pour lesquels l'intégrale est négative. Ce qui est équivalent à la règle de décision suivante:

$$\Lambda(Q) = \frac{p_{Q/H_1}(q/H_1)}{p_{Q/H_0}(q/H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \frac{p_0(C_{10} - C_{00})}{p_1(C_{01} - C_{11})} = T \quad (2.5)$$

où $\Lambda(Q)$ est le rapport de vraisemblance.

2.4.2 Test de Neyman-Pearson

Dans la section précédente, nous avons vu que le critère de Bayes exige la connaissance des probabilités *a priori* p_i , $i=0,1$ ainsi que les coûts de décision. Dans plusieurs applications telle que la détection radar, il est très difficile d'assigner des coûts réalistes et des probabilités *a priori*. Dans ce

cas, nous utilisons la P_{FA} et la P_D . Le test de Neyman-Pearson maximise la P_D tout en maintenant la valeur de la P_{FA} égale à une valeur α_0 . La règle de décision est donnée par [Barkat2005] :

$$\Lambda(Q) = \frac{p_{Q/H_1}(q/H_1)}{p_{Q/H_0}(q/H_0)} > \lambda \quad (2.6)$$

λ est le multiplicateur de Lagrange.

2.4.3 Test du Minimax

Le test du minimax vient résoudre le problème de la connaissance des probabilités *a priori* rencontré précédemment. Pour obtenir ce test, on commence par analyser l'influence du choix du seuil sur le risque de Bayes. Admettons qu'une certaine valeur du seuil de décision η soit fixée. Une fois que le seuil est fixé, la performance du test est obtenue en comparant le rapport de vraisemblance avec ce seuil. La règle de décision résultante du critère de minimax est la suivante [Barkat2005] :

$$\Lambda(Q) \underset{H_0}{>} \frac{(1-p_1)(C_{10}-C_{00})}{p_1(C_{01}-C_{11})} = \eta \quad (2.7)$$

Pour parvenir à ce test, nous devons donc choisir un seuil menant aux valeurs de P_M et P_{FA} vérifiant l'égalité suivante :

$$C_{11} - C_{00} + (C_{01} - C_{11})P_M - (C_{10} - C_{00})P_{FA} = 0 \quad (2.8)$$

2.4.4 Rapport de vraisemblance généralisé

La mise en œuvre du test de Neyman-Pearson suppose que la PDF des observations soit connue sous les deux hypothèses. Dans la détection radar, certains paramètres sont inconnus tels que l'amplitude du signal et les paramètres statistiques caractérisant le clutter.

Soit θ l'ensemble de ces paramètres inconnus. La loi de probabilité des observations est donnée sous H_0 et H_1 par $p(q, \theta / H_0)$ et $p(q, \theta / H_1)$, respectivement.

Dans le cas de la détection radar CFAR, la détection à base du GLRT a été introduite pour des environnements modélisés par des SIRVs (Spherically Invariant Random Vectors) ou encore Gaussien-composé (compound-Gaussian) [Pascal2008, Pailloux2010, Chalabi2012]. Un SIRV noté C est le produit d'une variable aléatoire τ positive appelée texture, ayant une loi de probabilité $p_\tau(\tau)$ avec une moyenne $\mu = E[\tau]$ et un vecteur aléatoire complexe Gaussien $X = X_I + jX_Q$ indépendant de la

texture τ . Ce vecteur de dimension m est appelé speckle, de matrice de covariance $M = E[XX^H]$.

Donc, un SIRV est donné sous la forme suivante:

$$C = \sqrt{\tau} X \quad (2.9)$$

La PDF $p_c(C)$ d'un SIRV est donnée par:

$$p_c(C) = \int_0^{+\infty} g_m(C/\tau) p_\tau(\tau) d\tau \quad (2.10)$$

où $g_m(C/\tau)$, dépendant de la dimension m du vecteur complexe Gaussien comme suit:

$$g_m(C/\tau) = \frac{1}{(\pi\tau)^m \det(M)} \exp\left(-\frac{C^H M^{-1} C}{\tau}\right) \quad (2.11)$$

Donc la PDF totale du SIRV C devient:

$$p_c(C) = \int_0^{+\infty} \frac{1}{(\pi\tau)^m \det(M)} \exp\left(-\frac{C^H M^{-1} C}{\tau}\right) p_\tau(\tau) d\tau \quad (2.12)$$

En effet, cette PDF est à l'origine de la construction du test de rapport de vraisemblance RV, qui est en fait un test du rapport de vraisemblance généralisé GLRT, puisque plusieurs paramètres sont inconnus telles que la texture τ et la matrice de covariance M du vecteur Gaussien X .

Dans plusieurs situations, la PDF de la texture est connue, par exemple un SIRV K -distribué est caractérisé par une texture de loi Gamma. Dans ce cas, la PDF du SIRV K -distribué est donnée par [Farina1997] :

$$p_c(C) = \frac{1}{\pi^m \Gamma(\nu) 2^{\nu-m-1} \det(M)} \left(\frac{\nu}{\mu}\right)^m \left[4\nu \frac{C^H M^{-1} C}{\mu}\right]^{\frac{\nu-m}{2}} K_{\nu-m} \left(\sqrt{4\nu \frac{C^H M^{-1} C}{\mu}}\right) \quad (2.13)$$

où $K_{\nu-m}$ est la fonction de Bessel modifiée d'ordre $\nu - m$ du second type. ν et μ sont les paramètres de forme et d'échelle, respectivement. Ainsi, la matrice de covariance est estimée à partir des échantillons du clutter. Parmi les estimateurs existants dans la littérature, nous retrouvons le SCM (Simple Covariance Matrix), le FP (Fixed Point) et le PFP (Persymmetric FP) [Pascal2006, Pailloux2010].

En outre, le signal de la cible contient d'autres paramètres inconnus. Le signal de la cible peut être représenté par un signal unidimensionnel. La forme du signal complexe est donnée par :

$$S = S_I + jS_Q = AP \quad (2.14)$$

où A est l'amplitude et P (steering vector) est un vecteur de dimension m contenant d'autres paramètres telles que la vitesse, la distance et de la direction de la cible.

Le problème de la détection radar dans le cas d'un environnement modélisé par un modèle SIRV est formé par le test d'hypothèse suivant:

$$\begin{cases} H_0 : Z = C \\ H_1 : Z = AP + C \end{cases} \quad (2.15)$$

Le rapport de vraisemblance généralisé (GLRT) consiste à remplacer le paramètre inconnu θ sous les deux hypothèses H_0 et H_1 par son estimé du maximum de vraisemblance (MLE) [Barkat2005], comme suit:

$$\Lambda(Q) = \frac{\max_{\theta} p(q/H_1, \theta)}{\max_{\theta} p(q/H_0, \theta)} > \lambda \quad (2.16)$$

où λ est le seuil de détection.

2.5 Modélisation des cibles

Durant plusieurs années, un nombre de travaux ont été orientés vers le domaine de prévision de la surface équivalente du radar RCS (Radar Cross Section). La surface équivalente du radar d'une cible sert à quantifier le pouvoir réflecteur de celle-ci en réponse à un signal radar. Ceci a mené à un grand nombre de modèles statistiques et de techniques analytiques pour sa détermination. En effet, le RCS joue un rôle principal dans les performances du système de détection, car plus le modèle statistique de la cible est déterminé de façon convenable, plus la prévision du comportement du radar devient plus fiable. Marcum [Marcum1960] a donné une expression analytique de la P_D pour une cible de RCS constant. Cependant, la dispersion de l'énergie électromagnétique d'une cible est un phénomène plutôt compliqué, dont la caractérisation dépend de beaucoup de facteurs; par exemple la géométrie, la taille, l'aspect de visionnement de la cible. D'ailleurs, toutes ces caractéristiques sont souvent inconnues et changent dans le temps. Donc, il est plus raisonnable de modéliser le RCS de la cible comme une variable aléatoire.

Swerling [Swerling1960, Swerling1965] a présenté les premiers modèles de fluctuation d'une cible. En exploitant une fonction de densité de probabilité de Rayleigh pour modéliser la fluctuation de l'amplitude, il a pu obtenir des expressions exactes pour deux situations; la fluctuation rapide et la fluctuation lente d'une cible dans les échos radar. [Lewinski1983, Swerling1997] ont étendu les modèles précédents à travers l'utilisation de la loi Gamma, afin de proposer un modèle statistique valable pour des cibles non stationnaires. D'autres modèles basés sur la loi Gamma ont également été présentés pour expliquer des fluctuations de cibles plus complexes, tel que le modèle Gamma non central NCG (Non Central Gamma) [Shnidman2003]. Récemment dans [Guolong2014], Guolong *et al* ont introduit le modèle de Weibull pour décrire les fluctuations de la cible. Ce domaine reste

toujours ouvert pour investiguer d'autres modèles statistiques de la cible. Dans ce qui suit, nous présentons les deux modèles de Swerling et de Weibull.

2.5.1 Modèles de Swerling

Il y a pratiquement quatre modèles de Swerling qui décrivent les fluctuations de la cible [Swerling1960, Swerling1965].

Ce modèle exploite la PDF de Rayleigh. En fait, les quatre modèles de la cible découlent de la formule générale suivante [Barkat2005] :

$$p_k(S) = \frac{1}{\Gamma(k)} \frac{k}{m_s} \left(\frac{kS}{m_s} \right)^{k-1} \exp\left(-\frac{kS}{m_s}\right), \quad S \geq 0 \quad (2.17)$$

où m_s est la puissance moyenne du signal reçu S .

Le modèle de Swerling détermine la nature des fluctuations de la cible. En réalité, il y a deux types de cibles. Une cible rapidement fluctuante (pulse-to-pulse) et une cible lentement fluctuante (scan-to-scan). Il en découle quatre cas possibles:

Swerling I: Dans ce cas, la cible est lentement fluctuante (scan-to-scan), la PDF du signal cible suit une loi Exponentielle (le détecteur quadratique est utilisé) donnée comme suit ($k=1$) :

$$p(S) = \frac{1}{m_s} \exp\left(-\frac{S}{m_s}\right), \quad S \geq 0 \quad (2.18)$$

Swerling II: Dans ce cas, la cible est rapidement fluctuante (pulse-to-pulse), la PDF du signal cible est la même du cas de Swerling I (2.18). Ces deux types de modélisation peuvent caractérisés les statistiques des avions et des navires.

Swerling III: Pour ce cas, la cible est lentement fluctuante (scan-to-scan) mais la PDF du signal cible suit une loi non Exponentielle donnée par ($k=2$) :

$$p(S) = \frac{4S}{m_s^2} \exp\left(-\frac{2S}{m_s}\right), \quad S \geq 0 \quad (2.19)$$

Swerling IV: Dans ce cas, la cible est rapidement fluctuante (pulse-to-pulse) et la PDF du signal cible est la même que le troisième modèle de Swerling (2.19). Ces deux derniers types de modélisation peuvent caractérisés à titre d'exemple les statistiques des missiles.

2.5.2 Modèle de Weibull

Récemment, Dans le cas de la détection radar non cohérente, Guolong *et al* [Guolong2014] ont discuté le cas de la présence de plusieurs cibles indépendantes mais non identiquement distribuées. Ils ont proposé l'utilisation du modèle Weibull pour décrire les fluctuations des cibles. La PDF de l'amplitude A_n de la cible est donnée par :

$$f_{A_n}(x) = \frac{a_n}{w_n} x^{a_n-1} \exp\left(-\frac{x^{a_n}}{w_n}\right) U(x), n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2.20)$$

où $U(\cdot)$ est la fonction unitaire, $a_n > 0$ et $w_n > 0$ représentent, respectivement, les paramètres de forme et d'échelle de la distribution Weibull.

La PDF de la somme des variables aléatoires indépendantes de distribution Weibull est obtenue en termes d'une somme infinie de PDFs Gamma.

Dans ce cas, le rapport SNR (signal sur bruit) est donné comme suit :

$$SNR = \frac{\sum_{n=0}^{N-1} E[A_n^2]}{2\sigma^2} \quad (2.21)$$

où $2\sigma^2$ est la puissance du bruit.

2.6 Modélisation du clutter de mer

En général, dans les systèmes radar le clutter est constitué des échos indésirables réfléchis par l'environnement. Ces échos peuvent perturber les opérations du radar et rendre la détection de la cible d'intérêt très difficile. Le clutter peut être classé en deux catégories principales; à savoir le clutter de volume et le clutter de surface.

Clutter de volume

L'origine du clutter de volume est liée aux phénomènes atmosphériques. Ce type de clutter peut être produit par la pluie, la paille, les oiseaux, les insectes, etc.

Clutter de surface

Le clutter de surface est généralement produit par les surfaces de la terre et de la mer. Le clutter de terre est plus difficile à modéliser car il dépend des propriétés diélectriques de la terre. De plus il comprend les arbres, les végétations, le relief du terrain, les structures artificielles, etc.

Dans cette thèse, nous nous sommes intéressés particulièrement au clutter de mer. Le clutter de mer est l'ensemble des échos radar réfléchis par la surface de la mer. La modélisation de ces échos forme une étape primordiale dans la conception de détecteurs radar robustes travaillant dans ce type de clutter. Durant plusieurs années, un certain nombre d'études ont été faites sur la modélisation du clutter de la mer. Tronc *et al* [Trunk1970, Trunk1972] ont montré que les mesures statistiques du clutter de la mer possèdent des propriétés non-Gaussiennes. Par conséquent, Ils ont proposé l'utilisation de la distribution Log-normal pour décrire les variations statistiques du clutter de la mer. Dans la même optique, Jakeman et Pusey [Jakeman1976] ont utilisé les distributions Log-normal et K pour modéliser le clutter de mer. Plus tard, la distribution K a été exploitée par Baker [Baker1985] et Watts [Watts1985, Watts1987a, Watts1987b]. Les travaux de Watts ont eu traités la modélisation du clutter de la mer par le modèle composé de la distribution K puis le modèle K -plus-bruit avec la prise en compte du bruit thermique. D'autre part, Farina *et al* [Farina1986b] ont aussi utilisé la distribution Log-normal. Dans [Lewinski1983], la distribution Weibull a été introduite dans la modélisation du clutter de la mer. Ce modèle a été exploité non seulement pour le clutter de la mer, mais aussi pour d'autres types de clutter tels que le clutter de sol, le clutter de la mer gelée (sea ice) et le clutter atmosphérique [Sekine1990]. D'autres études ont été réalisées sur la modélisation du clutter de la mer exploitant des données réelles pour la distribution Log-normal [Farina1998, Billingsley1999, Gini2000, Greco2004], la distribution K [Farina1998, Billingsley1999, Gini2000, Greco2004, Ward2006] et la distribution Weibull [Billingsley1999, Gini2000, Greco2004, Ward2006]. Récemment, Mezache *et al* [Mezache2012, Mezache2015a] ont proposé la distribution CIG (Compound Inverse Gaussian) dans le cas où le bruit thermique est inclus. Les performances de ce modèle sont validées également en utilisant des données réelles. Chalabi et Mezache [Chalabi2015a] ont proposé le modèle CBP (Compound Beta Prime). Ce modèle est caractérisé par une texture Béta-Prime distribuée. Weinberg [Weinberg2013] a utilisé la distribution Pareto pour décrire les statistiques du clutter de la mer. En présence du bruit thermique, la distribution Pareto-plus-bruit a également été proposée pour modéliser ce type de clutter [Farshchian2010, Rosenberg2013]. La modélisation reste toujours un axe de recherche ouvert, car les modèles proposés jusqu'à ce jour donnent des performances de qualité variable.

L'évolution dynamique de la mer peut être caractérisée par deux paramètres ; son état et la direction des vagues. L'état de la mer prend en compte l'amplitude et la distance entre les vagues. Deux types de vagues apparaissent à la surface de la mer; les vagues de capillarité et les celles de gravité [Haykin2002]. Les premières, de faible taille et nombreuses, représentent l'effet du vent et elles sont superposées aux deuxièmes qui sont plus larges. Le speckle est la conséquence des premières (capillarité). La texture est la conséquence des vagues de gravité. L'état de la mer est défini par ce dernier type de vague et le mécanisme de réflexion du signal radar à la surface de la mer est illustré dans la Figure 2.6 [Haykin2002].

Dans la suite, nous présentons les modèles les plus utilisés dans la littérature radar par modélisation du clutter de mer non-Gaussien de haute résolution.

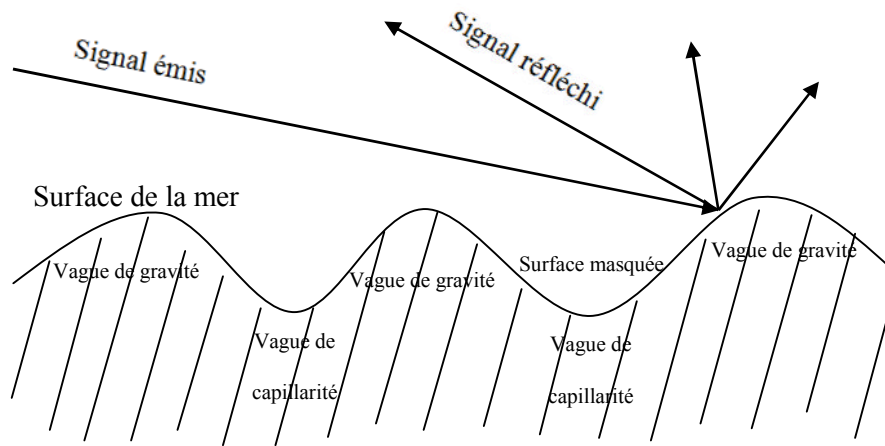


Figure 2.6- Mécanismes d'interaction du signal radar (surface de la mer)

2.6.1 Distribution Log-normal

La distribution Log-normal est caractérisée par une longue queue. Dans le but d'une détection CFAR robuste, ceci permet de modéliser le clutter de mer non-Gaussien [Goldstein1973, Guida1993]. La PDF de la distribution Log-normal est donnée par :

$$p_X(x) = \frac{1}{x\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(\ln(x) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right), \quad x > 0 \quad (2.21)$$

où μ est la moyenne et σ^2 la variance.

Les moments d'ordre n caractérisant le clutter Log-normal sont donnés par :

$$\langle x^n \rangle = \exp\left(n\mu + \frac{n^2\sigma^2}{2}\right) \quad (2.22)$$

La fonction de répartition (CDF: cumulative distributed function) est donnée par

$$F(x) = \frac{1}{2} \left(1 + \operatorname{erf}\left(\frac{\log(x) - m}{\sqrt{2}\sigma}\right) \right) \quad (2.23)$$

où $\operatorname{erf}(\cdot)$ est la fonction d'erreur.

5.6.2 Distribution Weibull

La distribution Weibull a été utilisée pour modéliser le clutter de mer de haute résolution [Schleher1976, Fay1977]. Cette distribution biparamétrique a une expression de la PDF donnée par:

$$p_X(x) = \frac{c}{b} \left(\frac{x}{b}\right)^{c-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right), \quad x \geq 0 \quad (2.24)$$

où b et c représentent les paramètres de forme et d'échelle, respectivement.

L'expression des moments d'ordre n de la distribution Weibull est donnée par :

$$\langle x^n \rangle = b^n \Gamma\left(\frac{n}{c} + 1\right) \quad (2.25)$$

où $\Gamma(\cdot)$ est la fonction gamma. La CDF de cette distribution est:

$$F(x) = 1 - \exp\left(-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right) \quad (2.26)$$

2.6.3 Distribution K -composée

La distribution K -composée a été beaucoup utilisée par les radaristes pour décrire les variations du clutter de la mer. Les résultats de plusieurs expériences prouvent évidemment que cette distribution donne une description correcte du clutter de la mer [Ward1981, Ward1982, Ward1985, Watts1985, Watts1987]. La distribution K -composée est définie par deux composantes; la première est connue sous le nom de texture. Elle représente le niveau local moyen du clutter et suit une loi Gamma. La deuxième, appelée speckle suit une loi Rayleigh. Donc, la PDF totale de la distribution K -composée est obtenue en moyennant la composante speckle sur toutes les valeurs possibles de la composante texture comme suit :

$$p_X(x) = \int_0^{\infty} p(x/y)p(y)dy \quad (2.27)$$

où $p_Y(y)$ est la PDF de la texture et $p_{X/Y}(x/y)$ est la PDF du speckle.

Dans le cas d'un détecteur d'enveloppe, les PDF de la texture et du speckle sont, respectivement données par :

$$p_Y(y) = \frac{2b^{2\nu} y^{2\nu-1}}{\Gamma(\nu)} \exp(-b^2 y^2), \quad 0 \leq x \leq +\infty \quad (2.28)$$

$$p_{X/Y}(x/y) = \frac{\pi x}{2y^2} \exp\left(-\frac{\pi x^2}{4y^2}\right), \quad 0 \leq x \leq +\infty \quad (2.29)$$

En remplaçant (2.28) et (2.29) dans (2.27) et après quelques simplifications mathématiques, nous obtenons la PDF totale de la distribution K -composée sans bruit sous la forme suivante :

$$p_X(x) = \frac{4c}{\Gamma(\nu)} (cx)^\nu K_{\nu-1}(2cx) \quad (2.30)$$

où ν est le paramètre de forme, $c = b\sqrt{\pi/4}$ le paramètre d'échelle, $K_{\nu-1}(\cdot)$ la fonction de Bessel modifié de deuxième espèce d'ordre $\nu - 1$.

Les statistiques de la distribution K -composée sont complètement définies par le paramètre de forme ν et le paramètre d'échelle c . Le paramètre de forme ν décrit l'état de la mer. Les valeurs possibles de ce paramètre appartiennent à l'intervalle $[0.1, \infty[$, si ν tend vers 0.1, le clutter est très pointu (very spiky) ce qui produit une longue queue de la distribution. Cela s'explique par la présence d'un nombre élevé d'échos de forte intensité. Si ν tend vers l'infini, la distribution K -composée devient simplement une distribution Rayleigh; i.e., Gaussienne. Dans ce cas, le clutter est composé du bruit thermique uniquement. Le paramètre d'échelle c est une constante positive, qui est à l'origine des variations du niveau moyen des échos du clutter de la mer.

L'expression des moments d'ordre n de la distribution K est donnée par :

$$\langle x^n \rangle = \left(\frac{4}{\pi b^2}\right)^n \frac{\Gamma(n+1)\Gamma(\nu+n)}{\Gamma(\nu)} \quad (2.31)$$

Cependant, la CDF de la distribution K est exprimée en termes de la fonction de Bessel comme suit :

$$F(x) = 1 - \frac{2}{\Gamma(\nu)} (cx)^\nu K_\nu(2cx) \quad (2.32)$$

2.6.4 Distribution Pareto-composée

La distribution de Pareto-composée a été récemment utilisée dans la modélisation du clutter de mer [Weinberg2013a, Rosenberg2013]. Ce modèle est analytiquement plus simple que la distribution K -composée, et par conséquent, plus facile à manipuler.

La distribution Pareto-composée est caractérisée par deux paramètres. Le paramètre de forme α et le paramètre d'échelle β . La PDF est obtenue d'une manière similaire que celle de la distribution K -composée, sauf que dans ce cas la texture suit une loi Gamma-inverse, donnée par:

$$p_Y(y) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} y^{-\alpha-1} \exp\left(-\frac{\beta}{y}\right) \quad (2.33)$$

En remplaçant (2.33) et (2.29) dans (2.27), la PDF Pareto-composée sans bruit prend une forme compacte suivante :

$$p_X(x) = \frac{\alpha\beta^\alpha}{(x+\beta)^{\alpha+1}} \quad (2.34)$$

Les moments d'ordre n associés à la distribution Pareto-composée sont donnés par :

$$\langle x^n \rangle = \frac{\beta^n \Gamma(r+1) \Gamma(\alpha-n)}{\Gamma(\alpha)} \quad (2.35)$$

La CDF correspondante s'exprime comme suit :

$$F(x) = 1 - \left(\frac{\beta}{x+\beta}\right)^\alpha \quad (2.36)$$

2.6.5 Distribution CIG

La distribution CIG (Compound Inverse Gaussian) a été introduite dans les dernières années pour modéliser le clutter de mer haute résolution [Ollila2012, Mezache2015a]. Les résultats expérimentaux obtenus montrent que ce modèle offre de bonnes performances de modélisation des données réelles du radar IPIX. La distribution CIG est aussi caractérisée par deux composantes; speckle et texture. La PDF de la distribution CIG est obtenue d'une manière similaire que celle de la distribution K -composée et Pareto-composée. Dans ce cas, la texture suit une loi Gaussienne-inverse (IG: Inverse-Gaussian) donnée par [Ollila2012, Mezache2015a]:

$$p_Y(y) = \frac{\lambda^{1/2}}{\sqrt{2\pi} y^{3/2}} \exp\left(-\lambda \frac{(y-\mu)^2}{2\mu^2 y}\right), \quad 0 < y < \infty \quad (2.37)$$

où λ est le paramètre de forme et μ la moyenne. Les valeurs du paramètre de forme λ sont définies dans l'intervalle $[0.1, \infty[$, pour une mer agitée $\lambda \in [0.1, 1]$ et pour $\lambda \rightarrow \infty$, la distribution CIG tend vers la distribution Exponentielle. En remplaçant (2.37) et (2.29) dans (2.27), nous obtenons la PDF de la distribution CIG comme suit :

$$p_X(x) = \sqrt{\frac{\lambda\pi}{2}} \frac{x}{2} \int_0^{+\infty} y^{-7/2} \exp\left(-\frac{\pi x^2}{4y^2} - \lambda \frac{(y-\mu)^2}{2\mu^2 y}\right) dy \quad (2.38)$$

L'expression des moments d'ordre n de la distribution CIG est donnée comme suit :

$$\langle x^n \rangle = \Gamma(n+1) \sqrt{\frac{2\lambda}{\pi\mu}} \mu^n e^{\lambda/\mu} K_{n-1/2} \left(\frac{\lambda}{\mu} \right) \quad (2.39)$$

Par conséquent, la CDF de la distribution CIG est donnée par :

$$F(x) = 1 - \left(1 + \frac{2x}{\lambda} \right)^{-1/2} \exp \left(\frac{\lambda}{\mu} \left(1 - \sqrt{1 + \frac{2x}{\lambda}} \right) \right) \quad (2.40)$$

2.7 Radars MIMO

Le concept MIMO a été exploité essentiellement dans le domaine des télécommunications. Cette application a donné un véritable élan permettant le transfert des données à plus grande vitesse. Il fut introduit dans les radars pour améliorer les performances de la détection de cibles. Ceci, a ouvert un nouvel axe de recherche en détection radar. Le radar MIMO utilise plusieurs antennes d'émission et de réception [Bliss2003, Rabideau2003]. Chaque antenne d'émission émet une forme d'onde différente, indépendamment des autres antennes d'émission.

Selon la configuration de leurs antennes, les radars MIMO sont généralement regroupés en deux types. Dans le premier, les antennes d'émission sont largement séparées (widely separated). Celui-ci est appelé radar MIMO statistique (statistical MIMO radar) [Haimovich2008]. Dans le deuxième, les antennes d'émission et de réception sont suffisamment proches pour que chaque antenne voie la cible de la même façon. Ce type de radar MIMO est connu sous le nom radar MIMO cohérent ou radar MIMO avec des antennes colocalisées (colocated antennas) [Li2007a]. Les deux configurations sont représentées dans la Figure 2.7.

Les avantages de la première configuration sont nombreux. Le radar MIMO statistique offre une grande diversité spatiale. Ce qui conduit à une meilleure stabilité pour les tests d'hypothèses statistiques de la cible [Fishler2004b, Fishler2006], une haute résolution [Lehmann2006] et une bonne estimation de la position de la cible [Fishler2004b]. Pour la seconde configuration, le radar MIMO cohérent améliore la capacité de l'identification de la cible [Li2007b] et renforce la sensibilité pour détecter des cibles mobiles lentes [Forsythe2004].

Dans la détection adaptative CFAR des radars MIMO, peu de travaux ont été effectués. Dans le cas d'un clutter Gaussien distribué, Janatian *et al* [Janatian2013] ont généralisé les détecteurs CA, GO, SO, OS et ACMLD-CFAR pour une détection radar MIMO. Les expressions de la P_{FA} ont également été développées dans le cas d'un bruit homogène.

Dans le cas où le clutter est modélisé par des modèles Gaussien-composé ou SIRVs, Murat *et al* [Murat2011] ont étudié le problème de la détection radar MIMO statistique où les antennes sont largement séparées. Le clutter est supposé Gaussien-composé avec une texture de distribution

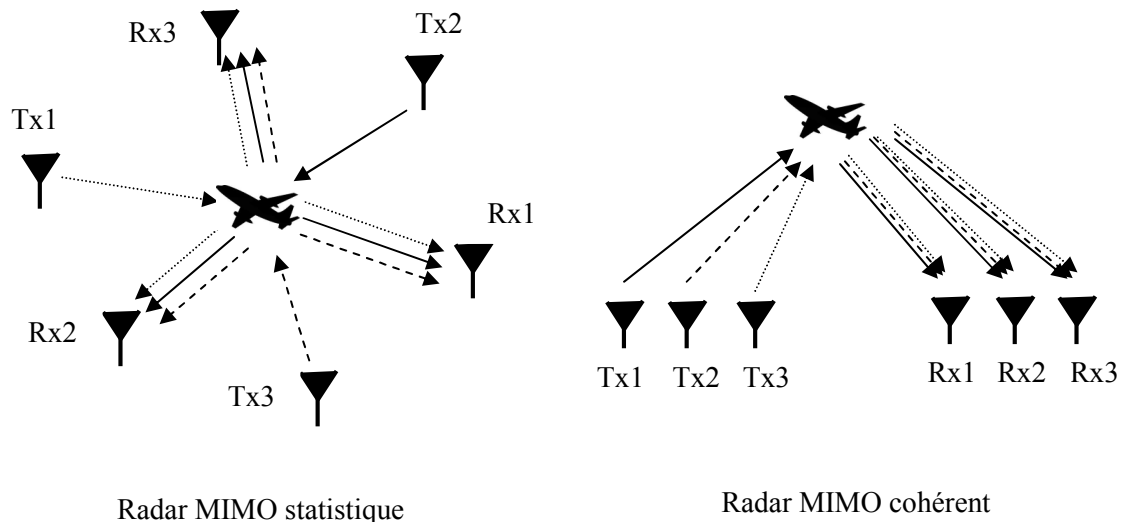


Figure 2.7- Radars MIMO statistique et cohérent

inverse-Gamma. L'algorithme PX-EM (Parameter-Expanded Expectation-Maximization) a été appliqué pour estimer la texture et le speckle du clutter ainsi que les paramètres de la cible. Dans [Li2009], deux détecteurs MIMO sont proposés sous l'hypothèse d'un clutter Gaussien-composé, les deux détecteurs sont basés sur les critères de Wald et Rao dans le cas où la matrice de covariance du clutter est connue. L'expression de la P_{FA} est aussi développée vérifiant la propriété CFAR. Cui *et al* [Cui2010], toujours pour un clutter Gaussien-composé, ont proposé deux détecteurs basés sur le test GLRT et le critère de Wald et Rao. Les deux détecteurs sont conçus sous l'hypothèse d'une matrice de covariance du clutter inconnue. Chong *et al* [Chong2010] ont étudié la détection MIMO dans le cas d'un clutter Gaussien-composé hétérogène. Kong *et al* [Kong2015] ont proposé deux détecteurs basés sur le test du GLRT. Dans ce cas, la texture du clutter suit une loi inverse-Gamma. Les deux détecteurs sont conçus dans le cas de données primaires et secondaires de différentes textures.

2.8 Détection adaptative CFAR

L'objectif majeur du radar est la décision de la présence ou l'absence d'une cible d'intérêt noyée dans un clutter. Le détecteur optimal utilisé dans un système radar est celui de Neyman-Pearson, qui est basé sur la maximisation de la P_D pour une P_{FA} donnée. Le problème de la détection optimale a été étudié par Swerling [Swerling1960], pour des cibles supposées non fluctuantes ou qui fluctuent suivant les modèles de Swerling I, II, III et IV noyées dans un bruit blanc Gaussien. Dans ce cas, la connaissance *a priori* des propriétés statistiques du clutter et de la cible sont nécessaires. En pratique, l'environnement où le radar fonctionne dépend de plusieurs facteurs; ce qui conduit à des signaux variant dans le temps. Le détecteur à seuil fixe ne permet pas de garantir le maintien d'un taux de fausse alarme constant et par conséquent engendre une dégradation des performances de détection. De ce fait,

les détecteurs adaptatifs sont utilisés dans le but de maintenir un taux de fausse alarme constant ou CFAR. L'architecture générale d'un détecteur CFAR est représentée dans la Figure 2.8.

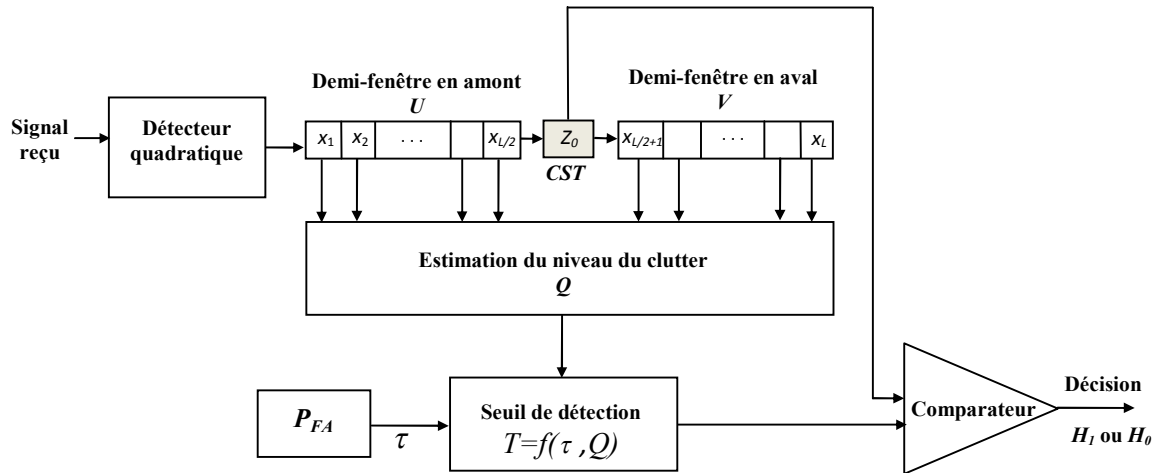


Figure 2.8- Principe de la détection adaptative CFAR

Le signal reçu est échantillonné en distance. Ce dernier est envoyé dans un registre à décalage pour former l'ensemble des cellules de référence. La détection se fait à travers une comparaison du signal contenu dans la cellule sous test (CST) et le seuil adaptatif T obtenu selon le niveau de clutter Q calculé à partir des cellules de référence et un facteur multiplicatif τ permettant de garantir le maintien de la P_{FA} de consigne.

Le détecteur CA-CFAR est l'un des détecteurs CFAR les plus connus. Comme cela est montré en Figure 2.9, le calcul du seuil de détection est obtenu à partir de la moyenne arithmétique du contenu des cellules de référence. Finn et Johnson [Finn1968] ont démontré que dans le cas d'un clutter homogène et Gaussien, où les échantillons du clutter sont IID, le détecteur CA-CFAR possède de bonnes performances et se rapproche du détecteur de Neyman-Pearson si le nombre des échantillons du clutter est suffisamment élevé.

Dans plusieurs situations réelles, le clutter n'est pas uniformément distribué. Ceci peut être dû à la présence d'un bord de clutter ou de cibles interférentes au niveau des cellules de référence. Dans ce cas, le clutter est dit hétérogène. Le seuil de détection est affecté et produit une augmentation des fausses alarmes. Pour contrôler la régulation de la P_{FA} , Hansen et Sawyers [Hansen1980] ont proposé le détecteur GO-CFAR, où les cellules de la fenêtre de référence sont séparées en deux sous-fenêtres U et V en amont et en aval de la cellule sous test (Figure 2.9). Le contenu de chaque demi-fenêtre est sommé, et le plus grand des deux est alors utilisé pour estimer la puissance du clutter. Le détecteur GO-CFAR a montré de meilleures performances dans le cas de la présence d'un bord de clutter dans l'une des deux demi-fenêtres. Toutefois, dans le cas où la cible est noyée dans la demi-fenêtre

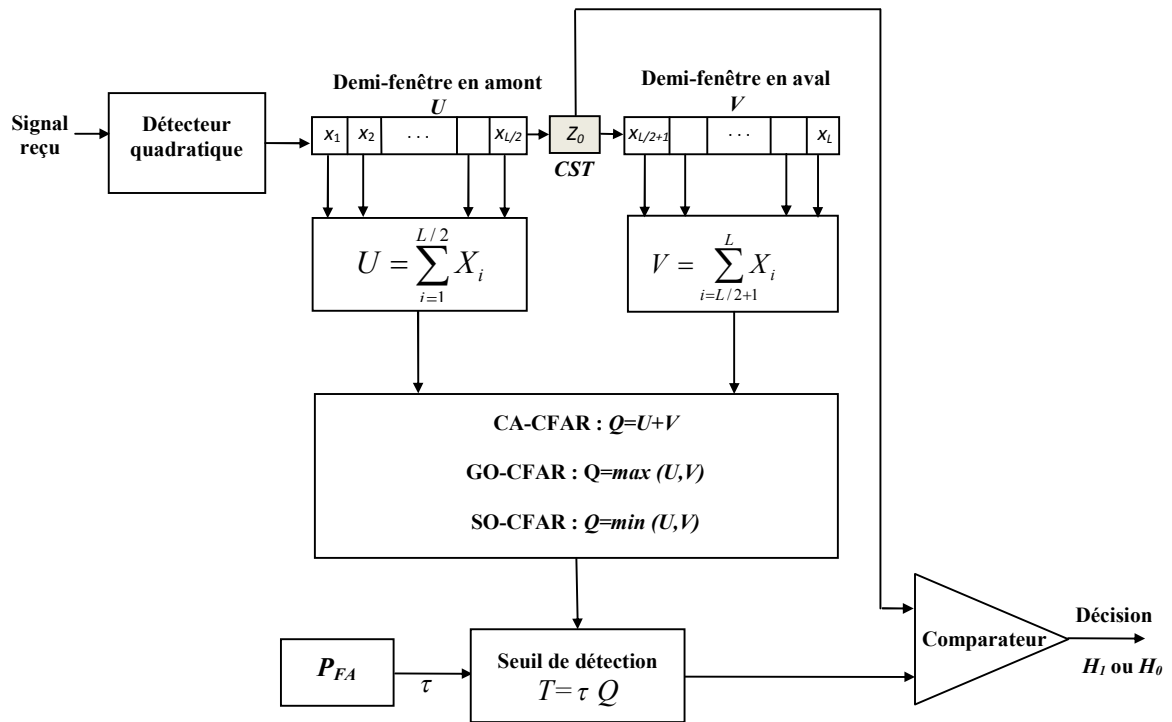


Figure 2.9- Décteurs CA, GO et SO-CFAR

contenant le bruit thermique uniquement ou dans le cas de la présence de cibles interférentes, les performances de détection du décteur GO-CFAR se dégradent significativement. Pour résoudre ce problème, Trunk et Weiss [Trunk1978, Weiss1982] ont proposé le décteur SO-CFAR. L'estimation du niveau de clutter du décteur SO-CFAR est le minimum des deux demi-fenêtres U et V . Dans le cas où les deux demi-fenêtres contiennent des cibles interférentes, les performances de détection du décteur SO-CFAR se dégradent considérablement. Cela est dû au fait que chaque fenêtre contienne au moins une cible d'interférence; ce qui peut engendrer une augmentation du seuil de détection.

Rohling [Rohling1983] a introduit le décteur OS-CFAR, dans lequel les échantillons de la fenêtre de référence sont classés par ordre croissant de leurs amplitudes. Le $k^{ème}$ échantillon ordonné est utilisé pour estimer le niveau du clutter (Figure 2.10). Ainsi, dans le but d'améliorer les performances de détection, plusieurs échantillons ordonnés peuvent être utilisés pour estimer le niveau du clutter. C'est le cas du décteur CMLD-CFAR proposé par Rickard et Dillard [Rickard1977]. Dans ce décteur, la somme des plus petits k échantillons ordonnés forme l'estimation du clutter (Figure 2.10).

Smith et Varshney [Smith2000] ont proposé le décteur VI-CFAR. Cette architectures est non seulement intelligente mais de surcroît robuste. Le VI-CFAR commute automatiquement vers l'un des décteurs classiques CA, GO ou SO-CFAR. Il offre donc d'excellentes performances dans les différents types d'environnement; homogène ou hétérogène, i.e., des situations de cibles multiple ou

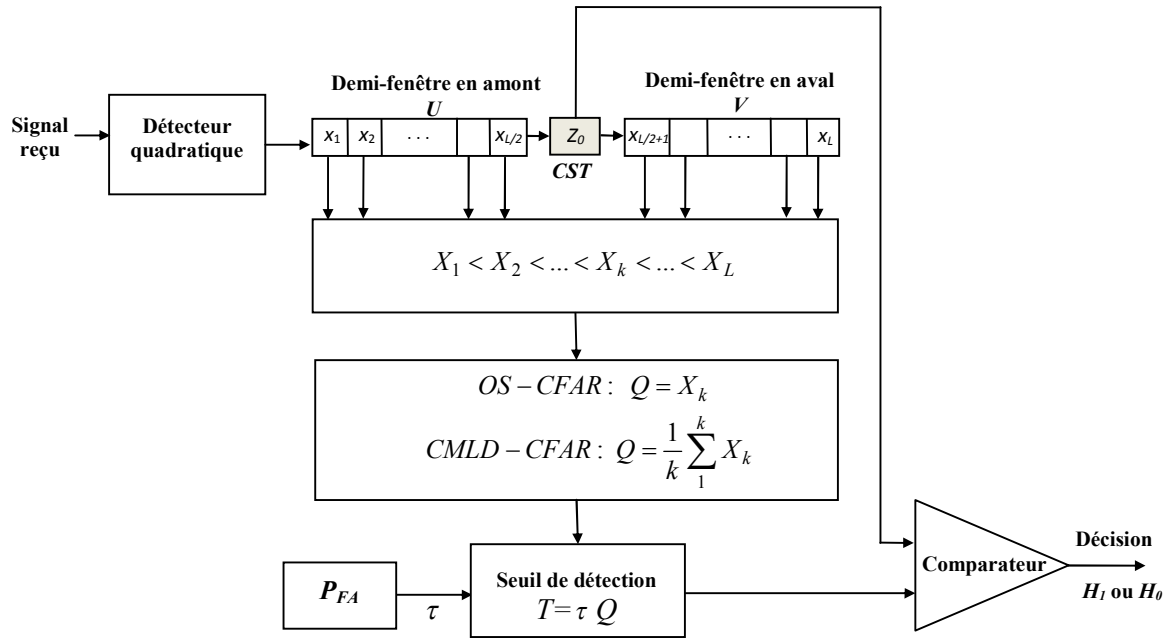


Figure 2.10- Détecteurs OS-CFAR et CMLD-CFAR

en présence de bord de clutter. Ce détecteur est conçu à partir de deux statistiques. Le premier est une statistique de deuxième ordre dite indice de variabilité (*VI*), et le deuxième est le rapport des moyennes statistiques des deux demi-fenêtres. Ce processeur intelligent est basé sur l'indice de variabilité déterminé à travers l'estimation de la puissance de l'environnement de la CST obtenue par le calcul de la moyenne arithmétique d'un groupe de cellules de référence autour de la CST (Figure 2.11). De plus, le détecteur VI-CFAR utilise d'une manière dynamique un groupe particulier de cellules de référence; selon les choix *U*, *V* ou *U+V*.

L'indice de variabilité (*VI*) est lié directement à l'estimation du paramètre de forme [Smith2000]. Sa valeur est liée aux estimations $\hat{\mu}$ de la moyenne et $\hat{\sigma}^2$ de la variance. Le *VI* est alors calculé pour chaque demi-fenêtre comme suit :

$$VI = 1 + \frac{\hat{\sigma}^2}{\hat{\mu}^2} = 1 + \frac{1}{\frac{L}{2} - 1} \sum_{i=1}^{L/2} \frac{(X_i - \bar{X})^2}{\bar{X}^2} \tag{2.41}$$

où \bar{X} est la moyenne arithmétique des cellules de référence dans une demi-fenêtre.

