

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Akli Mohand Oulhadj – Bouira



Faculté des sciences et des sciences appliquées

Département de Génie Electrique

Mémoire de Master

Filière : Génie électrique

Option : Technologies des Télécommunications

Réalisé par :

- CHAOUI Baya
- SEGHIR Chahrazed

Thème :

***Estimation des paramètres du clutter radar distribué
selon la loi K***

Date de soutenance : 27/09/2017

Devant le jury composé de :

Mr. BEHLOUL Mohamed

Président

Mr. CHALABI Izzeddine

Rapporteur

Mr. ARABI Abd Erazzek

Examineur

Mr. BENGHANAI Hadj Abd errahmen

Examineur

Année universitaire : 2016/2017

Remerciement

Avant tout, nous remercions le Dieu, notre créateur de nous avoir donné la force, la volonté, la santé, le courage et la patience durant toutes ces années d'étude.

Nous remercions également nos familles pour les sacrifices qu'elles ont faits pour que nous terminions nos études.

*Nous tenons à adresser nos sincères remerciements et le grand respect à notre promoteur Monsieur **CHALABI Izzeddine**, pour son disponibilité, ses conseils, sa gentillesse et toute l'aide qu'il nous a rapporté.*

Nous remercions également les membres du jury pour avoir accepté d'évaluer ce travail et pour toutes leurs remarques et critiques, ainsi que tous les enseignants à tous les niveaux, particulièrement ceux du département de génie électrique, pour tout le savoir que nous avons acquis grâce à eux durant notre étude.

Nous adressons toutes nos sympathies à tous nos collègues et nos amis pour leurs encouragements et pour tous les moments agréables.

Un grand merci pour tous ceux qui ont contribué de près ou de loin pour la réalisation de ce mémoire.

Merci à vous tous

Dédicace

- *A ma Mère,*

“Tu m’as donné la vie, la tendresse et le courage pour réussir. Je t’offre ce modeste travail pour te remercier pour tes sacrifices.”

- *A mon père,*

“L’épaule solide, l’œil attentif compréhensif et la personne la plus digne de mon estime et de mon respect, que Dieu te préserve et te procure santé et longue vie.”

- *A mes chères sœurs et mes chers frères*

- *A ma nièce AHLEM et mes neveux MAHDI, ABDOU, Younes et Mohammed*

- *A tous mes chères amies surtout: ASMA, Lynda, Rakaia, Manar, Houda, Houria, Hanane, Souhila, Zahra.*

- *A mon binôme BAYA*

- *A mon chère Hamza*

- *A toute ma famille grande et petite*

- *A tous ceux que j’aime et qui m’aiment*

Chahrazed

Dédicace

Je dédie cet humble et modeste travail à tous ceux qui m'ont aidé, soutenu à passer vers l'avant et encourager tout le long de mes études.

A mon très cher père, à ma très chère mère, en témoignage de ma gratitude pour leur dévouement et soutien permanent, leurs sacrifices constants que dieu me les garde.

A mes frères et mes adorables sœurs

A mes très chers amis : Ouahida et Amine

A ma belle binôme chahrazed

A tous mes amis proche ou loin

A toute la famille CHAOUI et DJOUABI grand et petits

A tous mes collègues d'études(RST)

A tous ceux que j'aime et qui m'aiment

Ce mémoire leur est dédié

BAYA

Résumé

La distribution K-composée a été largement utilisée par les radaristes pour décrire les variations du clutter de la mer non-Gaussien. L'objectif de ce mémoire consiste à étudier le problème d'estimation des paramètres du modèle K en absence et en présence du bruit thermique. Tout d'abord, nous présentons une étude théorique des différents méthodes d'estimation existants pour une intégration non cohérente de plusieurs impulsions, nous citons la méthode des moments d'ordre supérieur HOME (Higher Order Moments Estimator), les moments d'ordre fractionnaire positif FPOME (Fractional Positive Order Moments Estimator), les moments logarithmiques ($[z \log(z)]$) et les moments d'ordre fractionnaire positif et négatif FPNOME (Fractional Positive and Negative Order Moments Estimator). Après, les performances d'estimation de ces estimateurs sont évaluées utilisant des données synthétiques et réelles. Les résultats obtenus dans cette étude montrent l'efficacité de l'estimateur FPNOME par rapport aux autres estimateurs.

Mots clés : *détection, RADAR, clutter de mer, k-distribution, estimation des paramètres.*

Abstract

The K-compound distribution has been widely used by radarists to describe variations in non-Gaussian sea clutter. The memory's objective is to study the problem of estimating the parameters of model K in the absence and the presence of thermal noise. First, we present a theoretical study of the existing methods of estimation for non-coherent integration of several impulses. We mention the Higher Order Moments Estimator (HOME) method, moments of fractional order FPOME (Fractional Positive Order Moments Estimator), logarithmic moments ($[z \log(z)]$), and moments of positive and negative fractional order FPNOME (Fractional Positive and Negative Order Moments Estimator). Next, the estimation performances of these estimators are evaluated using synthetic and real data. The results obtained in this study show the efficiency of the FPNOME estimator compared to the other estimators.

Keyword : *Detection, RADAR, sea clutter, k-distribution, parameter estimation.*

Table des matières

Introduction générale	1
Chapitre 1 : Concepts radar	
1.1 Introduction	3
1.2 Principe de fonctionnement du radar	3
1.3 Equation radar	5
1.4 Différents types de bruit	6
1.4.1 Bruit thermique	6
1.4.2 Fouillis (clutter)	7
1.5 Modélisation statistique de clutter de la mer	7
1.5.1 Notion de la modélisation statistique	7
1.5.2 Modélisation statistique du clutter	8
1.5.3 Clutter de mer	8
1.5.4 Les lois de distribution	9
1.5.4.1 Distribution log normal	9
1.5.4.2 Distribution Weibull	10
1.5.4.3 Distribution K-composée	10
1.5.4.4 Distribution Pareto-composée	11
1.5.4.5 Distribution CIG	12
1.6 Estimation des paramètres d'un modèle statistique	13
1.7 Détection adaptative CFAR	13
1.7.1 Théorie de la décision	13
1.7.2 Détecteur CFAR	15
1.8 Conclusion	18
Chapitre 2 : Estimation des paramètres de la distribution k	
2.1 Introduction	19
2.2 Distribution K-composée	20

2.3	Moments d'ordre de la distribution K-composée	21
2.4	Méthodes d'estimation en l'absence du bruit	23
2.4.1	Méthode des moments d'ordre supérieur	23
2.4.2	Méthode des moments d'ordre fractionnaire positif	24
2.4.3	Méthode de $[z\log(z)]$	24
2.4.4	Méthode des moments d'ordre fractionnaire positif et négatif	25
2.5	Méthodes d'estimation en présence du bruit	26
2.5.1	Méthode des moments d'ordre supérieur	26
2.5.2	Méthode des moments d'ordre fractionnaire positif	27
2.5.3	Méthode de $[z\log(z)]$	28
2.5.4	Méthode des moments d'ordre fractionnaire positif et négatif	29
2.6	Conclusion	30
Chapitre 3 : Résultats et discussions		
3.1	Introduction	31
3.2	Analyse des résultats des simulations	31
3.2.1	Performances d'estimation à travers des données synthétiques	31
3.2.2	Performances d'estimation à travers des données réelles	43
3.3	Conclusion	46
	Conclusion générale	47
	Bibliographie	48

Liste des Figures

Figure 1.1	Principe de base d'un système radar	4
Figure 1.2	Mécanismes d'interaction du signal radar (surface de la mer)	9
Figure 1.3	Fonctions de bases d'un système de détection radar	14
Figure 1.4	Principe de la détection adaptative CFAR	16
Figure 1.5	Détecteurs CA, GO et SO-CFAR	18
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) $M=1000$	35
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) $N=8$	36
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 $CNR=0$, $N=10$ et $n=100$. (a) $M=300$, (b) $M=600$ et (c) $M=1000$	40
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 $M=5000$, $N=10$ et $n=100$. (a) $CNR=0$, (b) $CNR=5$ et (c) $CNR=10$	41
Figure 3.5	MSEs estimées du paramètre de forme ν de la distribution K-plus-bruit des estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME avec $M=5000$, $CNR=4$ et $n=100$. (a) $N=2$, (b) $N=6$ et (c) $N=10$	42
Figure 3.6	Courbes des PDFs du clutter K-plus-bruit ajustées sur les données réelles pour une intégration du 24 ^{ème} à la 29 ^{ème} case distance ($N=6$) (a) et pour une intégration du 16 ^{ème} à la 22 ^{ème} case distance ($N=7$) (b), de polarisation HH et de résolution 3m des estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME	44
Figure 3.7	Courbes des PDFs du clutter K-plus-bruit ajustées sur les données réelles pour une intégration du 24 ^{ème} case distance ($N=1$)(a) et pour une intégration du 13 ^{ème} à la 17 ^{ème} case distance ($N=5$) (b), de polarisation VV et de résolution 3m des estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME	45