Le *VI* peut être réduit en utilisant une estimation biaisée du maximum de vraisemblance de la variance. Par conséquent, le *VI* simplifié est donné par :

$$VI = \frac{L \sum_{i=1}^{L/2} X_i^2}{2 \left(\sum_{i=1}^{L/2} X_i \right)^2} \quad (2.42)$$

Dans le cas de présence de cibles interférentes ou d'un bord de clutter, le VI doit être comparé au seuil K_{VI} pour prendre la décision sur l'ensemble des cellules sélectionnées, à partir d'un environnement homogène (non variable) ou un environnement non homogène (variable), comme suit:

$$Si \begin{cases} VI \leq K_{VI} \Rightarrow \text{Non Variable} \\ VI > K_{VI} \Rightarrow \text{Variable} \end{cases} \quad (2.43)$$

Le rapport de la moyenne MR des deux demi-fenêtres U et V est donné par :

$$MR = \frac{\bar{X}_U}{\bar{X}_V} \quad (2.44)$$

Le MR est comparé au seuil K_{MR} pour décider si les moyennes des deux demi-fenêtres sont identiques ou non, selon le test d'hypothèse suivant :

$$Si \begin{cases} K_{MR}^{-1} \leq MR \leq K_{MR} \Rightarrow \text{Mêmes Moyennes} \\ MR < K_{MR}^{-1} \text{ ou } MR > K_{MR} \Rightarrow \text{Différentes Moyennes} \end{cases} \quad (2.45)$$

Pour le détecteur VI-CFAR, la génération du seuil de détection adaptative est basée sur les résultats des deux tests d'hypothèses; le VI et le MR . Les résultats déterminent la demi-fenêtre des cellules de référence utilisée pour estimer la puissance du clutter et aussi le facteur multiplicatif pour former le seuil de détection adaptatif. Le facteur multiplicatif C_L ou $C_{L/2}$ correspond au nombre de cellules dans la fenêtre de référence combinée. Lorsque la fenêtre de référence est choisie, la constante C_L est utilisée. Lorsqu'une demi-fenêtre est sélectionnée, la constante $C_{L/2}$ est utilisée.

Durant ces dernières années, plusieurs techniques de censure automatique avec un taux de fausse censure constant CFCR ont été proposées dans la littérature radar [Farrouki2005, Almarshad2008a, b et c, Chabbi 2015]. Farrouki et Barkat [Farrouki2005] ont proposé le détecteur ACCA-ODV-CFAR pour un environnement Gaussien hétérogène. Pour un environnement Log-normal, Almarshad *et al* [Almarshad2008a, c] ont proposé deux détecteurs, le F-ACCAD-CFAR et ACCA-CFAR. Les échantillons du clutter sont transformés par une amplification logarithmique en des échantillons de distribution Gaussienne. Toujours pour un environnement Log-normal, les mêmes auteurs ont proposé encore le détecteur F/B-ACOSD-CFAR. Chabbi *et al* [Chabbi2015] ont proposé le détecteur ACBLU-CFCAR, où les paramètres de la distribution normale sont estimés par la procédure BLU, et le détecteur DACBLU-CFCAR dans le cas de la présence de cibles interférentes ou d'un bord

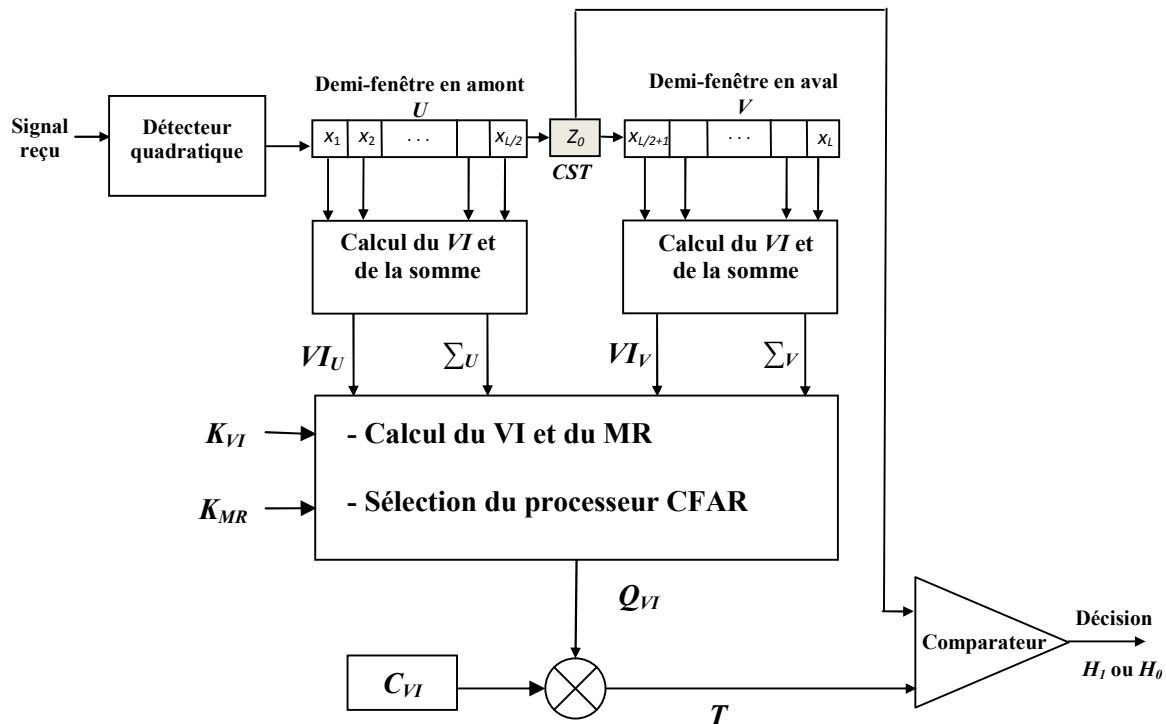


Figure 2.11- Détecteur VI-CFAR

de clutter. Ce dernier utilise le même seuil basé sur l'estimateur BLU des échantillons Gumbel obtenus par une amplification logarithmique des échantillons Weibull.

2.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques concepts de base de la détection radar. Nous avons commencé par le principe de fonctionnement du radar, ainsi que ses classifications suivant le nombre et le positionnement des antennes utilisées. Nous avons vu que les radars MIMO utilisent plusieurs antennes d'émission et de réception. Dans le cas de la détection, le radar doit décider la présence ou l'absence de la cible. Cette décision est effectuée suivant différents critères de décision que nous avons aussi présentés. Ensuite, comme la modélisation des cibles radar joue un rôle important dans la détection, nous avons exposé les différents modèles statistiques de cibles radar. Dans cette thèse, notre attention est focalisée sur le clutter de mer de haute résolution. Dans ce contexte, nous avons présenté les modèles statistiques de clutter de mer les plus fréquents dans la littérature radar. Pour la détection dans les radars MIMO, nous avons exposé les différentes architectures possibles ainsi que leurs avantages par rapport à la configuration SISO. Finalement, la stratégie de la détection adaptative CFAR a aussi été rappelée en insistant sur les principaux algorithmes de détection.

Chapitre 3

Estimation des Paramètres de la Distribution K -plus-bruit

Résumé

Le clutter de distribution K -plus-bruit a été utilisé largement dans la modélisation du clutter de mer haute résolution. Dans ce chapitre, nous proposons deux nouveaux estimateurs. Le premier est développé en l'absence du bruit et le second en son présence. Les deux estimateurs sont développés dans le cas d'une intégration non cohérente d'impulsions multiple. En se basant sur les moments d'ordre fractionnaire positif et négatif (FPNOME), nous développons l'expression du deuxième estimateur en termes de la fonction hypergéométrique généralisée. Pour évaluer les performances des estimateurs proposés, nous utilisons des données synthétiques et réelles collectées à partir du radar McMaster IPIX.

Sommaire

- 3.1 Introduction
- 3.2 Distribution K -composée
- 3.3 Moments de la distribution K -composée
- 3.4 Méthodes d'estimation en l'absence du bruit
- 3.5 Méthodes d'estimation en présence du bruit
- 3.6 Résultats et discussions
- 3.7 Conclusion

3.1 Introduction

La conception d'un système radar performant et robuste repose essentiellement sur la connaissance des statistiques de l'environnement où l'opération de détection est effectuée. Une modélisation adéquate du clutter est donc exigée afin de garantir une détection fiable. Dans les détecteurs CFAR, la distribution du clutter est considérée comme un élément fondamental dans le développement du seuil adaptatif de détection, et des expressions des probabilités de fausse alarme et de détection. Dans ce contexte, nous retrouvons plusieurs travaux expérimentaux qui traitent la modélisation du clutter. Les premiers travaux de recherche sont basés sur le modèle Gaussien qui a montré des performances considérablement dégradées dans le cas où le clutter est de nature impulsive (spiky clutter) tel que le clutter de mer. Cet inconvénient a conduit les chercheurs à utiliser des modèles plus performants. A cet effet, les distributions à queue longue viennent corriger cette dégradation. Parmi ces modèles non Gaussiens les plus utilisés dans la détection radar jusqu'à ce jour nous citons les distributions ; Log-normal, Weibull, K , Pareto, CIG, etc. [[Goldstein1973](#), [Jakubiak1983](#), [Weber1985](#), [Weinberg2011](#), [Ollila2012](#)].

Dans plusieurs situations, le fonctionnement des détecteurs radars a besoin de la connaissance *a priori* des paramètres du clutter. Cela nous mène à un autre problème très intéressant lié à la détermination des valeurs des paramètres caractérisant l'état du clutter. Pratiquement, le radar offre un nombre limité d'échantillons du clutter. Ceci conduit vers les méthodes d'estimation qui exploitent ces échantillons avec différents degrés de précision. Les difficultés liées à la conception d'un estimateur robuste sont celles de la complexité mathématique du modèle ainsi que le nombre des paramètres qui le caractérisent [[Barkat2005](#)].

Dans ce chapitre, nous nous intéressons au problème d'estimation des paramètres de la distribution K -composée. En effet, elle a largement été utilisée dans la modélisation du clutter non Gaussien; et plus particulièrement le clutter de mer où elle a étalé toute son efficacité dans la description des variations statistiques de celui-ci. Ceci est clairement indiqué dans les résultats de plusieurs travaux expérimentaux, exploitant des données réelles du clutter de mer [[Ward1982](#), [Watts1985](#)] où la distribution K est caractérisée par ses deux paramètres de forme et d'échelle. Ainsi, plusieurs méthodes d'estimation ont été proposées dans la littérature radar. Nous y distinguons la méthode des moments d'ordre supérieur HOME. Cette dernière est basée sur les deux premiers moments d'ordre entier. Ses performances d'estimation restent insuffisantes et ce à cause des erreurs produites par les moments d'ordre supérieur. De plus, elle exige un nombre élevé d'échantillons du clutter. Iskander *et al.* [[Iskander1999](#)] ont proposé la méthode des moments d'ordre fractionnaire positif FPOME. Sa précision d'estimation a été améliorée de façon remarquable. Blacknell [[Blacknell2001](#)] a proposé la méthode d'estimation $[z \log(z)]$ dont le principe est basé sur la dérivée partielle de l'expression théorique des moments de la distribution K -composée. Dans le but

d'améliorer les performances d'estimation, nous proposons un nouvel estimateur basé sur les moments fractionnaires d'ordre positif et négatif FPNOME [Chalabi2015b].

Dans des cas réels, le clutter est affecté par le bruit thermique. L'origine de ce bruit provient de l'électronique du radar lui-même. Celui-ci est assimilé à un bruit blanc Gaussien. Auquel cas, la distribution K -plus-bruit peut être exprimée en fonction d'un troisième paramètre représentant la puissance du bruit thermique $2\sigma^2$. Watts [Watts1987] a étendu la méthode HOME à l'estimation des paramètres de la distribution K -plus-bruit. Cette approche consiste à résoudre un système d'équations à trois inconnus formé à partir des trois premiers moments de la distribution K -plus-bruit. Mezache *et al.* [Mezache2011] ont proposé deux méthodes d'estimation. La première repose essentiellement sur les réseaux de neurones artificiels (ANN) et les systèmes flous (FNN) dans le cas où le CNR est connu *a priori*. La deuxième, quant à elle, est basée sur la technique de l'ajustement paramétrique utilisant l'algorithme de recherche directe de Nelder-Mead dans le cas où le CNR est inconnu. Cette méthode est onéreuse en temps de calcul à cause de sa nature itérative. Récemment, Mezache *et al.* [Mezache2015b, Sahed2015a] ont mis au point deux autres estimateurs. Ils sont basés sur l'expression des moments. Le premier FPOME est basée sur les moments d'ordre fractionnaire positif et l'estimateur et le second [zlog(z)] sur les moments logarithmiques des intensités du clutter où plusieurs propriétés mathématiques intéressants liées au calcul des intégrales ont été exploitées pour aboutir à une expression simple de cet estimateur. Dans ce contexte, notre deuxième contribution fait l'objet de l'amélioration de la qualité d'estimation des paramètres de la distribution K -plus-bruit. Ainsi, nous proposons un nouvel estimateur FPNOME [Mezache2016b] qui est le résultat d'une combinaison des moments d'ordre fractionnaire positif et négatif de la distribution K -plus-bruit. Le développement mathématique de cet estimateur sera présenté subséquemment.

Finalement, pour asseoir les performances d'estimation des méthodes proposées dans ce chapitre, nous les évaluons à travers des comparaisons successives avec les estimateurs existants. A cet effet, une série de tests est effectuée via des données synthétiques et réelles du clutter de mer. Notons que nous avons utilisé le critère MSE (Mean Square Error) pour montrer la qualité et la précision d'estimation.

3.2 Distribution K -composée

La distribution K -composée est définie par deux composantes. La première est connue par le nom texture qui représente le niveau local moyen du clutter. Cette composante suit une loi Gamma. La deuxième composante est appelée speckle, qui obéit à une loi Exponentielle. Donc, la PDF totale de la distribution K -composée est obtenue en moyennant la composante speckle sur toutes les valeurs possibles de la composante texture comme suit [Watts1987] :

$$p_X(x) = \int_0^{\infty} p_{X/Y}(x/y) p_Y(y) dy \quad (3.1)$$

où $p_Y(y)$ est la PDF de la texture et $p_{X/Y}(x/y)$ est la PDF du speckle.

Dans le cas d'un détecteur quadratique et en l'absence du bruit thermique, les PDFs de la texture et du speckle sont, respectivement, données par :

$$p_Y(y) = \frac{b^\nu y^{\nu-1}}{\Gamma(\nu)} \exp(-by) \quad (3.2)$$

$$p_{X/Y}(x/y) = \frac{1}{y} \exp\left(-\frac{x}{y}\right) \quad (3.3)$$

où ν est le paramètre de forme et b le paramètre d'échelle.

En remplaçant (3.2) et (3.3) dans (3.1) et après quelques simplifications mathématiques, nous obtenons la PDF totale de la distribution *K* sans bruit sous la forme :

$$p_X(x) = \frac{2b^\nu}{\Gamma(\nu)} \left(\frac{x}{b}\right)^{\frac{\nu-1}{2}} K_{\nu-1}(2\sqrt{bx}) \quad (3.4)$$

Les statistiques de la distribution *K*-composée sont complètement définies par le paramètre de forme ν et le paramètre d'échelle b .

Dans le cas de la présence du bruit thermique additif, la composante speckle (3.3) de la distribution *K*-composée est modifiée par une augmentation de sa puissance moyenne. Par conséquent, la nouvelle distribution de la composante speckle de la distribution *K*-plus-bruit devient [Watts1987] :

$$p_{X/Y}(x/y) = \frac{1}{p_n + y} \exp\left(-\frac{x}{p_n + y}\right) \quad (3.5)$$

où $p_n = 2\sigma^2$ désigne la puissance du bruit thermique.

De plus, si nous considérons une intégration non cohérente de N impulsions, le signal à la sortie du détecteur quadratique est le résultat de la somme des intensités X_i des N impulsions. Il est donné par :

$$Z = \sum_{i=1}^N X_i \quad (3.6)$$

Dans ce cas, la PDF de la composante speckle est modélisée par une distribution Gamma avec un paramètre de forme égal au nombre d'impulsions N . Cette PDF est donc :

$$p_{Z/Y}(z/y) = \frac{z^{N-1}}{(p_n + y)^N \Gamma(N)} \exp\left(-\frac{z}{p_n + y}\right) \quad (3.7)$$

En substituant (3.2) et (3.7) dans (3.1), la PDF totale du clutter K -plus-bruit dans le cas d'une intégration non cohérente de N impulsions devient :

$$p_Z(z) = \frac{b^\nu z^{N-1}}{\Gamma(N)\Gamma(\nu)} \int_0^\infty \frac{y^{\nu-1}}{(p_n + y)^N} \exp\left(-\frac{z}{p_n + y} - by\right) dy \quad (3.8)$$

L'expression (3.8) contient une intégrale difficile à calculer qui exige un calcul numérique.

3.3 Moments d'ordre de la distribution K -composée

L'expression des moments du clutter K -plus-bruit dans le cas d'une intégration non cohérente de N impulsions est obtenue en remplaçant (3.8) dans l'expression théorique des moments d'ordre r donnée par :

$$\langle z^r \rangle = \int_0^\infty z^r p_Z(z) dz \quad (3.9)$$

En remplaçant (3.8) dans (3.9), nous obtenons :

$$\langle z^r \rangle = \frac{b^\nu}{\Gamma(N)\Gamma(\nu)} \int_0^\infty \frac{y^{\nu-1}}{(p_n + y)^N} \exp(-by) \left[\int_0^\infty z^{r+N-1} \exp\left(-\frac{z}{p_n + y}\right) dz \right] dy \quad (3.10)$$

L'expression résultante des moments d'ordre (3.10) de la distribution K -plus-bruit nécessite des méthodes numériques pour évaluer l'intégrale. Nous remarquons aussi que pour le cas particulier $N=1$, l'expression résultante est identique à celle développée dans [Watts1987]. Dans ce cas, pour des valeurs entières d'ordre r , l'intégrale peut être calculée analytiquement et conduit à des formes compactes des moments.

Dans le but de simplifier l'expression des moments (3.10) de la distribution K -plus-bruit, nous effectuons quelques manipulations mathématiques. À cet effet, nous commençons par utiliser l'égalité (2.3.6.9) donnée dans [Prudnikov1986 : page 324], pour résoudre l'intégrale dans (3.10). Alors, l'expression (3.10) devient :

$$\langle z^r \rangle = \frac{b^\nu \Gamma(r+N)}{\Gamma(N)\Gamma(\nu)} \int_0^\infty (p_n + y)^r y^{\nu-1} \exp(-by) dy \quad (3.11)$$

Nous posons $u = y/p_n$, (3.11) devient :

$$\langle z^r \rangle = \frac{b^v p_n^{v+r} \Gamma(r+N)}{\Gamma(v) \Gamma(N)} \int_0^\infty (1+u)^r u^{v-1} \exp(-bp_n u) du \quad (3.12)$$

L'intégrale dans (3.12) est calculée en appliquant encore l'égalité : $\int_0^\infty e^{-zt} t^{a-1} (1+t)^{b-a-1} dt = \Gamma(a) U(a, b, z)$

[Abramowitz1972 : page 505]. L'expression résultante s'écrit donc :

$$\langle z^r \rangle = \frac{b^v p_n^{v+r} \Gamma(r+N)}{\Gamma(N)} U(v, r+v+1, bp_n) \quad (3.13)$$

où $U(\dots)$ est la fonction hypergéométrique conflente [Spanier1987].

En exploitant l'égalité (16.1.11) donnée dans [Spanier1987 : page 322], la fonction hypergéométrique conflente peut s'exprimer par :

$$U(v, r+v+1, bp_n) = b^{-r} p_n^{-r} {}_2F_0(v, -r; ; -1/bp_n) \quad (3.14)$$

où ${}_2F_0(\dots)$ est la fonction hypergéométrique généralisée.

En substituant (3.14) dans (3.13), nous obtenons une expression asymptotique finale des moments de la distribution K -plus-bruit dans le cas d'une intégration non cohérente de N impulsions comme suit:

$$\langle z^r \rangle = \frac{p_n^r \Gamma(r+N)}{\Gamma(N)} {}_2F_0(v, -r; ; -1/bp_n) \quad (3.15)$$

Si le bruit thermique est ignoré, l'expression des moments de la distribution K -composée sans bruit dans le cas d'une intégration non cohérente de N impulsions est obtenue par :

$$\langle z^r \rangle = \frac{b^v \Gamma(r+N)}{\Gamma(N) \Gamma(v)} \int_0^\infty y^{r+v-1} \exp(-b y) dy \quad (3.16)$$

L'intégrale dans (3.16) peut être résolue en utilisant l'égalité (2.3.3.1) donnée dans [Prudnikov1986 : page 322] comme suit :

$$\int_0^\infty x^{a-1} \exp(-px) dx = \Gamma(a) p^{-a} \quad (3.17)$$

En remplaçant (3.17) dans (3.16), l'expression finale des moments de la distribution K -composée sans bruit devient :

$$\langle z^r \rangle = \frac{\Gamma(r+N) \Gamma(v+r)}{b^r \Gamma(N) \Gamma(v)} \quad (3.18)$$

Remarquons que les moments peuvent être estimés directement à partir des échantillons du clutter de la manière suivante :

$$\langle z^r \rangle = \frac{1}{M} \sum_1^M z_i^r \quad (3.19)$$

3.4 Méthodes d'estimation en l'absence du bruit

Comme nous l'avons mentionné précédemment, la distribution K -composée sans bruit est caractérisée par les paramètres de forme ν et d'échelle b . Nous présentons, dans cette section, quelques méthodes d'estimation des paramètres de la distribution K -composée sans bruit dans le cas d'une intégration non cohérente de N impulsions.

3.4.1 Méthode des moments d'ordre supérieur

Cette approche repose sur la solution d'un système de deux équations à deux inconnus. Ce système d'équation est constitué des deux expressions des moments d'ordre un et deux. Les inconnus sont les paramètres de forme ν et d'échelle b de la distribution K -composée sans bruit. À partir de l'expression générale (3.13) des moments de la distribution K -composée, les deux moments d'ordre un et deux sont donnés par :

$$\begin{cases} \langle z \rangle = \frac{N\nu}{b} \\ \langle z^2 \rangle = \frac{N(N+1)\nu(\nu+1)}{b^2} \end{cases} \quad (3.20)$$

Dans le but d'éliminer le paramètre d'échelle b , nous considérons le rapport $\frac{\langle z^2 \rangle}{\langle z \rangle^2}$. L'expression résultante est alors :

$$\frac{\langle z^2 \rangle}{\langle z \rangle^2} = \frac{N(N+1)(\nu+1)}{N^2\nu} \quad (3.21)$$

Ce rapport est en fonction du paramètre de forme ν . Donc, l'estimateur HOME en est déduit comme suit :

$$\hat{\nu} = \frac{(N+1)\langle z \rangle^2}{N\langle z^2 \rangle - (N+1)\langle z \rangle^2} \quad (3.22)$$

3.4.2 Méthode des moments d'ordre fractionnaire positif

Cette méthode a été proposée dans [Iskander1999]. Elle est basée sur les moments d'ordre fractionnaire de la distribution K -composée. Dans ce travail, le rapport $\frac{\langle z^{r+1} \rangle}{\langle z^r \rangle \langle z \rangle}$ ($r > 0$, est un nombre fractionnaire) a été considéré dans le but d'éliminer le paramètre d'échelle b . A partir de (3.18), nous pouvons écrire :

$$\frac{\langle z^{r+1} \rangle}{\langle z^r \rangle \langle z \rangle} = \frac{(r+N)(r+\nu)}{N\nu} \quad (3.23)$$

Après quelques simplifications, nous obtenons l'estimateur FPOME du paramètre de forme ν [Iskander1999] :

$$\hat{\nu} = \frac{r(N+r)}{N \frac{\langle z^{r+1} \rangle}{\langle z \rangle \langle z^r \rangle} - N - r} \quad (3.24)$$

3.4.3 Méthode de $[z \log(z)]$

Cette méthode est développée dans [Blacknell2001]. Elle est basée sur la dérivée partielle du moment par rapport à l'ordre r comme suit :

$$\begin{aligned} \frac{\partial \langle z^r \rangle}{\partial r} &= \langle z^r \log(z) \rangle \\ &= \frac{\Gamma(r+N)\Gamma(\nu+r)}{\Gamma(N)\Gamma(\nu)} \frac{\partial b^{-r}}{\partial r} + \frac{b^{-r}\Gamma(\nu+r)}{\Gamma(N)\Gamma(\nu)} \frac{\partial \Gamma(r+N)}{\partial r} + \frac{b^{-r}\Gamma(r+N)}{\Gamma(N)\Gamma(\nu)} \frac{\partial \Gamma(\nu+r)}{\partial r} \end{aligned} \quad (3.25)$$

En utilisant la propriété de la dérivée de la fonction gamma donnée par $\frac{\partial \Gamma(x)}{\partial x} = \Gamma(x)\Psi(x)$ où $\Psi(\cdot)$ représente la fonction Psi (digamma), nous obtenons :

$$\frac{\partial \langle z^r \rangle}{\partial r} = \langle z^r \rangle \left[\log\left(\frac{1}{b}\right) + \Psi(r+N) + \Psi(\nu+r) \right] \quad (3.26)$$

En posant $r = 0$ et en utilisant la propriété $\Gamma(x+1) = x\Gamma(x)$, nous obtenons :

$$\langle \log(z) \rangle = \log\left(\frac{1}{b}\right) + \Psi(N) + \Psi(\nu) \quad (3.27)$$

En posant encore $r = 1$, (3.26) devient:

$$\langle z \log(z) \rangle = \frac{N\nu}{b^{-1}} \left[\log\left(\frac{1}{b}\right) + \Psi(N+1) + \Psi(\nu+1) \right] \quad (3.28)$$

Maintenant, en divisant (3.28) par le moment d'ordre 1 donné par (3.20), nous pouvons écrire :

$$\frac{\langle z \log(z) \rangle}{\langle z \rangle} = \log\left(\frac{1}{b}\right) + \Psi(N+1) + \Psi(\nu+1) \quad (3.29)$$

En combinons (3.38) et (3.29), nous obtenons :

$$\frac{\langle z \log(z) \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \log(z) \rangle = \Psi(N+1) - \Psi(N) + \Psi(\nu+1) - \Psi(\nu) \quad (3.30)$$

En utilisant la propriété $\Psi(x+1) - \Psi(x) = \frac{1}{x}$, nous obtenons l'expression finale de l'estimateur $[z \log(z)]$ de la distribution K -composée comme suit :

$$\hat{\nu} = \left[\left(\frac{\langle z \log(z) \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \log(z) \rangle \right) - \frac{1}{N} \right]^{-1} \quad (3.31)$$

3.4.4 Méthode des moments d'ordre fractionnaire positif et négatif

En se basant sur l'expression des moments de la distribution K -composée sans bruit (3.18), nous proposons le nouvel estimateur FPNOME. Cette approche exploite simultanément les moments d'ordre positif et négatif. Si nous notons par $-r$ l'ordre négatif, l'expression des moments d'ordre négatif devient :

$$\langle z^{-r} \rangle = \frac{b^r \Gamma(N-r) \Gamma(\nu-r)}{\Gamma(N) \Gamma(\nu)} \quad (3.32)$$

En multipliant les deux expressions des moments d'ordre positif et négatif données par (3.18) et (3.32), respectivement, l'expression de l'estimateur FPNOME devient [Chalabi2015b] :

$$\frac{\langle z^r \rangle \langle z^{-r} \rangle}{\Gamma(N+r) \Gamma(N-r)} = \frac{\Gamma(\nu-r) \Gamma(\nu+r)}{\Gamma(N)^2 \Gamma(\nu)^2} \quad (3.33)$$

Nous remarquons que l'expression résultante (3.33) est en fonction d'une seule inconnue qui est le paramètre de forme ν . Pour trouver l'estimation du paramètre de forme $\hat{\nu}$, il suffit de résoudre numériquement l'équation (3.33).

Remarquons qu'une fois l'estimation du paramètre de forme $\hat{\nu}$ obtenue et ce par n'importe quelle méthode présentée précédemment, nous pouvons facilement obtenir l'estimation du paramètre

d'échelle b en remplaçant \hat{v} dans l'expression du moment d'ordre 1 donnée par (3.20). Donc, l'estimation du paramètre d'échelle b est donnée par :

$$\hat{b} = \frac{N\hat{v}}{\langle z \rangle} \quad (3.34)$$

3.5 Méthodes d'estimation en présence du bruit

Dans cette section, nous proposons le nouvel estimateur FPNOME pour déterminer les paramètres de la distribution K -plus-bruit. Cette méthode est basée sur les expressions des moments d'ordre fractionnaire positif et négatif. Le développement mathématique de cette méthode sera présenté subséquemment. Par ailleurs, les estimateurs HOME, FPOME et $[z \log(z)]$ seront aussi présentés afin de comparer leurs performances avec celle de l'estimateur FPNOME proposé.

3.5.1 Méthode des moments d'ordre supérieur

L'estimateur HOME a été développé par Watts [Watts1987] pour déterminer les trois paramètres de la distribution K -plus-bruit. Le développement de cet estimateur est basé sur les expressions des moments d'ordre supérieur où l'auteur a utilisé les trois moments d'ordre 2, 4 et 6 (utilisation du détecteur d'enveloppe). Le développement de cette méthode a été réalisé dans le cas d'une seule impulsion. Cependant, dans le cas d'une intégration non-cohérente de N impulsions, une version plus générale de cette méthode est introduite dans [Mezache2015b] où les trois premiers moments sont exploités pour obtenir l'estimateur HOME.

Les moments d'ordre 1, 2 et 3 (utilisation du détecteur quadratique) de la distribution K -plus-bruit dans le cas d'intégration non cohérente de N impulsions sont obtenus comme suit:

$$\begin{cases} \langle z \rangle = N \left(\frac{v}{b} + p_n \right) \\ \langle z^2 \rangle = N(N+1) \left(\frac{v(v+1)}{b^2} + \frac{2vp_n}{b} + p_n^2 \right) \\ \langle z^3 \rangle = N(N+1)(N+2) \left(\frac{v(v+1)(v+2)}{b^3} + \frac{3v(v+1)p_n}{b^2} + \frac{3vp_n^2}{b} + p_n^3 \right) \end{cases} \quad (3.35)$$

Maintenant, en combinant les équations (3.35) et après quelques manipulations mathématiques, nous obtenons l'estimateur HOME des paramètres de la distribution K -plus-bruit dans le cas d'une intégration non cohérente de N impulsions comme suit :

$$\hat{v} = \frac{4(N+2)^2 (N\langle z^2 \rangle - (N+1)\langle z \rangle^2)^3}{(N+1) \left(2(N+1)(N+2)\langle z \rangle^3 - 3N(N+2)\langle z \rangle \langle z^2 \rangle + N^2 \langle z^3 \rangle \right)^2} \quad (3.36)$$

$$\hat{p}_n = \frac{\langle z \rangle}{N} \left[1 - \sqrt{v \left(\frac{N \langle z^2 \rangle - (N+1) \langle z \rangle^2}{(N+1) \langle z \rangle^2} \right)} \right] \quad (3.37)$$

$$\hat{b} = \frac{Nv}{\langle z \rangle - Np_n} \quad (3.38)$$

3.5.2 Méthode de CMLE

L'estimateur CMLE (Constrained MLE) a été proposé par Bocquet [Boquet2015] pour estimer le paramètre de forme de la distribution K -plus-bruit. Le maximum de vraisemblance d'un vecteur de paramètres θ pour M observations z_i du clutter est donné par :

$$\log L(\{z_i\} / \theta) = \sum_{i=1}^M \log p(z_i / \theta) \quad (3.39)$$

Comme la PDF du clutter K -plus-bruit ne possède pas une forme analytique simple, la fonction ML et l'optimisation du maximum sont obtenues numériquement. Dans [Boquet2015], le paramètre de forme v est déterminé via l'optimisation de la fonction Log-likelihood calculée par la méthode Gauss-quadratique.

3.5.3 Méthode des moments d'ordre fractionnaire positif

L'estimateur FPOME a été développé dans [Mezache2015b]. Cette procédure d'estimation repose principalement sur les moments d'ordre fractionnaire positif du clutter K -plus-bruit dans le cas d'une intégration non cohérente de N impulsions. Pour obtenir une expression qui contient le paramètre de forme v comme seul inconnu, nous introduisons le rapport $\frac{\langle z^r \rangle}{\langle z \rangle^r}$ et le paramètre de forme effectif v_{eff} . Ce dernier a été proposé par watts [Watts1987]. Il a montré que nous pouvons assimiler le cas avec bruit comme un cas sans bruit mais avec un paramètre de forme effectif qui est calculé en se basant sur l'estimation sans bruit comme donné dans (3.22). Le paramètre de forme effectif s'exprime comme suit

$$v_{eff} = v \left(1 + \frac{1}{CNR} \right)^2 \quad (3.40)$$

où $CNR = \frac{v}{bp_n}$. En remplaçant le CNR dans (3.40), nous obtenons le terme bp_n comme suit :

$$bp_n = \sqrt{v v_{eff}} - v \quad (3.41)$$

En remplaçant (3.41) dans le rapport $\frac{\langle z^r \rangle}{\langle z \rangle^r}$, nous obtenons l'expression de l'estimateur FPOME :

$$\frac{\langle z^r \rangle}{\langle z \rangle^r} = \frac{\Gamma(N+r)}{\Gamma(N)N^r} \left(1 - \sqrt{v/v_{eff}}\right)^r {}_2F_0\left(v, -r; ; -\left(\sqrt{v v_{eff}} - v\right)^{-1}\right) \quad (3.42)$$

Les moments d'ordre 1 et 2 sont estimés à partir des échantillons du clutter K -plus-bruit. Le paramètre de forme effectif, quant à lui, peut être obtenu à partir des deux premiers moments par :

$$v_{eff} = \frac{(N+1)\langle z \rangle^2}{N\langle z^2 \rangle - (N+1)\langle z \rangle^2} \quad (3.43)$$

L'expression finale de l'estimateur FPOME de la distribution K -plus-bruit est donc la suivante [Mezache2015b] :

$$\frac{\langle z^r \rangle}{\langle z \rangle^r} = \frac{\Gamma(N+r)}{\Gamma(N)N^r} \left(1 - \sqrt{\hat{v}/v_{eff}}\right)^r {}_2F_0\left(\hat{v}, -r; ; -\left(\sqrt{\hat{v} v_{eff}} - \hat{v}\right)^{-1}\right) \quad (3.44)$$

Du fait du non linéarité de l'estimateur FPOME, un calcul numérique est obligatoirement utilisé pour avoir une estimation v .

3.5.4 Méthode de [zlog(z)]

La méthode [zlog(z)] a été proposée dans [Sahed2015a]. Le principe de cette méthode est basé sur les expressions des moments d'ordre supérieur et les moyennes logarithmiques (moments de la 2^{ème} espèce) $\langle \log(z) \rangle$ et $\langle z \log(z) \rangle$ du signal reçu. A partir de l'expression des moments de la distribution K -plus-bruit, les expressions des moyennes logarithmiques $\langle \log(z) \rangle$ et $\langle z \log(z) \rangle$ sont, respectivement, données par [Sahed2015a] :

$$\langle \log(z) \rangle = \Psi(N) + \Psi(v) - \log(b) + \frac{(bp_n)^v}{\Gamma(v)} \frac{\pi}{v \sin(\pi v)} {}_1F_1(v; v+1; bp_n) - \frac{bp_n}{1-v} {}_2F_2(1, 1; 2, 2-v; bp_n) \quad (3.45)$$

$$\begin{aligned} \langle z \log(z) \rangle = N \left\{ \Psi(N+1)p_n + \Psi(v+1)\frac{v}{b} + \frac{(bp_n)^v}{\Gamma(v)} p_n \frac{\pi}{v \sin(\pi v)} {}_1F_1(v; v+1; bp_n) - p_n [\log(b) - \Psi(v)] \right. \\ \left. + \frac{bp_n^2}{1-v} {}_2F_2(1, 1; 2, 2-v; bp_n) - \frac{(bp_n)^v}{\Gamma(v)} p_n \frac{\pi}{(v+1) \sin(\pi v)} {}_1F_1(v+1; v+2; bp_n) \right. \\ \left. + \frac{v}{b} [\log(b) - \Psi(v+1)] - p_n {}_2F_2(1, 1; 2, 2-v; bp_n) \right\} \quad (3.46) \end{aligned}$$

L'expression du moment $\langle z \log(z) \rangle$ peut être réécrite en fonction des moments $\langle \log(z) \rangle$ et $\langle z \rangle$ donnés, respectivement, par (3.45) et (3.35) comme suit :

$$\langle z \log(z) \rangle = \langle z \rangle \left(\frac{1}{N} + \frac{{}_1F_0(v, 1; ; -1/(bp_n))}{v + bp_n} - \langle \log(z) \rangle \right) \quad (3.47)$$

Après quelques simplifications, l'expression de l'estimateur $[z \log(z)]$ est obtenue comme suit [Sahed2015a] :

$$\frac{\langle z \log(z) \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \log(z) \rangle = \frac{1}{N} + \frac{{}_1F_0(v, 1; ; -(\sqrt{\hat{v}v_{eff}} - \hat{v})^{-1})}{\sqrt{\hat{v}v_{eff}}} \quad (3.48)$$

La fonction hypergéométrique généralisée dans (3.48) peut être éliminée par l'utilisation du moment harmonique d'ordre (-1), comme suit :

$$\begin{aligned} {}_2F_0(v, 1; ; -(\sqrt{vv_{eff}} - v)^{-1}) &= (N-1)p_n \langle z^{-1} \rangle \\ &= \frac{N+1}{N} \langle z \rangle \langle z^{-1} \rangle \left(1 - \sqrt{\frac{v}{v_{eff}}} \right) \end{aligned} \quad (3.49)$$

où $p_n = \frac{\langle z \rangle}{N} \left(1 - \sqrt{\frac{v}{v_{eff}}} \right)$ d'après (3.37).

Remarquons que si $N=1$, le moment $\langle z^{-1} \rangle$ n'existe pas. Par conséquent, il faut que N soit strictement supérieur à 1.

Maintenant, en remplaçant (3.49) dans (3.48). Après quelques manipulations, l'expression de l'estimateur $[z \log(z)]$ pour $N > 1$ est donnée par [Mezache2016b] :

$$\hat{v} = v_{eff} \left(\frac{1 - \frac{N-1}{N} \langle z \rangle \langle z^{-1} \rangle}{v_{eff} \left(W + \frac{1}{N} \right) - \frac{N-1}{N} \langle z \rangle \langle z^{-1} \rangle} \right)^2 \quad (3.50)$$

où $W = \frac{\langle z \log(z) \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \log(z) \rangle$

3.5.5 Méthode des moments d'ordre fractionnaire positif et négatif

Pour améliorer la qualité d'estimation des paramètres de la distribution K -plus-bruit, nous proposons le nouvel estimateur FPNOME. Cet estimateur est basé sur l'utilisation des moments d'ordre

fractionnaire positif et négatif de la distribution K -plus-bruit. Dans ce contexte, l'expression des moments d'ordre de la distribution K -plus-bruit donnée par (3.15), représente le support de base du développement de ce nouvel estimateur. De plus, les moments d'ordre fractionnaire négatif sont introduits afin de minimiser le nombre de paramètres à un seul ; le paramètre de forme. En réalité, la méthode proposée FPNOME peut être considérée comme une version améliorée de l'estimateur FPOME. L'avantage de ce type d'estimateur réside dans la simplicité de ses expressions et ce contrairement à celles des estimateurs itératifs ou ceux basés sur l'intelligence artificielle. L'objectif de cette contribution qui est basée sur les moments d'ordre fractionnaire négatif est l'amélioration de la précision des paramètres estimés.

A partir de (3.15), l'expression des moments d'ordre fractionnaire négatif est donnée en termes de la fonction hypergéométrique généralisée comme suit:

$$\langle z^{-r} \rangle = \frac{p_n^{-r} \Gamma(N-r)}{\Gamma(N)} {}_2F_0(v, r; ; -1/bp_n) \quad (3.51)$$

Pour minimiser l'erreur d'estimation provenant du terme p_n^{-r} , nous multiplions les deux expressions des moments d'ordre fractionnaire positif et négatif données par (3.15) et (3.51), respectivement. Nous obtenons alors:

$$\frac{\langle z^r \rangle \langle z^{-r} \rangle \Gamma(N)^2}{\Gamma(N+r) \Gamma(N-r)} = {}_2F_0(v, -r; ; -1/bp_n) {}_2F_0(v, r; ; -1/bp_n) \quad (3.52)$$

Cette expression résultante est en fonction du paramètre de forme v et le terme bp_n . Nous pouvons donc utiliser bp_n (3.41) en fonction du paramètre de forme v et le paramètre de forme effectif v_{eff} . D'autre part, v_{eff} peut être obtenu à partir des moments d'ordre 1 et 2 via (3.43).

En substituant (3.41) dans (3.52), nous obtenons l'expression finale de l'estimateur FPNOME de la distribution K -plus-bruit dans le cas d'une intégration non cohérente de N impulsions sous la forme [Mezache2016b]:

$$\frac{\langle z^r \rangle \langle z^{-r} \rangle \Gamma(N)^2}{\Gamma(N+r) \Gamma(N-r)} = {}_2F_0\left(\hat{v}, -r; ; -\left(\sqrt{\hat{v}v_{eff}} - \hat{v}\right)^{-1}\right) {}_2F_0\left(\hat{v}, r; ; -\left(\sqrt{\hat{v}v_{eff}} - \hat{v}\right)^{-1}\right) \quad (3.53)$$

Remarquons que les expressions (3.44) et (3.53) des estimateurs FPOME et FPNOME, respectivement, possèdent des formes non linéaires. Il est donc clair que la détermination de \hat{v} exige l'utilisation de méthodes numériques.

En ce qui concerne l'estimation de la puissance du bruit thermique \hat{p}_n et du paramètre d'échelle \hat{b} de la distribution K -plus-bruit, nous pouvons les obtenir en remplaçant l'estimation du paramètre de forme $\hat{\nu}$ donné par les estimateurs HOME, FPOME, [zlog(z)] et FPNOME dans (3.37) et (3.38), respectivement.

3.6 Résultats et discussions

Dans cette section, nous évaluons les performances d'estimation des méthodes présentées précédemment de la distribution K -composée sans bruit et la distribution K -plus-bruit, via des données synthétiques et réelles.

3.6.1 Performances d'estimation à travers des données synthétiques

Comme le mentionne le titre de cette section, les données sur les quelles cette analyse est effectuée sont des données synthétiques du clutter générées par le logiciel Matlab. En outre, cette analyse de performance est basée sur des comparaisons entre les résultats des différents estimateurs étudiés précédemment. De plus, l'erreur quadratique moyenne, MSE ; i.e., $E[|\nu - \hat{\nu}|^2]$, est utilisée pour comparer l'efficacité des différents estimateurs.

Dans un premier temps, nous commençons cette analyse par le cas où le bruit thermique est absent. Ainsi, les performances de l'estimateur FPNOME proposé sont comparées à celles des estimateurs existants, i.e., HOME, FPOME et [zlog(z)].

Les données synthétiques du clutter K -composé sont générées par la routine Matlab suivante

$$z = \sum_{i=1}^N \text{exprnd}_i(\text{gamrnd}(\nu, 1/b, n, M)) \quad (3.53)$$

La puissance du clutter est normalisée de telle sorte que le moment d'ordre 1 soit égal à l'unité. Les performances d'estimation des méthodes HOME, FPOME, [zlog(z)] et FPNOME sont évaluées à travers la comparaison des courbes de MSE du paramètre de forme ν , obtenues par chacune des méthodes. Le paramètre d'échelle b est estimé de la même façon pour les différents estimateurs et ce en utilisant le moment d'ordre 1 et l'estimation du paramètre de forme $\hat{\nu}$. De cette manière, la qualité d'estimation de b est directement associée à celle de $\hat{\nu}$. A cet effet, nous nous focalisons uniquement sur l'estimation du paramètre de forme ν .