Liste des Tableaux

- Tableau 3.1** La moyenne de l'erreur et la variance de $\hat{\nu}$ et $\hat{\mathbf{b}}$ de la distribution K-composée sans bruit obtenues par les méthodes HOME, FPOME, [zlog(z)] et FPNOME avec $n=1000$ et $N=1$ **34**
- Tableau 3.2** La moyenne de l'erreur et la variance de $\hat{\nu}$, $\hat{\mathbf{b}}$ et $\hat{\rho}_n$ de la distribution K-plus-bruit obtenues par les méthodes HOME, FPOME, [zlog(z)] et FPNOME avec $\text{CNR}=-3, 0$ et 10dB , $M=1000$, $N=10$ et $n=100$ **39**

Abréviations

CA-CFAR	Cell Averaging Logic in Cell Averaging CFAR
CDF	Cumulative Density Function
CFAR	Constant False Alarm Rate
CIG	Compound Inverse Gaussian
CNR	Clutter-to-Noise Ratio
CST	Cellule Sous Test
FPOME	Fractional Positive Order Moments Estimator
FPNOME	Fractional Positive/Negative Order Moments Estimator
GO-CFAR	Greatest Of Selection Logic in Cell Averaging CFAR
HOME	Higher Order Moments Estimator
IG	Inverse-Gaussian
IID	Independent and Identically Distributed
IPIX	Intelligent PIXel processing X-band
MSE	Mean Square Error
PDF	Probability Density Function
RADAR	RADio Detection And Ranging
SER	Surface Equivalent Radar
SNR	Signal-to-Noise Ratio
SO-CFAR	Smallest Of Selection Logic in Cell Averaging CFAR
TFAC	Taux à Fausse Alarme Constante

Liste des symboles et notations

P_r	Puissance du signal reçu
P_t	Puissance du signal transmis
G_r	Gain de l'antenne de réception
G_t	Gain de l'antenne d'émission
λ	Longueur d'onde
R_r	Distance entre la cible et le récepteur
R_t	Distance entre la cible et l'émetteur
L_{tc}	Pertes de propagation le long du trajet émetteur-cible
L_{cr}	Pertes de propagation le long du trajet cible-récepteur
L_i	Pertes à l'intérieur du système
σ	Surface équivalente radar (SER)
p^{inc}	La puissance incidente sur la cible
p^{ref}	La puissance ré-rayonnée par la cible
$p_X(x)$	Fonction de densité de probabilité de la variable aléatoire X
$K_{\nu-1}(\cdot)$	La fonction de Bessel modifiée de deuxième espèce d'ordre $\nu-1$
$p_Y(y)$	La PDF de la texture
$p_{X/Y}(x/y)$	La PDF du speckle
μ	La moyenne
σ	L'écart-type
X	Variable aléatoire
c	Paramètre de forme de la distribution de Weibull

b	Paramètre d'échelle de la distribution de Weibull ou de la distribution K
$\Gamma(.)$	La fonction gamma
α	Paramètre de forme de la distribution de Pareto (simple ou composée)
β	Paramètre d'échelle de la distribution Pareto (simple ou composée)
v	Paramètre de forme de la distribution K
T	Facteur du seuil de détection
N	Nombre des impulsions
M	Nombre des échantillons ou nombre de cellules dans la fenêtre de référence d'un détecteur CFAR
$U(.,.,.,.)$	La fonction hypergéométrique confluyente
${}_2F_0(.,.,.;.;.)$	La fonction hypergéométrique généralisée
$\Psi(.)$	La fonction Psi (digamma)
v_{eff}	Le paramètre de forme effectif associé à la distribution K-plus-bruit
P_{FA}	Probabilité de fausse alarme (Probability of False Alarm)
$\text{erf}(.)$	La fonction d'erreur
H_0	Hypothèse nulle de test de détection caractérisant une cible absente
H_1	Hypothèse alternative de test de détection caractérisant une cible présente
dB	Décibel

Introduction générale

Dans le XX^{ème} siècle, la théorie de la détection est devenue une matière technique très importante et très riche. La détection du signal est une procédure qui peut être implémentée dans diverses applications telles que les sonars, les radars et les systèmes de communications. Il est bien connu que la fonction principale que peut remplir un radar, comme l'indique son nom (radio detection and ranging), est basé sur la transmission d'une onde électromagnétique, puis la détection du signal écho réfléchi par la cible. Le problème principal de la détection radar est que la cible est noyée dans un bruit considéré comme processus aléatoire perturbe alors la qualité de détection [1]. Ce bruit est un mélange de signaux provenant de plusieurs sources telles que les cibles, le bruit thermique de nature Gaussienne qui est lié à l'électronique du radar lui-même et le fouillis (clutter) qui représente le signal provenant de la réflexion de l'environnement de la cible (le sol, la mer, les nuages, la pluie, etc.). Alors l'opération de détection devient compliqué et difficile à réaliser à cause de la nature aléatoire de ces bruits. Il faut donc trouver un modèle statistique qui peut d'écrire ses variations aléatoires, pour pouvoir ensuite détecter la cible. Notons que le clutter est composé de l'ensemble d'échos rétrodiffusés indésirables, on trouve par exemple le clutter atmosphérique, du sol et de la mer. Dans ce mémoire nous nous intéressons au clutter de mer qui est constitué d'ensemble des échos radar réfléchis par la surface de la mer.

Comme le clutter est généralement de puissances inconnues. La détection s'effectue donc dans un environnement non stationnaire. L'utilisation d'un seuil fixe induit une détection vulnérable aux variations du milieu dans lequel évoluent les cibles. C'est pour cette raison, les techniques à seuillage adaptatif viennent à corriger ce problème en maintenant un Taux de Fausse Alarme Constant 'TFAC' (CFAR: Constant False Alarm Rate). Par conséquent, il est toujours désirable de concevoir des stratégies de détection optimale dans le cas où la détection est effectuée en milieu Gaussien [1]. Mais dans plusieurs cas réels, la détection est effectuée dans un milieu non Gaussien, donc la distribution Gaussienne ne permet pas de représenter le comportement statistique du clutter et pour décrire les variations statistiques du clutter de mer, il est nécessaire d'utiliser un modèle non Gaussien tel que lognormal, Weibull, K, etc, pour modéliser le clutter de mer.

Après avoir choisi le modèle le plus convenable aux variations du clutter, le problème qui se pose est comment calculer les valeurs des paramètres de ce modèle ? Nous discutons alors le problème d'estimation des paramètres à partir des échantillons du clutter. Ce mémoire traite le problème d'estimation des paramètres de la distribution K avec et sans bruit thermique. Plusieurs méthodes ont été proposées dans la littérature radar. Parmi celles-ci, nous citons la méthode des moments d'ordre supérieur HOME (Higher Order Moments Estimator), la méthode basé sur les

moments d'ordre fractionnaire positif FPOME (Fractional Positive Order Moments Estimator), les moments logarithmiques $[z\log(z)]$ et l'estimateur basé sur les moments d'ordre fractionnaire positif et négatif FPNOME (Fractional Positive and Negative Order Moments Estimator). Alors, pour évaluer les performances d'estimation de ces méthodes, on a utilisé des données synthétiques et réelles du radar IPIX, et pour évaluée les performances d'estimation, nous avons utilisé le critère MSE (Mean Square Error).

Le travail présenté dans ce mémoire comporte trois chapitres organisés comme suit :

Le premier chapitre est consacré dans la totalité aux concepts de base des systèmes radars et de la détection adaptative CFAR. Nous commençons par son principe de fonctionnement et leur équation. Ensuite, nous présentons la modélisation statistique du clutter de mer, l'estimation des paramètres. Enfin, nous exposons quelques études faites dans la littérature sur les détecteurs CA, GO et SO-CFAR.

Les deux chapitres 2 et 3 sont consacrés au problème d'estimation des paramètres du modèle composé de la distribution K, largement utilisé en surveillance maritime, dans le cas d'une intégration non cohérente à plusieurs impulsions. Le chapitre 2 représente une étude théorique sur les statistiques de ce modèle et sur quelques estimateurs existants dans la littérature (HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME) en absence et en présence du bruit thermique.

Ensuite, dans le chapitre 3, nous nous intéressons a une étude comparative des performances de ces estimateurs avec et sans bruit thermique en utilisant des données synthétiques générées par le logiciel Matlab et des données réelles du radar IPIX. Ensuite, nous examinons leurs performances en termes de la qualité et la précision d'estimation.

1.1 Introduction

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

Le radar est un système électromagnétique utilisé pour détecter et localiser les objets d'intérêt (cible) et déterminer leur trajectoire, leur vitesse, leur point de contact le plus proche, et d'autres données, en transmettant des ondes radioélectriques. Il extrait alors l'information nécessaire sur la cible à partir du signal échoïque [1]. On doit considérer le « Radar » comme le résultat de l'accumulation de nombreuses recherches menées antérieurement, et auxquelles les scientifiques de plusieurs pays ont parallèlement participé [2]:

Son histoire a débuté par les travaux du physicien anglais James Clerk Maxwell, en 1864, développe la théorie de la lumière électromagnétique (Description de l'onde électromagnétique et de sa propagation), Heinrich Rudolf Hertz en 1886, démontra l'existence physique des ondes électromagnétiques qui confirment ainsi la théorie de Maxwell. En 1904, l'ingénieur allemand Christian Hülsmeyer invente le «Telemobiloskop», appareil de prévention des collisions en mer. Il mesure le temps de parcours de l'onde électromagnétique. Ensuite, en 1917, Nikola Tesla établit les principes théoriques du futur radar. En 1922, un dispositif similaire fut proposé par l'inventeur italien Guglielmo Marconi.

Au cours et après la deuxième guerre mondiale, Watson Watt a pu réaliser un détecteur radio, les américains ont nommé 'RADAR', il constitue une abréviation de l'expression anglo-saxonne 'Radio Detection And Ranging', qui signifie détection et localisation par onde radio.

1.2 Principe de fonctionnement du radar

Le principe fondamentale du radar est que l'énergie électromagnétique produite par l'émetteur (transmetteur), rayonnée par l'antenne de transmission, réfléchi par la cible, collectée par l'antenne de réception, et puis détectée au niveau du récepteur du système radar. Parmi des principaux objectifs de la chaîne de traitement du signal est d'informer l'utilisateur sur la présence ou l'absence des cibles (avions, bateaux, véhicules, etc.) dans la scène observée. La détection est une tâche préalable à toutes autres fonctions que peut remplir un radar moderne, de la localisation à l'imagerie ou à la classification de cibles. Le radar transmet une onde électromagnétique vers l'espace et puis détecte le signal écho réfléchi par un objet ou une cible. Lorsqu'une cible est présente dans la direction de l'antenne d'émission du système radar, elle réfléchira l'onde transmise vers l'antenne réceptrice (Figure 1.1) [3]. Ensuite, le processeur de détection du système radar analyse et traite précisément l'onde reçue dans la recherche d'une éventuelle cible. Cependant, même en l'absence

de cible, des échos parasites sont très probablement observés par le radar, dus au bruit thermique produit par le récepteur radar, et encore à la rétrodiffusion, appelée « clutter ou fouillis » qui est constitué des échos de l'environnement du radar (mer, sol, nuages, etc.) ou encore à un éventuel brouillage. Le problème consiste alors à déterminer si le signal reçu est rétrodiffusé par une cible ou bien il ne s'agit que d'un signal parasite [3].

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

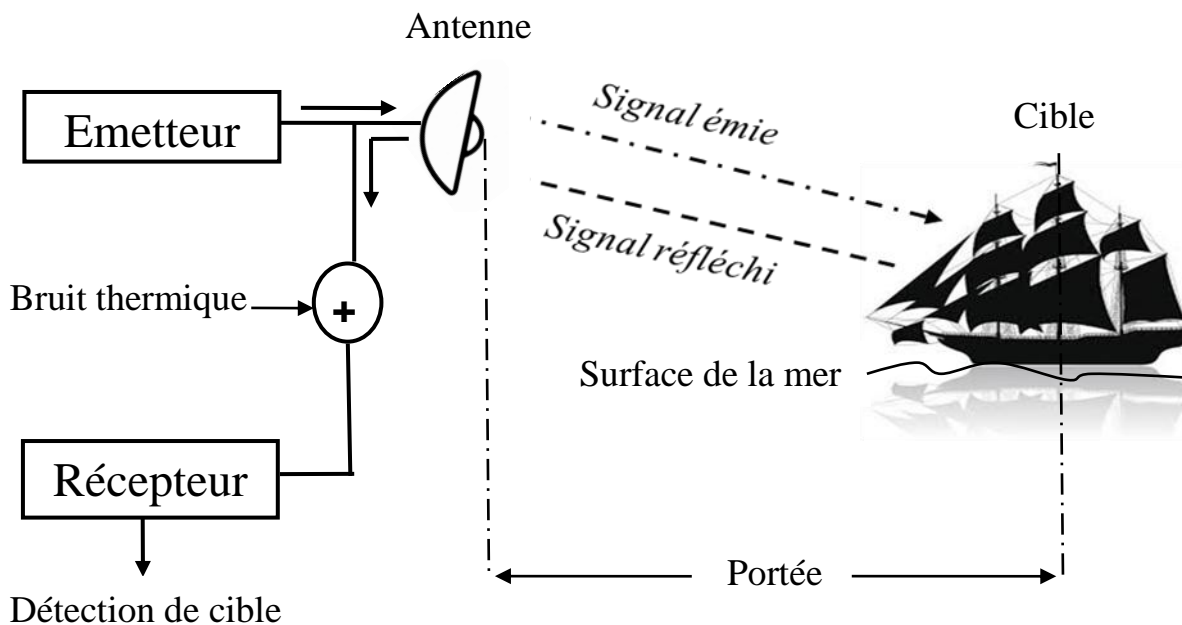


Figure 1.1- Principe de base d'un système radar

En effet, pour atteindre cet objectif, la détection doit être fondée sur une modélisation statistique pertinente du signal de la cible et du clutter. Dans ce cas, la modélisation statistique ne dépend que de la distribution du clutter et du bruit thermique. Le bruit thermique étant Gaussien, la modélisation statistique du problème radar se réduit donc à la modélisation du clutter. Cette dernière implique éventuellement une étape d'estimation des paramètres du modèle statistique adopté. En effet, dans le traitement du signal radar, la modélisation du clutter et l'estimation des paramètres du modèle adopté sont essentielles afin de pouvoir améliorer les performances de détection [4].

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

1.3 Equation radar

Le fonctionnement du radar à impulsion est basé sur l'émission d'un train d'impulsions de durée faible et de très grande puissance. Ces impulsions sont produites par un émetteur et ensuite rayonnées dans l'espace sous forme d'ondes électromagnétiques grâce à une antenne dans une direction donnée. Chaque fois que ces ondes rencontrent un obstacle, une partie ou la totalité de l'énergie électromagnétique est réfléchié [5].

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

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

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

L'équation radar, relie la puissance du signal reçu au niveau du récepteur à celle du signal émis en fonction des paramètres dépendant de l'onde, des gains des antennes, du trajet parcouru par l'onde et de la surface équivalente radar de l'objet. Pour le cas d'un radar bi-statique cette équation s'écrit [5] :

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

P_r Puissance du signal reçu ;

P_t Puissance du signal transmis ;

G_r Gain de l'antenne de réception ;

G_t Gain de l'antenne d'émission ;

λ longueur d'onde ;

R_r Distance entre la cible et le récepteur ;

R_t Distance entre la cible et l'émetteur ;

- L_{tc} Pertes de propagation le long du trajet émetteur-cible ;
- L_{cr} Pertes de propagation le long du trajet cible-récepteur ;
- L_i Pertes à l'intérieur du système ;
- σ Surface équivalente radar (SER) ;

Cette dernière représente une mesure de la puissance réfléchie dans une direction donnée par la cible illuminée par une onde plane incidente suivant une direction donnée, elle est définie par [5] :

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

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

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

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

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

1.4 Différents types de bruit

Il existe de nombreuses sources de signaux indésirables que les radars doivent détecter, afin de se focaliser uniquement sur les cibles d'intérêt. Ces signaux peuvent avoir des origines différentes, internes (bruit thermique) et externes (cibles interférentes et/ou fouillis (clutter)), généralement, la puissance du clutter est beaucoup plus élevée que celle du bruit thermique. La capacité d'un radar à surmonter ces nuisances définit son rapport signal sur bruit (SNR). Plus le SNR est grand, plus le radar peut séparer efficacement une cible des signaux parasites [6].