Pour examiner l'effet du nombre d'échantillons M sur la qualité d'estimation, la Figure 3.1 représente les courbes des MSE du paramètre de forme ν . Nous avons choisi trois valeurs distinctes; $M=200$ (a), $M=500$ (b) et $M=1000$ (c), le nombre d'impulsion est $N=1$, l'ordre fractionnaire utilisé

dans la méthode FPNOME est $r=0.1$. L'estimation du paramètre de forme $\hat{\nu}$ est réalisée pour un nombre d'itérations $n=1000$. Les résultats montrent que l'estimateur FPNOME proposé exhibe les plus faibles valeurs de MSE et donc les meilleures performances d'estimation que les estimateurs HOME, FPOME et $[z\log(z)]$. De plus, nous remarquons une amélioration des performances dans le cas de l'augmentation du nombre d'échantillons. Dans la Figure 3.2, nous étudions l'influence du nombre d'impulsions sur la qualité d'estimation. Dans ce cas, nous avons pris $N=1$, $N=8$ et $N=10$. Les courbes des MSE du paramètre de forme ν sont obtenues pour un nombre d'échantillons $M=10000$. Les résultats montrent que l'estimateur FPNOME proposé donne toujours les meilleures performances par rapport aux estimateurs HOME, FPOME. Aussi, plus le nombre d'impulsions est grand, meilleure est la précision de l'estimation. Cependant, pour des très faibles valeurs du paramètre de forme ν , l'estimateur $[z\log(z)]$ donne des résultats plus précis.

Dans un second temps, nous évaluons les performances d'estimation de l'estimateur FPNOME proposé dans le cas où le bruit thermique est présent. Auquel cas, les échantillons du clutter K -plus-bruit sont caractérisés par un paramètre additionnel représentant la puissance du bruit thermique p_n . Les échantillons du clutter sont alors générés en utilisant la routine Matlab suivante:

$$z = \sum_{i=1}^N \text{exprnd}_i(p_n + \text{gamrnd}(\nu, 1/b, n, M)) \quad (3.54)$$

La puissance du clutter est normalisée à l'unité de sorte que le moment d'ordre 1 ; $p_n + \nu/b \approx 1$. Le paramètre de forme $\nu \in [0.1, 1.5]$ et $CNR = -3, 0$ et 10dB . Notre attention se porte sur le nombre d'échantillons $M = 500, 1000$ et 10000 et le nombre d'impulsions intégrées $N = 10$. L'estimation des paramètres inconnus est réalisée pour $n=100$ essais Monte-Carlo indépendants. Le Tableau 3.1 montre les vraies valeurs des paramètres (ν, b, p_n) , leurs erreurs moyennes ($E[\hat{\nu} - \nu]$) et leurs variances ($E[\hat{\nu}^2] - E[\nu]^2$) pour les méthode HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME. Nous remarquons que l'estimateur FPNOME proposé donne les meilleurs résultats d'estimation.

La Figure 3.3 illustre les courbes des MSE du paramètre de forme ν obtenues par les estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME, pour $M=500$, $N=10$ et $CNR=0\text{dB}$. Nous remarquons que l'estimateur proposé FPNOME donne les meilleures performances que les autres estimateurs.

Les Figures 3.4 et 3.5 sont obtenues pour $\nu = 0.1$ et $N=10$. La Figure 3.4 illustre l'influence du nombre d'impulsions N et la Figure 3.5 montre l'effet du CNR sur la qualité d'estimation. Nous remarquons que l'estimateur proposé FPNOME donne toujours les meilleurs résultats d'estimation. Ainsi, que l'augmentation du nombre d'échantillons ou celle du CNR affecte positivement les performances d'estimation.

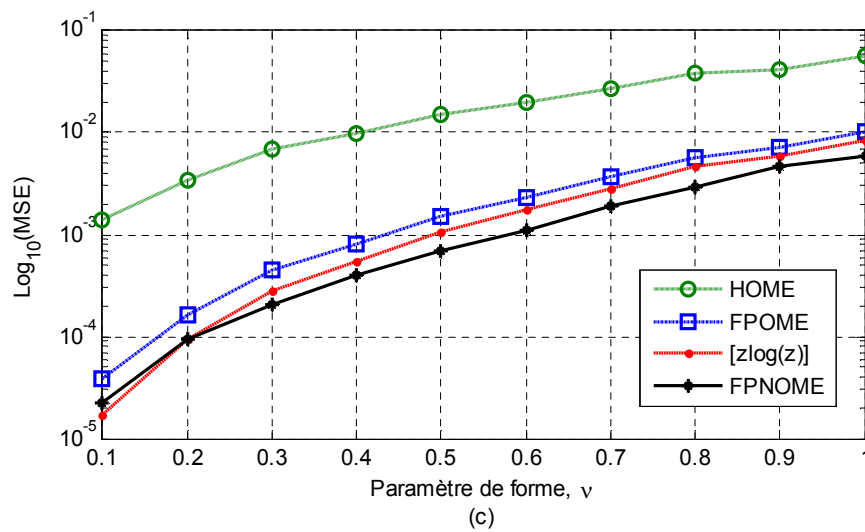
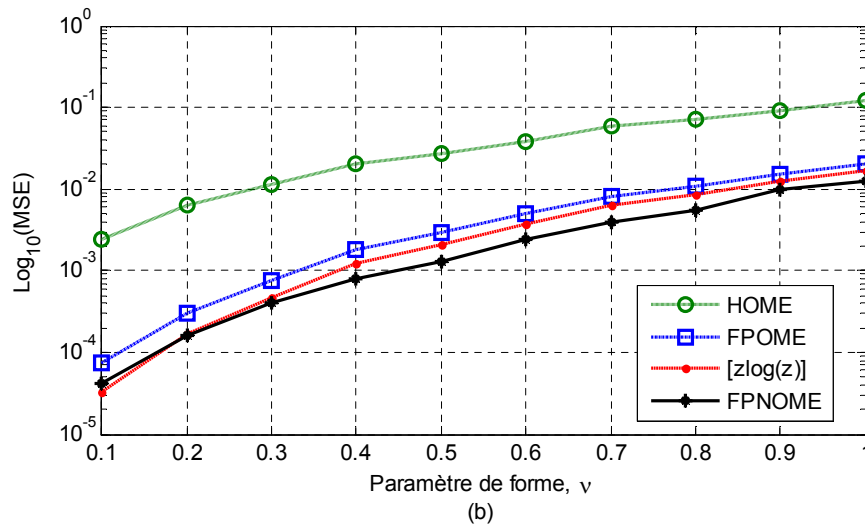
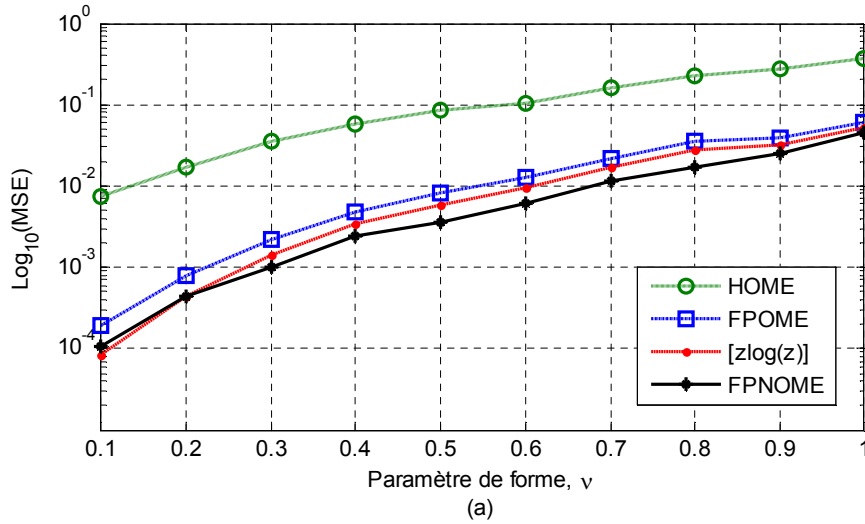


Figure 3.1- MSEs estimées du paramètre de forme ν de la distribution K -composée sans bruit des estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME avec $N=1$ et $n=1000$.
 (a) $M=200$, (b) $M=500$ et (c) $M=1000$

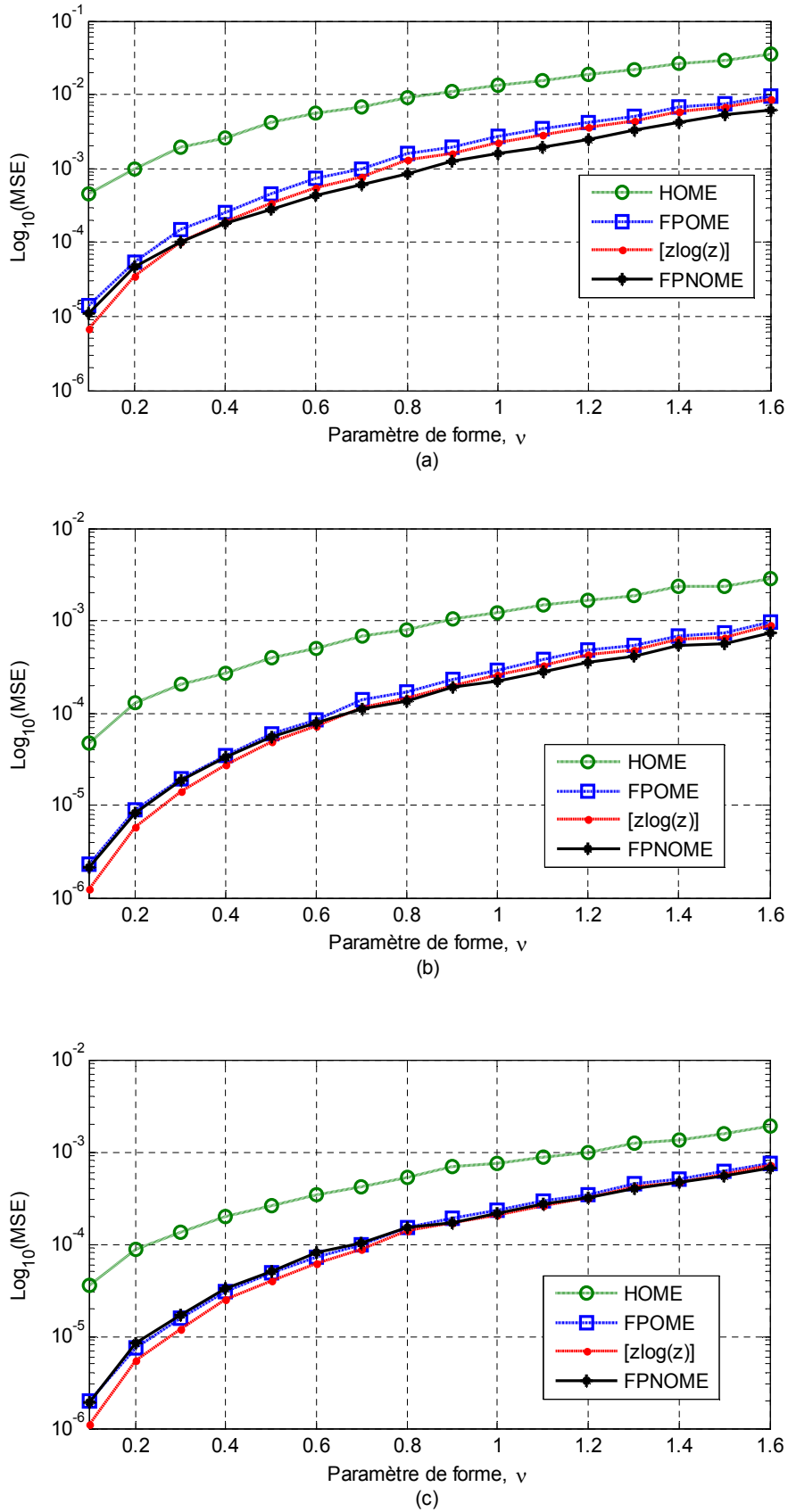


Figure 3.2- MSEs estimées du paramètre de forme ν de la distribution K -composée sans bruit des estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME avec $M=10000$ et $n=1000$. (a) $N=1$, (b) $N=5$ et (c) $N=10$

Tableau 3.1- La moyenne de l'erreur et la variance de $\hat{\nu}$ et \hat{b} de la distribution K-plus-bruit obtenues par les méthodes HOME, FPOME, [zlog(z)] et FPNOME avec CNR= -3, 0 et 10 dB, $M=10000$, $N=10$ et $n=100$

Méthode d'estimation	Les Paramètres du K-plus-bruit simulé (les valeurs réelles)				La moyenne de l'erreur et la variance des paramètres estimés					
	ν	CNR (dB)	b	p_n	$E[\hat{\nu}]-\nu$	$\text{Var}(\hat{\nu})$	$E[\hat{b}]-b$	$\text{Var}(\hat{b}) \times 10^{-3}$	$E[\hat{p}_n]-p_n$	$\text{Var}(\hat{p}_n) \times 10^{-3}$
HOME FPOME [zlog(z)] FPNOME	0.5	-3	1.4976	0.6661	0.0202 0.0045 0.0044 0.0032	0.0084 0.0026 0.0025 0.0021	0.0281 0.0084 0.0083 0.0067	0.0266 0.0113 0.0110 0.0098	0.0047 0.0007 0.0007 0.0004	0.0006 0.00014 0.00013 0.00011
HOME FPOME [zlog(z)] FPNOME	0.1	0	0.2000	0.5000	0.0073 0.0010 0.0009 0.0007	0.3487 0.0069 0.0015 0.0028	0.0069 0.0015 0.0014 0.0013	0.9548 0.2993 0.2756 0.2465	0.0121 0.0005 0.0004 0.0001	2.4010 0.0689 0.0410 0.0152
HOME FPOME [zlog(z)] FPNOME	0.5				1.0000	0.5000	0.0206 0.0040 0.0039 0.0029	0.0079 0.0015 0.0014 0.0011	0.0193 0.0054 0.0053 0.0044	10.9412 3.5046 3.3293 2.9052
HOME FPOME [zlog(z)] FPNOME	1.0		2.0000	0.5000			0.0406 0.0119 0.0118 0.0092	0.0316 0.0082 0.0080 0.0064	0.0395 0.0160 0.0159 0.0136	41.9840 15.1782 14.9084 12.9050
HOME FPOME [zlog(z)] FPNOME	1.5				3.0000	0.5000	0.0585 0.0181 0.0185 0.0148	0.0843 0.0284 0.0283 0.0239	0.0532 0.0211 0.0215 0.0183	105.3003 44.7746 44.6477 39.2436
HOME FPOME [zlog(z)] FPNOME	0.1		10	0.1100			0.0909	0.00820 0.00059 0.00053 0.00046	0.00054 0.000047 0.000041 0.000036	0.00440 0.00075 0.00072 0.00068
HOME FPOME [zlog(z)] FPNOME	1.0	1.1000			0.0909	0.0294 0.0028 0.0029 0.0020		0.0267 0.0027 0.0025 0.0019	0.0141 0.0022 0.0023 0.0018	10.7952 2.1996 2.1068 1.8318

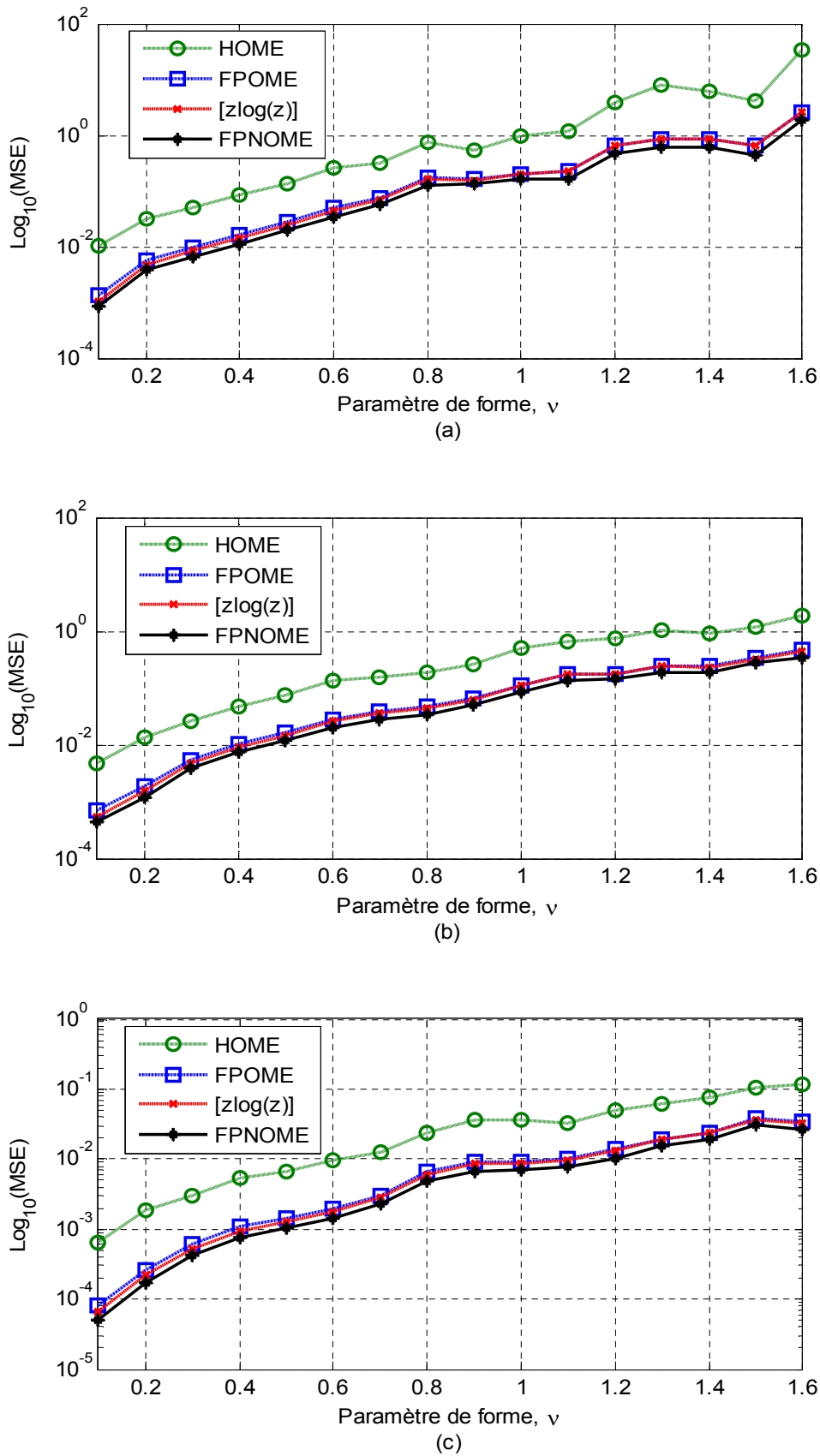


Figure 3.3- MSEs estimées du paramètre de forme ν de la distribution K -plus-bruit des estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME avec $N=10$, $CNR=0$ et $n=100$.
 (a) $M=200$, (b) $M=500$ et (c) $M=1000$

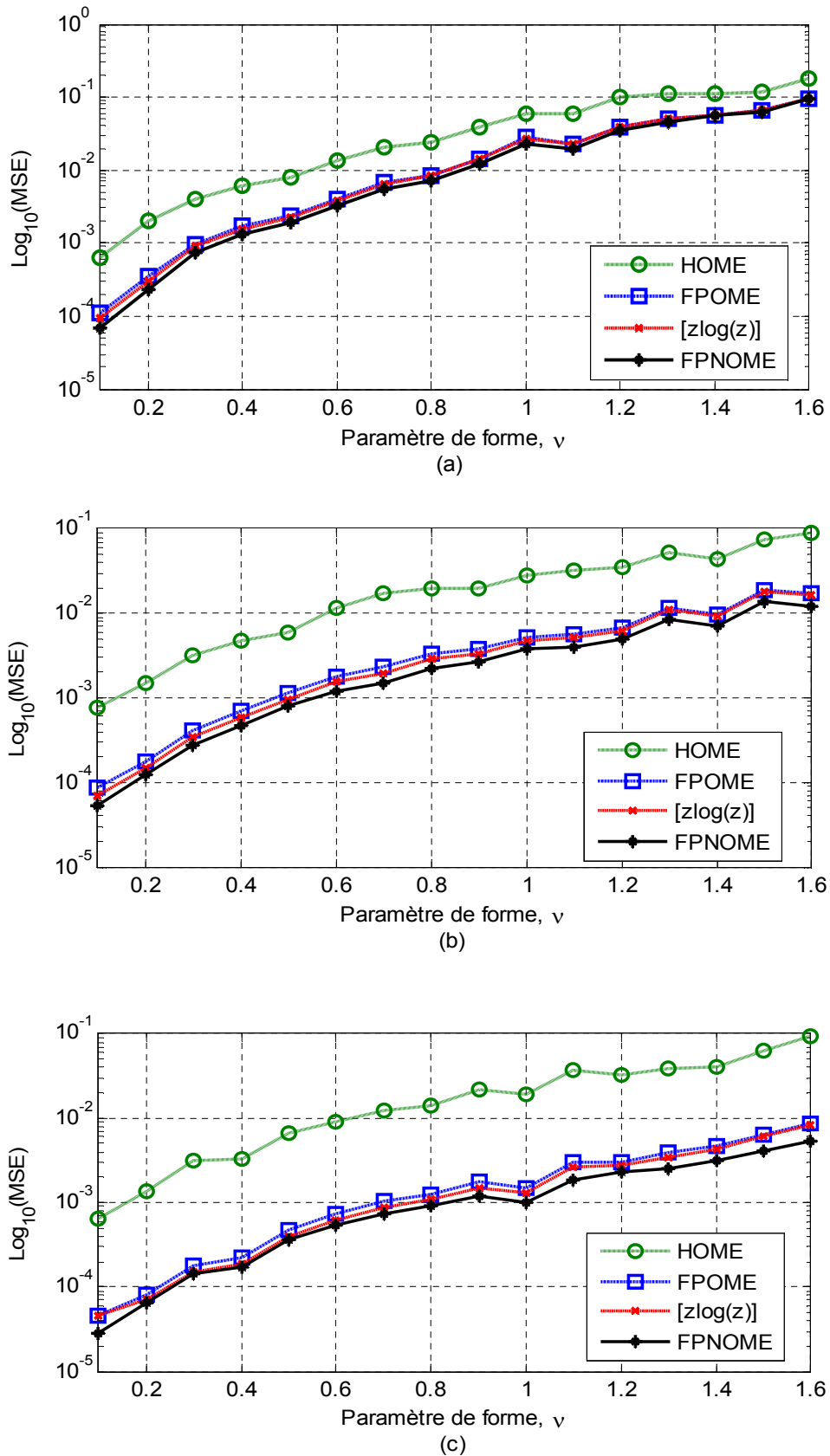


Figure 3.4- MSEs estimées du paramètre de forme ν de la distribution K -plus-bruit des estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME, avec $N=10$, $M=10000$ et $n=100$.
 (a) $CNR=-3$ dB, (b) $CNR=5$ dB et (c) $CNR=10$ dB

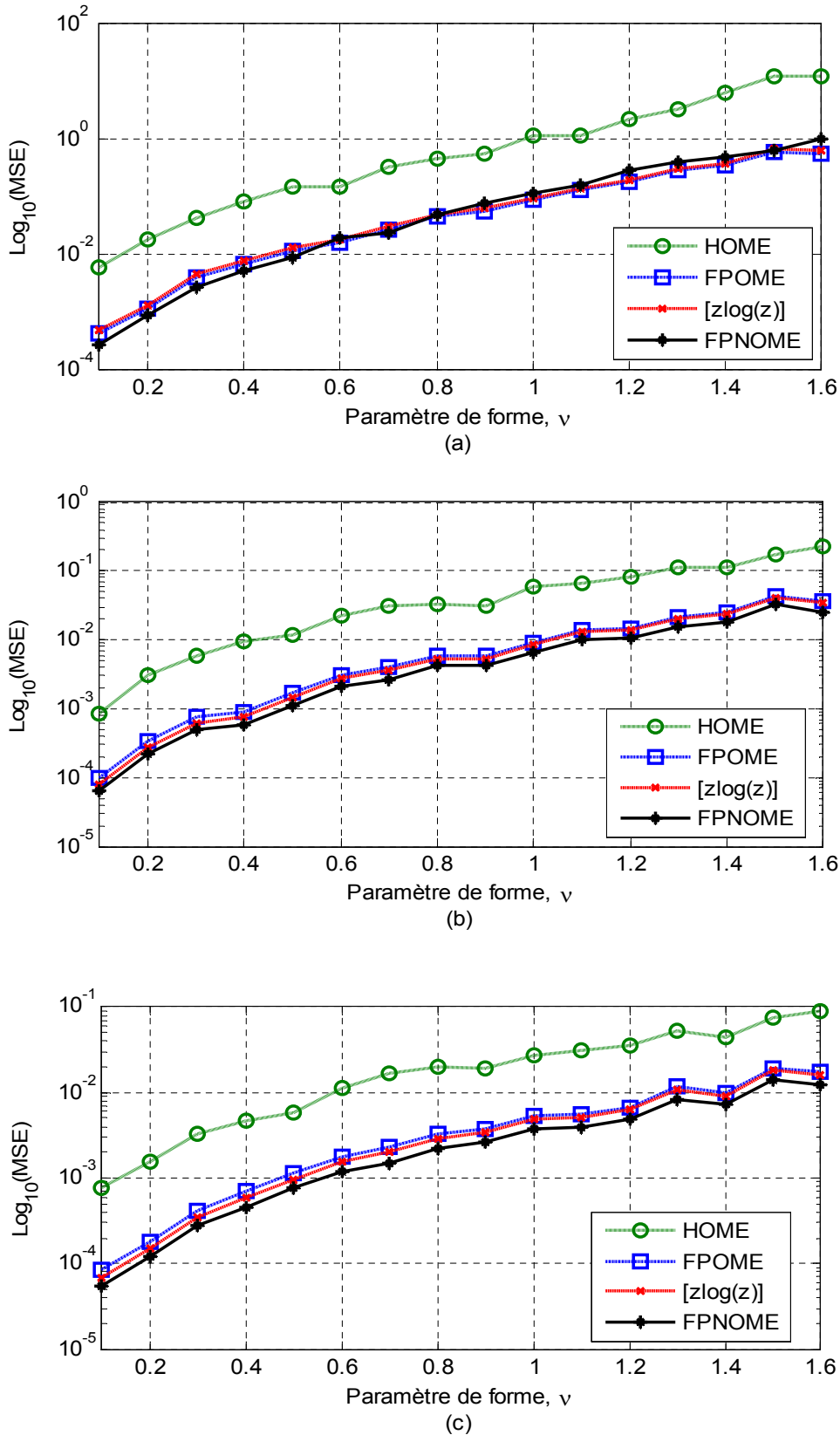


Figure 3.5- MSEs estimées du paramètre de forme ν de la distribution K -plus-bruit des estimateurs HOME, FPOME, [zlog(z)] et FPNOME avec $M=10000$, $CNR=3\text{dB}$ et $n=100$.

(a) $N=1$, (b) $N=5$ et (c) $N=10$

3.6.2 Performances d'estimation à travers des données réelles

Dans cette sous section, nous utilisons des données réelles d'échos de mer en exploitant la base de données IPIX collectées par un radar expérimental à bande X. Ce radar, de haute résolution travaille selon quatre polarisations distinctes de son antenne ; i.e., HH, HV, VH et VV. Le radar IPIX est situé à Grimsby, Ontario, Canada, à une hauteur de 20 mètres par rapport au niveau du lac d'Ontario. Il fonctionne dans la bande de fréquence X (8-12 GHz) avec une largeur de faisceau d'antenne de 9° . Sa fréquence de répétition d'impulsions est de 1 KHz. Cette base de données est caractérisée par 34 cellules de résolution et 60000 impulsions. Les données sont disposées en trois fichiers suivant les résolutions 3, 15 et 30 mètres [Haykin2007]. Les données sont collectées sous forme de composantes en phase I et en quadrature de phase Q . L'amplitude du clutter Z dans le cas d'un détecteur quadratique est calculée à partir de ces deux composantes ($Z = I^2 + Q^2$). De plus, les données sont normalisées de telle manière que le moment d'ordre 1 soit égal à l'unité ($\langle Z \rangle = 1$).

Pour illustrer la qualité d'estimation des différentes méthodes, nous nous proposons de comparer les courbes des PDFs et CCDFs théoriques calculées via les paramètres estimés par les différentes méthodes avec la PDF et la CCDF réelles obtenues par la routine Matlab (ksdensity) [Bowma1997].

Nous commençons par le cas où le bruit thermique est ignoré. La Figure 3.6 représente les courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) correspondant aux valeurs estimées des paramètres ($\hat{\nu}$ et \hat{b}) par les méthodes HOME, FOME, [zlog(z)] et FPNOME. Les courbes des PDFs sont obtenues à travers l'utilisation de la 3^{ème} cellule distance ($N=1$), de polarisation HH et de résolution 3m. Nous remarquons que les courbes des PDFs et CCDFs obtenues par la méthode FPNOME donnent les meilleurs ajustements aux PDF et CCDF réelles. Dans le cas d'une intégration de plusieurs impulsions, la Figure 3.7 représente les courbes des PDFs (a) et CCDFs (b) du clutter K -composé sans bruit, ajustées sur les données réelles à travers l'intégration de la 13^{ème} à la 17^{ème} cellule distance ($N=5$), de polarisation VV et de résolution 3m, via les estimateurs HOME, FPOME, [zlog(z)] et FPNOME. Les résultats montrent que l'estimateur FPNOME donne toujours les meilleurs ajustements des PDFs et CCDFs réelles par rapport aux méthodes HOME et FPOME, [zlog(z)]. De plus, nous observons qu'au niveau de la queue des courbes CCDFs, il y a un écart entre la CCDF réelle et les CCDFs estimées. Cet écart peut être justifié par le fait que les données réelles utilisées ne suivent pas réellement la distribution K -composée sans bruit.

Dans le cas où le bruit thermique est présent, la Figure 3.8 représente les courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) correspondant aux valeurs estimées des paramètres ($\hat{\nu}, \hat{b}, \hat{p}_n$) par les méthodes HOME, FPOME, [zlog(z)] et FPNOME à travers la 24^{ème} cellule distance ($N=1$), de polarisation VV et

de résolution 3m. Nous remarquons que les courbes des PDFs et CCDFs obtenues par la méthode FPNOME donnent les meilleurs ajustements des PDFs et CCDFs réelles. Dans la Figure 3.9, nous considérons l'intégration de plusieurs impulsions. Cette figure montre une comparaison des courbes des PDFs (a) et CCDFs (b) du clutter K -plus-bruit à travers l'intégration de la 25^{ème} à la 29^{ème} cellule distance ($N=5$), de polarisation HH et de résolution 3m. Les résultats obtenus confirment que la méthode FPNOME proposée donne toujours les plus faibles valeurs de MSE et le meilleur ajustement des données réelles. Dans la Figure 3.10, nous comparons les PDFs et CCDFs en introduisant, cette fois-ci, l'estimateur CMLE. Les résultats d'ajustement montrent que l'estimateur FPNOME proposé donne les meilleurs ajustements des données réelles pour une intégration de la 8^{ème} à la 10^{ème} cellule distance; ($N=3$), de polarisation HH et de résolution 3m et ce par rapport à ceux de l'estimateur CMLE. Nous remarquons que les courbes estimées dévient un peu par rapport aux courbes réelles. Ceci prouve encore une fois que les données réelles ne suivent pas parfaitement le modèle K -plus-bruit.

Dans les applications en temps réel, le temps de calcul de chaque estimateur est un facteur essentiel. Afin d'évaluer le temps de calcul des estimateurs HOME, FPOME, [zlog(z)] et FPNOME, nous utilisons la routine Matlab (cputime) pour une unité de traitement Intel Pentium G645 fonctionnant à une horloge 2.9 GHz. Pour $M=1000$ échantillons du clutter K -plus-bruit, $N=10$ et $CNR=0$ dB, le temps de calcul est évalué pour $n=100$ essais Monte-Carlo indépendants. Dans cette expérience, les temps de calcul sont 3.125×10^{-4} sec pour l'estimateur HOME, 0.9984 sec pour l'estimateur FPOME, 9.375×10^{-4} sec pour l'estimateur [zlog(z)] et 1.2092 sec pour l'estimateur FPNOME. D'après ces résultats, les temps de calculs des estimateurs HOME et [zlog(z)] sont inférieurs à ceux des estimateurs FPOME et FPNOME.

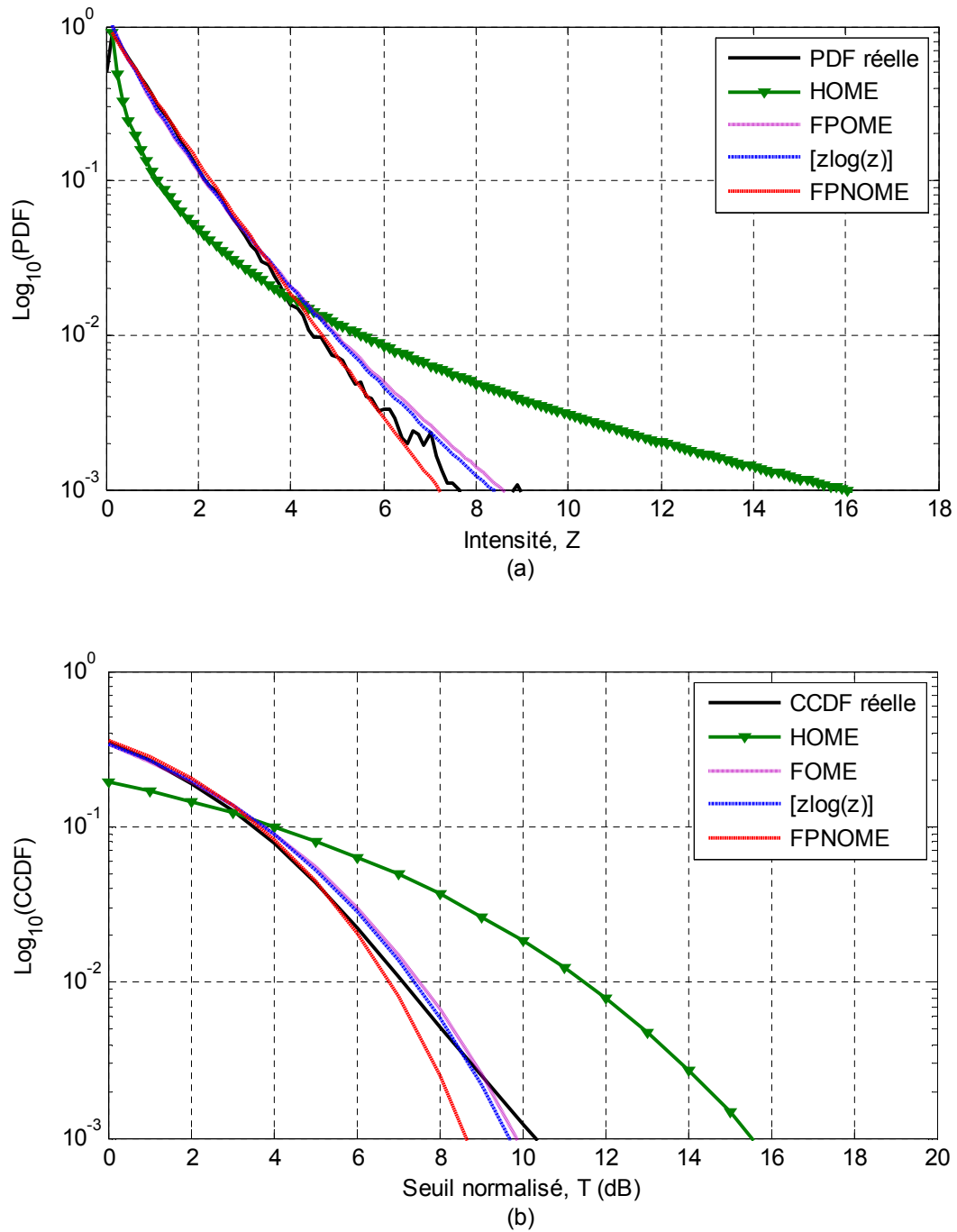


Figure 3.6- Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) du clutter K -distribué sans bruit ajustées sur des données réelles de la 3^{ème} case distance ($N=1$), de polarisation HH et de résolution 3m des estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME

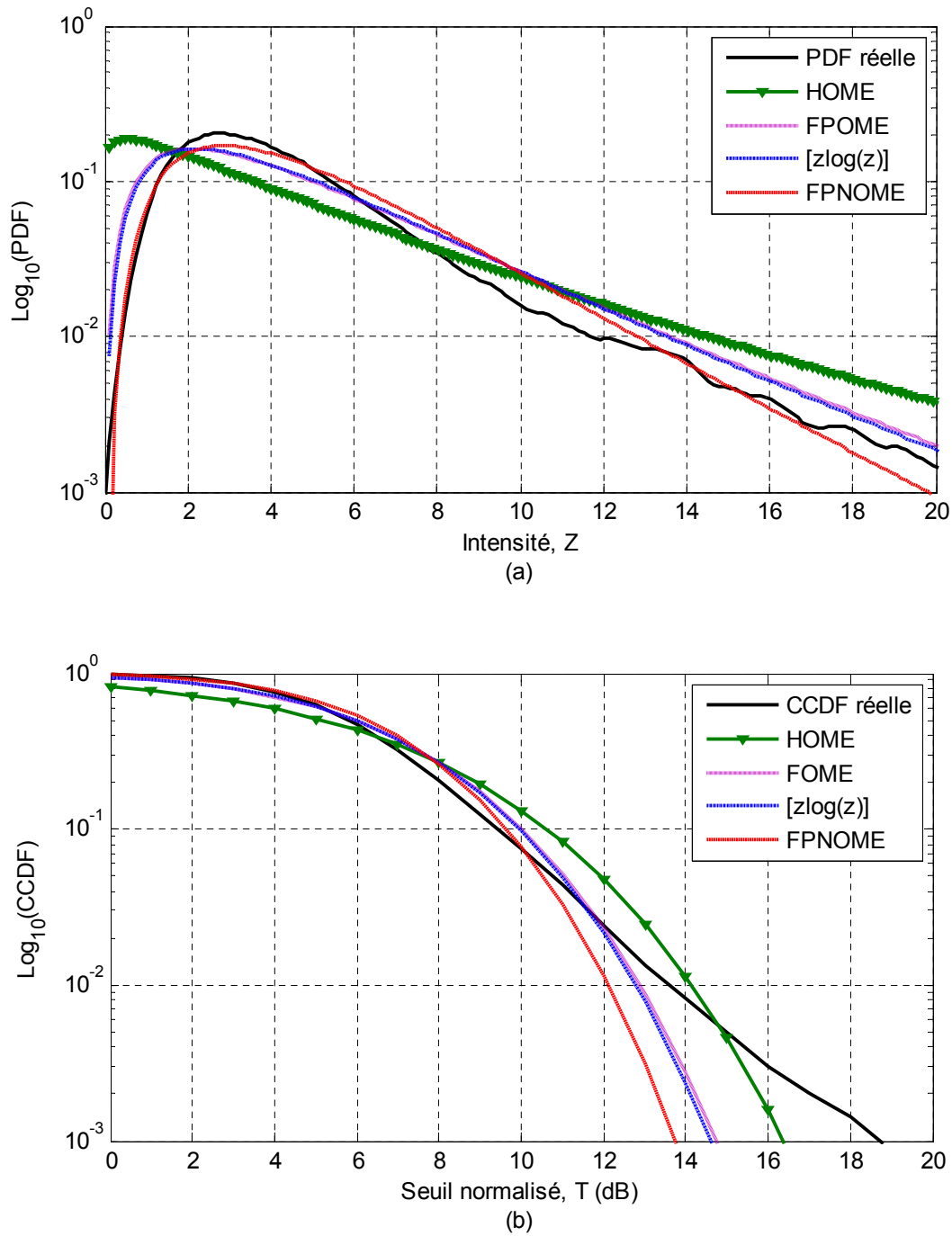


Figure 3.7- Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) du clutter *K*-composé sans bruit ajustées sur les données réelles pour une intégration du 13^{ème} à la 17^{ème} case distance ($N=5$), de polarisation VV et de résolution 3m des estimateurs HOME, FPOME, [zlog(z)] et FPNOME

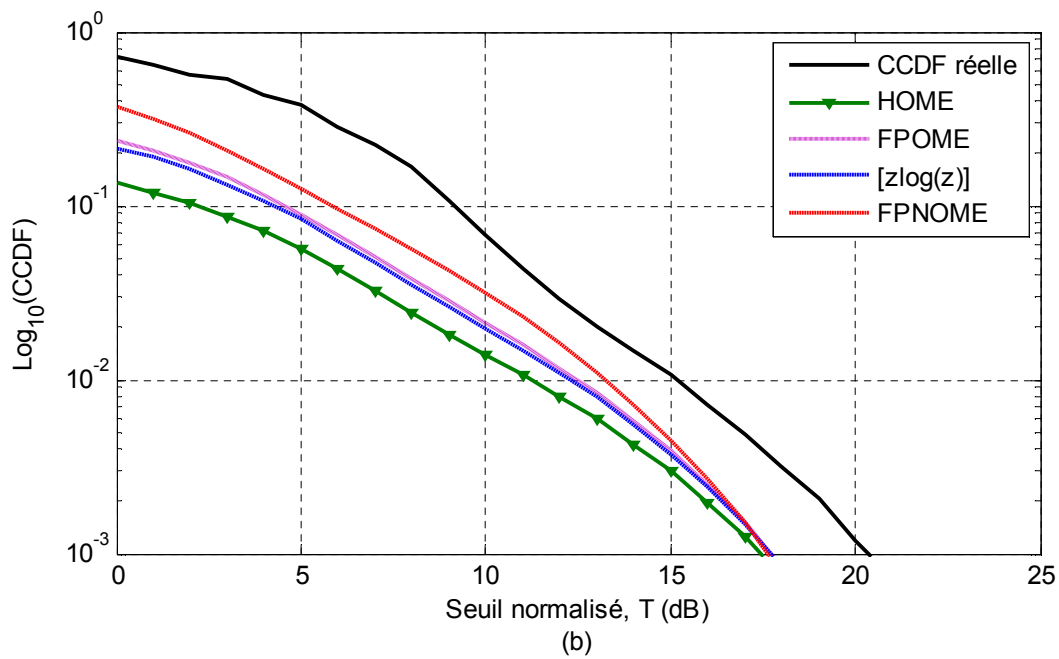
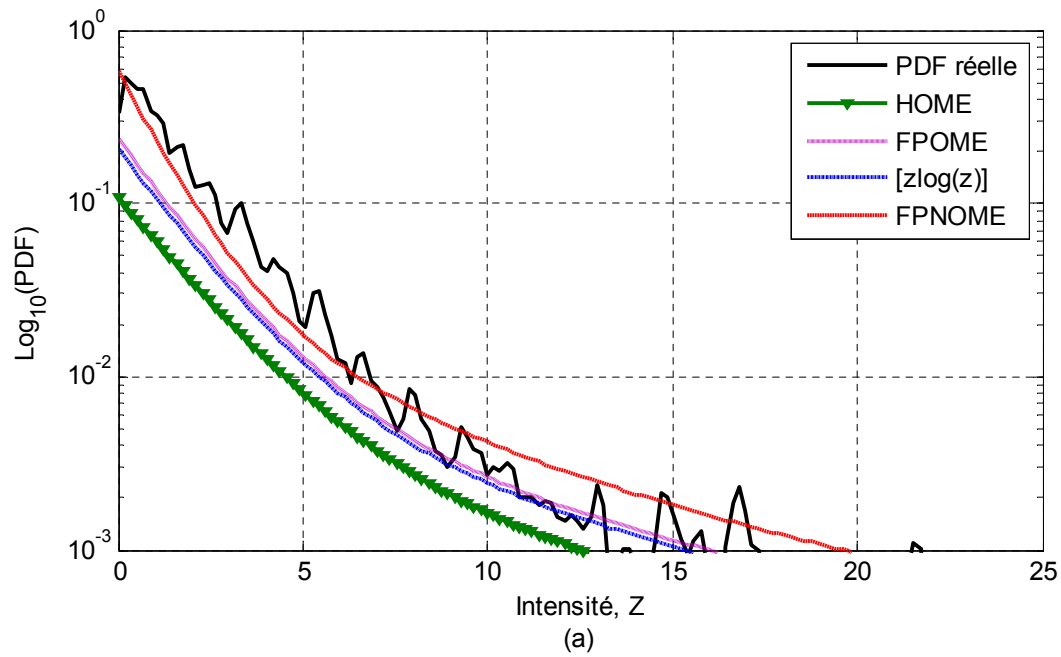


Figure 3.8- Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) du clutter K -plus-bruit ajustées sur les données réelles de la 24^{ème} case distance ($N=1$), de polarisation VV et de résolution 3m des estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME

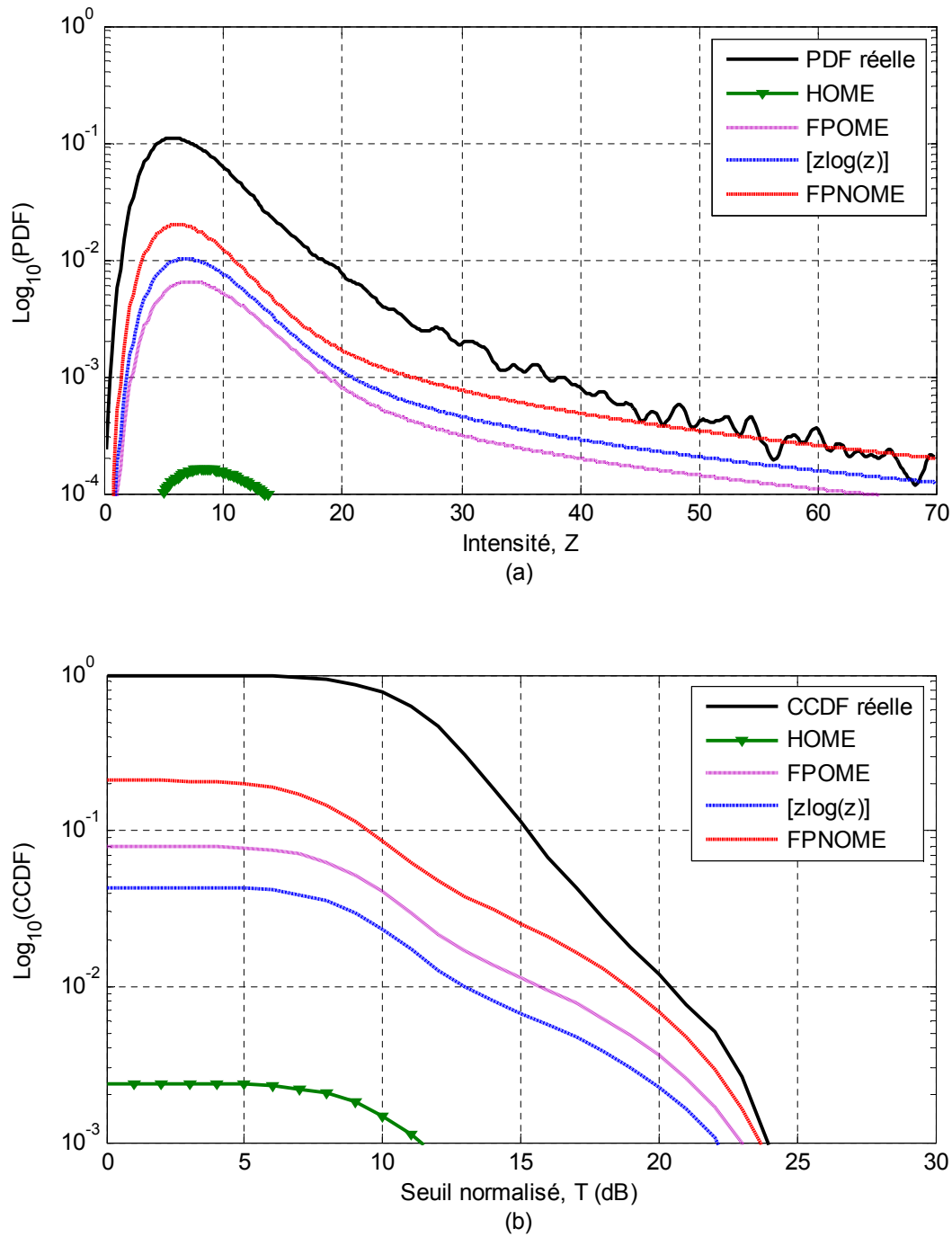


Figure 3.9- Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) du clutter K -plus-bruit ajustées sur les données réelles pour une intégration du 25^{ème} à la 29^{ème} case distance ($N=5$), de polarisation HH et de résolution 3m des estimateurs HOME, FPOME, [zlog(z)] et FPNOME

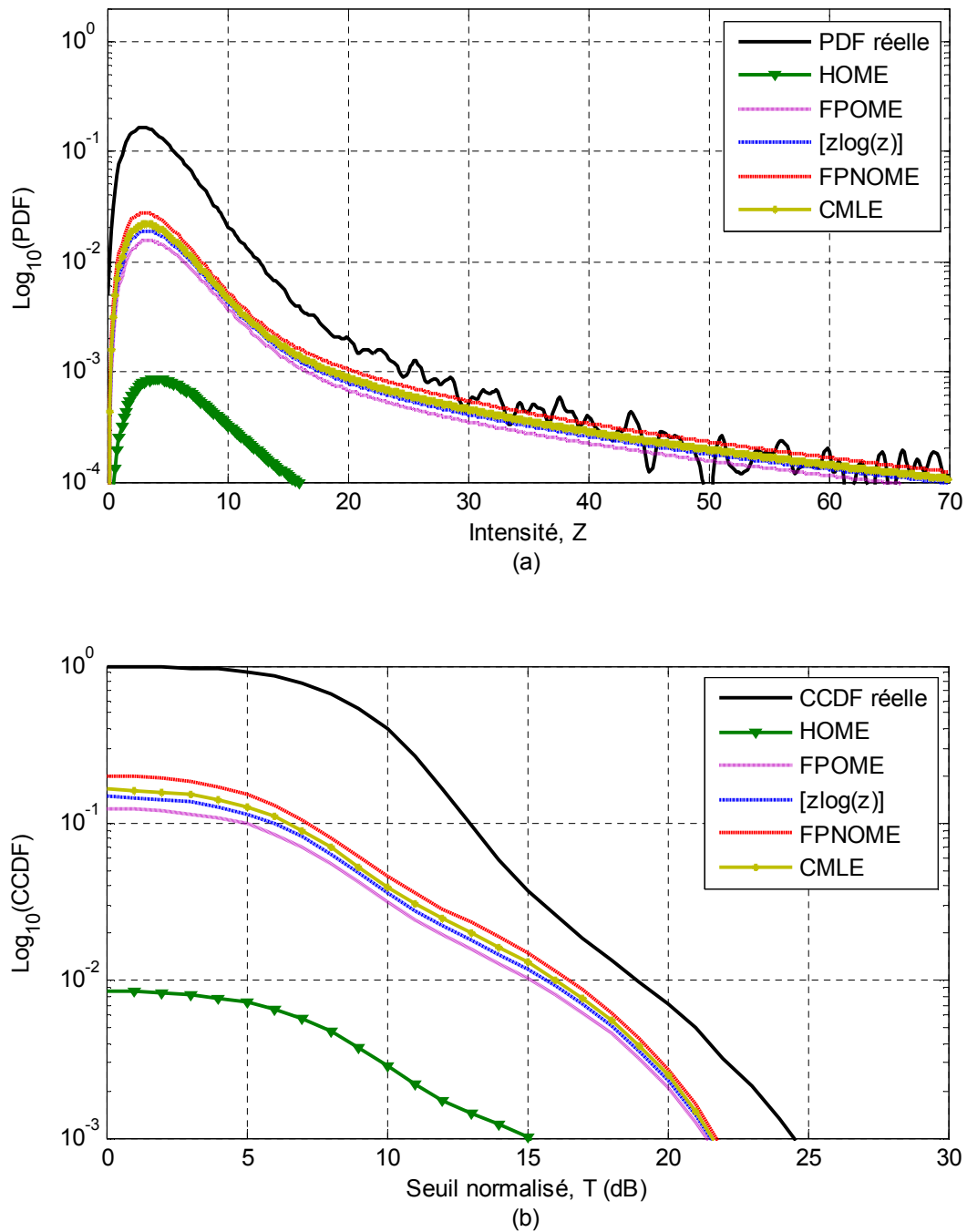


Figure 3.10- Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) du clutter K -plus-bruit ajustées sur les données réelles pour une intégration du 8^{ème} à la 10^{ème} case distance ($N=3$), de polarisation HH et de résolution 3m des estimateurs HOME, FPOME, [zlog(z)], FPNOME et CMLE

3.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons considéré le problème d'estimation des paramètres de la distribution K -composée en l'absence et en présence du bruit thermique additif. Pour ce faire, nous avons considéré le cas d'une intégration non cohérente de plusieurs impulsions. Nous avons commencé cette étude par rappeler la distribution K -composée sans et avec bruit. Par ailleurs, au vu de leur importance dans le domaine de l'estimation, nous avons aussi donné l'expression des moments d'ordre. Dans le cas où le bruit thermique est absent, nous avons présenté un bref rappel des méthodes d'estimation existantes; à savoir, HOME, FPOME et $[z\log(z)]$. Dans ce contexte, nous avons proposé un nouvel estimateur basé sur les moments d'ordre fractionnaire positif et négatif FPNOME. Pour évaluer ses performances, nous avons comparé les performances d'estimation de chaque méthode à travers des données synthétiques et réelles. Dans la majorité des tests effectués, la méthode FPNOME proposée a donnée les meilleurs résultats, par rapport aux estimateurs HOME, FPOME et $[z\log(z)]$, tant au niveau qualité que précision d'estimation. Dans le cas où le bruit thermique est présent, nous avons noté que les difficultés d'estimation augmentent par rapport au cas sans bruit thermique. Ceci est principalement dû à l'introduction du paramètre de la puissance du bruit thermique. A cet effet, nous avons proposé un autre estimateur FPNOME. Ce dernier est basé sur l'exploitation de l'expression des moments d'ordre fractionnaire positif et négatif de la distribution K -plus-bruit. Pour évaluer les performances de cet estimateur, nous l'avons comparé aux estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et CMLE et ce toujours via des données synthétiques et réelles. Les résultats obtenus montrent que l'estimateur FPNOME proposé est performant par rapport aux estimateurs HOME, FPOME et $[z\log(z)]$.

Chapitre 4

Estimation des Paramètres de la Distribution Pareto-plus-bruit

Résumé

Le clutter de distribution Pareto-plus-bruit a récemment été introduit dans la modélisation du clutter de mer de haute résolution. Dans ce chapitre, nous proposons deux nouveaux estimateurs. Le premier est basé sur les moments d'ordre fractionnaire (FOME) et le second est basé sur les moments logarithmiques $[z\log(z)]$. Ces deux procédures sont développées pour estimer les paramètres de la distribution Pareto-plus-bruit dans le cas d'une intégration non cohérente d'impulsions multiples. Pour cela, nous développons tout d'abord l'expression asymptotique des moments d'ordre fractionnaire en termes des fonctions gamma et hypergéométrique généralisée. Ensuite, nous reformulons l'estimateur $[z\log(z)]$ en se basant sur les moments logarithmiques. L'expression résultante de ce dernier est aussi exprimée à travers la fonction hypergéométrique généralisée. Finalement, nous utilisons des données simulées et réelles pour évaluer les performances d'estimation des méthodes proposées.

Sommaire

- 4.1 Introduction
- 4.2 Distribution de Pareto-composée
- 4.3 Moments d'ordre de la distribution Pareto-plus-bruit
- 4.4 Méthodes d'estimation en l'absence du bruit
- 4.5 Méthodes d'estimation en présence du bruit
- 4.6 Résultats et discussion
- 4.7 Conclusion

4.1 Introduction

Dans la plupart des applications du radar, les performances de détection sont toujours liées aux modèles d'environnements où se trouve la cible. Dans la littérature de la détection radar CFAR, la probabilité de détection est très sensible au degré de précision de l'estimation des paramètres du clutter. Plusieurs travaux montrent que le clutter possède des statistiques qui ne peuvent simplement pas être modélisées par une loi Gaussienne [Trunk1970, Trunk1972, Jakeman1976, Lewinski1983, Farina1986b, Watts1985]. Durant ces dernières années, plusieurs distributions statistiques ont été introduites pour modéliser des données de haute résolution du clutter de mer non Gaussien, collectées par des radars fonctionnant dans la bande de fréquence X (8-12 GHz). Parmi les plus récentes distributions introduites dans le domaine de la modélisation du clutter non Gaussien, nous retrouvons la distribution Pareto-composée. Dans [Weinberg2011a, Weinberg2011b, Rosenberg2013], ce modèle a été utilisé pour modéliser le clutter de mer de haute résolution. Les résultats expérimentaux sont effectués à l'aide des données réelles collectées par l'organisation Australienne DSTO. Les résultats de ces travaux montrent que la distribution Pareto-composée est capable de décrire les variations statistiques de ce type de clutter.

A cet effet, notre attention, dans ce chapitre, se porte d'abord sur le problème de l'estimation des paramètres de ce modèle. Dans un premier temps, nous considérerons le cas de l'absence du bruit thermique. La distribution Pareto-composée sans bruit est caractérisée par ses deux paramètres de forme et d'échelle. Nous commençons cette étude par présenter les procédures d'estimation existantes dans la littérature. Nous rappelons que Bocquet [Bocquet2013] a utilisé l'estimateur HOME en exploitant les moments d'ordre supérieur de la distribution Pareto-composée. De plus, il a aussi utilisé l'estimateur du maximum de vraisemblance MLE dans le cas d'une seule impulsion. Balleri *et al* [Balleri2007] ont utilisé l'estimateur FOME pour déterminer le paramètre de forme de la distribution Pareto-composée. Par ailleurs, l'estimateur $[z\log(z)]$ a été étendu dans [Bocquet2013] pour estimer le paramètre de forme de la distribution Pareto-composée.

Dans un second temps, nous étudierons un cas plus réaliste qui est celui de la présence du bruit thermique. Dans ce cas, la distribution Pareto-plus-bruit dépend aussi de la puissance du bruit thermique qui constitue un paramètre inconnu supplémentaire. Ceci engendre donc des difficultés mathématiques additionnelles. Dans ce contexte, nous développons une expression asymptotique des moments de la distribution Pareto-plus-bruit. En se basant sur cette expression, deux nouveaux estimateurs seront par la suite proposés; à savoir l'estimateur FOME qui est basé sur les moments d'ordre fractionnaire et l'estimateur $[z\log(z)]$ qui est fondé sur les moments logarithmiques. Afin d'évaluer les performances d'estimation des estimateurs proposés, nous procéderons à une analyse comparative entre les méthodes existantes et proposées et ce en utilisant des données synthétiques et réelles collectées par le radar IPIX [Bakker2001, Haykin2002].

4.2 Distribution de Pareto-composée

Les modèles composés sont souvent utilisés pour modéliser le clutter de haute résolution. Ces modèles sont caractérisés par de longues queues. Dans ce cas, le problème majeur réside dans le choix de la distribution de la composante texture ainsi que l'estimation de ses paramètres. Des études récentes ont été montrées que la distribution de Pareto composée est extrêmement utile à cause de ces performances acquises dans la description du clutter de mer et sa capacité à concevoir des détecteurs optimaux et sous-optimaux [[Weinberg2013a](#), [Rosenberg2013](#)]. Ce modèle est analytiquement plus simple que la distribution K -composée.

La distribution Pareto-composée sans bruit est caractérisée par deux paramètres, le paramètre de forme α et le paramètre d'échelle β . La PDF de la distribution Pareto-composée est obtenue d'une manière similaire à celle de la distribution K -composée, à l'exception de la composante texture qui est modélisée par la distribution Gamma inverse donnée par :

$$p_Y(y) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} y^{-\alpha-1} \exp\left(-\frac{\beta}{y}\right) \quad (4.1)$$

En remplaçant (4.1) et (3.3) dans (3.1), la PDF de la distribution Pareto-composée sans bruit prend une forme compacte donnée par :

$$p_X(x) = \frac{\alpha\beta^\alpha}{(x+\beta)^{\alpha+1}} \quad (4.2)$$

En présence du bruit thermique, et pour une intégration non cohérente de N impulsions; i.e., $Z = \sum_{i=1}^N X_i$, la PDF de la composante speckle de la distribution Pareto-plus-bruit suit une loi

Gamma de paramètres de forme N et d'échelle $(p_n + y)$, donnée par :

$$p_{Z/Y}(z/y) = \frac{z^{N-1}}{(p_n + y)^N \Gamma(N)} \exp\left(-\frac{z}{p_n + y}\right) \quad (4.3)$$

En remplaçant (3.2) et (4.3) dans (3.1), la PDF de la distribution Pareto-plus-bruit devient [[Mezache2016a](#)] :

$$p_Z(z) = \frac{z^{N-1} \beta^\alpha}{\Gamma(N) \Gamma(\alpha)} \int_0^\infty \frac{y^{-\alpha-1}}{(p_n + y)^N} \exp\left(-\frac{z}{p_n + y} - \frac{\beta}{y}\right) dy \quad (4.4)$$

En intégrant (4.4) de T à ∞ , la CCDF de la distribution Pareto-plus-bruit devient :

$$P_{FA}(T/\alpha, p_n, b) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(N)\Gamma(\alpha)} \int_0^\infty \Gamma\left(N, \frac{T}{p_n + y}\right) y^{-\alpha-1} \exp\left(-\frac{\beta}{y}\right) dy \quad (4.5)$$

où $\Gamma(.,.)$ est la fonction gamma incomplète.

4.3 Expression des moments de la distribution Pareto-plus-bruit

L'expression du moment d'ordre r de la distribution Pareto-plus-bruit est obtenue en substituant (4.4) dans l'expression théorique des moments donnée par (3.9). Ainsi, nous obtenons :

$$\begin{aligned} \langle z^r \rangle &= \int_0^\infty \int_0^\infty z^r \frac{z^{N-1}}{\Gamma(N)(p_n + y)^N} \exp\left(-\frac{z}{p_n + y}\right) \frac{\beta^\alpha y^{-\alpha-1}}{\Gamma(\alpha)} \exp(-\beta/y) dz dy \\ &= \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(N)\Gamma(\alpha)} \int_0^\infty \frac{y^{-\alpha-1}}{(p_n + y)^N} \exp\left(-\frac{\beta}{y}\right) \left[\int_0^\infty z^{r+N-1} \exp\left(-\frac{z}{p_n + y}\right) dz \right] dy \end{aligned} \quad (4.6)$$

L'intégrale dans (4.6) peut être résolue en utilisant l'égalité donnée par (2.3.3.1) [[Prudnikov1986 : page 322](#)] comme suit :

$$\int_0^\infty x^{a-1} \exp(-px) dx = \Gamma(a) p^{-a} \quad (4.7)$$

L'expression du moment d'ordre r de la distribution Pareto-plus-bruit devient:

$$\langle z^r \rangle = \frac{\beta^\alpha \Gamma(N+r)}{\Gamma(N)\Gamma(\alpha)} \int_0^\infty y^{-\alpha-1} (p_n + y)^r \exp\left(-\frac{\beta}{y}\right) dy \quad (4.8)$$

Si le bruit thermique est ignoré, l'expression des moments de la distribution de Pareto-composée est obtenue comme suit :

$$\langle z^r \rangle = \frac{\beta^\alpha \Gamma(N+r)}{\Gamma(N)\Gamma(\alpha)} \int_0^\infty y^{r-\alpha-1} \exp\left(-\frac{\beta}{y}\right) dy \quad (4.9)$$

L'intégrale dans (4.9) peut être résolue en utilisant encore (4.7). L'expression finale des moments de la distribution Pareto-composée sans bruit devient alors:

$$\langle z^r \rangle = \frac{\beta^r \Gamma(N+r)\Gamma(\alpha-r)}{\Gamma(N)\Gamma(\alpha)} \quad (4.10)$$

4.4 Méthodes d'estimation en l'absence du bruit

Dans cette section, nous considérons le problème d'estimation des paramètres de la distribution de Pareto-composée sans bruit, pour une intégration non cohérente de plusieurs impulsions. Dans ce contexte, nous présentons les procédures d'estimation HOME, MLE, [zlog(z)] et FOME.

4.4.1 Méthode des moments d'ordre supérieur

L'estimateur HOME [Bocquet2013] est basé sur les expressions des deux premiers moments 1 et 2 de la distribution Pareto-composée. A partir de l'expression des moments donnée par (4.10), nous obtenons les deux premiers moments comme suit:

$$\begin{cases} \langle z \rangle = \frac{N\beta}{\alpha - 1} \\ \langle z^2 \rangle = \frac{\beta^2 N(N+1)}{(\alpha - 1)\Gamma(\alpha - 2)} \end{cases} \quad (4.11)$$

En combinant ces deux moments, nous obtenons l'expression de l'estimateur HOME du paramètre de forme $\hat{\alpha}$ sous la forme suivante:

$$\hat{\alpha} = \frac{\langle \hat{z} \rangle^2}{\frac{N}{N+1} \langle \hat{z}^2 \rangle - \langle \hat{z} \rangle^2} + 2 \quad (4.12)$$

4.4.2 Méthode du maximum de vraisemblance

L'estimateur du maximum de vraisemblance MLE du paramètre de forme α de la distribution Pareto-composée sans bruit a été développé dans [Bocquet2013]. Cet estimateur est valable seulement pour $N=1$. L'expression de ce dernier est donnée par:

$$\hat{\alpha} = \left\langle \log \left(1 + \frac{z}{\beta} \right) \right\rangle^{-1} \quad (4.13)$$

où l'estimateur MLE du paramètre d'échelle β est obtenu utilisant des méthodes numériques de l'équation suivante :

$$\left(1 + \left\langle \log \left(1 + \frac{z}{\beta} \right) \right\rangle^{-1} \right) \left\langle \frac{z}{z + \beta} \right\rangle - 1 = 0 \quad (4.14)$$

4.4.3 Méthode de [zlog(z)]

L'estimateur [zlog(z)] a été développé pour la première fois pour estimer le paramètre de forme de la distribution K -sans-bruit [Blacknell2001]. Bocquet [Bocquet2013] a développé l'estimateur [zlog(z)] pour déterminer le paramètre de forme de la distribution Pareto-composée sans bruit. L'estimateur du paramètre de forme α est obtenu en appliquant l'approche [zlog(z)] utilisant l'expression des moments de la distribution Pareto-composée sans bruit donnée par (4.10). L'expression résultante de l'estimateur [zlog(z)] est donnée par:

$$\frac{\langle z \log(z) \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \log(z) \rangle = \frac{1}{N} + \frac{1}{\alpha - 1} \quad (4.15)$$

4.4.4 Méthode des moments d'ordre fractionnaire

La méthode FOME a été introduite dans [Balleri2007] pour le modèle Pareto-composé dans le cas d'une seule impulsion. Dans ce qui suit, nous appliquerons cette méthode pour estimer le paramètre de forme α de la distribution Pareto-composée sans bruit dans le cas d'une intégration de plusieurs impulsions. Dans le but d'éliminer le paramètre d'échelle β , nous considérons le rapport $\frac{\langle z^{r+1} \rangle}{\langle z^r \rangle \langle z \rangle}$, ($r > 0$). En exploitant toujours l'expression des moments donnée par (4.10), nous obtenons:

$$\frac{\langle z^{r+1} \rangle}{\langle z^r \rangle \langle z \rangle} = \frac{N(\alpha - r - 1)}{(\alpha - 1)(N + r)} \quad (4.16)$$

L'estimateur FOME du paramètre de forme α est obtenu sous la forme:

$$\hat{\alpha} = 1 + \frac{r}{1 - \hat{A}} \quad (4.17)$$

$$\text{où } \hat{A} = \frac{(N + r) \langle z^r \rangle \langle z \rangle}{N \langle z^{r+1} \rangle}$$

Remarque: Les estimateurs présentés dans cette section traite le problème d'estimation du paramètre de forme α . Pour estimer le paramètre d'échelle β , il suffit de remplacer $\hat{\alpha}$ dans l'expression du moment d'ordre 1 donnée par (4.11). L'estimateur du paramètre d'échelle s'écrit donc comme suit:

$$\hat{\beta} = \frac{\langle z \rangle (\hat{\alpha} - 1)}{N} \quad (4.18)$$

4.5 Méthodes d'estimation en présence du bruit

La distribution Pareto-plus-bruit est caractérisée par trois paramètres. Ceci augmente la complexité mathématique du modèle et les difficultés d'estimation. Dans cette section, nous proposons deux estimateurs. Le premier estimateur est basé sur les moments d'ordre fractionnaire (FOME) et le second sur l'approche $[z \log(z)]$.

4.5.1 Méthode des moments d'ordre supérieur

La méthode des moments d'ordre supérieur (HOME) a été appliquée dans [Bocquet2015] pour estimer le paramètre de forme α de la distribution Pareto-plus-bruit dans le cas d'une intégration non cohérente de plusieurs impulsions. En utilisant l'expression des moments de la distribution Pareto-plus-bruit donnée par (4.10), les trois premiers moments sont:

$$\begin{cases} \mu_1 = \frac{\langle z \rangle}{N} = p_n + \frac{\beta}{\alpha - 1} \\ \mu_2 = \frac{2\langle z^2 \rangle}{N(N+1)} = 2p_n^2 + \frac{4\beta p_n}{\alpha - 1} + \frac{2\beta^2}{(\alpha - 1)(\alpha - 2)} \\ \mu_3 = \frac{6\langle z^3 \rangle}{N(N+1)(N+2)} = 6p_n^3 + \frac{18\beta p_n^2}{\alpha - 1} + \frac{18\beta^2 p_n}{(\alpha - 1)(\alpha - 2)} + \frac{6\beta^3}{(\alpha - 1)(\alpha - 2)(\alpha - 3)} \end{cases} \quad (4.19)$$

En considérant M échantillons IID, le moment statistique d'ordre r est estimé comme suit:

$$\hat{\langle z^r \rangle} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M z_i^r, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (4.20)$$

Après quelques manipulations mathématiques, l'estimateur HOME du paramètre forme α est donné par [Bocquet2015]:

$$\hat{\alpha} = 3 + \frac{6q(6q^2 + s)}{(12\mu_1^3 - 9\mu_1\mu_2 + \mu_3)^2} \quad (4.21)$$

où $q = \mu_2 - \mu_1^2$ et $s = \sqrt{2q(\mu_3^2 + 18\mu_1\mu_2\mu_3 + 24\mu_1^3\mu_3 + 18\mu_2^3 - 27\mu_1^2\mu_2^2)}$

Dans le cas où la puissance du bruit thermique p_n est connue *a priori*, l'estimateur du paramètre de forme α peut être simplement obtenu par l'utilisation des deux premiers moments. Dans ce cas, l'expression de l'estimateur de α est déterminée selon l'expression suivante:

$$\hat{\alpha} = 1 + \frac{\hat{\mu}_2 + 2p_n^2 - 4p_n\hat{\mu}_1}{\hat{\mu}_2 - 2\hat{\mu}_1^2} \quad (4.22)$$

4.5.2 Méthode des moments d'ordre fractionnaire

Cette approche représente notre première contribution pour l'estimation des paramètres de la distribution Pareto-plus-bruit dans le cas d'une intégration non cohérente d'impulsions multiple. L'estimateur FOME proposé est basé essentiellement sur les moments d'ordre fractionnaire. Pour cela, le développement de l'expression de cet estimateur est fondé principalement sur l'expression des moments de la distribution Pareto-plus-bruit donnée par l'équation (4.8). En posant $u = p_n / y$, (4.8) devient:

$$\langle z^r \rangle = \frac{\beta^\alpha \Gamma(r+N)}{\Gamma(N) \Gamma(\alpha) p_n^{\alpha-r}} \int_0^\infty u^{\alpha-r-1} (1+u)^r \exp\left(-\frac{\beta}{p_n} u\right) du \quad (4.23)$$

En utilisant l'intégrale $\int_0^\infty e^{-zt} t^{a-1} (1+t)^{b-a-1} dt = \Gamma(a) U(a, b, z)$, donnée par l'équation (13.2.5) dans [Abramowitz1972 : page 505], (4.23) devient:

$$\langle z^r \rangle = \frac{\beta^\alpha \Gamma(r+N) \Gamma(\alpha-r)}{\Gamma(N) \Gamma(\alpha) p_n^{\alpha-r}} U\left(\alpha-r, \alpha+1, \frac{\beta}{p_n}\right) \quad (4.24)$$

En utilisant la transformation donnée par l'équation (16.1.11) dans [Spanier1987 : page 322], celle-ci s'écrit comme suit:

$$U\left(\alpha-r, \alpha+1, \frac{\beta}{p_n}\right) = \left(\frac{\beta}{p_n}\right)^{r-\alpha} {}_2F_0\left(\alpha-r, -r; ; -\frac{p_n}{\beta}\right) \quad (4.25)$$

En remplaçant (4.25) dans (4.24), nous obtenons une expression des moments d'ordre fractionnaire en termes de la fonction hypergéométrique généralisée ${}_2F_0(.,.;.)$ comme suit:

$$\langle z^r \rangle = \frac{\beta^r \Gamma(r+N) \Gamma(\alpha-r)}{\Gamma(N) \Gamma(\alpha)} {}_2F_0\left(\alpha-r, -r; ; -\frac{p_n}{\beta}\right), \text{ pour } \alpha > r \quad (4.26)$$

L'expression (4.26) dépend de trois paramètres α , β et p_n . Il faut donc au moins deux autres équations pour estimer les trois paramètres de la distribution Pareto-plus-bruit. Pour cela, nous exploitons les deux moments d'ordre 1 et 2 pour réduire les paramètres de (4.26) à un seul paramètre α de la manière suivante:

$$\frac{p_n}{\beta} = (\alpha-1)^{-1} \left(\sqrt{(\alpha_{eff}-2)(\alpha-2)^{-1}} - 1 \right) \quad (4.27)$$

où le paramètre de forme effectif α_{eff} est donné par [Rosenberg2013]:

$$\alpha_{eff} = 1 + \frac{\mu_2}{\mu_2 - 2\mu_1^2} = 1 + \frac{\langle z^2 \rangle}{\langle z^2 \rangle - \frac{N+1}{N} \langle z \rangle^2} \quad (4.28)$$

Dans le but de rendre l'équation (4.26) en fonction seulement de α et CNR , nous considérons le

rapport $\frac{\langle z^r \rangle}{\langle z \rangle^r}$ comme suit:

$$\begin{aligned} \frac{\langle z^r \rangle}{\langle z \rangle^r} &= \frac{\Gamma(r+N)\Gamma(\alpha-r)}{N^r \left(\frac{p_n}{\beta} + \frac{1}{\alpha-1} \right)^r \Gamma(N)\Gamma(\alpha)} {}_2F_0 \left(\alpha-r, -r; ; -\frac{p_n}{\beta} \right) \\ &= \frac{(\alpha-1)^r \Gamma(r+N)\Gamma(\alpha-r)}{N^r (1+1/CNR)^r \Gamma(N)\Gamma(\alpha)} {}_2F_0 \left(\alpha-r, -r; ; -\frac{1}{(\alpha-1)CNR} \right) \end{aligned} \quad (4.29)$$

En remplaçant le paramètre de forme effectif α_{eff} donné par (4.28) dans (4.29), l'expression finale de l'estimateur FOME devient:

$$\hat{A} = \frac{\Gamma(\hat{\alpha}-r)(\hat{\alpha}-1)^r (\hat{\alpha}-2)^{r/2}}{\Gamma(\hat{\alpha})} {}_2F_0 \left(\hat{\alpha}-r, -r; ; -(\hat{\alpha}-1)^{-1} \left(\sqrt{(\alpha_{eff}-2)(\hat{\alpha}-2)^{-1}} - 1 \right) \right) \quad (4.30)$$

$$\text{où } \hat{A} = \frac{\langle z^r \rangle (\alpha_{eff}-2)^{r/2} \Gamma(N)}{N^{-r} \langle z \rangle^r \Gamma(r+N)}$$

A cause de la fonction hypergéométrique généralisée ${}_2F_0(.,.,;.)$ contenue dans l'expression finale de l'estimateur FOME, des calculs numériques doivent être utilisés pour trouver l'estimation de α . Le calcul de la fonction hypergéométrique généralisée est disponible dans plusieurs outils mathématiques tels que Matlab, Maple, Mathematica, etc. Dans le cas où la puissance du bruit thermique p_n est connue *a priori*, l'estimateur FOME est obtenu en remplaçant le paramètre d'échelle $\beta = (\hat{\alpha}-1)(\hat{\mu}_1 - p_n)$ dans l'expression des moments (4.26). L'expression de l'estimateur FOME devient donc [Mezache2016a]:

$$\hat{B} = \frac{(\hat{\alpha}-1)^r \Gamma(\hat{\alpha}-r)}{\Gamma(\hat{\alpha})} {}_2F_0 \left(\hat{\alpha}-r, -r; ; -\frac{p_n}{(\hat{\mu}_1 - p_n)(\hat{\alpha}-1)} \right) \quad (4.31)$$

$$\text{où } \hat{B} = \frac{\langle z^r \rangle \Gamma(N)}{\Gamma(N+r)(\hat{\mu}_1 - p_n)^r}$$

4.5.3 Méthode de $\langle z \log(z) \rangle$

Le second estimateur proposé pour la distribution de Pareto-plus-bruit est l'estimateur $\langle z \log(z) \rangle$. Le développement de cet estimateur est basé sur les expressions des moyennes logarithmiques $\langle \log(z) \rangle$ et $\langle z \log(z) \rangle$ de la distribution Pareto-plus-bruit. Nous commençons par le développement mathématique des expressions des moyennes $\langle \log(z) \rangle$ et $\langle z \log(z) \rangle$.

Développement de $\langle \log(z) \rangle$

La moyenne logarithmique de l'intensité Z du signal reçu $\langle \log(z) \rangle$ est donnée par définition:

$$\langle \log(z) \rangle = \int_0^{\infty} \log(z) p_z(z) dz \quad (4.32)$$

En remplaçant la PDF de la distribution Pareto-plus-bruit $p_z(z)$ donnée par (4.4) dans (4.32), nous obtenons:

$$\begin{aligned} \langle \log(z) \rangle &= \int_0^{\infty} \int_0^{\infty} \frac{z^{N-1}}{(p_n + y)^N \Gamma(N)} \log(z) \exp\left(-\frac{z}{p_n + y}\right) \frac{\beta^\alpha y^{-\alpha-1}}{\Gamma(\alpha)} \exp\left(-\frac{\beta}{y}\right) dz dy \\ &= \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha) \Gamma(N)} \int_0^{\infty} \frac{y^{-\alpha-1}}{(p_n + y)^N} \exp\left(-\frac{\beta}{y}\right) \left[\int_0^{\infty} z^{N-1} \log(z) \exp\left(-\frac{z}{p_n + y}\right) dz \right] dy \end{aligned} \quad (4.33)$$

Après quelques manipulations mathématiques ([Annexe A](#)), la moyenne logarithmique $\langle \log(z) \rangle$ est donnée par:

$$\langle \log(z) \rangle = \psi(N) + \log(p_n) + \left(\frac{\beta}{p_n}\right)^\alpha \frac{\pi}{\Gamma(\alpha) \alpha \sin(\alpha\pi)} {}_1F_1\left(\alpha; \alpha + 1; \frac{\beta}{p_n}\right) - \frac{\beta}{p_n(1-\alpha)} {}_2F_2\left(1, 1; 2, 2 - \alpha; \frac{\beta}{p_n}\right) \quad (4.34)$$

Développement de $\langle z \log(z) \rangle$

La moyenne $\langle z \log(z) \rangle$ est donnée par:

$$\langle z \log(z) \rangle = \int_0^{\infty} z \log(z) p_z(z) dz \quad (4.35)$$

En remplaçant la PDF de la distribution Pareto-plus-bruit donnée par (4.4) dans (4.35), nous obtenons

$$\begin{aligned}
\langle z \log(z) \rangle &= \int_0^\infty \int_0^\infty \frac{z^{N-1}}{(p_n + y)^N \Gamma(N)} z \log(z) \exp\left(-\frac{z}{p_n + y}\right) \frac{\beta^\alpha y^{-\alpha-1}}{\Gamma(\alpha)} \exp\left(-\frac{\beta}{y}\right) dz dy \\
&= \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)\Gamma(N)} \int_0^\infty \frac{y^{-\alpha-1}}{(p_n + y)^N} \exp\left(-\frac{\beta}{y}\right) \left[\int_0^\infty z^N \log(z) \exp\left(-\frac{z}{p_n + y}\right) dz \right] dy
\end{aligned} \tag{4.36}$$

En utilisant quelques propriétés mathématiques (Annexe B), l'expression de la moyenne $\langle z \log(z) \rangle$ est:

$$\langle z \log(z) \rangle = N \left(p_n + \frac{\beta}{\alpha - 1} \right) \langle \log(z) \rangle + p_n + \frac{\beta}{\alpha - 1} + \frac{N\beta}{(\alpha - 1)^2} {}_2F_0 \left(\alpha - 1, 1; ; -\frac{p_n}{\beta} \right) \tag{4.37}$$

En utilisant l'expression du moment d'ordre 1 (i.e., $\langle z \rangle = N \left(p_n + \frac{\beta}{\alpha - 1} \right)$) dans (4.37), l'expression finale de l'estimateur $[z \log(z)]$ devient:

$$\begin{aligned}
\frac{\langle z \log(z) \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \log(z) \rangle - \frac{1}{N} &= \left(\frac{p_n}{\beta} (\alpha - 1)^2 + \alpha - 1 \right)^{-1} {}_2F_0 \left(\alpha - 1, 1; ; -\frac{p_n}{\beta} \right) \\
&= \frac{CNR}{(\alpha - 1)(1 + CNR)} {}_2F_0 \left(\alpha - 1, 1; ; -\frac{1}{CNR(\alpha - 1)} \right)
\end{aligned} \tag{4.38}$$

L'expression de l'estimateur $[z \log(z)]$ donnée par (4.38) a une forme non linéaire. A cet effet, des calculs numériques doivent être utilisés pour trouver les estimations de α . De plus, l'estimateur $[z \log(z)]$ peut être donné en termes du paramètre de forme effectif α_{eff} . En remplaçant (4.28) dans (4.38), l'expression finale de l'estimateur $[z \log(z)]$ devient [Mezache2016a]:

$$\hat{C} = \frac{\sqrt{\hat{\alpha} - 2}}{\hat{\alpha} - 1} {}_2F_0 \left(\hat{\alpha} - 1, 1; ; -(\hat{\alpha} - 1)^{-1} \left(\sqrt{(\alpha_{eff} - 2)(\hat{\alpha} - 2)^{-1}} - 1 \right) \right) \tag{4.39}$$

où $\hat{C} = \left(\frac{\langle z \log(z) \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \log(z) \rangle - \frac{1}{N} \right) \sqrt{\alpha_{eff} - 2}$

Si la puissance du bruit thermique p_n est connue *a priori*, l'expression de l'estimateur $[z \log(z)]$ suit la forme non linéaire suivante:

$$\hat{D} = (\hat{\alpha} - 1)^{-1} {}_2F_0 \left(\alpha - 1, 1; ; -\frac{p_n}{(\hat{\mu}_1 - p_n)(\hat{\alpha} - 1)} \right) \tag{4.40}$$

où $\hat{D} = \left[\frac{\langle z \log(z) \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \log(z) \rangle - \frac{1}{N} \right] \frac{\hat{\mu}_1}{\hat{\mu}_1 - p_n}$

L'application de l'estimateur $[z\log(z)]$ nécessite l'estimation des statistiques $\langle \log(z) \rangle$ et $\langle z \log(z) \rangle$. Pour cela et dans un cadre expérimental, ces statistiques peuvent être estimées en utilisant les échantillons du clutter Pareto-plus-bruit. Si nous disposons de M échantillons IID, $Z_i, i=1, 2, \dots, M$, les deux statistiques peuvent être estimées comme suit:

$$\langle \log(z) \rangle = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \log(z_i) \quad (4.41)$$

et

$$\langle z \log(z) \rangle = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M z_i \log(z_i) \quad (4.42)$$

4.6 Résultats et discussions

Dans cette section, nous évaluons les performances des estimateurs proposés dans ce chapitre. En l'absence du bruit thermique, les performances des estimateurs HOME, FOME et $[z\log(z)]$ sont comparées entre elles. L'estimateur MLE n'est pas utilisé dans cette analyse car il est seulement valide dans le cas d'une seule impulsion ($N=1$). En présence du bruit thermique, les performances des estimateurs proposés FOME et $[z\log(z)]$ pour la distribution Pareto-plus-bruit sont également évaluées et comparés à celles obtenues par l'estimateur HOME. Dans cette analyse, nous utilisons des données synthétiques et des données réelles du clutter de mer collectées par le radar IPIX.

4.6.1 Performances d'estimation à travers des données synthétiques

Dans ce qui suit, les performances d'estimation seront évaluées en utilisant des données synthétiques. Les performances des estimateurs sont évaluées, via la simulation Monte-Carlo, en comparant les courbes des MSE obtenues par les diverses méthodes d'estimation.

En l'absence du bruit thermique, les échantillons indépendants du clutter Pareto-composé sans bruit sont générés via la routine Matlab suivante:

$$Z = \sum_{i=1}^N \exp \text{rnd}_i(1 / \text{gamrnd}(\alpha, 1 / \beta, n, M)) \quad (4.43)$$

La Figure 4.1 montre les courbes des MSE du paramètre de forme α de la distribution Pareto-composée-sans-bruit en utilisant les estimateurs HOME, FOME et $[z\log(z)]$. Dans l'optique d'examiner l'influence du nombre d'échantillons M utilisé dans l'estimation, les Figures 4.1.(a), 4.1.(b) et 4.1.(c) représentent, respectivement, les cas $M=500$, 5000 et 10000 . Les nombres d'impulsions et d'essais Monte Carlo sont, respectivement, $N=10$ et $n=100$. Les résultats montrent que

les valeurs des MSE relatives aux estimateurs $[z\log(z)]$ et FOME sont plus faibles que celles de l'estimateur HOME. De plus, plus les valeurs du paramètre de forme α sont faibles, plus l'estimateur $[z\log(z)]$ surpasse l'estimateur FOME. Comme prévu, toute augmentation du nombre d'échantillons M améliore la qualité d'estimation.

La Figure 4.2 montre l'influence du nombre d'impulsions N sur les performances d'estimation. Les Figures 4.2.(a), 4.2.(b) et 4.2.(c) représentent les cas $N=1, 4$ et 8 , respectivement. Nous remarquons que, pour des valeurs légèrement élevées du paramètre de forme α , les courbes des MSE de l'estimateur $[z\log(z)]$ sont les meilleures. Ainsi, celles de l'estimateur FOME sont presque confondues avec celles de l'estimateur $[z\log(z)]$. De même, toute augmentation du nombre d'impulsions N améliore la qualité d'estimation du paramètre de forme α .

En présence du bruit thermique, les échantillons du clutter Pareto-plus-bruit sont générés via la routine Matlab suivante:

$$Z = \sum_{i=1}^N \exp \text{rnd}_i(p_n + 1 / \text{gamrnd}(\alpha, 1 / \beta, n, M)) \quad (4.44)$$

Pour évaluer la qualité d'estimation des estimateurs FOME et $[z\log(z)]$ proposés pour un clutter Pareto-plus-bruit dans le cas d'une intégration non cohérente d'impulsions multiples, nous comparons les courbes des MSE obtenues par les estimateurs HOME, FOME et $[z\log(z)]$. Les fonctions hypergéométriques généralisées dans les expressions estimateurs proposés sont évaluées via la fonction Matlab (hypergeom).

Nous commençons par choisir la valeur de l'ordre fractionnaire r utilisé dans l'estimateur FOME. Pour cela, la Figure 4.3 montre les courbes obtenues à partir des côtés droit et gauche de l'expression asymptotique des moments (4.26), pour $N=1$ et $M=10000$. Nous remarquons que les deux courbes sont presque confondues pour de faibles valeurs de r , alors que celles du CNR n'ont aucune influence. Par conséquent, dans ce qui suit, seule la valeur de l'ordre $r=0,1$ est retenue.

A cause de la complexité des expressions des estimateurs proposés, il est difficile de calculer analytiquement leurs biais. Pour cela, la moyenne et l'écart type des paramètres estimés du clutter Pareto-plus-bruit pour $N=10$, $CNR=0\text{dB}$ et $n=200$ sont calculés et présentés dans le Tableau 4.1. Ce dernier montre que la méthode FOME donne de meilleurs résultats que celles de HOME et $[z\log(z)]$.

Pour évaluer les performances d'estimation dans le cas d'une intégration non cohérente de plusieurs impulsions, la Figure 4.4 représente les courbes des MSE des estimateurs HOME, FOME et $[z\log(z)]$, pour $N=10$, $M=10000$ et $CNR=0\text{dB}$. Les Figures 4.4.(a) et 4.4.(b) représentent les cas où la puissance du bruit p_n est inconnue et connue, respectivement. Celles-ci montrent que l'estimateur proposé FOME donne de faibles valeurs du MSE par rapport aux estimateurs $[z\log(z)]$ et HOME. De

plus, nous observons que la qualité d'estimation de l'estimateur FOME est meilleure pour des valeurs de plus en plus décroissantes du paramètre de forme α . C'est typiquement le cas d'un clutter très pointu (very spiky clutter). Pour les mêmes conditions que précédemment, mais pour $CNR=10dB$, la Figure 4.5 illustre les courbes des MSE en fonction du paramètre de forme α . La Figure 4.5.(a) pour p_n inconnue et la Figure 4.5.(b) pour p_n connue, nous remarquons encore que l'estimateur FOME est toujours le plus performant. Dans le cas d'une seule impulsion, $N=1$, les résultats obtenus sont représentés dans la Figure 4.6. Pour p_n inconnue; i.e., Figure 4.6.(a), les valeurs des MSE obtenues par la méthode FOME sont légèrement élevées pour des valeurs du paramètre de forme $\alpha > 3$. Par ailleurs, dans le cas où p_n est connue; Figure 4.6.(b), nous observons que les faibles valeurs des MSE pour $\alpha < 3$ sont obtenues par la méthode FOME. De plus, il est intéressant de noter que les courbes des MSE sont presque confondues pour des valeurs élevées du paramètre de forme α . Dans ce cas, le clutter tend vers la distribution Gaussienne.

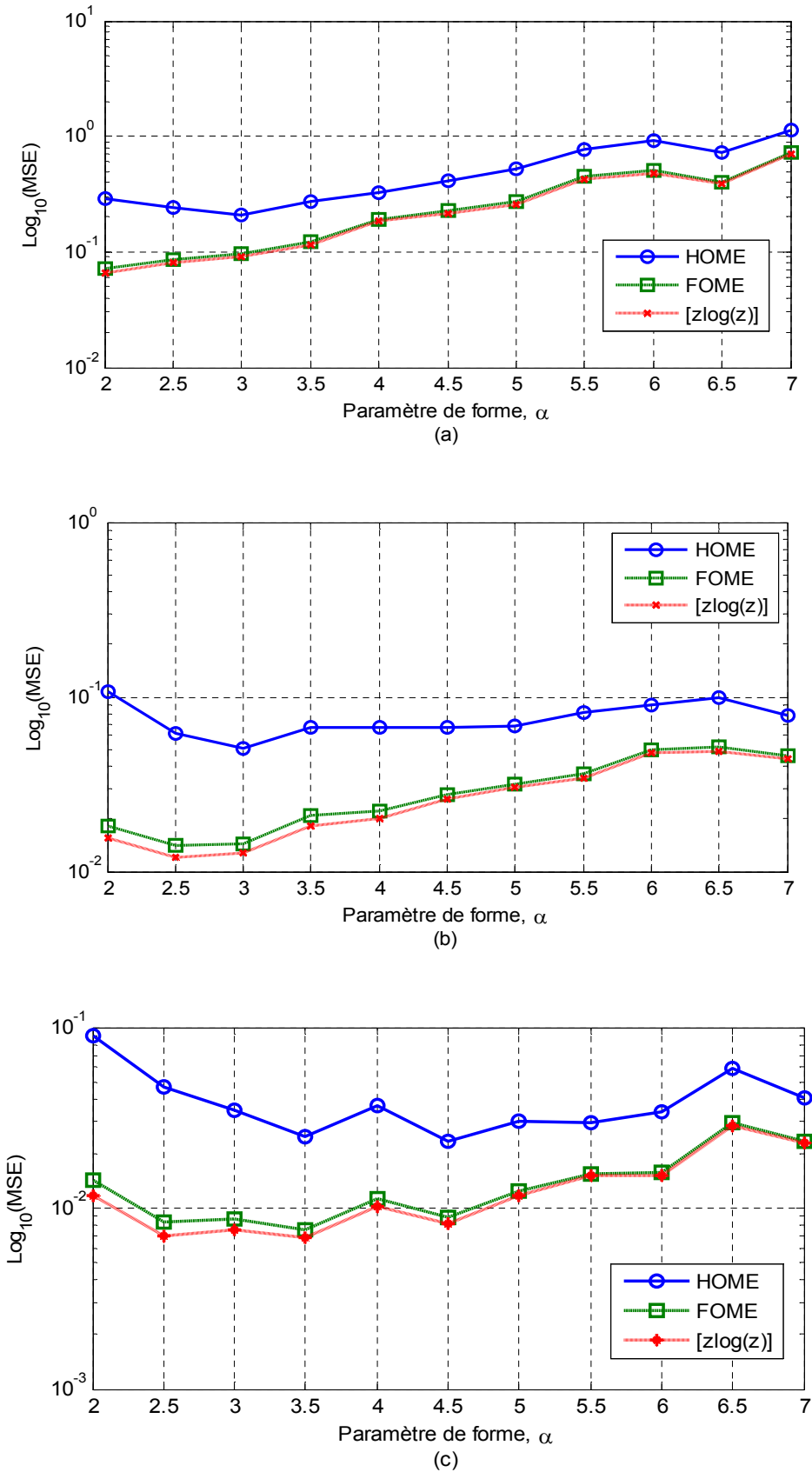


Figure 4.1- MSEs du paramètre de forme α du clutter Pareto-composé sans bruit des méthodes HOME, FOME et $[z\log(z)]$, pour $N=10$ et $n=100$
 (a) $M=500$, (b) $M=5000$ et (c) $M=10000$

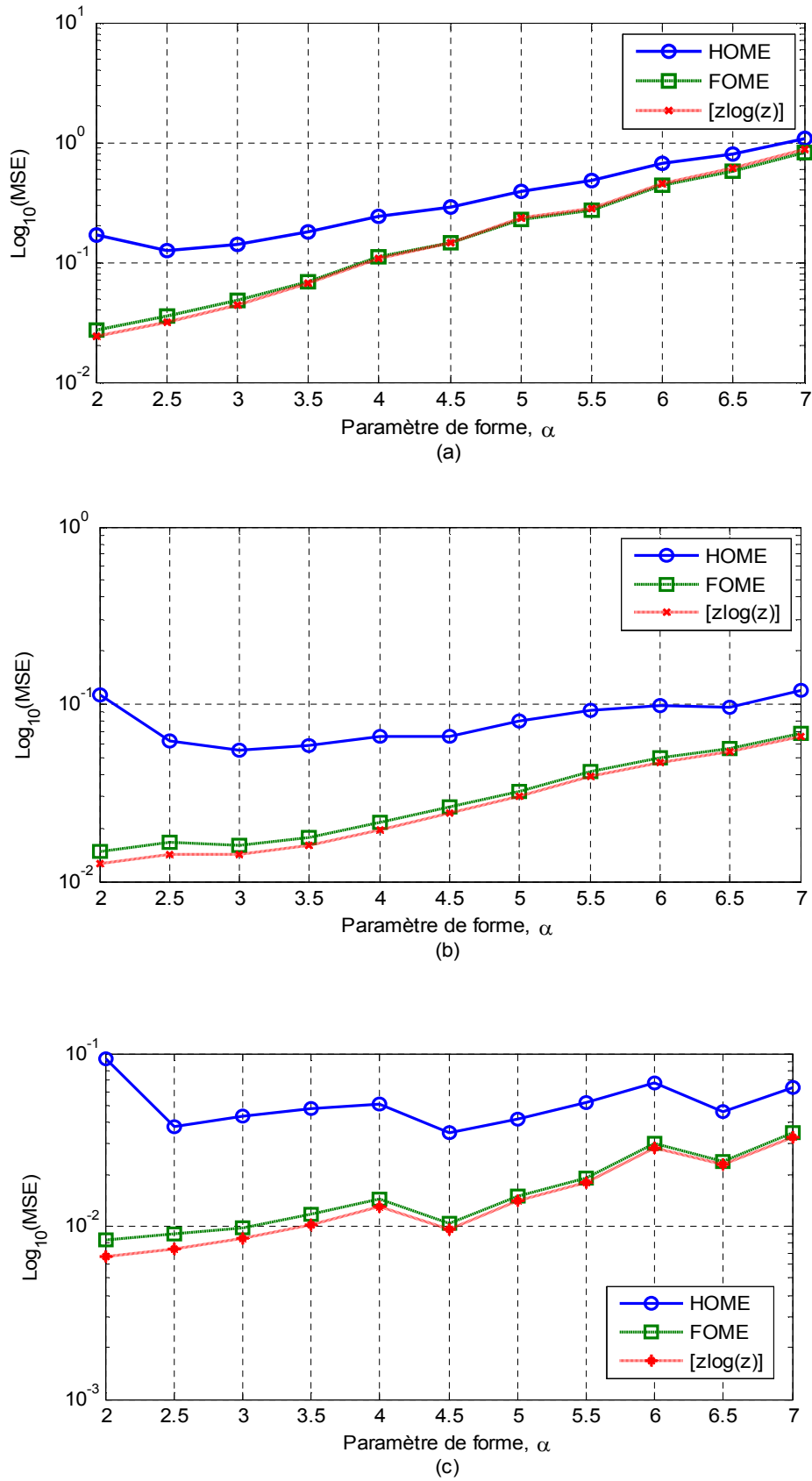


Figure 4.2- MSEs du paramètre de forme α du clutter Pareto-composé sans bruit des méthodes HOME, FOME et [zlog(z)], pour $M=10000$ et $n=100$, (a) $N=1$, (b) $N=4$ et (c) $N=8$

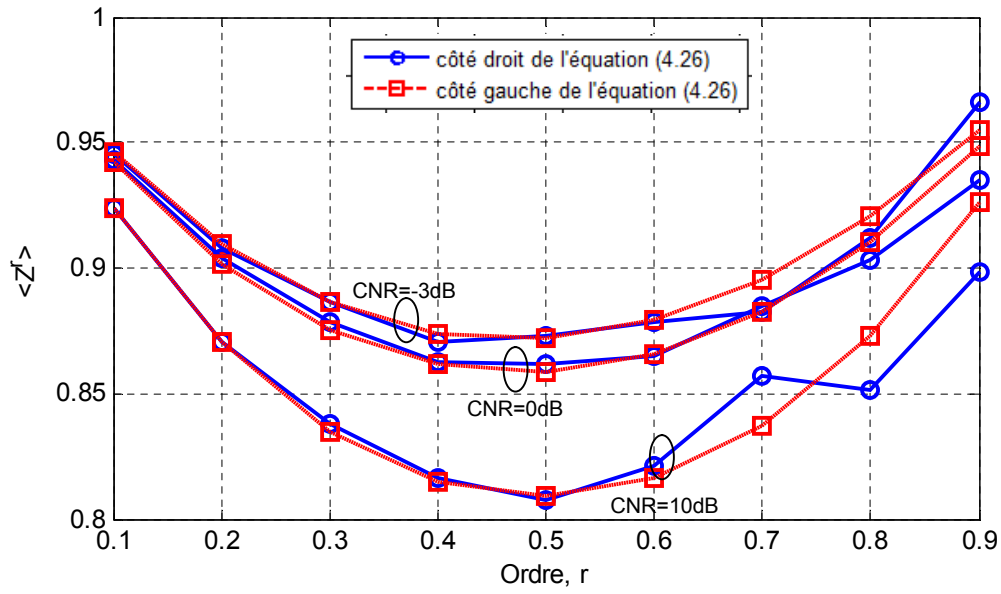


Figure 4.3- Moment $\langle z^r \rangle$ en fonction de l'ordre r (Equation (4.26)), pour $\alpha = 2.1$, $M=10000$, $N=1$ et $n=100$

Tableau 4.1- Valeur moyenne et écart type des paramètres $\hat{\alpha}$, $\hat{\beta}$ et \hat{p}_n du clutter Pareto-plus-bruit des estimateurs HOME, FOME et [zlog(z)], avec CNR=0dB, $N=10$ et $n=200$

Méthode d'estimation	Paramètres du clutter Pareto-plus-bruit synthétiques (Valeurs réelles)				Moyenne et écart type des paramètres estimés					
	α	M	β	p_n	$E[\hat{\alpha}]$	$std(\hat{\alpha})$	$E[\hat{\beta}]$	$std(\hat{\beta})$	$E[\hat{p}_n]$	$std(\hat{p}_n)$
HOME FOME [zlog(z)]	2.1	1000	0.55	0.5	3.8745	0.5048	2.5083	0.6384	0.1521	0.2355
					2.8200	0.4281	1.1471	0.3276	0.3719	0.0443
					2.8752	0.4402	1.2262	0.3361	0.3462	0.0452
	2.5		0.75	0.5	4.1868	0.6662	2.6867	1.0422	0.2213	0.5679
					3.1719	0.5721	1.3145	0.4266	0.4025	0.0582
					3.2280	0.5853	1.3823	0.4390	0.3864	0.0526
	5		2	0.5	7.4166	3.6419	4.3527	3.4546	0.3772	0.1266
					6.3134	2.8894	3.2553	2.6656	0.4420	0.1212
					6.3669	2.8949	3.3082	2.6914	0.4382	0.1213
HOME FOME [zlog(z)]	2.1	5000	0.55	0.5	3.4504	0.2760	2.1401	0.5408	0.1918	0.3877
					2.5437	0.2705	0.9144	0.1910	0.4099	0.0328
					2.5806	0.2823	0.9721	0.1975	0.3859	0.0336
	2.5		0.75	0.5	3.6296	0.3428	2.0704	0.2879	0.2098	0.0759
					2.8290	0.3266	1.0196	0.2370	0.4475	0.0383
					2.8632	0.3368	1.0609	0.2467	0.4354	0.0377
	5		2	0.5	5.7169	1.1525	2.6625	0.9895	0.4522	0.0685
					5.2388	0.8984	2.2230	0.7150	0.4879	0.0551
					5.2596	0.9152	2.2418	0.7305	0.4858	0.0563
HOME FOME [zlog(z)]	2.1	10000	0.55	0.5	3.3305	0.1749	2.1257	0.6843	0.1840	0.5276
					2.4663	0.1902	0.8524	0.1335	0.4206	0.0259
					2.4977	0.1993	0.9029	0.1383	0.3982	0.0298
	2.5		0.75	0.5	3.5068	0.2590	1.9443	0.2071	0.2222	0.0634
					2.7512	0.2674	0.9551	0.1960	0.4591	0.0347
					2.7801	0.2769	0.9901	0.2051	0.4483	0.0348
	5		2	0.5	5.5097	0.7931	2.4485	0.6395	0.4658	0.0504
					5.1678	0.6395	2.1438	0.4862	0.4917	0.0397
					5.1824	0.6509	2.1567	0.4958	0.4906	0.0407

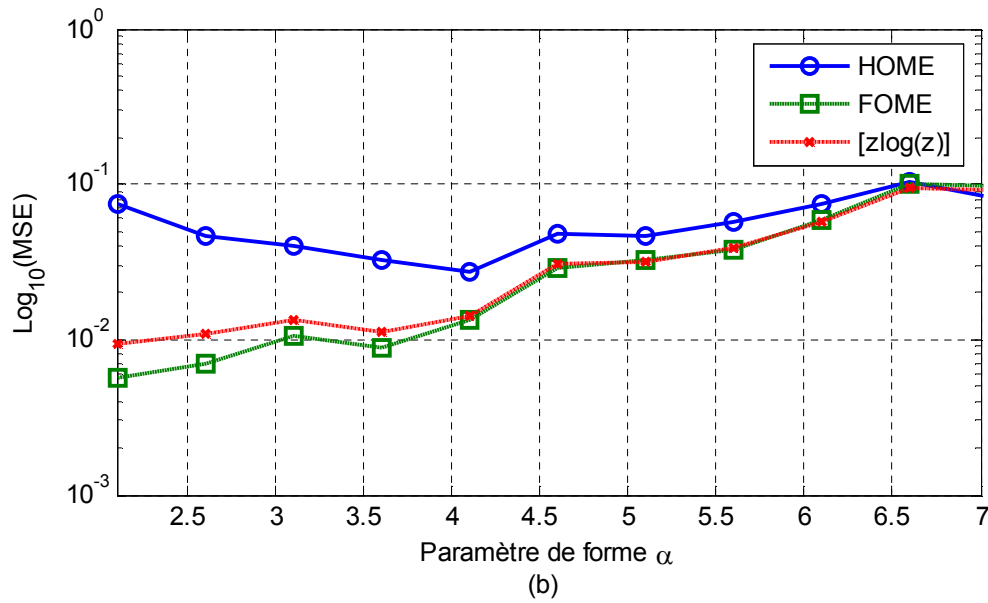
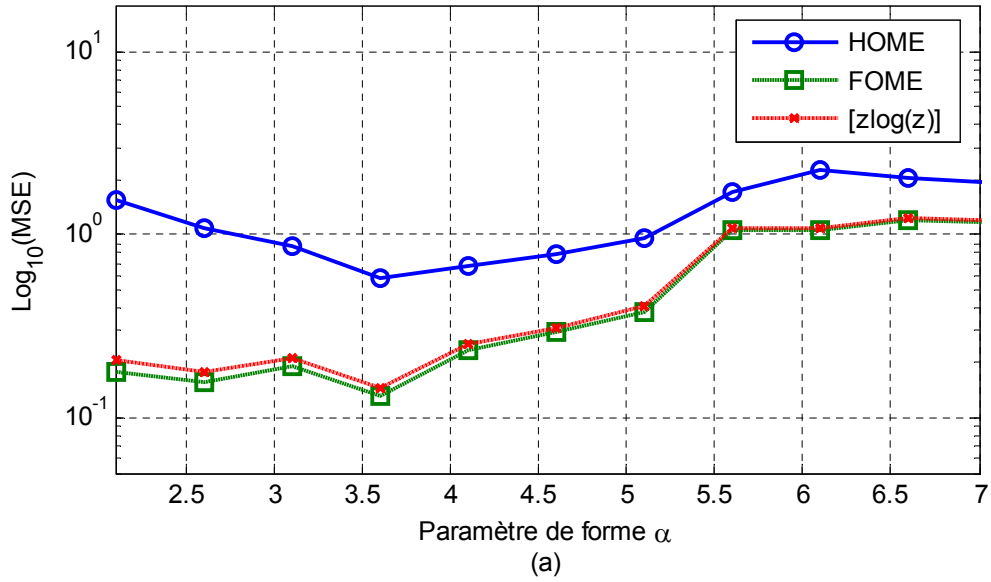


Figure 4.4- MSEs du paramètre de forme α du clutter Pareto-plus-bruit des estimateurs HOME, FOME et $[\text{zlog}(z)]$, pour $\text{CNR}=0\text{dB}$, $M=10000$, $N=10$ et $n=100$
 (a) Puissance du bruit p_n inconnue, (b) Puissance du bruit p_n connue

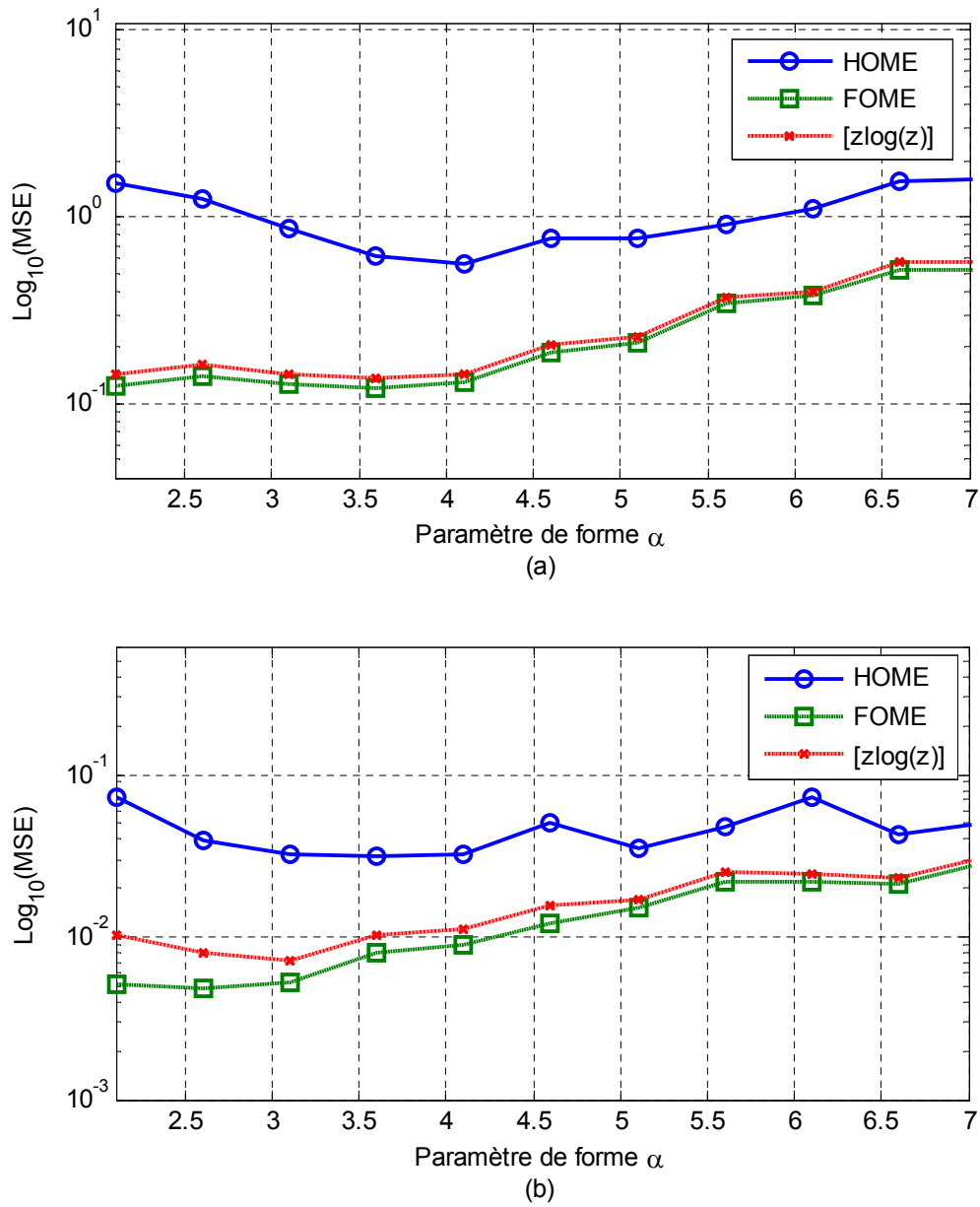


Figure 4.5- MSEs du paramètre de forme α du clutter Pareto-plus-bruit des estimateurs HOME, FOME et $[z\log(z)]$, pour $CNR=10\text{dB}$, $M=10000$, $N=10$ et $n=100$.
 (a) Puissance du bruit p_n inconnue, (b) Puissance du bruit p_n connue

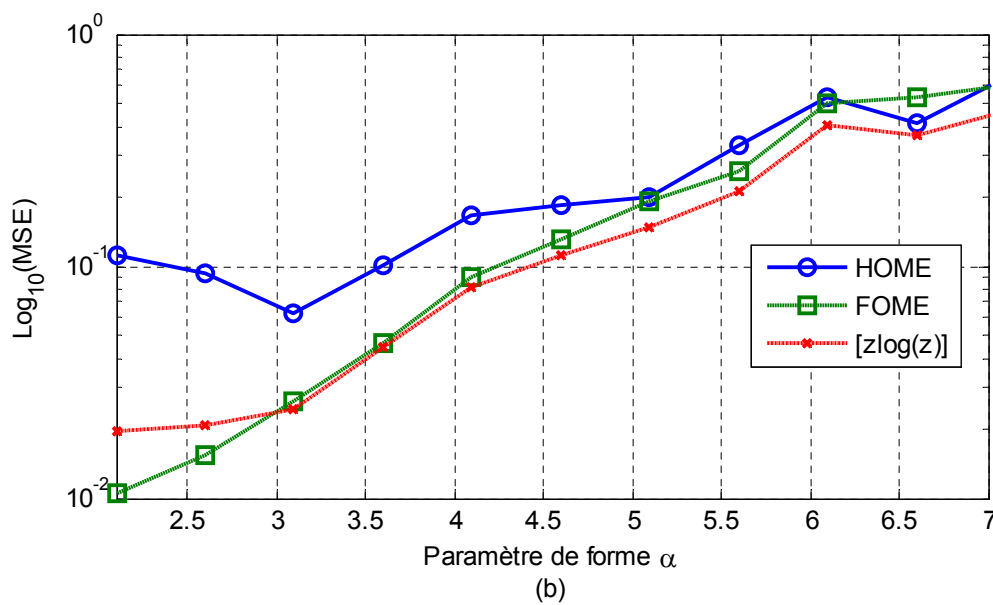
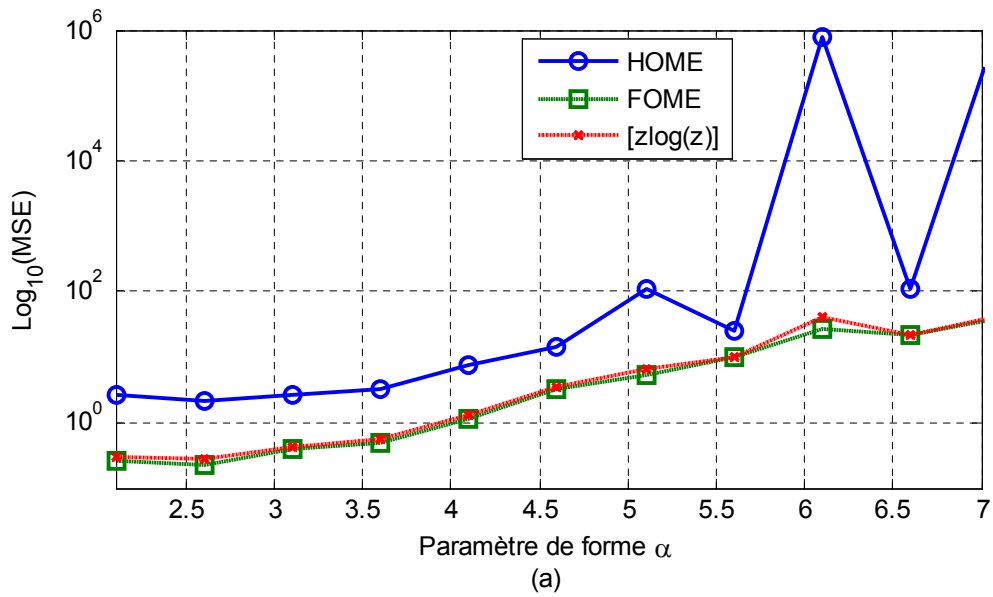


Figure 4.6- MSEs du paramètre de forme α du clutter Pareto-plus-bruit des estimateurs HOME, FOME et [zlog(z)], pour $CNR=10\text{dB}$, $M=10000$, $N=1$ et $n=100$.
 (a) Puissance du bruit p_n inconnue, (b) Puissance du bruit p_n connue

4.6.2 Performances d'estimation à travers des données réelles

Dans ce cas, les données réelles du radar IPIX sont utilisées pour évaluer les performances des estimateurs proposés pour la distribution Pareto-plus-bruit. Pour ce faire, les performances d'estimation sont évaluées de la même manière que celle utilisée dans le Chapitre 3. Ainsi, les paramètres estimés à travers les estimateurs HOME, FOME et $[z\log(z)]$ sont remplacés dans les expressions théoriques des PDF et CCDF du clutter Pareto-plus-bruit. Les courbes des PDFs et CCDFs obtenues par les trois estimateurs sont ensuite comparées aux PDF et CCDF réelles estimées à partir des échantillons des données utilisant la routine Matlab (`ksdensity`) [Bowma1997].

Une série de tests a été effectuée selon la polarisation et la résolution des données disponibles. Dans tous les tests, le choix des données est tout à fait arbitraire. Le Tableau 4.2 résume les estimations des paramètres du clutter selon l'estimateur et selon les données utilisées. Les résultats des paramètres estimés sont substitués dans les modèles théoriques ; i.e., PDF et CCDF du clutter Pareto-plus-bruit afin de les comparer aux PDF et CCDF réelles.

Les résultats de la Figures 4.7 sont obtenus en utilisant les données de la 1^{ère} cellule distance de la polarisation HH de résolution 3m. C'est le cas d'une seule impulsion ($N=1$). La Figure 4.7.(a) illustre les courbes des PDFs estimées par les méthodes HOME, FOME et $[z\log(z)]$. Nous constatons que les deux courbes des estimateurs FOME et $[z\log(z)]$ sont très proches de la courbe de la PDF réelle. Par contre, la courbe estimée par la méthode HOME s'écarte considérablement de la PDF réelle. Ceci est bien visible surtout au niveau de la queue de la PDF. Alors, nous pouvons conclure que les deux estimateurs proposés FOME et $[z\log(z)]$ fournissent de bonnes performances d'estimation des paramètres du clutter. De plus, la Figure 4.7.(b) illustre les courbes des CCDFs ajustées sur les mêmes données utilisées dans la Figure 4.7.(a). Nous remarquons que l'estimateur $[z\log(z)]$ donne un meilleur ajustement de la CCDF que les autres estimateurs.

Dans la Figure 4.8, nous avons considéré la 3^{ème} cellule distance de la polarisation VV et de résolution 3m. Les résultats de la Figure 4.8.(a) montrent que les deux courbes des deux estimateurs proposés FOME et $[z\log(z)]$ sont confondues car, les estimations des paramètres ont des valeurs très proches d'après le Tableau 4.2. Les deux estimateurs donnent de meilleurs ajustements à la PDF réelle par rapport à l'estimateur HOME. Nous relevons les mêmes résultats pour les CCDFs tracées sur la Figure 4.8.(b). Ainsi, les deux courbes des CCDFs obtenues par les estimateurs FOME et $[z\log(z)]$ sont également confondues. Donc, la qualité d'estimation des deux estimateurs FOME et $[z\log(z)]$ est identique.

Dans le cas d'une intégration non cohérente de plusieurs impulsions, les résultats de la Figure 4.9 ont été obtenus pour $N=10$, de la 2^{ème} à la 11^{ème} cellule distance avec une polarisation VV et de résolution 15m. Nous remarquons que les courbes des PDFs représentées sur la Figure 4.9.(a)

s'écartent un peu de la PDF réelle. Cette remarque peut être justifiée par le fait que les données réelles ne suivent pas parfaitement le modèle Pareto-plus-bruit. De plus, l'estimateur FOME produit un meilleur ajustement que l'estimateur $[z\log(z)]$, ceci est visible dans la région du 'queues' des CCDFs représentées dans la Figure 4.9.(b).

La Figure 4.10 représente les résultats obtenus via les données de résolution 30m, une intégration de $N=10$ impulsions, de la 17^{ème} à la 26^{ème} cellule de résolution en distance avec une polarisation HH. Dans ce cas, les résultats de l'ajustement des PDFs et des CCDFs sont montrés dans les Figures 4.10.(a) et 4.10.(b), respectivement. Les courbes obtenues par les estimateurs FOME et $[z\log(z)]$ sont presque confondues. L'allure des courbes des CCDFs obtenues par les estimateurs proposés suit la même allure que celle de la CCDF réelle.

Tableau 4.2- Estimation des paramètres du clutter Pareto-plus-bruit utilisant les données réelles IPIX, pour les estimateurs HOME, FOME et $[z\log(z)]$

Données réelles IPIX	Méthode d'estimation	$\hat{\alpha}$	\hat{P}_n	$\hat{\beta}$	\hat{CNR}
HH, 3m, 1 ^{er} cellule de résolution en distance ($N=1$)	HOME	3.0385	1.3825	0.7798	2.4674
	FOME	2.0229	0.6465	0.3615	$-4.34 \cdot 10^{-4}$
	$[z\log(z)]$	2.0317	0.5838	0.4294	0
VV, 3m, 3 ^{ème} cellule de résolution en distance ($N=1$)	HOME	7.8019	0.3592	4.3588	0
	FOME	4.7298	0.0677	3.4773	0
	$[z\log(z)]$	4.8495	0.0475	3.6668	0
VV, 15m, (2 ^{ème} -11 ^{ème}) cellules de résolution en distance ($N=10$)	HOME	4.2230	1.3835	1.9870	-0.3832
	FOME	3.0836	0.3623	3.4123	0.4695
	$[z\log(z)]$	3.1297	0.4120	3.3819	0.3791
HH, 30m, (17 ^{ème} -26 ^{ème}) cellules de résolution en distance ($N=10$)	HOME	6.0993	1.6212	1.9315	-0.2772
	FOME	4.2461	0.6805	4.2832	1.7601
	$[z\log(z)]$	4.7251	0.7251	4.2345	1.4272

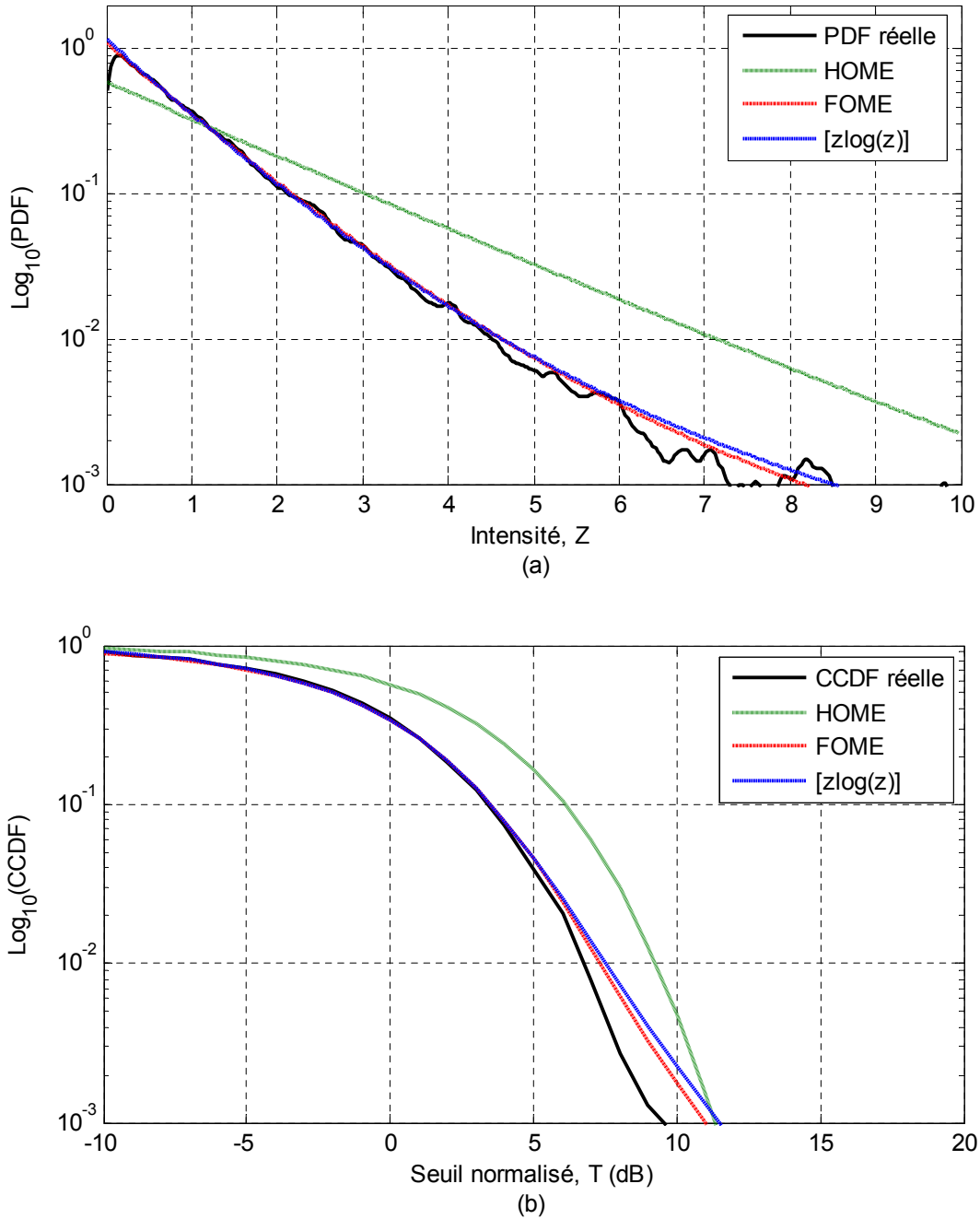


Figure 4.7- Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) ajustées sur les données réelles de la 1^{ère} case distance de polarisation HH et de résolution 3m des estimateurs HOME, FOME et [zlog(z)] avec $M=60000$ et $N=1$

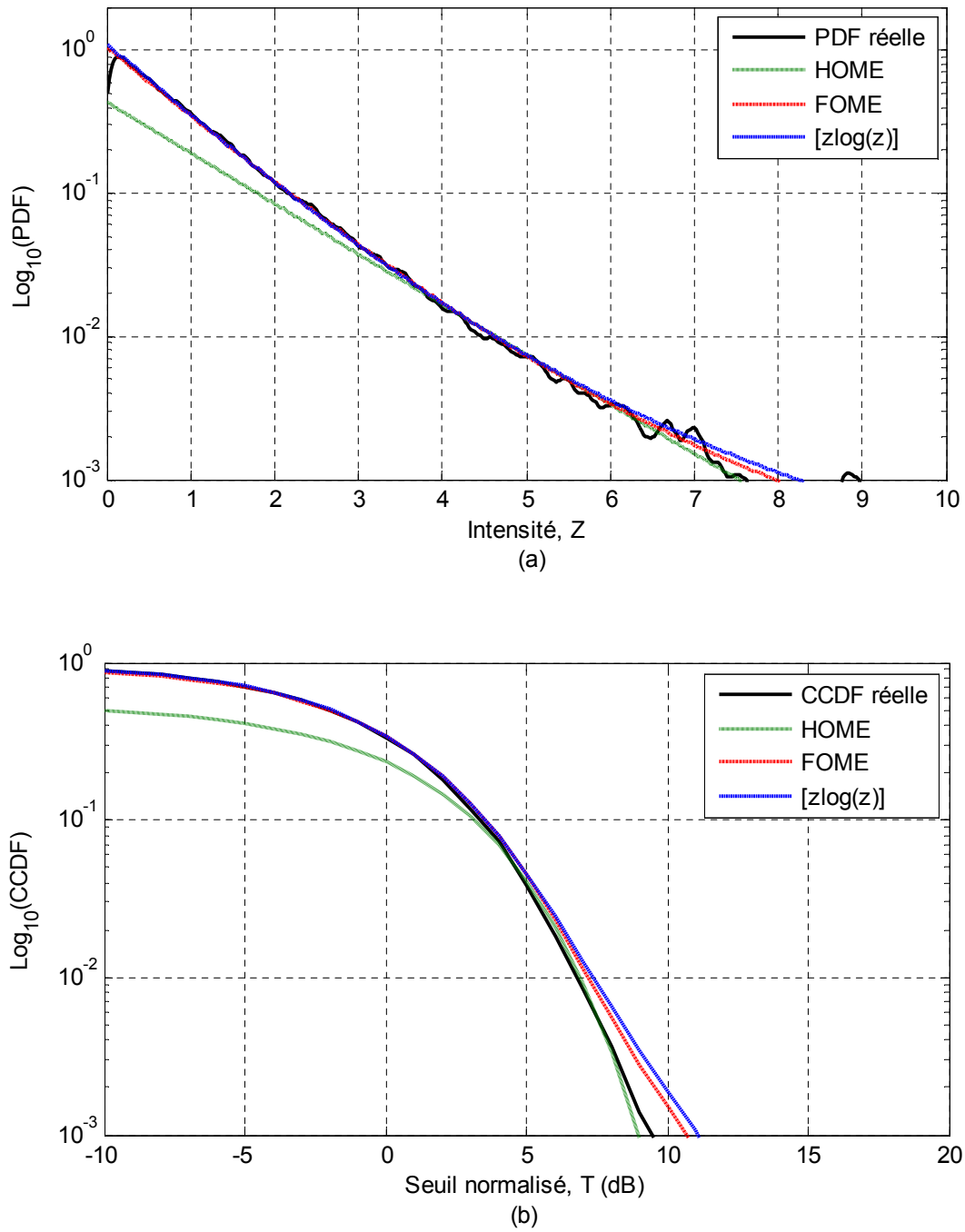


Figure 4.8- Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) ajustées sur les données réelles de la 3^{ème} case distance de polarisation VV et de résolution 3m des estimateurs HOME, FOME et [zlog(z)], avec $M=60000$ et $N=1$

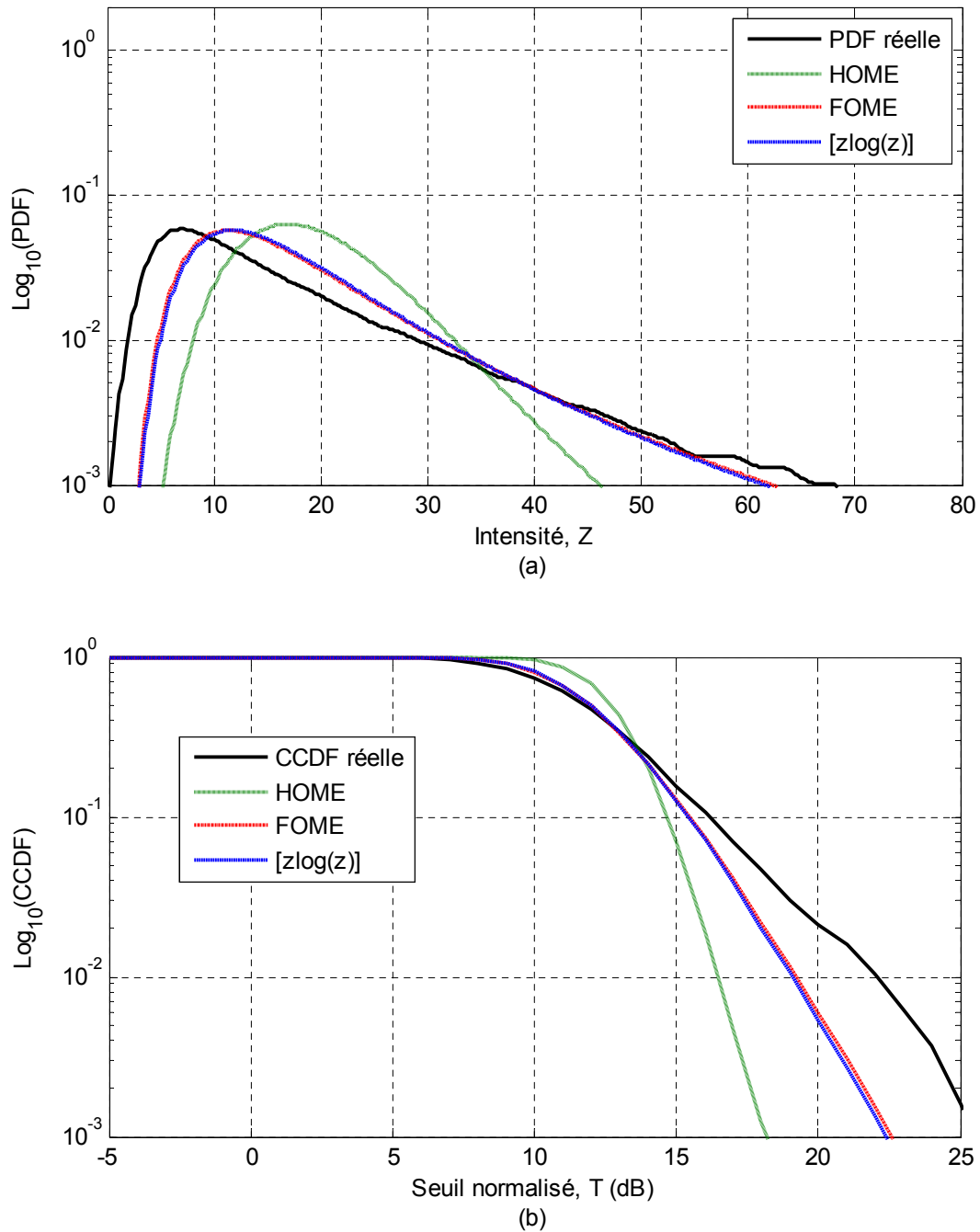


Figure 4.9- Courbes des PDFs (a) et des CCDFs (b) ajustées sur les données réelles de la 2^{ème} à la 11^{ème} case distance de polarisation VV et de résolution 15m des estimateurs HOME, FOME et [zlog(z)], avec $M=60000$ et $N=10$

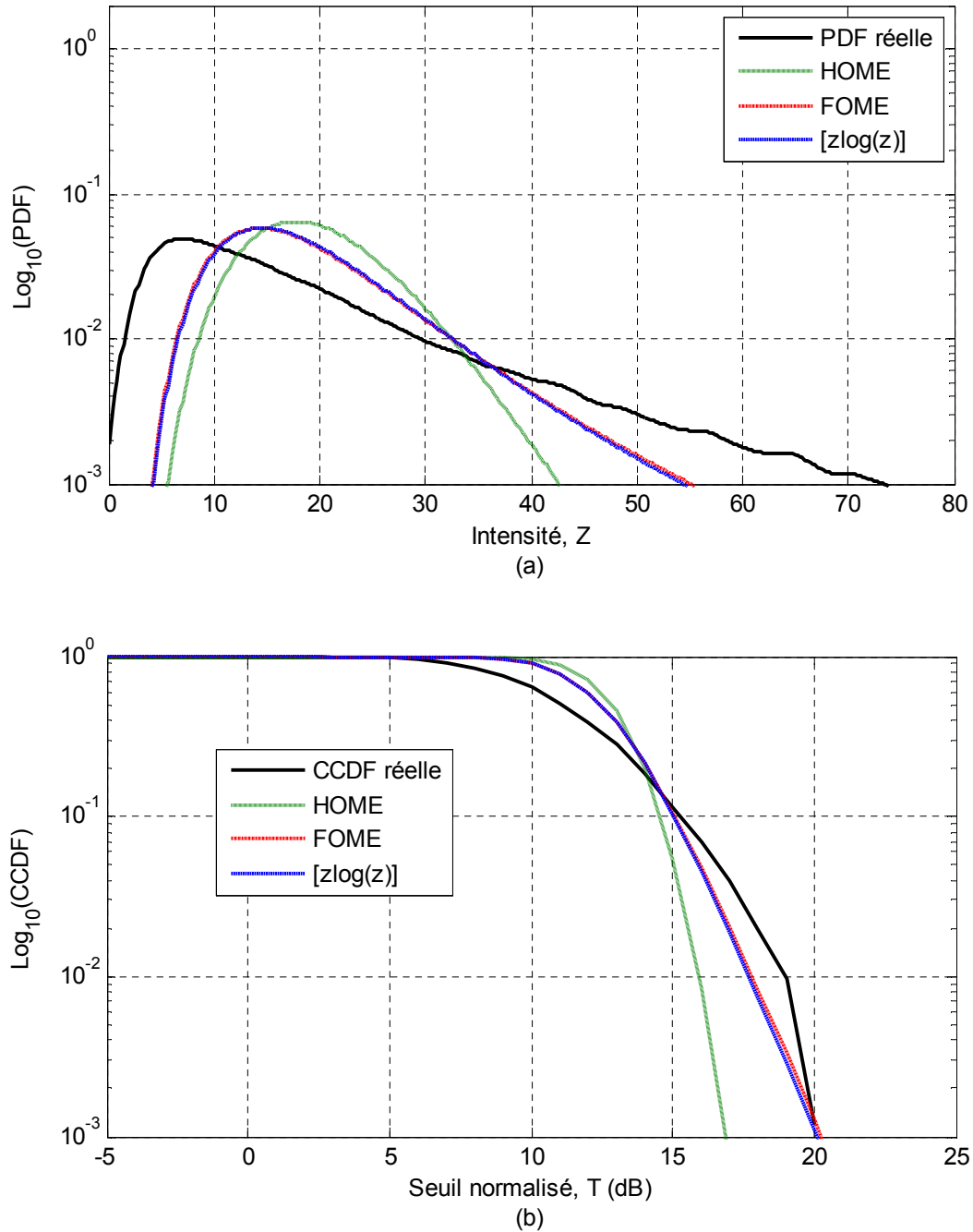


Figure 4.10- Courbes des PDFs (a) et CCDFs (b) ajustées sur les données réelles de la 17^{ème} à la 26^{ème} case distance de polarisation HH et de résolution 30m des estimateurs HOME, FOME et [zlog(z)], avec $M=60000$ et $N=10$

4.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons analysé le problème d'estimation des paramètres d'un clutter Pareto pour le cas d'une intégration non cohérente de plusieurs impulsions. Dans ce contexte, nous avons considéré le cas de l'absence et la présence du bruit thermique. Nous avons commencé par un bref rappel sur les propriétés statistiques du modèle Pareto-composé sans et avec bruit. Dans le cas de l'absence du bruit thermique, nous avons présenté les estimateurs existants à savoir HOME, MLE, FOME et $[z\log(z)]$. Ensuite, dans le cas où le bruit thermique est présent, nous avons proposé deux nouveaux estimateurs. A partir de l'expression des moments que nous avons développée pour la distribution Pareto-plus-bruit, l'estimateur FOME a été obtenu suite à l'exploitation de l'expression des moments fractionnaire. L'estimateur $[z\log(z)]$, quant à lui, est basé sur les moments logarithmiques des intensités du clutter. Les deux expressions des estimateurs sont exprimées à travers les fonctions hypergéométriques généralisées. Finalement, pour valider nos résultats, nous avons évalué les performances d'estimation des méthodes proposées à travers une analyse comparative avec l'estimateur existant HOME. Les données utilisées dans cette étude sont des données synthétiques générées à partir de la distribution Pareto-composée sans et avec bruit ainsi que des données réelles du clutter de mer haute résolution collectées via le radar McMaster IPIX. Les résultats obtenus ont montré que les estimateurs proposés FOME et $[z\log(z)]$ offrent des qualités d'estimation appréciables.