1.4.1 Bruit thermique

Le bruit thermique est une source interne de variations aléatoires du signal, que tous les composants électroniques génèrent de façon inhérente à différents degrés. Il apparaît typiquement comme constitué de variations aléatoires superposées au signal d'écho reçu par le radar, lequel est celui

qu'on recherche. Ce bruit perturbe les performances de détection, modélisé à juste titre comme du bruit blanc Gaussien. Plus la puissance du signal désiré est faible, plus il est difficile de le discerner du bruit thermique. Ainsi, les sources de bruit thermique les plus importantes apparaissent au niveau du récepteur et beaucoup d'efforts sont faits pour minimiser cet effet [6].

1.4.2 Fouillis (clutter)

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

Le clutter est constitué soit d'échos atmosphériques soit d'échos situés à la surface de notre planète. Il s'avère particulièrement indispensable de connaître la distribution du clutter pour établir le seuil de détection. Cette distribution dépend de la nature du clutter ainsi que la résolution du RADAR. Généralement nous distinguons deux types de clutter: le clutter de surface et le clutter de volume [6].

a. Clutter de surface

Le clutter de surface est généralement produit par les surfaces de la terre et de la mer. Il peut être plus prévisible que le clutter de volume. 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 [7].

b. Clutter de volume

L'origine de ce type de clutter est liée aux phénomènes atmosphériques. Le clutter de volume peut être produit par la pluie, les oiseaux, la paille, les insectes, etc. [7].

1.5 Modélisation statistique de clutter de la mer

Dans ce mémoire, nous sommes intéressés particulièrement au clutter de mer. Le traitement de signal radar généralement basé sur la théorie de la probabilité, cette dernière fondée sur la modélisation statistique du clutter, l'estimation des paramètres et la détection.

1.5.1 Notion de la modélisation statistique

Une grande partie du traitement de signal appliqué consiste, d'une certaine façon, à faire de la modélisation, de nature mathématique, permettant de rendre compte, d'une manière suffisamment

générale, d'un phénomène donné, qu'il soit physique, économique ou autre. Le model considéré doit bien certainement être mis a la réalité. La modélisation statistique a pour but essentiel de préciser des lois de probabilité rendant compte des variations aléatoires de certains phénomènes, variations dues à des causes soit inconnues, soit impossible à mesurer. De même, elle consiste surtout à définir des outils appropriés pour modéliser des données observées, en tenant compte de leur nature aléatoire. La modélisation statistique restera l'outil le plus privilégié pour dimensionner et prédire les performances de la prochaine génération de matériel [4].

1.5.2 Modélisation statistique du clutter

La modélisation statistique de l'amplitude (ou l'intensité) du clutter de la mer est une étape essentielle pour la détection de cibles en environnements maritimes. L'objectif de cette modélisation est de chercher la fonction de densité de probabilité (PDF) qui caractérise le plus parfaitement possible la distribution réelle de l'amplitude du clutter. La PDF est notamment utilisée dans les algorithmes de détection tels que l'algorithme de taux constant de fausse alarme (Constant False Alarm Rate, CFAR en anglo-saxon). En fait, pour une probabilité de fausse alarme (P_{FA}) fixée, un seuil de détection est calculé à partir de la PDF estimée du clutter afin de séparer la cible de ce dernier [8].

1.5.3 Clutter de mer

L'évolution dynamique de la mer peut être caractérisée par deux paramètres: son état et la direction des vagues. L'état de la mer prend en compte l'amplitude et la distance entre les vagues. Il existe deux types de vagues qui apparaissent à la surface de la mer: les vagues de capillarité et la vagues de gravité [9].

Les vagues de capillarité représentent l'effet du vent et le speckle est la conséquence de ce type de vagues et il présente un temps de corrélation d'environ 10 ms à fréquence fixe et dé-corrélé par l'agilité de fréquence. Ces vagues sont superposées aux vagues de gravité, dont la conséquence est la composante 'texture', et elles présentent des longueurs de corrélation beaucoup plus longues et elles ne sont pas dé-corrélées par l'agilité de fréquence [9]. Plusieurs travaux expérimentaux ont été réalisés sur les bases de données réelles pour étudier les propriétés statistique et spectrale du clutter de mer. L'état de la mer est défini donc par ces deux types de vague. Le mécanisme de réflexion du signal radar à la surface de la mer est illustré dans la Figure 1.2.

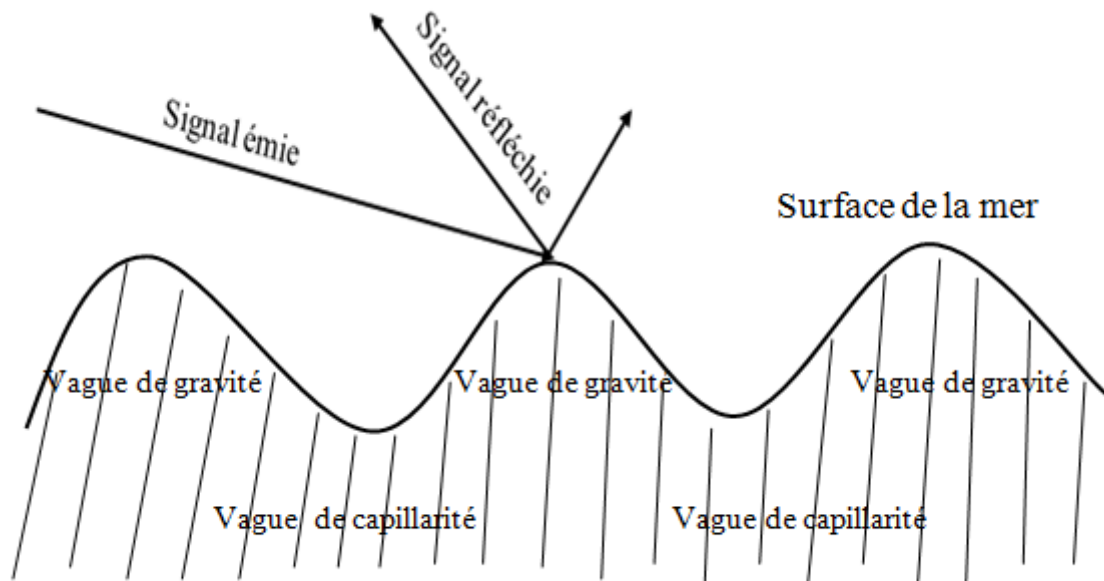


Figure 1.2- Mécanismes d'interaction du signal radar (surface de la mer)

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.

1.5.4 Les lois de distribution

1.5.4.1 Distribution log normal

La distribution Log-normal est caractérisée par une longue queue. Ceci permet de modéliser le clutter de mer non-Gaussien [10 ,11]. La loi de probabilité dépend de deux paramètres μ et σ définie sur $[0, +\infty[$. Sa PDF associée est donnée par :

$$p_x(x) = \frac{1}{x\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(\ln(x)-\mu)^2}{2\sigma^2}\right), x>0 \quad (1.4)$$

où μ est la moyenne et σ est l'écart-type.

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

$$\langle x^n \rangle = \exp\left(n\mu + \frac{n^2\sigma^2}{2}\right) \quad (1.5)$$

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

$$F(x) = \frac{1}{2} \left(1 + \operatorname{erf}\left(\frac{\log(x)-m}{\sqrt{2}\sigma}\right)\right) \quad (1.6)$$

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

1.5.4.2 Distribution de Weibull

La distribution de Weibull a été introduite par Scheler [12] pour modéliser l'amplitude du clutter non Gaussien. Elle a une loi de probabilité qui dépend de deux paramètres b et c définie sur $[0, +\infty[$ et donnée comme suit :

$$p_X(x) = \frac{c}{b} \left(\frac{x}{b}\right)^{c-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right), x \geq 0 \quad (1.7)$$

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

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

$$\langle x^n \rangle = b^n \Gamma\left(\frac{n}{c} + 1\right) \quad (1.8)$$

où $\Gamma(\cdot)$ est la fonction gamma.

La CDF de cette distribution est donnée par :

$$F(x) = 1 - \exp\left(-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right) \quad (1.9)$$

1.5.4.3 Distribution K-composée

La distribution K-composée a été largement utilisée pour décrire les variations du clutter de la mer. Elle a été initialement introduite par Jakeman et Pusey [13]. Cette loi dépend de deux paramètres v et b . Ward [14] et Watts [15] ont montré, après des analyses expérimentales soignées que la distribution K-composée est définie par deux composantes statiquement indépendantes; la première est appelé "speckle" et distribuée selon la loi de Rayleigh, Tandis que la deuxième est appelée "texture" représente la puissance locale du clutter et suit une distribution Gamma.