Chapitre 5

Détection CFAR dans les Radars MIMO pour un Clutter Pareto

Résumé

Les radars MIMO sont des dispositifs comprenant plusieurs antennes d'émission et de réception. Ils présentent plusieurs avantages par rapport au radar classique SISO. Ils offrent ainsi une amélioration considérable des performances de détection, localisation, identification et poursuite des cibles. Dans ce chapitre, nous nous intéressons au problème de la détection CFAR dans un radar MIMO pour un environnement Pareto. Pour ce faire, nous généralisons pour un radar MIMO les expressions analytiques des probabilités de fausse alarme des détecteurs GM, GO, SO et OS-CFAR. Enfin, nous effectuons une analyse des détecteurs proposés via les simulations de Monte Carlo pour des situations de clutter homogène et hétérogène.

Sommaire

- 5.1 Introduction
- 5.2 Distribution de Pareto
- 5.3 Détection CFAR dans un radar MIMO
- 5.4 Généralisation des détecteurs GM, GO, SO et OS-CFAR
- 5.5 Résultats et discussions
- 5.6 Conclusion

5.1 Introduction

La technique MIMO a été introduite pour la première fois dans les domaines des télécommunications [Foschini1998]. Elle consiste en l'utilisation de plusieurs antennes à l'émission et à la réception. Cette technique a permis des transferts de données à des portées plus longues et un débit plus élevé. La technologie MIMO a été exploitée principalement dans les réseaux sans fil et les réseaux mobiles. Durant les dernières années, le concept MIMO a été appliqué dans les systèmes radar [Bliss2003, Rabideau2003, Fishler2004a, Fishler2004b, Li2007, Haimovich2008, Li2009, Chong2010, Janatian2013, Liu2013]. Ceci a conduit à un axe de recherche entièrement nouveau dans la détection radar. Les radars MIMO exhibent des avantages indéniables par rapport aux radars classiques SISO. Ils ont renforcé les capacités de détection, localisation, identification et poursuite des cibles ainsi que l'amélioration de la résolution spatio-temporelle. Fishler *et al* [Fishler2004b, Haimovich2008] se sont intéressés aux performances de la détection radar MIMO dans le cas d'un bruit Gaussien. Dans le cas d'une détection radar basée sur le test du GLRT où le clutter est modélisé par un processus SIRV, Chong *et al* [Chong2010] ont analysé les performances de la détection radar MIMO pour un traitement spatio-temporel (STAP: Space Time Adaptive Processing). Janatian *et al* [Janatian2013] ont considéré le problème de la détection CFAR pour un bruit Gaussien où les détecteurs conventionnels CA, GO, SO et ACMLD-CFAR (Automatic Censored Mean-Level Detector) ont été généralisés pour une détection radar MIMO. Par ailleurs, les performances de détection ont été évaluées dans les cas de milieux homogène et hétérogène.

Il est admis par l'ensemble de la communauté radar que la conception d'un détecteur CFAR robuste et performant dépend fortement du modèle statistique du clutter. La modélisation du clutter de mer de haute résolution a connu un essor considérable. Comme ce type de clutter est caractérisé par son aspect impulsif, cela exige l'utilisation de modèles non-Gaussiens. A cet effet, plusieurs chercheurs ont orienté leur recherche vers les distributions à queue longue (long-tailed distributions) tels que la distribution Log-normal, Weibull, K -composé, K -plus-bruit, RiIG (Rician Inverse Gaussian), Pareto, Pareto-composée, CIG, etc. [Goldstein1973, Weber1985, Watts1987, Eltoft2005, Weinberg2011a, Farshchian2010, Mezache2015a]. La complexité mathématique de ces distributions engendre des difficultés mathématiques lors de la conception de détecteurs CFAR.

Récemment, l'utilisation de la base de données Ingara de haute résolution du DSTO [Weinberg2011a, Weinberg2011b] a montré que la distribution Pareto modélise correctement le clutter de mer de haute résolution. La distribution Pareto a été validée pour des angles d'incidence élevés (supérieur à 10°) en environnement marin [Farshchian2010]. A cause de la simplicité de l'expression de sa PDF, cette distribution a attiré l'attention de beaucoup de chercheurs. Ainsi, il est possible de transformer d'une variable aléatoire Pareto en une variable aléatoire Gaussienne. Cette propriété a été exploitée dans les travaux de Weinberg [Weinberg2013b, Weinberg2014a]. Grâce à cette

transformation, les détecteurs GM, GO, SO, et OS-CFAR ont été transformés pour une détection non cohérente d'un radar SISO.

A la lumière des travaux de recherche cités précédemment, nous proposons d'étudier, dans ce chapitre, la détection non cohérente CFAR dans un radar MIMO pour un clutter Pareto. Autrement dit, nous nous proposons de généraliser les détecteurs GM, GO, SO et OS-CFAR pour le cas d'une détection non cohérente CFAR dans un radar MIMO pour un clutter Pareto. Pour cela, à l'exception de la généralisation du détecteur OS-CFAR, nous proposons des expressions analytiques des probabilités de fausse alarme des autres détecteurs. Les performances de détection sont ensuite évaluées à travers des comparaisons à l'aide des simulations Monte-Carlo pour un clutter homogène et/ou en présence de cibles interférentes et d'un bord de clutter.

5.2 Distribution de Pareto

La distribution Pareto est caractérisée par ces paramètres de forme α et d'échelle β . Elle est définie dans l'intervalle $[\beta, +\infty[$. Sa PDF est donnée par :

$$p_X(x) = \begin{cases} \frac{\alpha\beta^\alpha}{x^{\alpha+1}}, & \text{si } x \geq \beta \\ 0 & , \text{ si } x < \beta \end{cases} \quad (5.1)$$

Le paramètre de forme $\alpha > 0$ indique l'étalement de la queue de la distribution et celui d'échelle $\beta > 0$, représente son point de départ. Dans la suite, nous utilisons la notation $X = Pa(\alpha, \beta)$ pour indiquer que la variable aléatoire X suit une loi Pareto. La CDF de la distribution de Pareto est donnée par:

$$F_X(x) = \begin{cases} 1 - \left(\frac{\beta}{x}\right)^\alpha, & \text{si } x \geq \beta \\ 0 & , \text{ si } x < \beta \end{cases} \quad (5.2)$$

La moyenne et la variance de la variable aléatoire X sont alors :

$$E(X) = \frac{\alpha\beta}{\alpha - 1} \quad (5.3)$$

$$\text{var}(X) = \frac{\alpha\beta^2}{(\alpha - 1)^2(\alpha - 2)} \quad (5.4)$$

Dans la théorie des distributions, il existe une relation importante entre la distribution Pareto et la distribution Exponentielle. Cette transformation liant ces deux lois de probabilité a été exploitée

dans [Weinberg2013b]. Elle a permis la conception de détecteurs CFAR fonctionnant dans un clutter Pareto. Soit Y une variable aléatoire de distribution Exponentielle; i.e., $Y = Exp(1/\alpha)$ et X une variable aléatoire Pareto distribuée; i.e., $X = Pa(1/\alpha)$. Il est simple de montrer que X et Y sont liées par :

$$Y = \log\left(\frac{X}{\beta}\right) \quad (5.5)$$

A partir de cette relation, plusieurs propriétés de la distribution Exponentielle peuvent être appliquées à la distribution Pareto. La transformation logarithmique de (5.5) a été la clé dans [Weinberg2013b] pour transformer les détecteurs CFAR simples conçus pour un environnement Gaussien en des détecteurs fonctionnant dans un environnement Pareto

$$X = \beta e^Y \quad (5.6)$$

5.3 Détection CFAR dans un radar MIMO

Dans cette section, nous étudions la détection non cohérente CFAR dans un radar MIMO pour un clutter Pareto. Nous commençons par présenter la structure générale de la détection dans un radar MIMO. Ensuite, nous généralisons les détecteurs GM, GO, SO et OS-CFAR pour la détection CFAR dans un radar MIMO. Pour cela, nous développons les expressions de la probabilité de fausse alarme pour chaque détecteur.

Nous considérons un radar MIMO avec M antennes d'émission (Tx) et N antennes de réception (Rx). Dans ce cas, le signal reçu par la $n^{\text{ème}}$ antenne de réception est le suivant [Janatian2013] :

$$r_n(t) = \sum_{m=1}^M \alpha_{m,n}(\sigma) s_m(t - \tau_{m,n}) + e_n(t) \quad (5.7)$$

où s_m est le signal transmis par le $m^{\text{ème}}$ émetteur, e_n le signal clutter, σ la RCS de la cible, $\alpha_{m,n}(\sigma)$ un coefficient complexe représentant l'amplitude et la phase du signal reçu et $\tau_{m,n}$ le temps écoulé entre l'émission de signal du $m^{\text{ème}}$ émetteur et sa réception par le $n^{\text{ème}}$ récepteur. En supposant que les signaux émis soient orthogonaux, ils peuvent être séparés au niveau de chaque récepteur. Le signal résultant à la sortie du filtre adapté (matched filter) s'exprime comme suit :

$$y_{m,n} = \alpha_{m,n} + c_{m,n} \quad (5.8)$$

où $c_{m,n}$ est la sortie du filtre adapté pour le clutter avec $m=1, \dots, M$ et $n=1, \dots, N$. Le vecteur de la sortie complexe du filtre adapté est $\mathbf{Y} = [y_{11}, \dots, y_{1N}, y_{21}, \dots, y_{2N}, \dots, y_{M1}, \dots, y_{MN}]^T$. En supposant que le

système de détection radar utilise un détecteur quadratique, alors le signal à la sortie du récepteur devient $\mathbf{X} = [|y_{11}|^2, \dots, |y_{1M}|^2, |y_{21}|^2, \dots, |y_{2N}|^2, \dots, |y_{M1}|^2, \dots, |y_{MN}|^2]^T$. Pour chaque signal reçu, nous désignons par $X_i, i=1, \dots, L$, les cellules de résolution en distance et X_0 la cellule sous test (CST). La CST et les cellules de résolution en distance sont montrées dans la Figure 5.1.

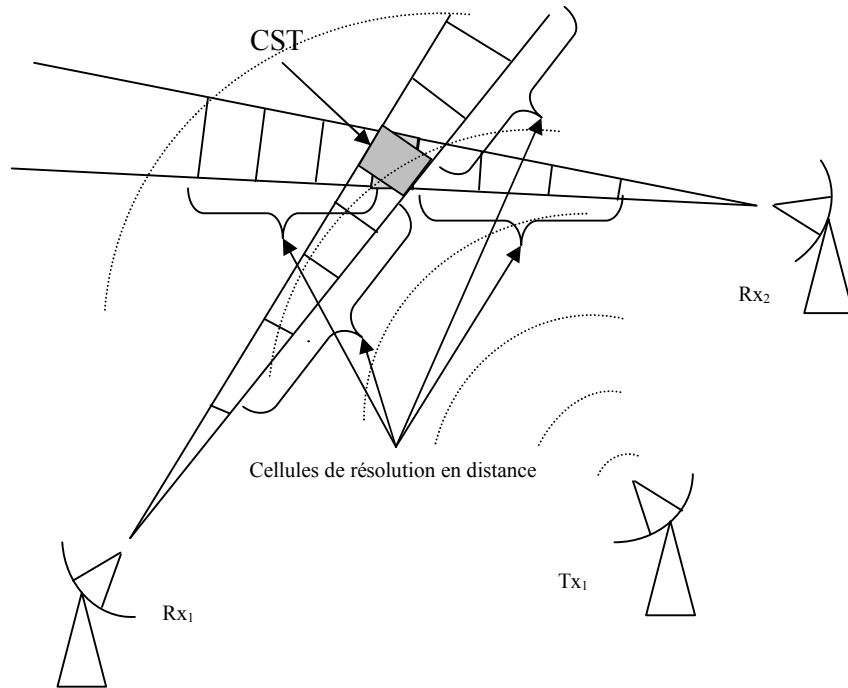


Figure 5.1- Cellules de résolution en distance d'un radar MIMO

Maintenant, si nous notons par MN le nombre de nœuds (couples Tx_m - $Rx_n, m=1, \dots, M$ et $n=1, \dots, N$) et L le nombre de cellules de référence, la structure des données reçues est représentée dans la Figure 5.2. Chaque récepteur reçoit les signaux rétrodiffusés de tous les transmetteurs. Ces derniers peuvent être organisés en une matrice de dimensions $MN \times (L+1)$. Chaque ligne de cette matrice contient CST (cellule grisée) et les cellules de référence L ($V=L/2$ cellules en amont et $U=L/2$ cellules en aval de la CST).

L'architecture générale d'un détecteur CFAR dans un radar MIMO est représentée dans la Figure 5.3. Les échantillons observés sont supposés IID de distribution Pareto. La règle de décision est donnée par le test statistique suivant:

$$Q_0 \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} T \quad (5.9)$$

où Q_0 est le contenu de la CST, T est le seuil de détection adaptatif obtenu à partir du niveau du clutter Q , et du facteur de seuil τ calculé en fonction de la P_{FA} de consigne.

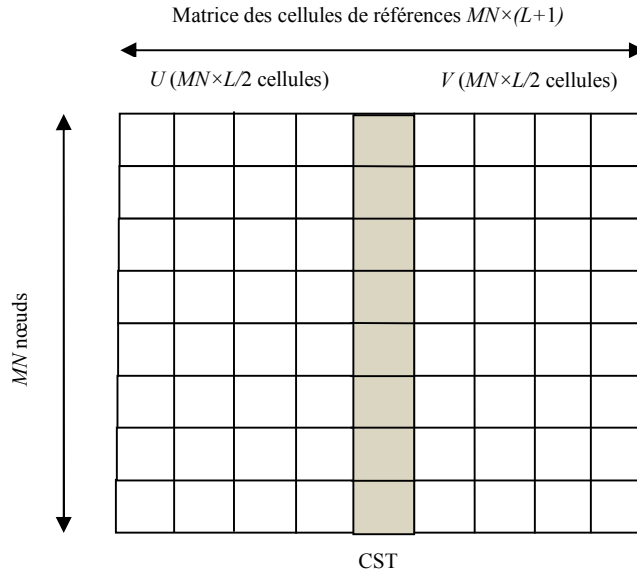


Figure 5.2- Structure des données dans un radar MIMO

Pour décider de la présence d’une cible dans la CST, il suffit que Q_0 dépasse le seuil T , (hypothèse H_1). Sinon la cible est déclarée absente et la CST ne contient que le clutter (hypothèse H_0). L’expression analytique de la P_{FA} peut être obtenue après l’évaluation des intégrales suivantes:

$$\begin{aligned}
 P_{FA} &= \Pr(Q_0 > T | H_0) \\
 &= \int_0^\infty \left[\int_T^\infty p_{Q_0|H_0}(q_0 | H_0) dq_0 \right] p_Q(q) dq
 \end{aligned}
 \tag{5.10}$$

où $p_Q(q)$ est la PDF de la statistique Q .

A partir de la matrice de données de la Figure 5.2, nous formons les produits suivants:

$$Q_j = \prod_{i=1}^{MN} X_{ij}, \quad j = 1, \dots, L
 \tag{5.11}$$

Similairement, la statistique Q_0 est obtenue comme suit:

$$Q_0 = \prod_{i=1}^{MN} X_{i0}
 \tag{5.12}$$

En tenant compte de (5.11) et (5.12), nous obtenons la Figure 5.3.

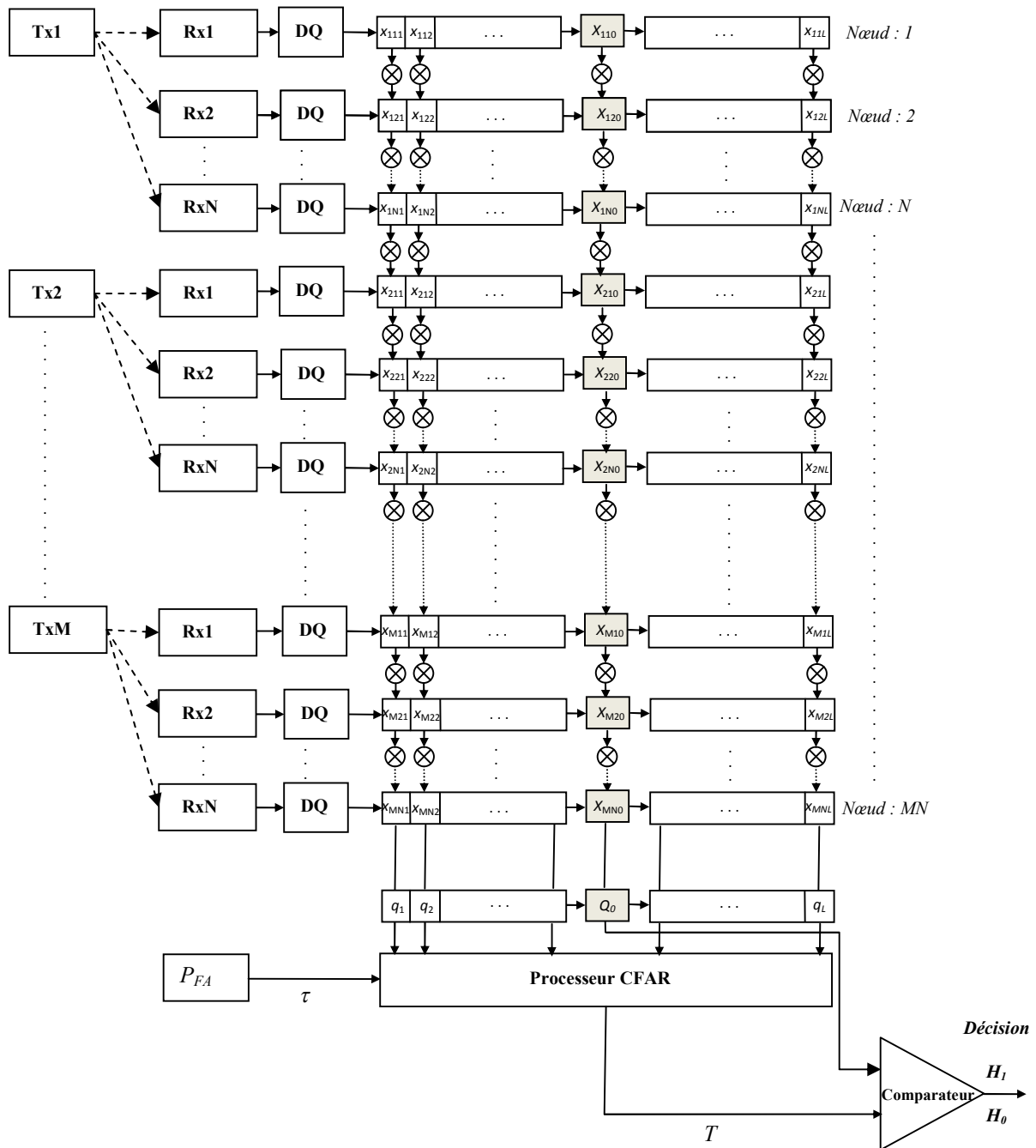


Figure 5.3- Architecture de la détection CFAR dans un radar MIMO pour un clutter Pareto

5.4 Généralisation des détecteurs GM, GO, SO et OS-CFAR

Dans ce qui suit, nous nous proposons de généraliser les détecteurs GM, GO, SO et OS-CFAR pour le cas d'une détection non cohérente dans les radars MIMO pour un clutter Pareto.

5.4.1 Détecteur GM-CFAR

Pour un radar classique (SISO), Weinberg [Weinberg2013b] a proposé le détecteur GM-CFAR pour un clutter Pareto homogène. Ce détecteur est basé sur la moyenne géométrique des échantillons

du clutter. La règle de décision pour ce détecteur est donnée par:

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} T_{GM} = \beta^{1-L\tau} \prod_{i=1}^L X_i^\tau \quad (5.13)$$

Nous remarquons que ce détecteur est CFAR par rapport au paramètre de forme α , mais il ne l'est pas par rapport au paramètre d'échelle β . Donc, la mise en œuvre d'un tel détecteur exige la connaissance *a priori* de β . Le facteur de seuil τ est évalué de manière à maintenir une valeur de consigne de la P_{FA} .

Dans le cas de l'hypothèse H_0 , la CST contient seulement le clutter Pareto; i.e., X_0 est un échantillon de clutter. Comme la fonction logarithmique est strictement croissante, le test statistique (5.13) peut être reformulé (radar SISO ou $MN=1$) comme suit:

$$\log\left(\frac{X_0}{\beta}\right) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \tau \sum_{i=1}^L \log\left(\frac{X_i}{\beta}\right) \quad (5.14)$$

En exploitant la transformation liant la loi Pareto à la loi Exponentielle donnée par (5.5); i.e., $Y_i = \log(X_i / \beta)$, $i=1, \dots, L$, le test statistique devient celui d'une cible noyée dans un bruit Gaussien (Exponentielle). Donc, l'expression de la P_{FA} est simplement donnée par [Weinberg2013b]:

$$P_{FA}^{GM} = (1 + \tau)^{-L} \quad (5.15)$$

Le principe de fonctionnement du détecteur GM-CFAR pour les radars SISO est illustré dans la Figure 5.4.

Maintenant, en se basant sur la matrice de données de la Figure 5.2 et l'architecture d'un détecteur CFAR dans un radar MIMO de la Figure 5.3, la règle de décision du détecteur GM-CFAR généralisé pour un radar MIMO ($MN>1$) est obtenue comme suit [Chalabi2017]:

$$\prod_{i=1}^{MN} X_{i0} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} T_{GM} = \beta^{MN-MNL\tau} \prod_{j=1}^L \prod_{i=1}^{MN} X_{ij}^\tau \quad (5.16)$$

Similairement, pour éliminer les produits, nous prenons le logarithme des deux cotés de (5.16). L'expression de la P_{FA} devient alors:

$$\begin{aligned} P_{FA}^{GM} &= \Pr\left(\prod_{i=1}^{MN} X_{i0} > \beta^{MN-MNL\tau} \prod_{j=1}^L \prod_{i=1}^{MN} X_{ij}^\tau \middle| H_0\right) \\ &= \Pr\left(\sum_{i=1}^{MN} \log\left(\frac{X_{i0}}{\beta}\right) > \tau \sum_{j=1}^L \sum_{i=1}^{MN} \log\left(\frac{X_{ij}}{\beta}\right) \middle| H_0\right) \end{aligned} \quad (5.17)$$

En utilisant les propriétés de la distribution Gamma, nous pouvons écrire:

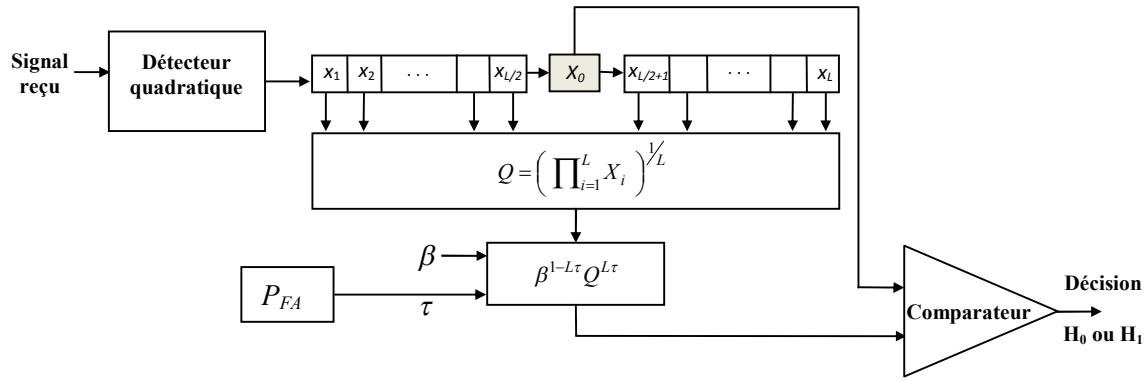


Figure 5.4- Décteur GM-CFAR dans un clutter Pareto pour un radar SISO

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{MN} \log(X_{i0} / \beta) = \text{Gamma}(MN, \alpha) \\ \sum_{j=1}^L \sum_{i=1}^{MN} \log(X_{ij} / \beta) = \text{Gamma}(MNL, \alpha) \end{cases} \quad (5.18)$$

L'expression finale de la P_{FA} dans le cas d'un radar MIMO est obtenue en utilisant directement le résultat acquis pour le cas du bruit Gaussien [Janatian2013]. Dans ce cas, l'expression de la P_{FA} devient :

$$P_{FA}^{GM} = \sum_{k=0}^{MN-1} \binom{MNL+k-1}{k} \frac{\tau^k}{(1+\tau)^{MNL+k}} \quad (5.19)$$

Le principe de fonctionnement du détecteur GM-CFAR généralisé dans un radar MIMO pour un clutter Pareto est résumé par la Figure 5.5.

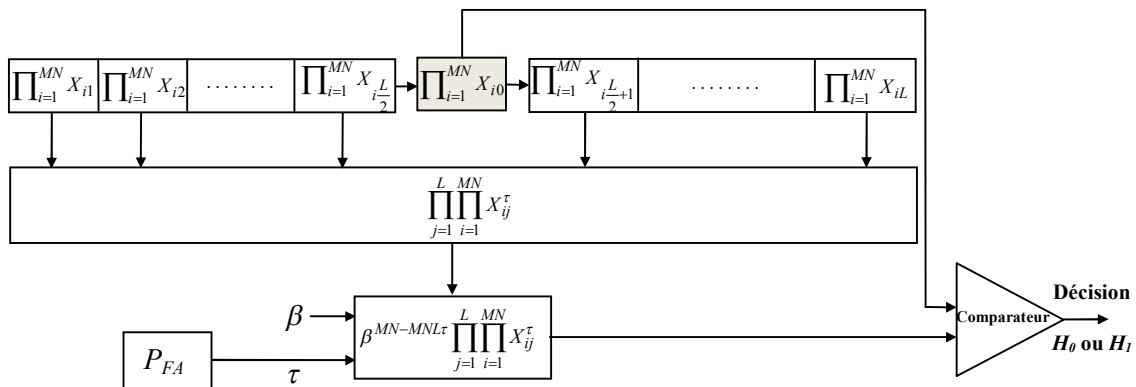


Figure 5.5- Décteur GM-CFAR généralisé dans un radar MIMO pour un clutter Pareto

5.4.2 Décteur GO-CFAR

Le détecteur GO-CFAR a été présenté par Moore *et al* [Moore1980]. Ce détecteur a été conçu pour remédier à la dégradation des performances de détection dans le cas de la présence d'un bord de clutter. Ce détecteur a montré une robustesse considérable dans le cas où la CST est dans le clutter de

puissance élevée. Pour un radar SISO ($MN=1$), le détecteur GO-CFAR est introduit dans [Weinberg2014a] pour le cas d'un clutter Pareto. Sa règle de décision est donnée par:

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} T_{GO} = \beta^{1-L\tau/2} \left(\max \left[\prod_{i=1}^{L/2} X_i, \prod_{i=L/2+1}^L X_i \right] \right) \quad (5.20)$$

En prenant le logarithme des deux cotés de (5.20), l'expression de la P_{FA} devient la même que celle obtenue pour le cas d'un bruit Gaussien:

$$P_{FA}^{GO} = 2(1+\tau)^{-L/2} - 2 \sum_{r=0}^{L/2-1} \binom{L/2+r-1}{r} (2+\tau)^{-(L/2+r)} \quad (5.21)$$

Maintenant, pour le cas de la détection radar MIMO ($MN>1$), le test statistique du détecteur GO-CFAR généralisé est de la forme suivante [Chalabi2017]:

$$\prod_{i=1}^{MN} X_{i0} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} T_{GO} = \beta^{MN-NML\tau/2} \left(\max \left(\prod_{j=1}^{L/2} \prod_{i=1}^{MN} X_{ij}, \prod_{j=L/2+1}^L \prod_{i=1}^{MN} X_{ij} \right) \right)^\tau \quad (5.22)$$

En prenant le logarithme sur les deux côtés de (5.22), l'expression de la P_{FA} devient donc:

$$\begin{aligned} P_{FA}^{GO} &= \Pr \left(\prod_{i=1}^{MN} Z_{i0} > \beta^{MN-NML\tau/2} \left(\max \left(\prod_{j=1}^{L/2} \prod_{i=1}^{MN} X_{ij}, \prod_{j=L/2+1}^L \prod_{i=1}^{MN} X_{ij} \right) \right)^\tau \middle| H_0 \right) \\ &= \Pr \left(\sum_{i=1}^{MN} \log \left(\frac{Z_{i0}}{\beta} \right) > \tau \left(\max \left(\sum_{j=1}^{L/2} \sum_{i=1}^{MN} \log \left(\frac{X_{ij}}{\beta} \right), \sum_{j=L/2+1}^L \sum_{i=1}^{MN} \log \left(\frac{X_{ij}}{\beta} \right) \right) \right) \middle| H_0 \right) \end{aligned} \quad (5.23)$$

Après quelques manipulations mathématiques, l'expression finale de la P_{FA} est obtenue comme le cas de la détection dans un environnement Gaussien [Janatian2013]:

$$P_{FA}^{GO} = 2 \sum_{r=0}^{MN-1} \binom{MNL/2+r-1}{r} \frac{\tau^r}{(1+\tau)^{MNL/2+r}} - 2 \sum_{r=0}^{MN-1} \sum_{k=0}^{MNL/2-1} \frac{(MNL/2+r+k-1)!}{r!k!(MNL/2-1)!} \frac{\tau^r}{(2+\tau)^{MNL/2+r+k}} \quad (5.24)$$

Le principe de fonctionnement du détecteur GO-CFAR généralisé dans un radar MIMO pour un clutter Pareto est résumé par la Figure 5.6.

5.4.3 Détecteur SO-CFAR

Le détecteur SO-CFAR a été proposé pour la première fois par Trunk [Trunk1978] en étudiant la résolution en distance de cibles très proches. Il a montré que le détecteur CA-CFAR ne peut pas résoudre ce type de problème. Pour améliorer la résolution, il a proposé l'utilisation du détecteur SO-CFAR. Ce détecteur a été utilisé dans [Weiss1982] pour résoudre le problème de la détection CFAR lorsque les cibles interférentes se trouvent dans l'une ou l'autre demi-fenêtre de référence. Dans le cas où les deux demi-fenêtres contiendraient des cibles interférentes, les performances de détection

se dégradent. Cela est due au fait que chaque fenêtre contient au moins une cible interférente; ce qui a pour effet d'augmenter la valeur du seuil de détection.

Le détecteur SO-CFAR exploite la demi-fenêtre de puissance minimale. Il a montré sa robustesse dans le cas de la présence d'un bord de clutter où la cible est immergée dans le clutter de puissance faible. Dans le cas d'un radar SISO opérant dans un clutter Pareto [Weinberg2014a], la règle de décision est donnée par:

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} T_{SO} = \beta^{1-L\tau/2} \left(\min \left[\prod_{i=1}^{L/2} X_i, \prod_{i=L/2+1}^L X_i \right] \right) \quad (5.25)$$

L'expression de la P_{FA} est donnée par:

$$P_{FA}^{SO} = 2 \sum_{r=0}^{L/2-1} \binom{L/2+r-1}{r} (2+\tau)^{-(L/2+r)} \quad (5.26)$$

Similairement au détecteur GO-CFAR généralisé, dans le cas d'une détection MIMO ($MN > 1$), l'expression de la P_{FA} du détecteur SO-CFAR généralisé peut être obtenue comme suit [Chalabi2017]:

$$\begin{aligned} P_{FA}^{SO} &= \Pr \left(\prod_{i=1}^{MN} X_{i0} > T_{SO} = \beta^{MN-NML\tau/2} \left(\min \left(\prod_{j=1}^{L/2} \prod_{i=1}^{MN} X_{ij}, \prod_{j=L/2+1}^L \prod_{i=1}^{MN} X_{ij} \right) \right)^\tau \middle| H_0 \right) \\ &= \Pr \left(\sum_{i=1}^{MN} \log \left(\frac{X_{i0}}{\beta} \right) > \tau \left(\min \left(\sum_{j=1}^{L/2} \sum_{i=1}^{MN} \log \left(\frac{X_{ij}}{\beta} \right), \sum_{j=L/2+1}^L \sum_{i=1}^{MN} \log \left(\frac{X_{ij}}{\beta} \right) \right) \right) \middle| H_0 \right) \end{aligned} \quad (5.25)$$

Après quelques manipulations mathématiques, l'expression de la P_{FA} devient [Janatian2013]:

$$P_{FA}^{SO} = 2 \sum_{r=0}^{MN-1} \sum_{k=0}^{MNL/2-1} \frac{(MNL/2+r+k-1)!}{r!k!(MNL/2-1)!} \frac{\tau^r}{(2+\tau)^{MNL/2+r+k}} \quad (5.26)$$

Le principe de fonctionnement du détecteur SO-CFAR généralisé dans un radar MIMO pour un clutter Pareto est résumé par la Figure 5.6.

5.4.4 Détecteur OS-CFAR

Rohling [Rohling1983] a introduit le détecteur OS-CFAR dans lequel les échantillons de la fenêtre de référence sont classés dans un ordre croissant selon leurs amplitudes. Le $k^{\text{ème}}$ échantillon ordonné est alors utilisé pour estimer le niveau du clutter. Le détecteur OS-CFAR a montré de bonnes performances de détection en présence de cibles interférentes dans les deux demi-fenêtres. Alors, dans [Weinberg2014a], ce détecteur a été appliqué pour un radar classique SISO fonctionnant dans un environnement Pareto. Le test statistique est basé sur l'échantillon ordonné $X_{(k)}$:

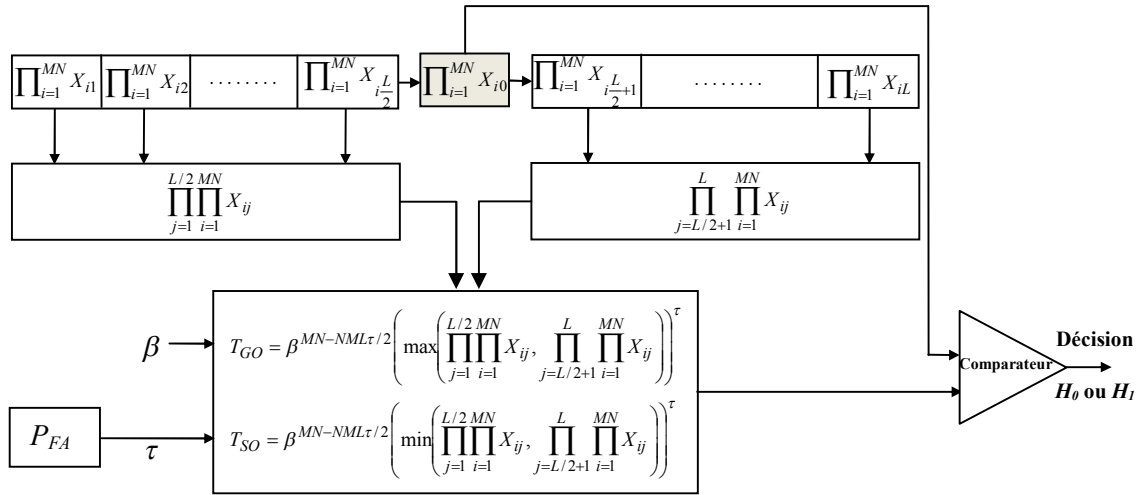


Figure 5.6- Détecteurs GO et SO-CFAR généralisés dans un radar MIMO pour un clutter Pareto

$$X_0 \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} T_{OS} = \beta^{1-\tau} X_{(k)}^\tau \quad (5.27)$$

où $X_{(k)} = \beta W_k^{-1/\alpha}$, $k < L$. La variable aléatoire W_k suit une loi Bêta $W_k = \text{Bêta}(L - k + 1, k)$.

Nous appliquons une nouvelle fois le logarithme dans (5.27), l'expression de la P_{FA} est donc:

$$P_{FA}^{OS} = \frac{L!}{(L-k)!} \frac{\Gamma(L-k+\tau+1)}{\Gamma(L+\tau+1)} \quad (5.28)$$

Maintenant, si $MN > 1$, le test statistique du détecteur OS-CFAR pour un radar MIMO peut être reformulé comme suit [Chalabi2017]:

$$\prod_{i=1}^{NM} X_{i0} \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} \beta^{1-\tau} S_{(k)} \quad (5.29)$$

où :

$$S_j = \prod_{i=1}^{NM} X_{ij}^\tau, \quad j = 1, 2, \dots, L \quad (5.30)$$

En prenant le logarithme à (5.29), nous obtenons:

$$\sum_{i=1}^{NM} \log \left(\frac{X_{i0}}{\beta} \right) \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} \tau \sum_{i=1}^{NM} \log \left(\frac{X_{i(k)}}{\beta} \right) \quad (5.31)$$

Pour un cas particulier où $MN=2$ du radar MIMO, l'expression de la P_{FA} peut être obtenue sous la forme suivante [Janatian2013]:

$$P_{FA}^{OS} = \prod_{i=0}^{k-1} \frac{2L-i}{2L-i+\tau} \left(1 + \tau \sum_{i=0}^{k-1} \frac{1}{2L-i+\tau} \right) \quad (5.32)$$

Notons que pour $MN>2$, les valeurs de la P_{FA} doivent être calculées en ayant recours aux simulations de Monte-Carlo. Le principe de fonctionnement du détecteur OS-CFAR généralisé dans un radar MIMO pour un clutter Pareto est montré dans la Figure 5.7.

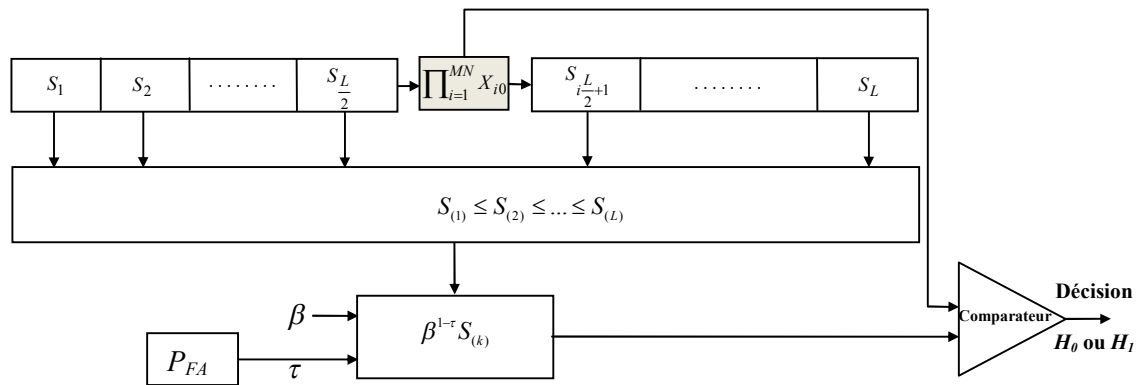


Figure 5.7- Détecteur OS-CFAR généralisé dans un radar MIMO pour un clutter Pareto

5.5 Résultats et discussions

Dans cette section, nous évaluons les performances des détecteurs proposés dans ce chapitre, à savoir dans le cas d'une détection non cohérente CFAR dans un radar MIMO pour un clutter Pareto. Ainsi, Les détecteurs CFAR que nous avons présentés seront évalués dans les cas d'un clutter homogène et hétérogène (présence de cibles interférentes ou d'un bord de clutter). Les performances des détecteurs GM, SO, GO et OS-CFAR sont examinées pour des cibles de type Swerling 1. Sous l'hypothèse H_1 , le contenu de la cellule sous test (CST) est obtenu par $CST = S + C + \sqrt{2SC} \cos(\varphi)$ où S désigne l'échantillon cible, C l'échantillon clutter et φ un angle uniformément distribué sur $[0, 2\pi]$. Cette évaluation, à travers les simulations de Monte Carlo, est faite en termes de P_{FA} et P_D en fonction des paramètres du clutter et des caractéristiques du radar MIMO.

5.5.1 Résultats de la détection CFAR pour un clutter homogène

Dans cette sous section, nous évaluons les performances des détecteurs GM, GO, SO et OS-CFAR pour un clutter homogène de distribution Pareto. Afin d'illustrer l'efficacité de ces détecteurs, nous procédons à une étude comparative des performances de détection des différents détecteurs.

La Figure 5.8 montre une comparaison des performances des détecteurs GM, SO, GO et OS-CFAR pour $MN=1$ (radar SISO) en fonction du SCR . Le paramètre de forme est fixé à $\alpha = 2.1$ (clutter de mer pointu). Nous remarquons que le détecteur GM-CFAR offre les meilleures performances par rapport aux autres détecteurs et cela peut être justifié par le fait que ce dernier utilise toutes les cellules de référence ($L = 24$), alors que les détecteurs SO-CFAR et GO-CFAR utilisent la moitié des cellules de celles-ci ($L/2$) et le détecteur OS-CFAR utilise seulement l'échantillon d'ordre $k = 3L/4$.

Pour un radar MIMO ($MN > 1$), la Figure 5.9 est obtenue pour $MN=2$. Nous remarquons que le détecteur GM-CFAR donne toujours les meilleures performances de détection par rapport aux détecteurs SO, GO et OS-CFAR.

L'effet du nombre d'antennes utilisé dans la détection MIMO est évalué en comparant les performances de détection pour $MN=1, 2$ et 4 . Les résultats de la Figure 5.10 montrent que le nombre d'antennes du radar MIMO joue un rôle considérable dans l'amélioration des performances de la détection.

La Figure 5.11, illustre l'effet de l'état du clutter sur les performances de détection. Pour cela, différentes valeurs du paramètre de forme α sont considérées. Les résultats obtenus montrent que les performances des détecteurs se dégradent pour de faibles valeurs de α ($\alpha = 2.1$ pour un clutter pointu ou mer agitée). Cependant, l'augmentation de α ($\alpha = 10$ pour un clutter Gaussien ou mer calme) donne une amélioration significative de la P_D .

Dans la Figure 5.12, les courbes de la P_D sont tracées en fonction du SCR pour différentes valeurs du paramètre d'échelle β . Il est bien visible que les courbes de la P_D dans tous les cas sont confondues. Donc, le changement du paramètre d'échelle n'a aucune influence sur les performances de détection.

Enfin, la Figure 5.13 illustre l'effet de la taille de la fenêtre de référence L sur les performances des détecteurs proposés. Il est clair que plus le nombre de cellules de référence augmente, mieux est la détection.

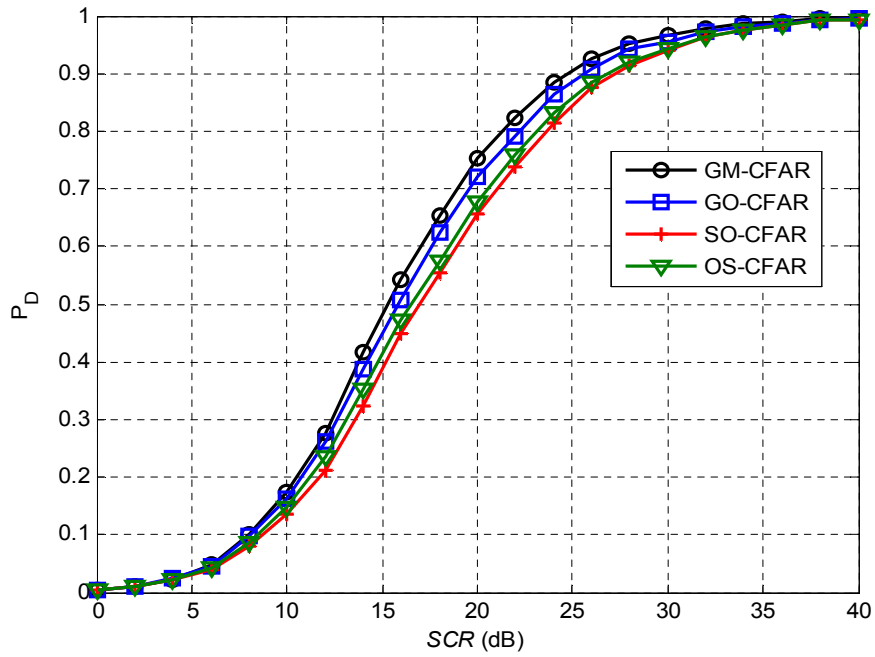


Figure 5.8- P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha = 2.1$, $\beta = 1$, $MN=1$ et $L=24$

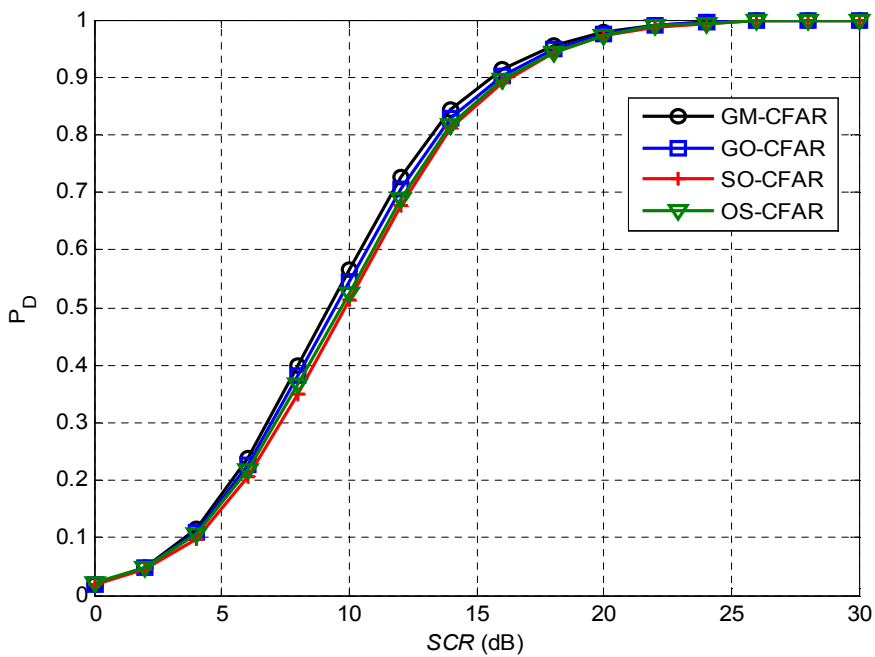


Figure 5.9- P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha = 2.1$, $\beta = 1$, $MN=2$ et $L=24$

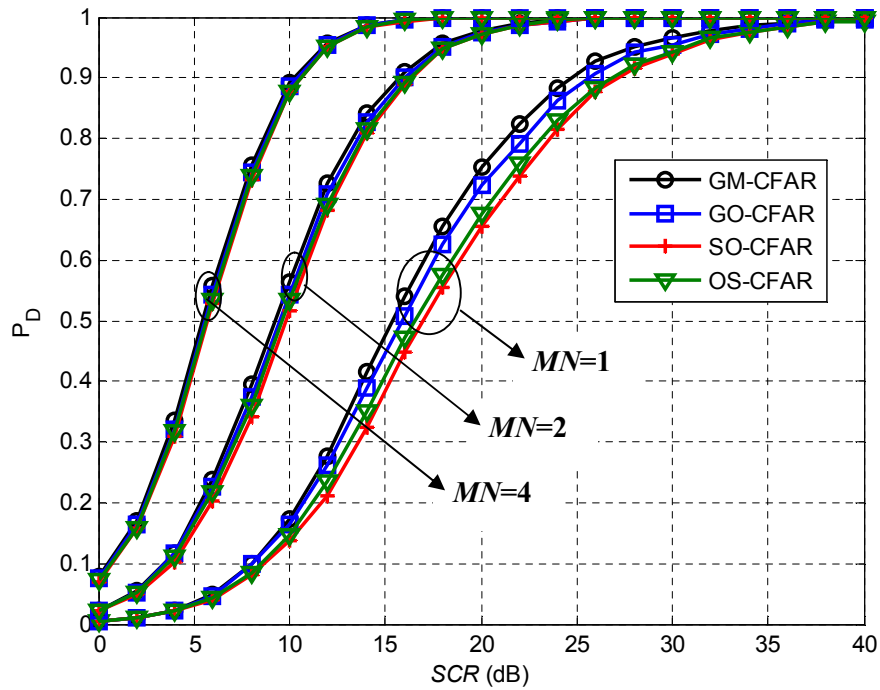


Figure 5.10- P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $\beta=1$ et $L=24$

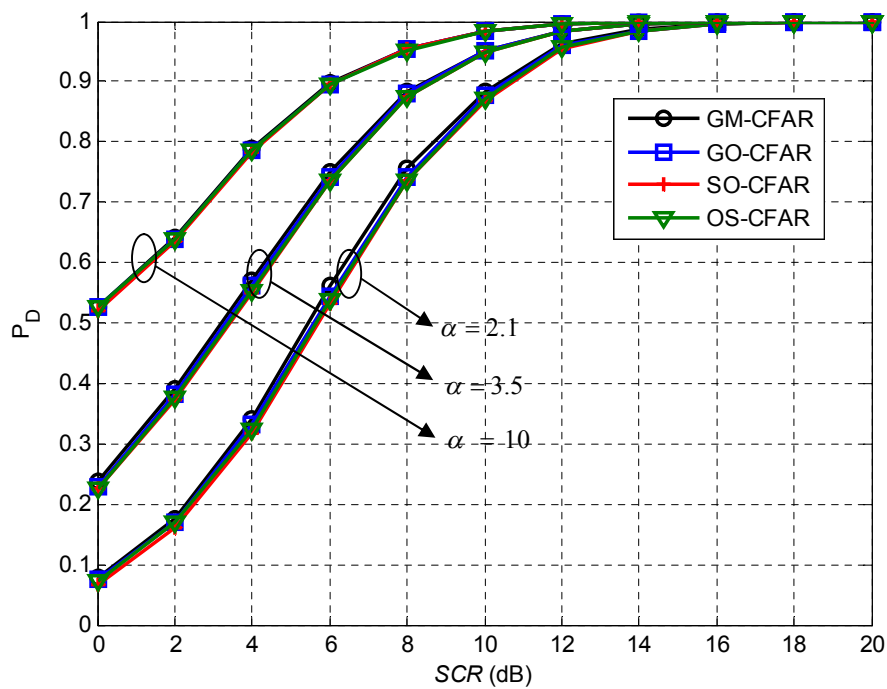


Figure 5.11- P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\beta=1$, $MN=4$ et $L=24$

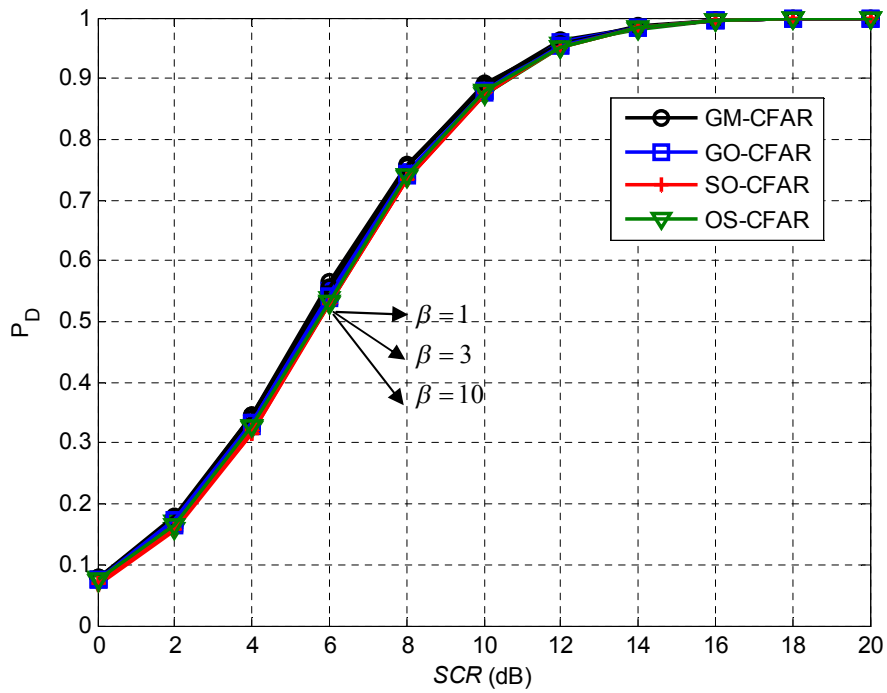


Figure 5.12- P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $MN=4$ et $L=24$

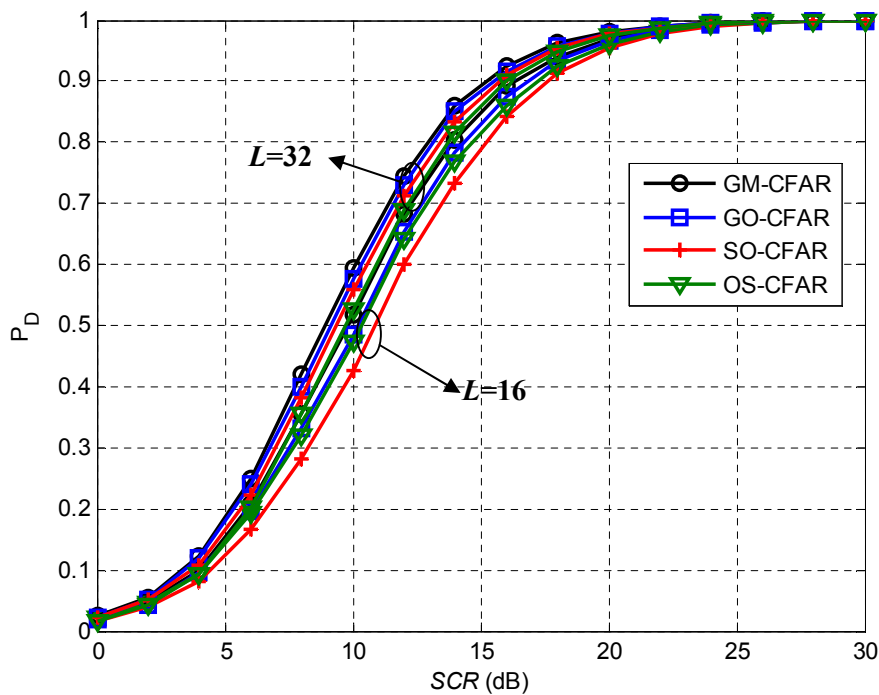


Figure 5.13- P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $\beta=1$ et $MN=2$

5.5.2 Résultats de la détection CFAR pour un clutter hétérogène

Dans certaines situations, le clutter n'est plus homogène et ce à cause de la présence de cibles interférentes et/ou d'un bord de clutter au niveau de la fenêtre de référence. Dans ce cas, l'hypothèse d'un clutter homogène n'est plus valide puisque les échantillons dans la fenêtre de référence ne sont plus IID. Dans cette sous section, nous étudions le comportement des détecteurs CFAR du radar MIMO pour un clutter Pareto.

5.5.2.1 Présence de cibles interférentes

C'est une situation dans laquelle l'environnement contient une ou plusieurs cibles qui apparaissent dans une ou plusieurs cellules de référence sous forme de pics. Ces cibles interférentes peuvent être situées en amont ou en aval de la CST. La Figure 5.14 montre un exemple de la présence de cibles interférentes. Les deux pics représentent la puissance du signal écho qui provient des cibles interférentes. Ce phénomène est aussi connu sous le nom de l'effet de capture (Capture Effect). L'apparition des cibles interférentes conduit à une augmentation du seuil de détection; ce que résulte en une dégradation des performances de détection [Sahed2015b].

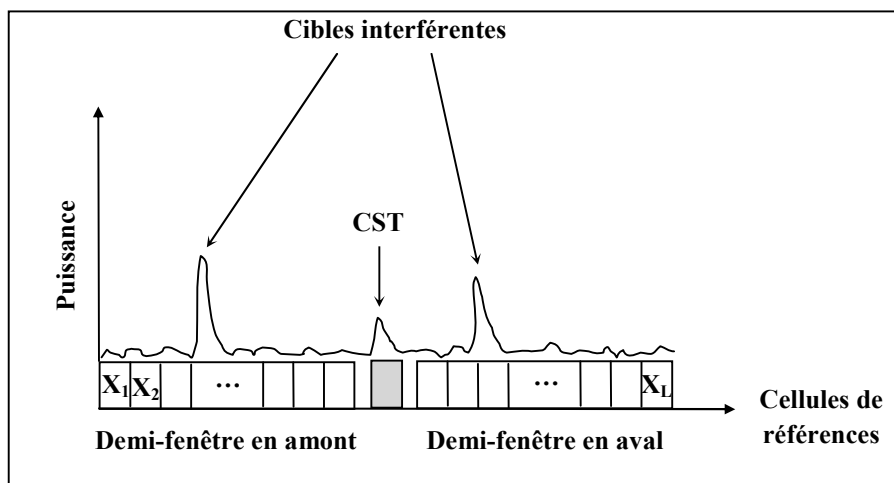


Figure 5.14- Présence de cibles interférentes

Supposons que la cible interférente soit présente dans la fenêtre de référence et fluctue selon le modèle Swerling 1. Nous supposons également que le signal de la cible interférente s'ajoute de manière cohérente au clutter Pareto dans la cellule contenant cette cible. Nous définissons alors le rapport interférence sur clutter, noté ICR (Interference-to-Clutter Ratio), comme étant le rapport de la puissance de la cible interférente et celle du clutter. Ce rapport s'exprime en décibel comme suit:

$$ICR_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{P_i}{P_c} \right) \quad (5.33)$$

où $p_i = 2\sigma_i^2$ est la puissance moyenne du signal de la cible interférente et $p_c = \frac{\alpha\beta}{\alpha-1}$ est la puissance moyenne du clutter Pareto.

Comme cela est montré dans la Figure 5.15, la présence d'une cible dans la demi-fenêtre en amont de la CST, dégradent les performances des détecteurs GM-CFAR et GO-CFAR. Cette dégradation est justifiée par l'utilisation des échantillons du clutter non homogène dans l'estimation de la puissance du clutter.

Maintenant, nous injectons deux cibles interférentes dans la demi-fenêtre en amont de la CST, précisément dans la 3^{ème} et 9^{ème} cellules, respectivement. De la Figure 5.16, nous remarquons que les détecteurs OS-CFAR et SO-CFAR donnent de meilleurs résultats que les détecteurs GM-CFAR et GO-CFAR.

La Figure 5.17 représente les résultats de détection obtenus par les différents détecteurs CFAR dans le cas où deux cibles interférentes se présentent dans les deux demi-fenêtres (en amont et en aval de la CST). Le détecteur OS-CFAR est le plus robuste dans cette situation. Cependant, les performances de détection des détecteurs GM, GO et SO-CFAR se dégradent. Ceci est dû au fait que le signal de la cible interférente affecte l'estimation du seuil de détection.

Comme cela est montré dans la Figure 5.18, l'injection de trois cibles interférentes dans une seule demi-fenêtre (en amont de la CST) influe négativement sur les performances du détecteur OS-CFAR par rapport au détecteur SO-CFAR. Donc, si le nombre de cibles interférentes augmente, la dégradation des performances du détecteur OS-CFAR devient significative.

D'après la Figure 5.19, nous pouvons conclure que le détecteur OS-CFAR exhibe de bonnes performances de détection quand les interférentes se trouvent dans les deux demi-fenêtres en amont et en aval de la CST. Le détecteur SO-CFAR est vraiment inadapté en présence de cibles interférentes de part et d'autre de la CST.

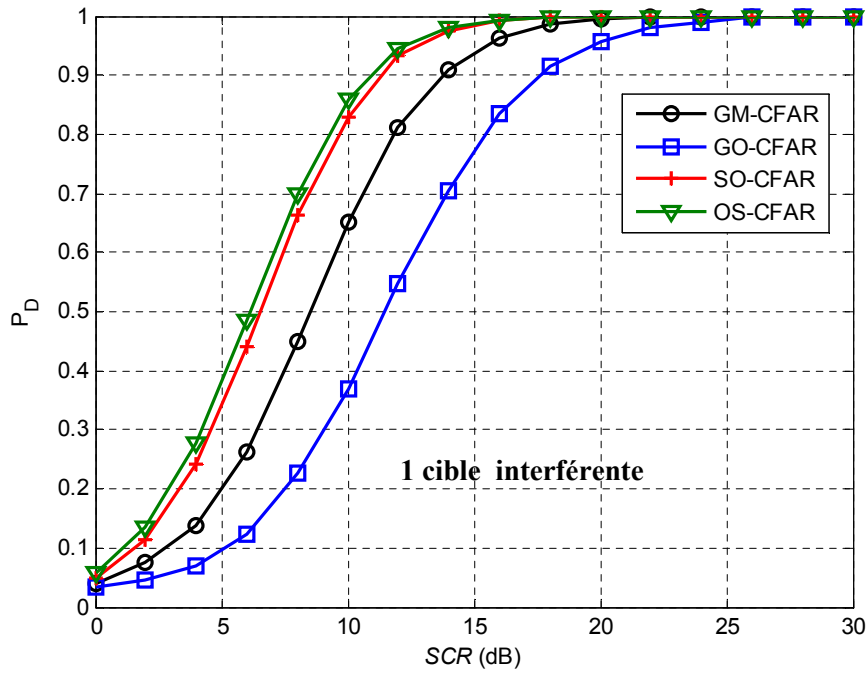


Figure 5.15- P_D en fonction du SCR pour un environnement hétérogène (présence d’une cible interférente dans la 3^{ème} case distance) avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $\beta=1$, $MN=4$ et $L=24$

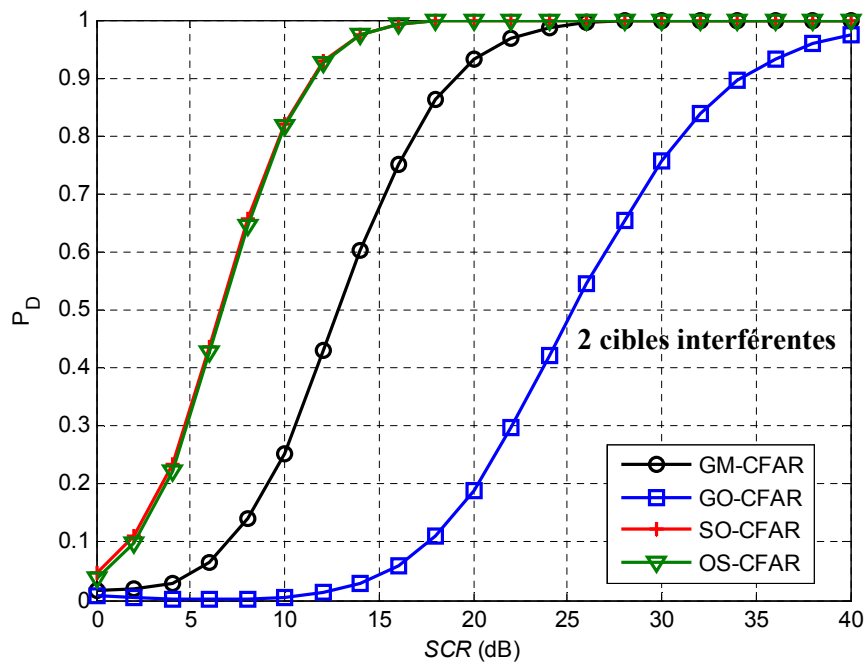


Figure 5.16- P_D en fonction du SCR pour un environnement hétérogène (deux cibles interférentes dans les cases distances 3 et 9) avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $\beta=1$, $MN=4$ et $L=24$

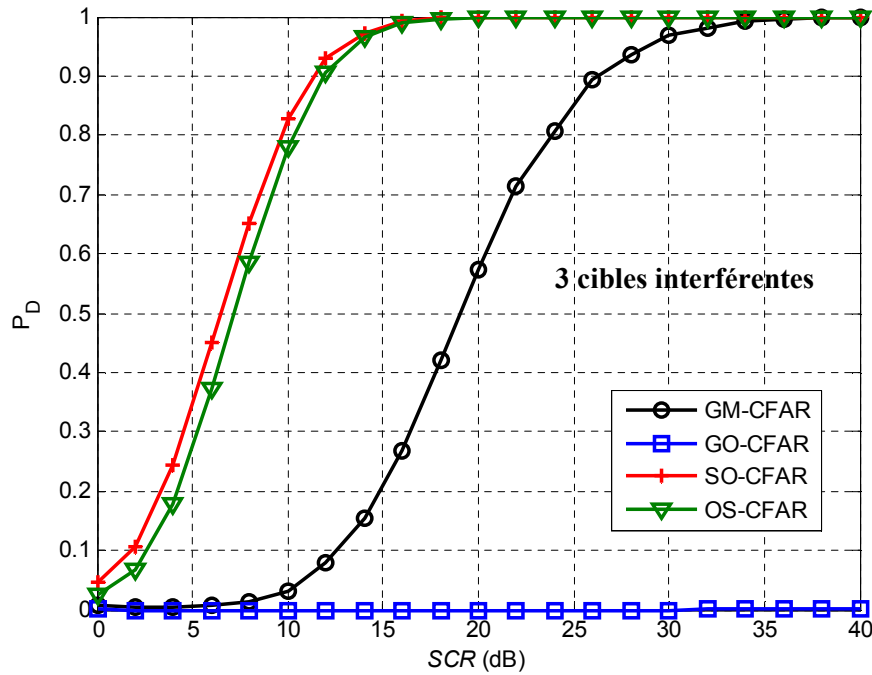


Figure 5.17- P_D en fonction du SCR pour un environnement hétérogène (trois cibles interférentes dans les cases distances 3, 9 et 11) avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha =2.1$, $\beta =1$, $MN=4$ et $L=24$

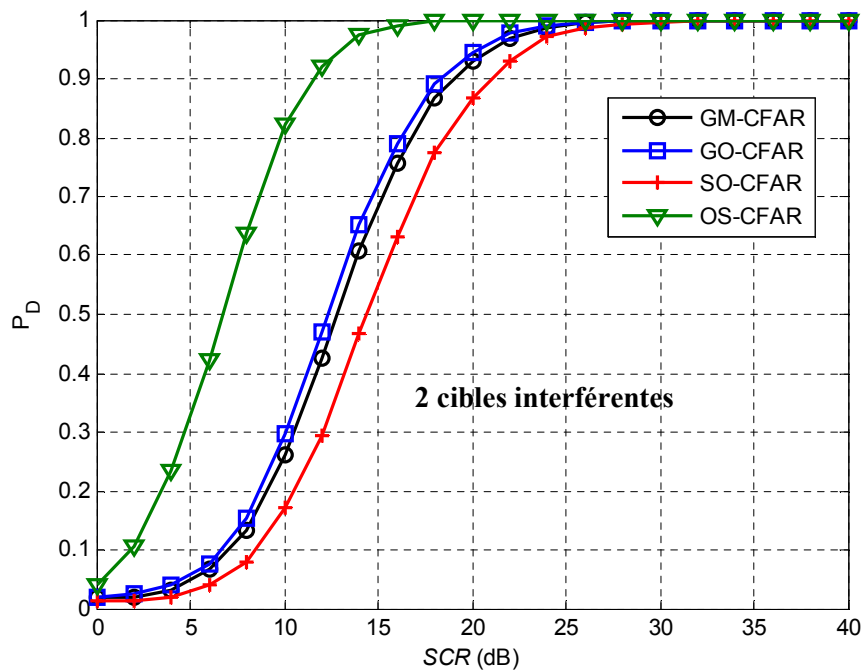


Figure 5.18- P_D en fonction du SCR pour un environnement hétérogène (deux cibles interférentes dans les cases distances 6 et 20) avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha =2.1$, $\beta =1$, $MN=4$ et $L=24$

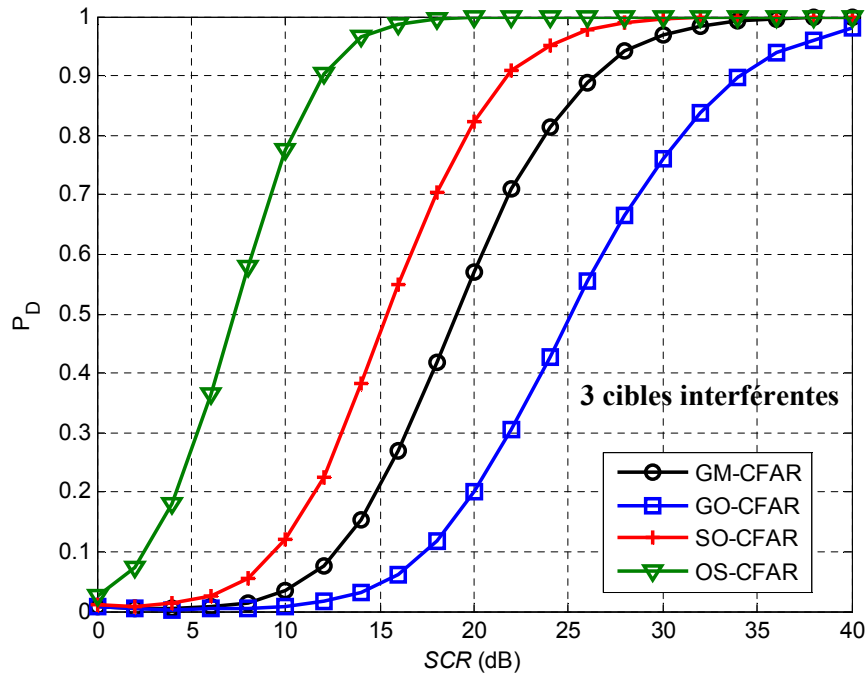


Figure 5.19- P_D en fonction du SCR pour un environnement hétérogène (trois cibles interférentes dans les cases distances 2, 7 et 16) avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $\beta=1$, $MN=4$ et $L=24$

5.5.2.2 Présence d'un bord de clutter

Le bord de clutter ou encore l'effet de masque est connu en détection radar par une transition entre deux environnements de natures différentes; par exemple une transition terre-mer ou inversement. Les deux environnements sont caractérisés par des pouvoirs réflecteurs différents. Les puissances de clutter de chaque région sont donc différentes; ce qui provoque une discontinuité dans la puissance du clutter. Elle apparaît, au niveau de la fenêtre de référence, sous la forme de deux régions adjacentes; une région de clutter de puissance faible et l'autre de puissance élevée. Donc, deux configurations du clutter peuvent être rencontrées. Dans la première, la CST peut se trouver dans une région où le clutter est de puissance faible alors qu'un groupe de cellules de référence se trouve immergé dans une région où le clutter a une puissance élevée. Dans ce cas, si toute la fenêtre est utilisée pour estimer le seuil de détection, alors celui-ci est élevé, induisant une réduction des probabilités de fausse alarme et de détection. Ce phénomène est appelé effet de masque (masking effect). Dans la deuxième, la CST peut se trouver immergée dans une région où le clutter a une puissance plus élevée que celle où se trouvent certaines cellules de référence. Dans ce cas, si toute la fenêtre est utilisée pour estimer le seuil de détection, alors celui-ci est bas, induisant une augmentation de la P_{FA} ; ce phénomène est connu sous le nom de l'effet de capture (capture effect). Une représentation schématique de quelques modèles possibles d'environnement hétérogène réels en présence d'un bord de clutter est illustrée dans la

Figure 5.20. Toutefois, des modèles plus complexes peuvent être également rencontrés en pratique. Nous nous limitons dans ce travail aux cas des modèles simples représentés dans la Figure 5.20.

Les modèles (A) et (B) représentent la situation dans laquelle une seule transition dans la distribution de puissance du clutter est considérée. Dans le modèle (A), la CST est située dans la zone ‘claire’ ou de puissance faible, alors que dans le modèle (B), la CST est noyée dans la zone de clutter de puissance élevée. En outre, une cellule est déclarée présente dans la zone ‘claire’ seulement si elle contient uniquement le clutter de puissance faible. Donc, si m est le nombre de cellules immergées dans la zone ‘claire’, alors la CST appartient à cette zone, si et seulement si $m < \frac{L}{2}$, où L est le nombre total des cellules de référence que nous supposons pair. Par conséquent, il en résulte un phénomène appelé effet de masque. Dans ce cas, le seuil de détection augmente et provoque une dégradation significative de la P_D . D’un autre côté, pour $m > \frac{L}{2}$, la CST est noyée dans la zone de clutter de puissance élevée et un ensemble de cellules de référence sont dans la zone ‘claire’. Dans ce cas, si toute la fenêtre de référence est utilisée pour estimer le seuil de détection, alors la puissance totale du clutter est réduite par rapport au signal de la CST; ceci peut produire un nombre excessif de fausse alarme (augmentation de la P_{FA}) [Sahed2015b].

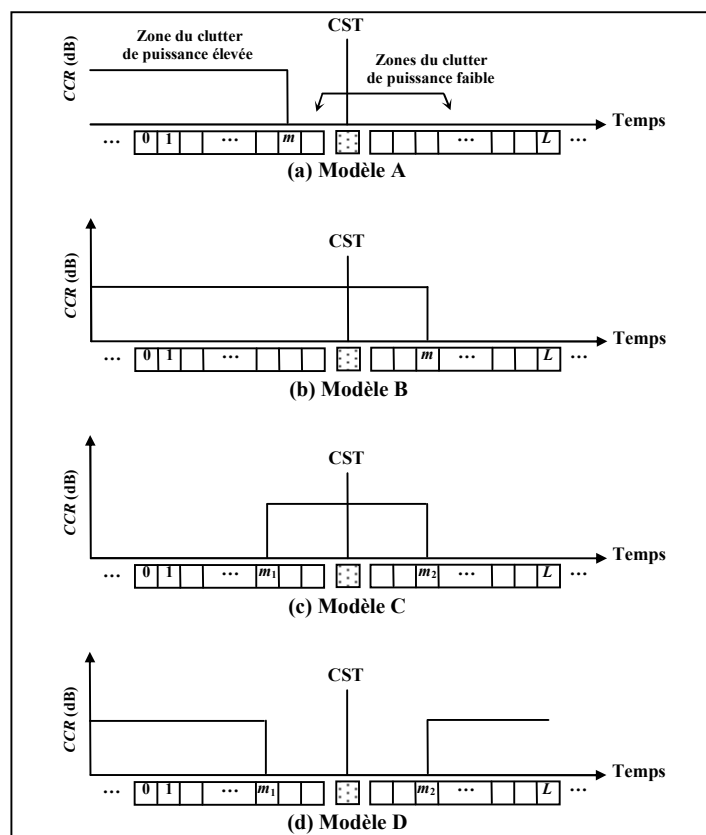


Figure 5.20 Modèles du clutter hétérogène en présence des bords de clutter

Maintenant, nous nous intéressons aux cas de présence de deux transitions dans la distribution de puissance du clutter. Les deux modèles (C) et (D) représentés dans la Figure 5.20, décrivent la situation dans laquelle deux transitions de clutter sont considérées. Alors, si m_1 et m_2 représentent, respectivement les emplacements des deux transitions de puissance du clutter dans les deux demi-fenêtres en amont et en aval de la CST, et supposons que les cellules se trouvant entre les deux emplacements m_1 et m_2 sont immergées dans la zone du clutter de puissance élevée, la CST serait donc dans cette zone si $m_1 < \frac{L}{2} < m_2$ comme le montre le modèle (C). D'autre part, si les m_1 premières cellules et les $L - m_2$ dernières cellules sont noyées dans la zone de clutter de puissance élevée, la CST serait donc dans la zone 'claire' si $m_1 < \frac{L}{2} < m_2$ comme cela est montré dans le modèle (D). Pour un cas simple, nous supposons qu'il y ait une seule transition du clutter dans la fenêtre de référence et dont la position m est connue *a priori*. Nous définissons ainsi le rapport clutter sur clutter, que nous notons CCR (Clutter-to-Clutter Ratio), comme étant le rapport entre la puissance du clutter dans la deuxième zone et celle dans la première zone. De ce fait, le CCR peut être exprimé en décibels comme suit:

$$CCR_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{p_{c2}}{p_{c1}} \right) \quad (5.33)$$

où $p_{c1} = \frac{\alpha_1 \beta}{\alpha_1 - 1}$ est la puissance du clutter dans la première zone constituée de m cellules, tandis que

$p_{c2} = \frac{\alpha_2 \beta}{\alpha_2 - 1}$ représente la puissance du clutter dans la deuxième zone formée des $L - m$ cellules

restantes. Comme le CCR donne une idée sur le changement brusque du niveau de bord dans la fenêtre de référence, alors pour une différence de puissance égale à $CCR_{dB} = c$, il faut que la relation suivante soit satisfaite:

$$\alpha_2 = \left(1 - 10^{-\frac{CCR}{10}} \left(\frac{\alpha_1 - 1}{\alpha_1} \right) \right)^{-1} \quad (5.34)$$

Nous définissons alors la PDF du clutter pour les deux zones de puissances différentes. Etant donné L échantillons X_1, X_2, \dots, X_L de la fenêtre de référence que nous supposons statistiquement indépendants mais non identiquement distribués. Nous supposons que les m premières cellules, constituant la première zone de clutter à puissance élevée, soient noyées dans un clutter Pareto de paramètre de forme α_1 . La deuxième zone de clutter à puissance faible est formée par les $L - m$ cellules restantes, noyées dans un clutter Pareto mais avec un autre paramètre de forme α_2 . En

général, le paramètre d'échelle est supposé le même de part et d'autre du bord de clutter. Ainsi, la PDF d'un échantillon X_i , se trouvant dans la première zone ou dans la deuxième, est donnée par:

$$p_X(x) = \begin{cases} \frac{\alpha_1 \beta^{\alpha_1}}{x^{\alpha_1+1}}, & i = 1, \dots, m \\ \frac{\alpha_2 \beta^{\alpha_2}}{x^{\alpha_2+1}}, & i = m+1, \dots, L \end{cases} \quad (5.35)$$

où α_1 et α_2 sont liés à travers (5.34).

Afin d'évaluer la régulation de la P_{FA} des détecteurs GM, SO, GO et OS-CFAR en présence d'un bord de clutter, nous avons tracé les courbes de la P_{FA} en fonction de la position du bord de clutter m . Les Figures 5.21-5.23 sont obtenues pour trois valeurs du paramètre de forme $\alpha = 2.1, 5$ et 10 , respectivement. D'une façon générale, nous remarquons que les performances du détecteur SO-CFAR dans la première transition du clutter non homogène ($m=1, \dots, L/2$) sont meilleures que celles obtenues par les détecteurs GM, GO et OS-CFAR. Nous constatons également que le détecteur GO-CFAR assure une bonne régulation de la P_{FA} dans la deuxième transition du clutter non homogène ($m=L/2+1, \dots, L$).

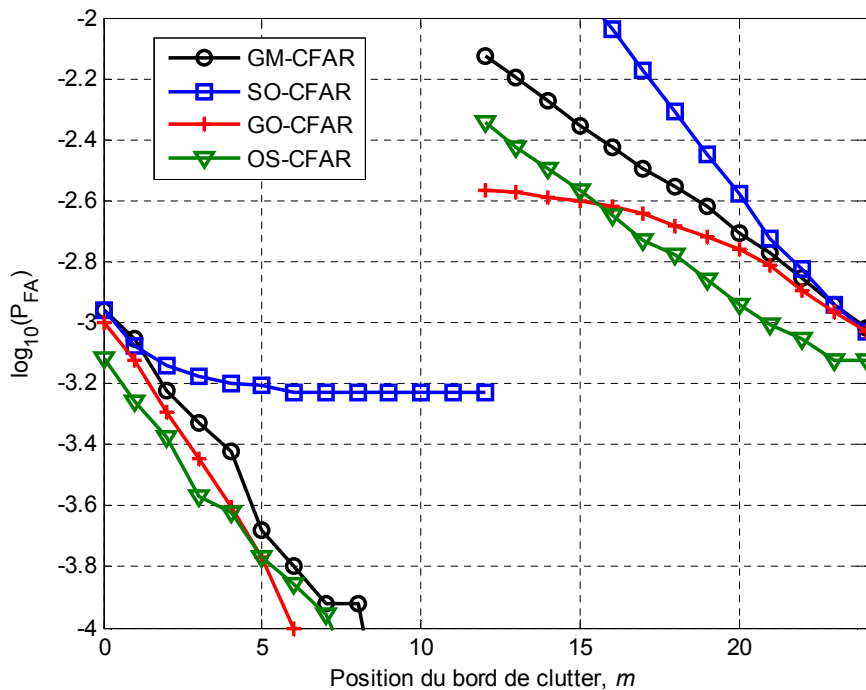


Figure 5.21- P_{FA} en fonction de la position du bord de clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$ (désirée), $\alpha_1=2.1$, $\alpha_2=1.19$, $\beta=1$, $CCR=5$, $MN=4$ et $L=24$

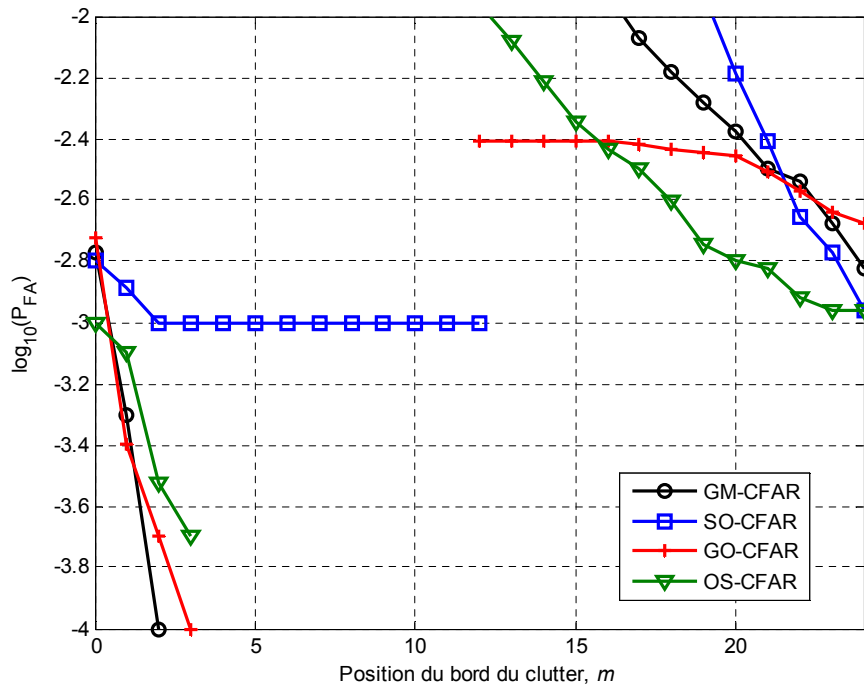


Figure 5.22- P_{FA} en fonction de la position du bord de clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$ (désirée), $\alpha_1=5$, $\alpha_2=1.19$, $\beta=1$, $CCR=5$, $MN=4$ et $L=24$

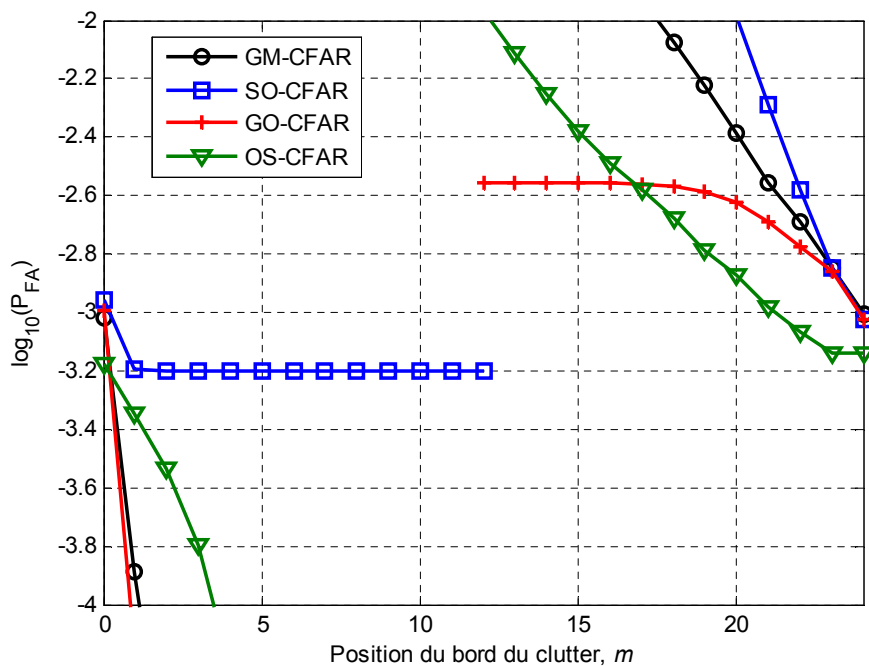


Figure 5.23 P_{FA} en fonction de la position du bord de clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$ (désirée), $\alpha_1=10$, $\alpha_2=1.39$, $\beta=1$, $CCR=5$, $MN=4$ et $L=24$

5.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons examiné la détection CFAR dans les radars MIMO pour un environnement Pareto. Ensuite, nous avons présenté les détecteurs GM, GO, SO et OS-CFAR conçus dans le cas d'une détection CFAR pour les radars SISO pour un clutter Pareto. Dans le cas de la détection MIMO, notre contribution s'est portée sur la transformation mathématique qui existe entre la distribution de Pareto et la distribution Exponentielle. Ceci nous a permis de généraliser les détecteurs GM, GO, SO et OS-CFAR pour la détection dans les radars MIMO pour un clutter Pareto. Dans ce contexte, les expressions de la probabilité de fausse alarme des détecteurs GM, GO, SO et OS-CFAR généralisés ont été développées. Nous avons alors évalué à travers les simulations de Monte Carlo les performances de détection en fonction des paramètres du clutter Pareto ainsi que ceux du radar MIMO. Les résultats obtenus montrent une amélioration considérable de la probabilité de détection quand le nombre d'antennes utilisées dans la détection radar MIMO augmente. Dans le cas d'un clutter homogène, le détecteur GM-CFAR donne de meilleures valeurs des probabilités de détection que les autres détecteurs. Dans un deuxième lieu, nous avons considéré l'hétérogénéité du clutter; i.e., en présence de cibles interférentes ou d'un bord de clutter. Dans ce cas, nous avons d'abord examiné l'effet de la présence de cibles interférentes sur la détection. Les résultats obtenus montrent que les détecteurs OS-CFAR et SO-CFAR sont plus robustes que les détecteurs GM-CFAR et GO-CFAR. En présence d'un bord du clutter, les détecteurs SO-CFAR et GO-CFAR assurent une régulation partielle de la probabilité de fausse alarme.