La PDF de l'amplitude du clutter est obtenue en moyennant la composante speckle sur toutes les valeurs possibles de la composante texture comme suit :

$$p_X(x) = \int_0^\infty P(x/y) p(y) dy \quad (1.10)$$

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

Les PDF de la texture et du speckle, Dans le cas d'un détecteur d'enveloppe respectivement donnée par :

$$p_Y(y) = \frac{2b^{2\nu}y^{2\nu-1}}{\Gamma(\nu)} \exp(-b^2y^2), \quad 0 \leq x \leq +\infty \quad (1.11)$$

$$p_{X/Y}(x/y) = \frac{\pi x}{2y^2} \exp\left(-\frac{\pi x^2}{4y^2}\right), \quad 0 \leq x \leq +\infty \quad (1.12)$$

En remplaçant (1.11) et (1.12) dans (1.10) et après des simplifications mathématiques, nous obtenons la PDF totale de la distribution K-composée sans bruit sous la forme suivante :

$$p_X(x) = \frac{4c}{\Gamma(\nu)} (cx)^\nu K_{\nu-1}(2cx) \quad (1.13)$$

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 les deux paramètres ν et c . Le paramètre de forme ν décrit l'état de la mer et définie sur un support semi-infini $[0.1, +\infty[$. Si ν tend vers 0.1, le clutter est très pointu 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 une distribution Rayleigh; i.e., Gaussienne. Dans ce cas, le clutter composé du bruit thermique seulement. 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 [7].

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

$$\langle x^n \rangle = \left(\frac{4}{\pi b^2}\right)^n \frac{\Gamma(n+1)\Gamma(\nu+n)}{\Gamma(\nu)} \quad (1.14)$$

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

$$F(x) = 1 - \frac{2}{\Gamma(\nu)} (cx)^\nu K_\nu(2cx) \quad (1.15)$$

La distribution k composée, est bien détaillée dans le chapitre 2.

1.5.4.4 Distribution de Pareto-composée

La distribution de Pareto-composée a été récemment utilisée dans la modélisation du clutter de mer [16,17]. Ce modèle est analytiquement plus simple que la distribution K-composée et facile à manipuler. Cette distribution est définie sur $[0, +\infty[$ et caractérisée par un paramètre de forme α et un facteur d'échelle β . De même que pour la loi K composée, cette distribution est obtenue en

moyennant la composante speckle sur toutes les valeurs possibles de la composante texture (voir l'équation (1.11)).

La PDF est obtenue d'une manière similaire que celle de la distribution K-composée, sauf que la texture suit une loi Gamma-inverse.

$$p_Y(y) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} y^{-\alpha-1} \exp\left(-\frac{\beta}{y}\right) \quad (1.16)$$

En remplaçant (1.16) et (1.12) dans (1.10), la PDF de Pareto-composée sans bruit prend une forme compacte suivante :

$$p_X(x) = \frac{\alpha\beta^\alpha}{(x+\beta)^{\alpha+1}} \quad (1.17)$$

L'expression des moments d'ordre n de la distribution de Pareto-composée est donnée par:

$$\langle x^n \rangle = \frac{\beta^n \Gamma(r+1) \Gamma(\alpha-n)}{\Gamma(\alpha)} \quad (1.18)$$

Cependant, la CDF de la distribution de Pareto est donnée comme suit :

$$F(x) = 1 - \left(\frac{\beta}{x+\beta}\right)^\alpha \quad (1.19)$$

1.5.4.5 Distribution CIG

La distribution CIG (Compound Inverse Gaussian) a été introduite dans les dernières années pour modéliser le clutter de mer haute résolution [18,19]. Elle est aussi définie par deux composantes "speckle" et "texture". Les résultats expérimentaux obtenus montrent que ce modèle offre de bonnes performances de modélisation des données réelles du radar IPIX.

La PDF de la distribution CIG est obtenue d'une manière similaire que celle de la distribution K-composée et Pareto-composée. Sauf que dans ce cas la texture suit une loi Gamma-inverse (IG: Inverse-Gaussian) donnée par [18,19]:

$$p_Y(y) = \frac{\lambda^{1/2}}{\sqrt{2\pi}y^{3/2}} \exp\left(-\lambda \frac{(y-\mu)^2}{2\mu^2 y}\right), \quad 0 < y < \infty \quad (1.20)$$

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 agité $\lambda \in [0.1, 1[$, et pour λ tend vers ∞ , la distribution CIG tend vers la distribution Exponentielle. En remplaçant (1.20) et (1.12) dans (1.10), nous obtenons la pdf de la distribution CIG comme suit :

$$p_X(X) = \sqrt{\frac{\lambda\pi}{2}} \int_0^{+\infty} y^{-7/2} \exp\left(-\frac{\pi x^2}{4y^2} - \lambda \frac{(y-\mu)^2}{2y\mu^2}\right) dy \quad (1.21)$$

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

$$\langle x^n \rangle = \Gamma(n+1) \sqrt{\frac{2\lambda}{\pi\mu}} \mu^n e^{\lambda/\mu} K_{n-1/2}\left(\frac{\lambda}{\mu}\right) \quad (1.22)$$

Cependant, la CDF de la distribution CIG est donnée comme suit :

$$F(x) = 1 - \left(1 + \frac{2x}{\lambda}\right)^{-1/2} \exp\left(\frac{\lambda}{\mu} \left(1 - \sqrt{1 + \frac{2x}{\lambda}}\right)\right) \quad (1.23)$$

1.6 Estimation des paramètres d'un modèle statistique

L'estimation a pour objectif essentiel de déterminer les valeurs inconnues des paramètres d'un modèle statistique à partir des données observées. Ainsi, comme les données observées ne peuvent donner qu'une information partielle sur la réalité, les estimations que l'on obtiendra seront inévitablement entachées d'erreurs qu'il s'agit d'évaluer et de minimiser autant que possible. Donc, estimer un paramètre inconnu, c'est en donner une valeur rapprochée à partir des résultats obtenus d'un nombre d'échantillon des données observées [4].

1.7 Détection adaptative CFAR

1.7.1 Théorie de la décision

La détection est l'opération qui consiste à prendre une décision sur la présence ou l'absence d'une cible en comparant le signal reçu à un certain seuil de détection T dépendant de la fausse alarme désirée. Si le signal reçu dépasse le seuil, la cible est détectée. Et si le bruit dépasse le seuil en absence du signal écho (cible+clutter), on dit que c'est une fausse alarme (absence de la cible s(t) (signal de la cible plus clutter))[6].

La probabilité de fausse alarme est inversement proportionnelle au seuil de détection. Donc si le seuil est trop élevé, les cibles peuvent ne pas être détectées, et s'il est trop bas la probabilité de fausse alarme augmente. Ce principe de fonctionnement est représenté dans la Figure 1.3.