Chapitre 6

Conclusions Générales

Résumé

Le présent chapitre, commence par un rappel sur les principaux travaux de recherche faites dans cette thèse. Ensuite, nous présentons nos contributions ainsi que les résultats d'estimation et de détection atteints. En fin, nous proposons quelques perspectives essentielles de recherche qui apparaissent à l'issue de cette thèse, dans le but de l'amélioration des travaux réalisés dans cette thèse.

Sommaire

6.1 Synthèse et conclusion

6.2 Perspectives

6.1 Synthèse et Conclusion

Les travaux de cette thèse s'articulent principalement autour de l'amélioration de l'estimation et la détection radar dans des environnements non-Gaussiens. Dans ce contexte, les travaux présentés montrent, d'une part, une amélioration significative de la qualité d'estimation des paramètres des distributions K -composée, K -plus-bruit et Pareto-plus-bruit, et d'autre part, une détection non cohérente CFAR de très bonne qualité dans un radar MIMO pour un environnement Pareto.

En premier lieu, nous avons considéré l'estimation des paramètres de la distribution K -composée et K -pus-bruit. Pour cela, avant d'aborder le problème de l'estimation des paramètres, nous avons brièvement rappelé les distributions K -composée et K -plus-bruit, ainsi que leurs expressions des moments. Par souci de comparaison, nous avons alors rappelé les estimateurs HOME, $[z\log(z)]$ et FPOME existes dans la littérature. Ensuite, nous avons introduit les moments d'ordre fractionnaire négatif qui nous ont permis de concevoir une stratégie d'estimation plus performante. L'estimateur FPNOME que nous avons proposé a été développé dans le but d'estimer le paramètre de forme de la distribution K -plus-bruit. Par ailleurs, nous avons également appliqué cette stratégie dans le cas où le bruit est absent. Notons que les performances d'estimation des méthodes proposées ont été évaluées à travers une série de comparaisons utilisant des données simulées. Pour confirmer les résultats obtenus, nous avons aussi utilisé des données réelles du clutter de mer collectées par le radar McMaster IPIX. Les courbes ainsi obtenues par l'estimateur FPNOME, des densités de probabilités (PDF) et des fonctions de répartition complémentaires (CCDF) de la distribution K , sont dans la plupart des cas, de meilleure qualité que les autres estimateurs.

En deuxième lieu, notre attention s'est focalisée sur l'estimation des paramètres de la distribution Pareto-plus-bruit. Après avoir fait des rappels sur la loi Pareto-plus-bruit et les estimateurs existants dans la littérature, nous avons développé une expression asymptotique des moments de la distribution Pareto-plus-bruit. A la lumière de cette expression, nous avons proposé deux nouveaux estimateurs; à savoir l'estimateur FOME, lequel est basé sur les moments d'ordre fractionnaire et l'estimateur $[z\log(z)]$ basé sur les moments logarithmiques. Notons que l'analyse des performances des estimateurs proposés, a été accomplie en utilisant des données synthétiques et réelles. La majorité des résultats ont montré que les estimateurs proposés sont plus performants que les méthodes existantes.

Enfin, nous avons considéré le problème de la détection non cohérente CFAR dans un radar MIMO pour un environnement Pareto. Nous avons commencé par une description de l'architecture et le principe de fonctionnement d'un radar MIMO. Ensuite, nous avons introduit la technique MIMO pour généraliser les détecteurs GM, GO, SO et OS-CFAR. Ainsi, nous avons développé les expressions de la probabilité de fausse alarme de chaque détecteur. Les performances des détecteurs développés ont été examinées pour un environnement Pareto homogène et hétérogène. La méthode de

Monte-Carlo a été utilisée pour évaluer la probabilité de détection de chaque détecteur. Tous les résultats obtenus, montrent que le radar MIMO est plus performant que le radar classique. Cette amélioration est d'autant plus drastique quand nous augmentons le nombre d'antennes. Nous avons remarqué que pour un clutter homogène, le détecteur GM-CFAR exhibe de meilleures performances de détection que tous les autres détecteurs. Néanmoins, pour un clutter hétérogène, notamment en présence de cibles interférentes, les résultats montrent que les détecteurs OS-CFAR et SO-CFAR sont plus robustes que les détecteurs GM-CFAR et GO-CFAR. En présence d'un bord de clutter, les détecteurs SO-CFAR et GO-CFAR assurent, cependant une régulation partielle de la probabilité de fausse alarme. Autrement dit, il n'y a malheureusement pas de détecteurs qui en assurent une régulation totale.

6.2 Perspectives

Dans un contexte d'estimation des paramètres, nous ne pouvons prétendre avoir développé des estimateurs universels. Pour ce faire, nous n'avons considéré que l'estimation des paramètres des distributions K -plus-bruit et Pareto-plus-bruit. La littérature radar, nous propose, cependant, d'autres distributions plus ou moins performantes que les distributions K et Pareto. La question que nous pouvons donc nous poser est inhérente au choix du modèle qui convient le mieux possible au clutter sous investigation? A cet effet, nous proposons, comme perspectives à ces travaux, de concevoir un algorithme intelligent qui sélectionne automatiquement et en temps réel, le modèle de clutter approprié à partir des statistiques de données réelles. Nous pouvons aussi ambitionner à développer des expressions compactes des estimateurs présentés dans cette thèse.

Par ailleurs, dans un contexte d'amélioration des performances de la détection CFAR, nous avons étudié et évalué celles des radars MIMO. De ce fait, pour un environnement de distribution Pareto, nous avons certes amélioré la détection dans le cas d'un clutter homogène, mais le problème que nous avons rencontré est celui de la régulation de la probabilité de fausse alarme dans le cas de la présence d'un bord de clutter. Pour ce problème particulier, nous proposons comme perspective celle de la mise au point d'un processeur capable de supplanter ce problème de la régulation partielle du taux de fausse alarme. De plus, nous proposons aussi l'exploitation d'autres modèles de clutter non-Gaussiens tels ceux décrivant les distributions Log-normal, Weibull, K -composée, Pareto-composée et CIG.

Annexes

Annexe A

Développement de $\langle \log(z) \rangle$:

Dans la suite, nous donnons le développement détaillé de l'expression de la moyenne logarithmique $\langle \log(z) \rangle$ utilisant quelques manipulation et propriétés mathématiques.

Exploitant l'équation (2.6.23.4) données par [Prudnikov1986], l'équation (4.20) devient :

$$\begin{aligned} \langle \log(z) \rangle &= \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)\Gamma(N)} \int_0^\infty \frac{y^{-\alpha-1}}{(p_n + y)^N} \exp\left(-\frac{\beta}{y}\right) [(p_n + y)^N \Gamma(N) (\psi(N) + \log(p_n + y))] dy \\ &= \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \left[\psi(N) \int_0^\infty y^{-\alpha-1} \exp\left(-\frac{\beta}{y}\right) dy + \int_0^\infty y^{-\alpha-1} \log(p_n + y) \exp\left(-\frac{\beta}{y}\right) dy \right] \end{aligned} \quad (\text{A.1})$$

Où $\psi(\cdot)$ est la fonction digamma. Si on pose, $u = 1/y$, (A.1) devient :

$$\begin{aligned} \langle \log(z) \rangle &= \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \left[\psi(N) \int_0^\infty u^{\alpha-1} \exp(-bu) du + \int_0^\infty u^{\alpha-1} \log(p_n + 1/u) \exp(-bu) du \right] \\ &= \frac{\beta^\alpha \psi(N)}{\Gamma(\alpha)} \int_0^\infty u^{\alpha-1} \exp(-bu) du + \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \int_0^\infty u^{\alpha-1} \log(1 + p_n u) \exp(-bu) du \\ &\quad - \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \int_0^\infty u^{\alpha-1} \log(u) \exp(-bu) du \end{aligned} \quad (\text{A.2})$$

Les trois intégrales dans (A.2) peuvent être résolues utilisant l'équation (2.63.3.1) données dans [Prudnikov1986] comme suit :

$$\left\{ \begin{aligned} \frac{\beta^\alpha \psi(N)}{\Gamma(\alpha)} \int_0^\infty u^{\alpha-1} \exp(-bu) du &= \psi(N) \\ \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \int_0^\infty u^{\alpha-1} \log(1 + p_n u) \exp(-bu) du &= \left(\frac{\beta}{p_n}\right)^\alpha \frac{\pi}{\Gamma(\alpha)\alpha \sin(\alpha\pi)} {}_1F_1\left(\alpha; \alpha + 1; \frac{\beta}{p_n}\right) - \log\left(\frac{\beta}{p_n}\right) \\ &\quad + \psi(\alpha) - \frac{\beta}{p_n(1-\alpha)} {}_2F_2\left(1, 1; 2, 2 - \alpha; \frac{\beta}{p_n}\right) \\ \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \int_0^\infty u^{\alpha-1} \log(u) \exp(-bu) du &= -\log(\beta) + \psi(\alpha) \end{aligned} \right. \quad (\text{A.3})$$

Remplaçant les résultats obtenus par (A.3) dans (A.2), et après quelques manipulations l'expression de la moyenne logarithmique $\langle \log(z) \rangle$ est donné par :

$$\langle \log(z) \rangle = \psi(N) + \log(p_n) + \left(\frac{\beta}{p_n}\right)^\alpha \frac{\pi}{\Gamma(\alpha)\alpha \sin(\alpha\pi)} {}_1F_1\left(\alpha; \alpha + 1; \frac{\beta}{p_n}\right) - \frac{\beta}{p_n(1-\alpha)} {}_2F_2\left(1, 1; 2, 2 - \alpha; \frac{\beta}{p_n}\right) \quad (\text{A.4})$$

Annexe B

Développement de $\langle z \log(z) \rangle$:

Les étapes suivantes sont utilisées pour développer l'expression de la moyenne logarithmique $\langle z \log(z) \rangle$. L'équation (4.22) peut être réécrite comme suit :

$$\langle z \log(z) \rangle = \frac{N\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \left[\psi(N+1)p_n \int_0^\infty u^{\alpha-1} \exp(-bu) du + \psi(N+1) \int_0^\infty u^{\alpha-2} \exp(-bu) du + p_n \int_0^\infty u^{\alpha-1} \log(p_n + 1/u) \exp(-bu) du + \int_0^\infty u^{\alpha-2} \log(p_n + 1/u) \exp(-bu) du \right] \quad (\text{B.1})$$

Maintenant, on va essayer de récrire l'équation (B.1) en fonction du terme $\langle \log(z) \rangle$, pour cela, nous utilisant la propriété $\psi(N+1) = \psi(N) + \frac{1}{N}$. Donc :

$$\langle z \log(z) \rangle = \frac{N\beta^\alpha p_n}{\Gamma(\alpha)} \left[\psi(N) \int_0^\infty u^{\alpha-1} \exp(-bu) du + \int_0^\infty u^{\alpha-1} \log(p_n + 1/u) \exp(-bu) du \right] + \frac{N\beta^\alpha p_n}{\Gamma(\alpha)} \left[\frac{1}{N} \int_0^\infty u^{\alpha-1} \exp(-bu) du + \frac{1}{p_n} \psi(N+1) \int_0^\infty u^{\alpha-2} \exp(-bu) du + \frac{1}{p_n} \int_0^\infty u^{\alpha-2} \log(p_n + 1/u) \exp(-bu) du \right] \quad (\text{B.2})$$

Les intégrales dans (B.2) peuvent être résolues utilisant l'équation (2.6.23.4) donnée dans [Prudnikov1986], (B.2) devient :

$$\langle z \log(z) \rangle = Np_n \langle \log(z) \rangle + p_n + \frac{N\beta^\alpha \psi(N+1)}{\alpha-1} + \frac{N\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \int_0^\infty u^{\alpha-2} \log(p_n + 1/u) \exp(-bu) du \quad (\text{B.3})$$

L'intégrale dans (B.3) peut être aussi résolue utilisant l'équation (2.6.23.4) donnée par [Prudnikov1986]. Donc :

$$\int_0^\infty u^{\alpha-2} \log(p_n + 1/u) \exp(-bu) du = -\frac{p_n^{-\alpha+1} \pi}{(\alpha-1) \sin(\alpha\pi)} {}_1F_1\left(\alpha-1; \alpha; \frac{\beta}{p_n}\right) - \frac{\Gamma(\alpha-1)\beta^{-\alpha+2}}{p_n(2-\alpha)} {}_2F_2\left(1, 1; 2, 3-\alpha; \frac{\beta}{p_n}\right) + \Gamma(\alpha-1)\beta^{-\alpha+1} \log p_n \quad (\text{B.4})$$

Remplaçant (B.4) dans (B.3) on obtient :

$$\begin{aligned} \langle z \log(z) \rangle = N p_n \langle \log(z) \rangle + p_n + \frac{N\beta\psi(N+1)}{\alpha-1} + \frac{N\beta}{\alpha-1} \log p_n - \\ \frac{N\beta^\alpha p_n^{-\alpha+1} \pi}{\Gamma(\alpha)(\alpha-1)\sin(\alpha\pi)} {}_1F_1\left(\alpha-1; \alpha; \frac{\beta}{p_n}\right) - \frac{N\beta^2}{p_n(\alpha-1)(2-\alpha)} {}_2F_2\left(1,1; 2,3-\alpha; \frac{\beta}{p_n}\right) \end{aligned} \quad (\text{B.5})$$

Utilisant [Sahed2015a] annexe A, nous obtenons :

$$\begin{cases} {}_1F_1\left(\alpha-1; \alpha; \frac{\beta}{p_n}\right) = \exp(\beta/p_n) - \frac{\beta}{p_n\alpha} {}_1F_1\left(\alpha; \alpha+1; \frac{\beta}{p_n}\right) \\ {}_2F_2\left(1,1; 2,3-\alpha; \frac{\beta}{p_n}\right) = \frac{1}{\alpha-1} {}_1F_1\left(1; 3-\alpha; \frac{\beta}{p_n}\right) - \frac{2-\alpha}{\alpha-1} {}_2F_2\left(1,1; 2,2-\alpha; \frac{\beta}{p_n}\right) \end{cases} \quad (\text{B.6})$$

Remplaçant (B.6) dans (B.5), on obtient :

$$\begin{aligned} \langle z \log(z) \rangle = N p_n \langle \log(z) \rangle + p_n + \frac{\beta}{\alpha-1} + \frac{N\beta}{\alpha-1} \left[\psi(N) + \log p_n + \frac{\beta^\alpha p_n^{-\alpha} \pi}{\Gamma(\alpha)\alpha \sin(\alpha\pi)} {}_1F_1\left(\alpha; \alpha+1; \frac{\beta}{p_n}\right) + \right. \\ \left. \frac{\beta}{p_n(\alpha-1)} {}_2F_2\left(1,1; 2,2-\alpha; \frac{\beta}{p_n}\right) \right] - \frac{N\beta^2}{p_n(\alpha-1)^2(2-\alpha)} {}_1F_1\left(1; 3-\alpha; \frac{\beta}{p_n}\right) - \\ \frac{N\beta^\alpha p_n^{-\alpha+1} \pi}{\Gamma(\alpha)(\alpha-1)\sin(\alpha\pi)} \exp(\beta/p_n) \end{aligned} \quad (\text{B.7})$$

Après quelques manipulations mathématiques, (B.7) devient :

$$\begin{aligned} \langle z \log(z) \rangle = N \left(p_n + \frac{\beta}{\alpha-1} \right) \langle \log(z) \rangle + p_n + \frac{\beta}{\alpha-1} - \frac{N\beta^2}{p_n(\alpha-1)^2(2-\alpha)} {}_1F_1\left(1; 3-\alpha; \frac{\beta}{p_n}\right) \\ - \frac{N\beta^\alpha p_n^{-\alpha+1} \pi}{\Gamma(\alpha)(\alpha-1)\sin(\alpha\pi)} \exp(\beta/p_n) \end{aligned} \quad (\text{B.8})$$

Dans le tableau (13.6) données dans [Abramowitz1972], on trouve que ${}_1F_1(\alpha; \alpha; \beta/p_n) = \exp(\beta/p_n)$, exploitant cette égalité et l'équation (13.1.3) donnée encore dans [Abramowitz1972] et après quelques manipulations utilisant les propriétés de la fonction Gamma, on obtient

$${}_1F_1\left(1; 3-\alpha; \frac{\beta}{p_n}\right) = \frac{p_n^{2-\alpha}(2-\alpha)}{\beta^{2-\alpha}} \left[\frac{\beta^{1-\alpha}}{p_n^{1-\alpha}} {}_2F_0\left(\alpha-1, 1; ; -\frac{p_n}{\beta}\right) + \frac{\pi}{\Gamma(\alpha-1)\sin(\alpha\pi)} \exp(\beta/p_n) \right] \quad (\text{B.9})$$

Remplaçant (B.9) dans (B.8), l'expression de final de la moyenne logarithmique $\langle z \log(z) \rangle$ du clutter Pareto-Plus-bruit devient :

$$\langle z \log(z) \rangle = N \left(p_n + \frac{\beta}{\alpha-1} \right) \langle \log(z) \rangle + p_n + \frac{\beta}{\alpha-1} + \frac{N\beta}{(\alpha-1)^2} {}_2F_0\left(\alpha-1, 1; ; -\frac{p_n}{\beta}\right) \quad (\text{B.10})$$

Bibliographie

- [Abramowitz1972] Abramowitz, M., and Stegun, I. A., “*Handbook of mathematical functions,*” Dover Publications, INC, New York, 1972.
- [Almarshad2008a] Almarshad, M. N., Alshebeili, S. A., and Barkat, M., “A Backward Automatic Censored Cell Averaging Detector for Multiple Target Situations in Log-normal Clutter,” *Journal of King Saud University, Eng. Sci., Riyadh*, Vol. 21, N°. 2, pp. 93-100, 22 January 2008.
- [Almarshad2008b] Almarshad, M. N., Barkat, M., and Alshebeili, S. A., “A Monte Carlo simulation for two Novel Automatic Censoring Techniques of Radar Interfering Targets in Log-Normal Clutter,” *Signal Processing*, Vol. 88, N°. 3, pp. 719-732, March 2008.
- [Almarshad2008c] Almarshad, M.N., Alshebeili, S.A., and Barkat, M., “A Forward Automatic Censored Cell-Averaging Detector for Multiple Target Situations in Log-Normal Clutter,” *World Academy of Science, Engineering and Technology*, Vol. 24, N°. 27, pp. 883-888, December 2008.
- [Bakker2001] Bakker, R., and Currie, B., “The McMaster IPIX radar sea clutter database,” Disponible sur : <http://soma.crl.mcmaster.ca/ipix/>
- [Balleri2007] Balleri, A., Nehorai, A., and Wang, J., “Maximum likelihood estimation for compound-Gaussian clutter with inverse-gamma texture,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 43, N°. 32, pp. 775-780, April 2007.
- [Barkat2005] Barkat, M., “*Signal Detection and Estimation, 2nd ed.*” Artech House, Boston, London, 2005.
- [Blanchard2004] Blanchard, Y., “*Le radar, 1904-2004 : Histoire d'un siècle d'innovations techniques et opérationnelles,*” Éditions Ellipses, 2004.
- [Blacknell2001] Blacknell, D., and Tough, R. J. A., “Parameter estimation for the K-distribution based on $[z \log(z)]$,” *IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation*, Vol. 148, N°. 6, pp. 309-312, December 2001.
- [Bliss2003] Bliss, D.W., and Forsythe, K.W., “Multiple-input multiple-output (MIMO) radar and imaging: degrees of freedom and resolution,” *Proc. 37th IEEE Asilomar Conf. Signals, Syst and Comput.*, Vol. 1, pp. 54-59, November 2003.
- [Bocquet2013] Bocquet, S., “Simulation of correlated Pareto distributed sea clutter,” *Int. Conf. on Radar, Adelaide, SA*, pp. 258–261. 9-12 September 2013.
- [Bocquet2015] Bocquet, S., “Parameter estimation for Pareto and K distributed clutter with noise,” *IET Radar Sonar Navig.*, Vol. 9, N°. 1, pp. 104-113, 2015.
- [Bowma1997] Bowman, A.W., and Azzalini, A., “*Applied smoothing techniques for data analysis,*” New York: Oxford University Press, 1997.
- [Chabbi2015] Chabbi, S., “Détection CFAR en milieux non-Gaussiens corrélés,” Thèse de doctorat, Université Constantine 1, Algérie, 2015.
- [Chalabi2012] Chalabi, I., “Détection CFAR à base de GLRT dans un environnement Gaussien-Composé,” Mémoire de magister, Université Mohamed Boudiaf de M’sila, Algérie, 2012.
- [Chalabi2014] Chalabi, I., and Mezache, A., “CFAR Detection Analysis in Correlated Compound-Gaussian Clutter with Inverse Gaussian Texture Distribution,” *International Congress on Telecommunication and Application '14 University of A.MIRA Bejaia, Algeria*, Avril 2014.

- [Chalabi2015a] Chalabi, I., and Mezache, A., "Sea clutter modeling in presence of thermal noise using beta-prime texture distribution," *IEEE Conference Publications. Systems, Signals & Devices (SSD), 2015 12th International Multi-Conference*, Tunisia, 2015.
- [Chalabi2015b] Chalabi, I., and Mezache, A., "Estimating the K-distribution parameters based on fractional negative moments," *IEEE Conference Publications. Systems, Signals & Devices (SSD), 2015 12th International Multi-Conference*, Tunisia, 2015.
- [Chalabi2015c] Chalabi, I., and Mezache, A., "Détection CFAR à base de GLRT dans un environnement Gaussien-Composé," *The First National Conference on Electronics and New Technologies (NCENT'2015)* Université Mohamed Boudiaf de M'sila, Algérie, Mai 2015.
- [Chalabi2017] Chalabi, I., Mezache, A., Soltani, F., and Khaldi, F., "CFAR Detectors for MIMO Radars in a Pareto Background", *IEEE Seminar on Detection Systems: Architectures and Technologies (DAT'2017)*, February 20-22, 2017, Algiers, Algeria.
- [Chong2010] Chong, C.Y., Pascal, F., Ovarlez, J.P., and Lesturgie, M., "MIMO Radar Detection in Non-Gaussian and Heterogeneous Clutter," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, Vol. 4, N°. 1, pp. 115-126, 2010.
- [Chong2011] Chong, C. Y., "Signal Processing for MIMO Radars: Detection under Gaussian and non-Gaussian environments and application to STAP," Ph.D. thesis, Supelec, France, 2011.
- [Chung2005] Chung, P. J., Roberts, W. J. J., and Böhme, J. F., "Recursive K-Distribution parameter estimation," *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 53, N°. 2, pp. 397-402, February 2005.
- [Cui2010] Cui, G., Kong, L., and Yang, X., "Multiple-input multiple-output radar detectors design in non-Gaussian clutter," *IET Radar, Sonar and Navigation*, Vol. 4, N°. 5, pp.724-732, 2010.
- [Cuyt2008] Cuyt, A., Brevik, P.V., Verdonk, B., Waadeland, H., and Jones, W.B., "Handbook of continued fractions for special functions," Springer, 2008.
- [Echard1991] Echard, J., "Estimation of Radar Detection and False Alarm Probabilities," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 27, PP. 255-260, March 1991.
- [Eltoft2005] Eltoft, T., "The Rician Inverse Gaussian distribution: A new model for non-Rayleigh signal amplitude statistics," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 14, N°. 11, pp. 1722-1735, November 2005.
- [Farina1997] Farina, A., Gini, F., Greco, M.V., and Verrazzani, L., "High resolution sea clutter data : statistical analysis of recorded live data," *IEE Pro-Radar. Sonar Navig.* Vol. 144, N°. 3, June 1997.
- [Farrouki2005] Farrouki, A., and Barkat, M., "Automatic Censoring CFAR Detector Based on Ordered Data Variability for Nonhomogeneous Environments," *IEE Proceedings Radar, Sonar and Navigation*, Vol. 152, N°. 1, pp. 43-51, 11 February 2005.
- [Farshchian2010] Farshchian, M., and Posner, F. L., "The Pareto distribution for low grazing angle and high resolution X-band sea clutter," *Proceedings of IEEE Radar Conference., Arlington, VA, USA*, pp. 789-793, 2010.
- [Fay1977] Fay, F. A., Clarke, J., and Peters, R. S., "Weibull distribution applied to sea clutter," *IEE International Conference Radar '77, (London, UK)*, pp. 101-104, October 1977.
- [Finn1968] Finn, H. M., and Johnson, R. S., "Adaptive detection mode with threshold control as a function of spatially sampled clutter level estimates," *Radio Corporation of America Review*, Vol. 29, N°. 3, pp. 414-465, September 1968.
- [Fishler2004a] Fishler, E., Haimovich, A. M., Blum, R. S., Cimini, L. J., and Valenzuela, R. A., "MIMO radar: an idea whose time has come," *Proc. IEEE Radar Conf.*, pp. 71-78, April 2004.
- [Fishler2004b] Fishler, E., Haimovich, A. M., Blum, R. S., Cimini, L. J., Chizhik, D., and Valenzuela, R., "Performance of MIMO radar systems: advantages of angular diversity," *Proc. 38th Asilomar Conf. Signals, Syst. Comput. Pacific Grove, CA*, Vol: 1, pp. 305-309, November 2004.

- [Fishler2006] Fishler, E., Haimovich, A., Blum, R. S., Cimini, L. J., Chizhik, D., and Valenzuela, R.A., "Spatial diversity in radars-models and detection performance," *IEEE Transaction on Signal Processing*, Vol. 54, N° 3, pp. 823-838, 2006.
- [Forsythe2004] Forsythe, K. W., Bliss, D. W., and Fawcett, G. S., "Multiple-input multipleoutput (MIMO) radar: performance issues," in *Proc. 38th Asilomar Conf. Signals, Syst. Comput. Pacific Grove, CA*, Vol. 1, pp. 310-315, November 2004.
- [Foschini1998] Foschini, G. G., and Gans, M. J., "on limits of wireless communications in a fading environment when using multiple antennas," *wireless personal communications*, Vol. 6, 311-355, 1998.
- [Gandhi1988] Gandhi, P. P., and Kassam, S. A., "Analysis of CFAR processors in non homogeneous background," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 24, N° 4, pp. 427-445, July 1988.
- [Gandhi1994] Gandhi, P. P., and Kassam, S. A., "Optimality of the cell averaging CFAR detector," *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 40, N°4, pp. 1226-1228, July 1994.
- [Goldstein1973] Goldstein, G.B., "False-alarm regulation in log-normal and Weibull clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 9, N° 1, pp. 84-92, January 1973.
- [Guida1993] Guida, M., Longo, M., and Lops, M., "Biparametric CFAR procedures for Lognormal clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 29, N°3, pp. 798-809, July 1993.
- [Pailloux2010] Pailloux, G., "Estimation Structurée de la Covariance du Bruit en Détection Adaptative," Thèse de doctorat université Paris Ouest - Nanterre La Defense. 2010.
- [Guolong2014] Guolong, C. DE Maio, A., Vincenzo, C., and Luca, P., "Performance Prediction of the Incoherent Detector for a Weibull Fluctuating Target," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* Vol. 50, N° 3, July 2014.
- [Hammoudi2004] Hammoudi, Z., and Soltani, F., "Distributed IVI-CFAR detection in non-homogeneous environments," *Journal of Journal of Signal Processing*, Vol. 84, N° 7, pp.1231-1237, July 2004.
- [Haimovich2008] Haimovich, A. M., Blum, R. S., and Cimini, L. J., "MIMO radar with widely separated antennas," *IEEE Signal Process. Mag.*, Vol. 25, N° 1, pp. 116-129, 2008.
- [Hansen1980] Hansen, V. G., and Sawyers, J. H., "Detectability loss due to Greatest-Of-selection in a Cell Averaging CFAR," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 16, N° 1, pp. 115-118, January 1980.
- [Haykin2002] Haykin, S., Bakker, R., and Currie, B. W., "Uncovering nonlinear dynamics the case study of sea clutter data," *Proc. IEEE*, Vol. 90, pp 860881, May 2002.
- [Iskander1999] Iskander, D. R., Zoubir, A. M., and Boashash, B., "Estimation of the parameters of the K-distribution using higher order and fractional moments," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 35, N° 4, pp. 1453-1457, October 1999.
- [Jakeman1976] Jakeman, E., and Pusey, P. N., "A model of non-Rayleigh sea echo," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, Vol. 24, N° 6, pp. 806-914, November 1976.
- [Jakubiak1983] Jakubiak, A., "False-Alarm probabilities for a Log-t detector in K-distributed clutter," *Electronics Letters*, Vol. 19, N° 18, pp. 725-726, 1983.
- [Janatian2013] Janatian, N., Modarres-Hashemi, M., and Sheikhi, A., "CFAR Detectors for MIMO Radars", *Circuits Syst Signal Process*, Vol. 32, pp.1389-1418, 2013.
- [Kong2015] Kong, L., Li, N., Cui, G., Yang, H., and Liu, Q. H., "Adaptive Bayesian detection for multiple input multiple-output radar in compound- Gaussian clutter with random texture," *IET Radar Sonar Navig.*, Vol. 10, N° 4, pp. 689-698, 2016.
- [Lehmann2006] Lehmann, N. H., Haimovich, A. M., Blum, R. S., and Cimini, L. J., "High resolution capabilities of MIMO radar," in *Proc. 40th Asilomar Conf. Signals, Syst. Comput., Pacific Grove, CA*, pp. 25-30, November 2006.

- [Lewinski1983] Lewinski, D. J., "Nonstationary probabilistic target and clutter scattering models," *IEEE Transactions on Antennas Propagation*, Vol. 31, N° 3, 480-498, 1983.
- [Li2007a] Li, J., and Stoica, P., "MIMO radar with colocated antennas," *IEEE Signal Process. Mag.*, Vol. 24, N° 5, pp. 106-114, 2007.
- [Li2007b] Li, J., and Stoica, P., Xu, L., and Roberts, W., "On parameter identifiability of MIMO radar," *IEEE Signal Process. Lett.*, Vol. 14, N° 12, pp. 968-971, 2007.
- [Li2009] Li, J., and Stoica, P., "*MIMO Radar Signal Processing*," Wiley, New Jersey, 2009.
- [Liu2013] Liu, J., Zhang, Z. J., Cao, Y., and Yang, S., "A closed-form expression for false alarm rate of adaptive MIMO-GLRT detector with distributed MIMO radar," *Signal Processing*, Vol. 93, pp.2771-2776, 2013.
- [Lombardo1994] Lombardo, P., and Oliver, C.J., "Estimation of texture parameters in K-distributed clutter," *IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation*, Vol. 141, N° 4, pp. 196-204, August 1994.
- [Malik1966] Malik, H. J., "Estimation of the parameters of the Pareto distribution," *Eastern Regional meeting of the Institute of Mathematical Statistics, Upton, Long Island, New York*, pp. 27-29, April 1966.
- [Malik1970] Malik, H. J., "Estimation of the parameters of the Pareto distribution," *Metrika*, Vol. 15, pp. 126-132, 1970.
- [Marcum1960] Marcum, J. "A statistical theory of target detection by pulsed radar," *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 6, N° 2, 59-267, 1960.
- [Mezache2008] Mezache, A., and Soltani, F., "A new approach for estimating the parameters of the K-distribution using fuzzy-neural networks," *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 56, pp. 5724-5728, November 2008.
- [Mezache2011] Mezache, A., Sahed, M., Laroussi, T., and Chicouche, D., "Two novel methods for estimating the compound K-clutter parameters in presence of thermal noise," *IET Radar, Sonar and Navigation*, Vol. 5, N°9, pp. 934-942, 2011.
- [Mezache2013] Mezache, A., and Chalabi, I., "Estimation of the RiIG-distribution parameters using the Artificial Neural Networks" *Signal and Image Processing Applications (ICSIPA)*, 2013 IEEE International Conference, 2013.
- [Mezache2015a] Mezache, A., Sahed, M., Soltani, F., and Chalabi, I., "Model for non-Rayleigh Clutter Amplitudes Using Compound Inverse Gaussian Distribution: An Experimental Analysis" *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 51, N° 1, pp. 142-153, January 2015.
- [Mezache2015b] Mezache, A., Sahed, M., Soltani, F., and Chalabi, I. "Estimation of the K-distributed clutter plus thermal noise parameters using higher order and fractional moments," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 51, N° 1, pp. 733-738, January 2015.
- [Mezache2016a] Mezache, A., Chalabi, I., Soltani, F., and Sahed, M., "Estimating the Pareto plus noise distribution parameters using non-integer order moments and $[z \log(z)]$ approaches," *IET Radar, Sonar & Navigation*, Vol. 10, pp. 192-204, 2016.
- [Mezache2016b] Mezache, A., Chalabi, I., Laroussi, T., and Sahed, M., "K-clutter plus noise parameter estimation using fractional positive and negative moments," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 52, pp. 960-967, 2016.
- [Moore1980] Moore, J. D., and Lawrence, N. B., "Comparison of Two CFAR Methods used with Square Law Detection of Swerling I Targets", *Proceedings of IEEE International Radar Conference, Arlington, VA*, pp. 403-409, April 1980.
- [Murat2011] Murat, A., and Arye N., "Adaptive MIMO Radar Design and Detection in Compound-Gaussian Clutter," *IEEE transactions on aerospace and electronic systems*, Vol. 47, N° 3, July 2011

- [Ollila2012] Ollila, E., Tyler, E., Koivumäki, D. E. V., and Poor, V., "Compound-Gaussian Clutter Modeling with an Inverse Gaussian texture distribution," *IEEE Transactions on Signal Processing Letters*, vol. 19, N° 12, pp. 876-879. December 2012.
- [Pailloux2010] Pailloux, G., "Estimation Structurée de la Covariance du Bruit en Détection Adaptative," Thèse de Doctorat de Sciences Physiques de l'université Paris Ouest-Nanterre La Défense 2010.
- [Pascal2006] Pascal, F., "Détection et Estimation en Environnement Non Gaussien," Thèse de Doctorat de l'université de Nanterre, 2006.
- [Prudnikov1986] Prudnikov, A. P., Brychkov, Yu. A., and Marichev, O. I., "*Integrals and series, vol. 1*" Amsterdam: Gordon and Breach Science Publishers, 1986.
- [Rabideau2003] Rabideau, D. J., and Parker, P., "Ubiquitous MIMO multifunction digital array radar," *Proc. 37th IEEE Asilomar Conf. Signals, Syst and Comput.*, Vol. 1, pp. 1057-1064, November 2003.
- [Raghavan1991] Raghavan, R.S., "A method for estimating parameters of K-distributed clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 27, N° 2. pp. 238-246, Mars 1991.
- [Ravid1992] Ravid, R., and Levanon, N., "Maximum likelihood CFAR for Weibull background," *IEE Proceedings F*, Vol. 139, N° 3, pp. 256-264, June 1992.
- [Rickard1977] Rickard, J. T., and Dillard, G. M., "Adaptive Detection Algorithms for Multiple Target Situations," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 13, N° 4, pp. 338-343. 1977.
- [Roberts2000] Roberts, W. J. J., and Furui, S., "Maximum Likelihood Estimation of K-Distribution Parameters via the Expectation–Maximization Algorithm," *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 48, N° 12, pp. 3303-3306, December 2000.
- [Rohling1983] Rohling, H., "Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 19, N° 4, pp. 608-621, July 1983.
- [Rosenberg2010] Rosenberg, L., Crisp, D. J., and Stacy, N. J., "Analysis of the KK-distribution with medium grazing angle sea-clutter," *IET Radar, Sonar and Navigation*, Vol. 4, N° 2, pp. 209-222, April 2010.
- [Rosenberg2013] Rosenberg, L., and Bocquet, S., "The Pareto distribution for high grazing angle sea clutter," *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Conference, Melbourne, Australia*, pp. 4209-4212, 2013.
- [Rosenberg2014] Rosenberg, L., Watts, S., and Bocquet, S., "Application of the K+Rayleigh distribution to high grazing angle sea-clutter," *Proceedings of the International Radar Conference*, pp. 1-6, 2014.
- [Sahed2015a] Sahed, M., Mezache, A., and Laroussi, T., "A novel $z \log(z)$ -based closed form approach to parameter estimation of K-clutter-plus-noise for radar detection," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 51, N° 1, pp. 492-505, January 2015.
- [Sahed2015b] Sahed, M., "Détection automatique CFAR en environnement non Gaussien" Thèse de doctorat, Université de Mohamed Boudiaf-M'sila, Algérie, 2015.
- [Sangston2012] Sangston, K. J., Gini, F., and Greco, M., "Coherent radar target detection in heavy-tailed compound-Gaussian clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 48, N° 1, pp. 64-77, January 2012.
- [Schleher1976] Schleher, D. C., "Radar detection in Weibull clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 12, N° 6, pp. 736-743, November 1976.
- [Shnidman2003] Shnidman, D. A., "Expanded Swerling target models," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 39, N° 3, pp. 1059-1069, 2003.
- [Smith2000] Smith, M., and Varshny, K., "Intelligent CFAR processor based on data variability," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 36, N° 3, pp. 837-847. July 2000.
- [Spanier1987] Spanier, J., and Oldham, K. B., "*An atlas of functions*," Harper & Row. Publishers, Inc, Berlin, 1987.

- [Swerling1960] Swerling, P., "Probability of detection for fluctuating targets," *IRE Transactions on Information Theory*, Vol. 16, N° 2, pp. 269-308, April 1960.
- [Swerling1965] Swerling, P., "More on detection of fluctuating targets". *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 11, N° 3, pp. 459-460, 1965.
- [Swerling1997] Swerling, P. "Radar probability of detection for some additional fluctuating target cases". *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 33, N° 2, pp. 698-709, 1997.
- [Trunk1978] Trunk, G. V., "Range resolution of targets using automatic detection," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 14, N° 5, pp. 750-755, September 1978.
- [Van1968] Van Trees, H. L., "*Detection, Estimation, and Modulation Theory*", John Wiley and sons, Part1, New York, 1968.
- [Wachowiak2002] Wachowiak, M. P., Smolíková, R., Zuradar, J. M., and Elmaghraby, A. S., "Estimation of K-distribution parameters using neural networks", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 49, N° 6, pp. 617-620, Juin 2002.
- [Ward1981] Ward, K. D., "Compound representation of high resolution sea clutter," *Electronics Letters*, Vol.17, N° 16, pp. 561-563, August 1981.
- [Ward1982] Ward, K. D., "A radar sea clutter model and its application to performance assessment," *IEE Conference Publication*, pp. 203-207, October 1982.
- [Ward1985] Ward, K. D., and Watts, S., "Radar sea clutter," *Microwave Journal*, Vol. 28, N° 6, pp. 109-121, Juin 1985.
- [Ward2013] Ward, K. D., Tough, R. J. A., and Watts, S., "*Sea Clutter: Scattering, the K distribution and Radar Performance, 2nd ed.*," London: Institution of Engineering and Technology, 2013.
- [Watts1985] Watts, S., "Radar detection prediction in sea clutter using the compound K distribution model," *IEE Proceedings, Part F*, Vol. 132, N° 7, pp. 613-620, December 1985.
- [Watts1987] Watts, S., "Radar detection prediction in K-distributed sea clutter and thermal noise," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 23, N° 1, pp. 40-45, January 1987.
- [Watts1996] Watts, S., "Cell-averaging CFAR gain in spatially correlated K-distributed sea clutter," *IEE Proceedings Radar, Sonar and Navigation*, Vol. 143, N° 5, pp. 321-327, October 1996.
- [Watts2012] Watts, S., "Modeling and simulation of coherent sea clutter," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, Vol. 48, N° 4, pp. 3303-3317, 2012.
- [Weber1985] Weber, P., and Haykin, S., "Ordered statistic CFAR processing for two-parameter distributions with variable skewness," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 21, N° 6, pp. 819-821, November 1985.
- [Weibull1951] Weibull, W., "A statistical distribution function of wide applicability," *Journal of Applied Mechanics*, Vol. 18, 1951.
- [Weinberg2011a] Weinberg, G. V., "An investigation of the Pareto distribution as a model for high grazing angle clutter," *Defense Science and Technology Organization, Edinburgh, Australia*, March 2011.
- [Weinberg2011b] Weinberg, G.V., "Assessing the Pareto fit to high resolution high grazing angle sea clutter," *Electronics Letters*, Vol. 47, N° 8, pp. 516-517, April 2011.
- [Weinberg2013a] Weinberg, G.V., "Estimation of Pareto clutter parameters using order statistics and linear regression," *Electronics Letters*, Vol. 49, N° 13, pp. 845-846, June 2013.
- [Weinberg2013b] Weinberg, G. V., "Constant false alarm rate detectors for Pareto clutter models," *IET Radar, Sonar and Navigation*, Vol. 7, N° 2, pp. 153-163, 2013.

[Weinberg2014a] Weinberg, G. V., "Constant False Alarm Rate Detection in Pareto Distributed Clutter: Further Results and Optimality Issues," *Hikari Journal of Contemporary Engineering Sciences*, Vol. 7, N°. 6, pp. 231-261, 2014.

[Weinberg2014b] Weinberg, G. V. "Management of interference in Pareto CFAR processes using adaptive test cell analysis," *Elsevier, Signal Processing, 2014. Signal Processing* Vol. 104, pp. 264-273, November 2014.

[Weiss1982] Weiss, M., "Analysis of Some Modified Cell-Averaging CFAR Processors in Multiple Target Situations," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 18, N°. 1, pp. 102-114, January 1982.

[Younsi2009] Younsi, A., Greco, M., Gini, F., and Zoubir, A.M., "Performance of the adaptive generalized matched subspace constant false alarm rate detector in non-Gaussian noise: an experimental analysis," *IET Radar, Sonar and Navigation*, Vol. 3, N°. 3, pp. 195-202, 2009.