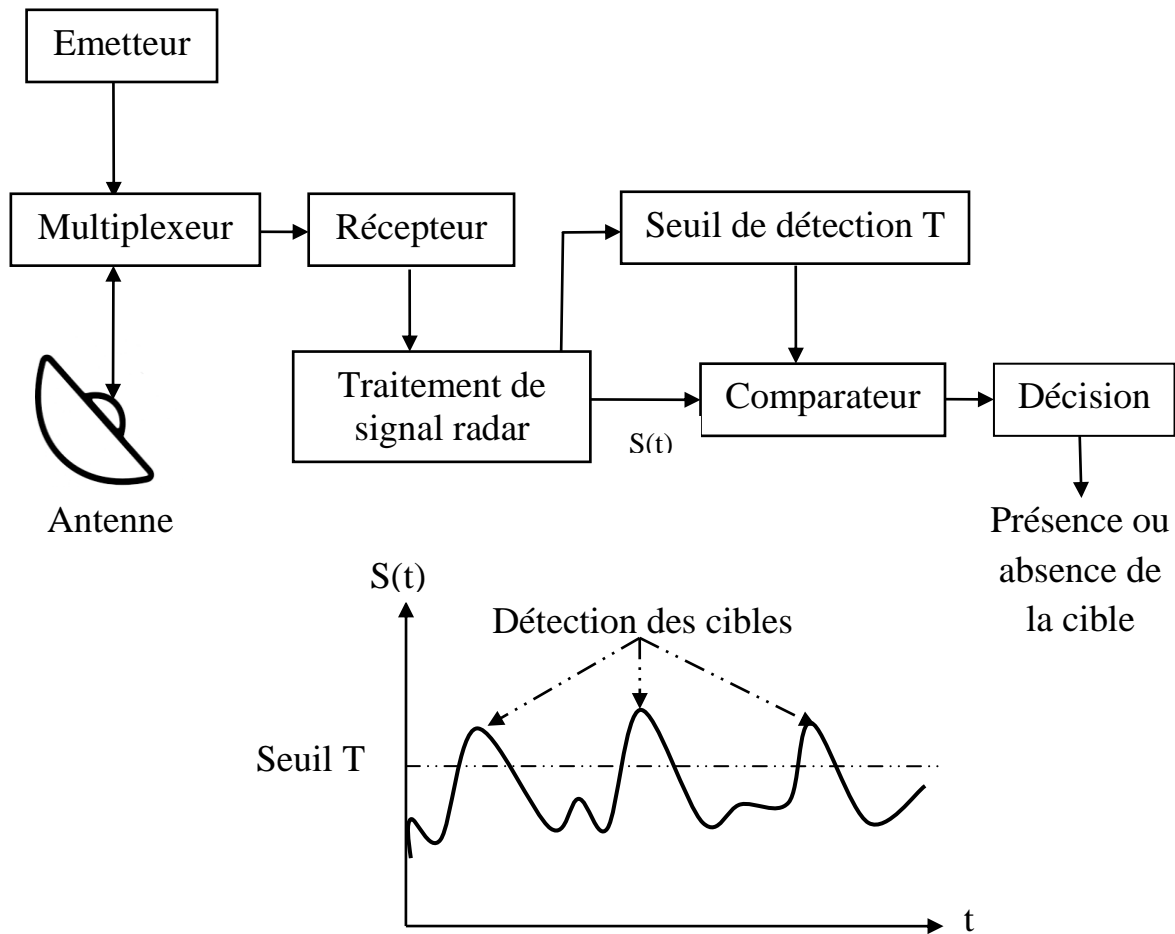


Figure 1.3- Fonctions de bases d'un système de détection radar

On parle ici plus particulièrement d'une détection dans la mesure où le nombre de décisions possibles est réduit à deux (i.e., une décision binaire). Tout cela peut être formulé en termes de tests d'hypothèses. En d'autres termes, à partir du modèle statistique de clutter, on cherche à prendre une décision entre deux hypothèses: hypothèse nulle H_0 où la cible est déclarée absente, c'est-à-dire que le signal reçu ne dépasse pas le seuil, et l'hypothèse alternative H_1 où la cible est déclarée présente. Le problème se présente alors sous la forme du test d'hypothèses binaire. Les deux hypothèses précédentes donnent quatre cas probabilistes possibles suivant la décision qui est prise et l'hypothèse qui est vraiment vérifiée [20]:

- *Accepter H_0 lorsque H_0 est vraie.*
- *Accepter H_1 lorsque H_1 est vraie.*
- *Accepter H_0 lorsque H_1 est vraie.*
- *Accepter H_1 lorsque H_0 est vraie.*

Dans les deux premiers événements, la bonne décision est prise, alors que dans les deux derniers, une erreur est effectuée. Dans le deuxième événement la cible est déclaré présente alors qu'elle est certainement présente, s'appelle une détection. Le troisième événement la cible est décidé absente alors qu'elle est présente, s'appelle non détection. Le quatrième événement, ou la cible est déclarer présente tandis qu'elle est réellement absente, s'appelle l'erreur de la fausse alarme. Dans les détecteur CFAR on trouve que la probabilité de détection et la probabilité de fausse alarme. La décision sur la présence de cible est basée sur l'analyse du signal rétrodiffusé au récepteur pour déterminer si ce signal revient à la cible plus le clutter ou seulement au clutter. Ceci est effectué en comparant l'amplitude du signal reçu, avec un niveau de seuil et la décision est basée sur le critère de décision choisi [4].

1.7.2 Détecteur CFAR

Pour les problèmes de la détection du signal radar, nous devons prendre la décision de l'existence ou de l'absence des cibles grâce à l'observation du signal retourné. Le processus que le récepteur prend en choisissant une règle de décision est classé sous le nom de la théorie de la détection du signal. Dans un radar, le signal utile est toujours accompagné de bruit pour de nombreuses raisons et, en particulier, en fonction du niveau de brouillage reçu. Si le niveau du bruit présente des variations assez lentes, on peut modifier lentement le seuil pour maintenir la probabilité de fausse alarme constante, mais ceci devient très difficile lorsque les variations du niveau de bruit sont rapides. Actuellement on utilise des récepteurs (CFAR) [21]. L'architecture générale d'un détecteur CFAR est représentée dans la Figure 1.4.

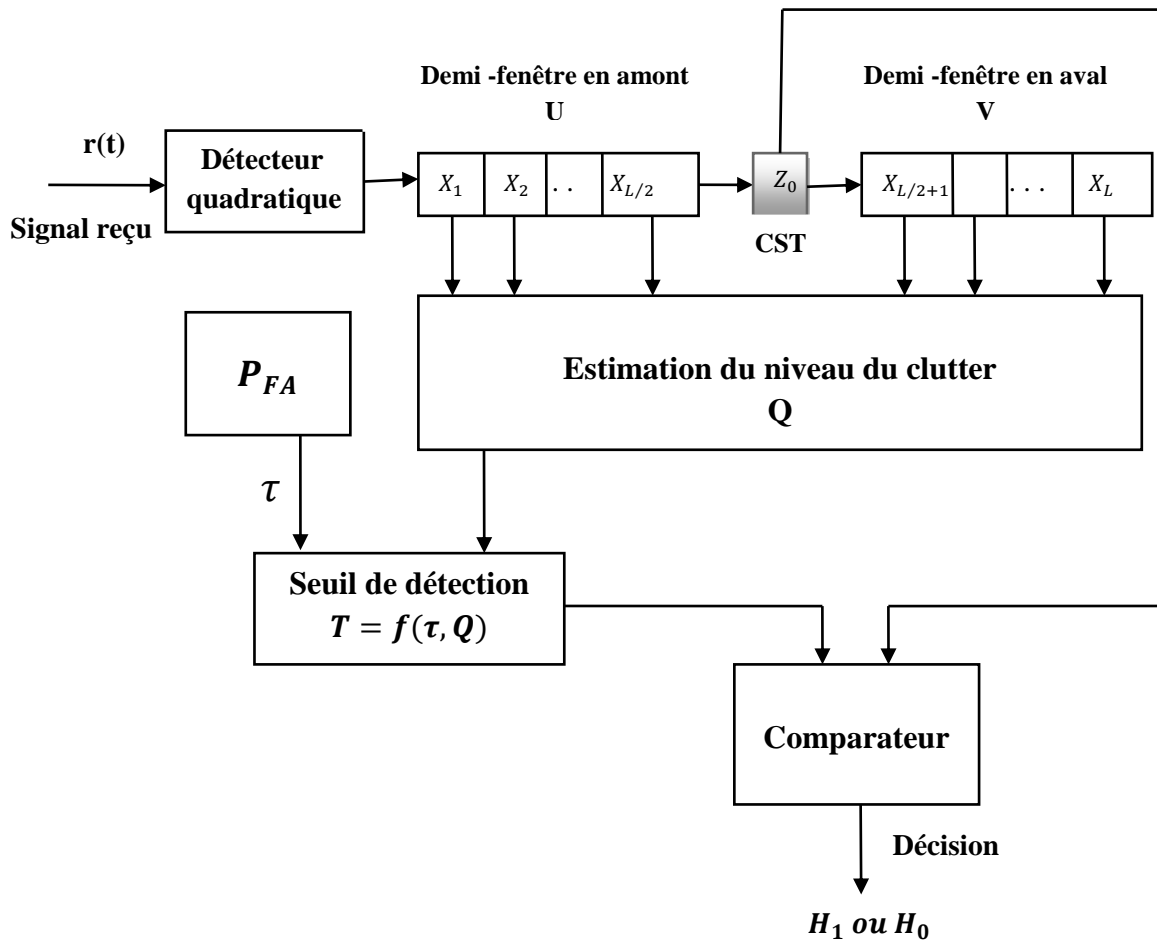


Figure 1.4- Principe de la détection adaptative CFAR

Le signal reçu est échantillonné en distance. Chaque échantillon est placé dans une cellule de résolution. Les cellules qui sont de part et d'autre de la cellule sous test (CST) sont dites cellules de référence et constituent la fenêtre de référence. La détection est généralement effectuée en comparant le 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. Nous décrivons maintenant les principales techniques CFAR proposées dans la littérature pour fonctionner dans un clutter Gaussien.

Les détecteurs CFAR à niveaux moyens (Cell Averaging CFAR) sont les premiers apparus dans la littérature radar, introduite par Finn et Johnson [22]. Cette classe de détecteurs convient le mieux aux environnements stationnaires et homogènes tel que le seuil de détection est calculé d'après la puissance moyenne d'une fenêtre constituée de quelques cellules de clutter, entourant la cellule sous test, CST (Figure 1.5). Pour un clutter Gaussien dont les échantillons dans la fenêtre de référence sont indépendants et identiquement distribués (IID), le détecteur CA-CFAR performe parfaitement bien.

Dans la réalité, due à la présence d'un bord de clutter et/ou de cibles interférentes dans la fenêtre de référence, le clutter est souvent hétérogène. Par conséquent, les capacités de performance et de régulation du taux de fausse alarme du détecteur CA-CFAR sont considérablement affectées. Pour contrôler la régulation de P_{FA} , Hansen et Sawyers [23] ont proposé le détecteur GO-CFAR (Greatest-Of), dans ce détecteur, l'estimation du niveau du clutter est donnée par le maximum des moyennes arithmétiques obtenues à partir des cellules appartenant aux deux demi-fenêtres de référence, se trouvant en aval et en amont de la CST (Figure 1.5). 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.

Dans le cas où la cible est noyée dans la demi-fenêtre contenant le bruit thermique uniquement ou dans le cas de la présence de cibles interférentes, les performances de détection du détecteur GO-CFAR se dégradent brusquement. Pour corriger le problème de l'effet masque (i.e. si une cible se situe dans la région du bruit thermique seulement), Trunk et Weiss [24,25] ont proposé le détecteur SO-CFAR (Smallest-Of) dont l'estimation du niveau de clutter est obtenue à travers le calcul du minimum des moyennes arithmétiques obtenues à partir des cellules appartenant aux deux demi-fenêtres de références se trouvant de part et d'autre de la cellule sous test (Figure 1.5).

Le détecteur SO-CFAR est moins sensible à la perte en détection que le CA-CFAR à moins que le nombre de cellules de résolution soit relativement grand.

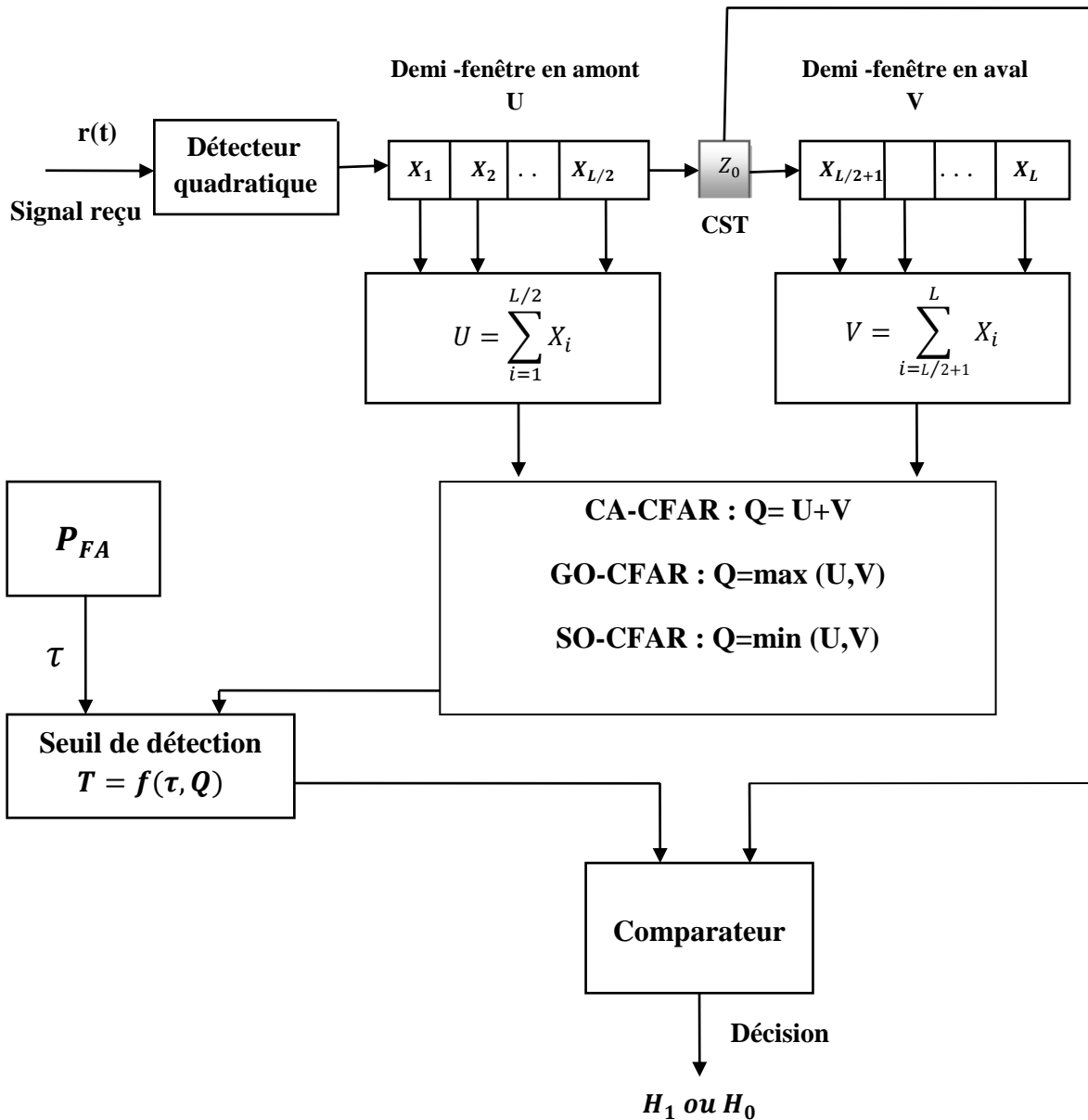


Figure 1.5 - Détecteurs CA, GO et SO-CFAR

1.8 Conclusion

Ce premier chapitre, est consacré aux concepts de base des systèmes radars. D'abord nous avons commencé par le principe de fonctionnement du radar et leur équation spécifique à l'environnement dans lequel il fonctionne, puis nous avons décrit les différents types de bruit. Ensuite, nous avons présenté la modélisation statistique du clutter de mer, l'estimation des paramètres. Enfin, comme la détection adaptative CFAR constitue l'innovation essentielle dans le système de détection des radars modernes, nous avons rappelé leur stratégie avec les principaux algorithmes de détection.

2.1 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. Dans ce contexte, nous retrouvons plusieurs travaux expérimentaux qui désignent 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 tel que le clutter de mer. Cet inconvénient a conduit les chercheurs à utiliser des modèles plus performants. Parmi les plus récentes distributions introduites dans le domaine de la modélisation du clutter non Gaussien, nous retrouvons la distribution k-composée, pour modéliser le clutter de mer de haute résolution [7].

Dans ce chapitre, nous nous intéressons au problème d'estimation des paramètres de la distribution K-composée. Dans un premier temps, nous examinerons le cas de l'absence du bruit thermique. Dans ce cas, 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 qui a été développée par Watts [15]. Cette méthode est basée sur les deux premiers moments d'ordre entier. Mais malheureusement cette méthode n'a été pas insuffisante au terme de performance et ce à cause des erreurs produites par les moments d'ordre supérieur. De plus, Iskander et al [26] ont proposé la méthode des moments d'ordre fractionnaire positif FPOME. Leur performance d'estimation a été améliorée de façon remarquable. Après, Blacknell [27] 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. Ensuite, l'estimateur FPNOME a été proposé par Chalabi [28], il est basé sur les moments d'ordre fractionnaires positif et négatif qui aussi améliore la qualité d'estimation.

Dans un second temps, nous étudierons le cas le plus réaliste qui est celui de la présence du bruit thermique. L'origine de ce bruit provient de 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 $2\sigma^2$. Watts [29] 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. Récemment, Mezache et al [28, 30] ont développé deux autres estimateurs. Le premier estimateur c'est FPOME est basée sur les moments d'ordre fractionnaire positif du clutter K-plus-bruit, cependant, l'estimateur $[z \log(z)]$ est basé sur les

moments logarithmiques des intensités du clutter et pour améliorer la qualité d'estimation des paramètres de la distribution K-plus-bruit, Mezache et al ont proposé un nouvel estimateur FPNOME [31], ce dernier est basé sur l'utilisation des moments d'ordre fractionnaire positif et négatif.

2.2 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, la distribution K-composée est définie par deux composantes, la première est appelée "speckle" et distribuée selon la loi de Rayleigh et la deuxième représente la puissance locale du clutter, est appelée "texture" et suit une distribution Gamma [7].

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 [29] :

$$P_X(x) = \int_0^{\infty} P_{X/Y}(x/y) P_Y(y) dy \quad (2.1)$$

où $P_{X/Y}(x/y)$ est la PDF du speckle donnée par :

$$P_{X/Y}(x/y) = \frac{1}{y} \exp\left(-\frac{x}{y}\right) \quad (2.2)$$

et $P(y)$ est la PDF de la texture définie par :

$$P(y) = \frac{b^v y^{v-1}}{\Gamma(v)} \exp(-by) \quad (2.3)$$

où b est le facteur d'échelle, v est le paramètre de forme et $\Gamma(\cdot)$ désigne la fonction Gamma.

En remplaçant (2.3) et (2.2) dans (2.1), et après quelques simplifications mathématiques, nous obtenons la PDF totale de la distribution K sans bruit comme suit :

$$p_X(x) = \frac{2b^v}{\Gamma(v)} \left(\frac{x}{b}\right)^{\frac{v-1}{2}} K_{v-1}(2\sqrt{bx}) \quad (2.4)$$

où $K_{v-1}(x)$ désigne la fonction de Bessel modifiée de deuxième espèce d'ordre $v - 1$.

Dans le cas de la présence du bruit thermique additif, qui en général ne peut pas être négligée, augmente effectivement la puissance moyenne de l'intensité des échos reçus et modifie ainsi leur distribution. Alors, la nouvelle distribution de la composante speckle de la distribution K-plus-bruit devient [29] :

$$P_{X/Y}(x/y) = \frac{1}{P_n+y} \exp\left(-\frac{x}{P_n+y}\right) \quad (2.5)$$

où $P_n = 2\sigma^2$ indique la puissance du bruit thermique.

De plus, dans les radars à impulsions, les techniques d'intégration sur plusieurs impulsions consécutives sont en effet généralement employées pour améliorer les performances de détection, l'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 reçues [4], d'où

$$Z = \sum_{i=1}^N X_i \quad (2.6)$$

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 dont la PDF est donnée par :

$$P_{Z/Y}(z/y) = \frac{z^{N-1}}{(P_n+y)^N \Gamma(N)} \exp\left(-\frac{z}{P_n+y}\right) \quad (2.7)$$

En remplaçant (2.7) et (2.3) dans (2.1), la PDF totale du clutter K -plus-bruit dans le cas d'une intégration non cohérente de N impulsions devient :

$$P_Z(z) = \frac{b^v z^{N-1}}{\Gamma(N)\Gamma(v)} \int_0^\infty \frac{y^{v-1}}{(P_n+y)^N} \exp\left(-\frac{z}{P_n+y} - by\right) dy \quad (2.8)$$

2.3 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 (2.8) dans l'expression théorique des moments d'ordre r donnée par :

$$\langle z^r \rangle = \int_0^\infty z^r P_Z(z) dz \quad (2.9)$$

En remplaçant (2.8) dans (2.9), nous obtenons :

$$\langle z^r \rangle = \frac{b^v}{\Gamma(N)\Gamma(v)} \int_0^\infty \frac{y^{v-1}}{(P_n+y)^N} \exp(-by) \left[\int_0^\infty z^{r+N-1} \exp\left(-\frac{z}{P_n+y}\right) dz \right] dy \quad (2.10)$$

L'expression résultante des moments d'ordre (2.10) de la distribution K -plus-bruit nécessite des méthodes numériques pour évaluer l'intégrale. Nous remarquons aussi que pour le cas particulier $N=1$, cette expression se réduit à celle établie dans [29]. Dans ce cas-ci, Watts a suggéré que l'intégrale de l'équation (2.10) ne peut être déterminée analytiquement que pour des valeurs entières d'ordre r [29].

Pour résoudre l'intégrale dans l'expression (2.10), nous utilisant l'égalité $\int_0^\infty x^{a-1} e^{-px} dx = \Gamma(a)p^{-a}$ [31], et après quelque manipulation mathématique, l'expression (2.10) devient :

$$\langle z^r \rangle = \frac{b^v \Gamma(r+N)}{\Gamma(N)\Gamma(v)} \int_0^\infty (p_n + y)^r y^{v-1} \exp(-by) dy \quad (2.11)$$

Nous posons $u = y/p_n$ et remplacent dans (2.11)

$$\langle z^r \rangle = \frac{b^v p_n^{v+r} \Gamma(r+N)}{\Gamma(N)\Gamma(v)} \int_0^\infty (1+u)^r u^{v-1} \exp(-bp_n u) du \quad (2.12)$$

Pour calculée l'intégrale dans (2.12) en appliquant l'égalité suivante :

$\int_0^\infty e^{-zt} t^{a-1} (1+t)^{b-a-1} dt = \Gamma(a)U(a, b, z)$ [31]. L'expression résultante s'écrit donc :

$$\langle z^r \rangle = \frac{b^v p_n^{v+r} \Gamma(r+N)}{\Gamma(N)} U(v, r+v, bp_n) \quad (2.13)$$

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

La fonction hypergéométrique conflente peut s'exprimer par [31]:

$$U(v, r+v+1, bp_n) = b^{-r} p_n^r {}_2F_0(v, -r; \cdot; -1/bp_n) \quad (2.14)$$

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

En remplaçant (2.14) dans (2.13), nous obtenons une expression finale de la distribution K-plus-bruit dans le cas d'une intégration non cohérente de N impulsions comme suit :

$$\langle z^r \rangle = \frac{p_n^r \Gamma(r+N)}{\Gamma(N)} {}_2F_0(v, -r; \cdot; -1/bp_n) \quad (2.15)$$

Si le bruit thermique est inconnu, l'expression des moments de la distribution K-composée sans bruit est obtenue par :

$$\langle z^r \rangle = \frac{b^v \Gamma(r+N)}{\Gamma(N)} \int_0^\infty y^{r+v-1} \exp(-by) dy \quad (2.16)$$

L'intégrale dans (2.16) peut être déterminée en utilisant l'égalité suivante [31] :

$$\int_0^\infty x^{a-1} \exp(-px) dx = \Gamma(a)P^{-a} \quad (2.17)$$

En remplaçant (2.17) dans (2.16), l'expression finale des moments de la distribution K -composée sans bruit devient :

$$\langle z^r \rangle = \frac{\Gamma(r+N)\Gamma(v+r)}{b^r \Gamma(N)\Gamma(v)} \quad (2.18)$$

2.4 Méthodes d'estimation en l'absence du bruit

Dans cette section, nous considérons le problème d'estimation des paramètres de la distribution K -composée sans bruit qui est caractérisée par ses deux paramètres de forme et d'échelle. Nous exposons, les méthodes d'estimation des paramètres de la distribution K -composée sans bruit, pour une intégration non cohérente de N impulsions.

2.4.1 Méthode des moments d'ordre supérieur

L'estimateur HOME (Higher Order Moments Estimator) est basé sur deux équations à deux inconnus. Ce système d'équation est constitué des deux expressions des deux premiers moments 1 et 2 de la distribution K -composée sans bruit, les inconnus sont les paramètres de forme v et d'échelle b . À partir de l'expression générale (2.18) des moments de la distribution K -composée, nous obtenons les deux premiers moments d'ordre comme suit [7] :

$$\begin{cases} \langle z \rangle = \frac{\Gamma(1+N)\Gamma(v+1)}{b \Gamma(N)\Gamma(v)} \\ \langle z^2 \rangle = \frac{\Gamma(2+N)\Gamma(v+2)}{b^2 \Gamma(N)\Gamma(v)} \end{cases} \quad (2.19)$$

Pour d'éliminer le paramètre d'échelle b , nous considérons le rapport $\frac{\langle z^2 \rangle}{\langle z \rangle^2}$:

$$\frac{\langle z^2 \rangle}{\langle z \rangle^2} = \frac{\Gamma(1+N)^2 \Gamma(v+1)^2}{b^2 \Gamma(N)^2 \Gamma(v)^2} \frac{b^2 \Gamma(N)\Gamma(v)}{\Gamma(2+N)\Gamma(v+2)} = \frac{\Gamma(1+N)^2 \Gamma(v+1)^2}{\Gamma(2+N)\Gamma(v+2)} = \frac{\Gamma(1+N)^2 \Gamma(v+1)^2}{(N+2)\Gamma(1+N)(v+2)\Gamma(v+1)} \quad (2.20)$$

où $\Gamma(2+N) = (N+2)\Gamma(1+N)$ et de même $\Gamma(v+2) = (v+2)\Gamma(v+1)$

et $\Gamma(N+1) = N\Gamma(N)$ et de même $\Gamma(v+1) = v\Gamma(v)$

Après quelques simplifications dans l'expression (2.20), nous pouvons écrire :

$$\frac{\langle z^2 \rangle}{\langle z \rangle^2} = \frac{Nv}{(N+1)(v+1)} \quad (2.21)$$

Nous obtenons l'expression de l'estimateur HOME du paramètre de forme v sous la forme suivante :

$$\hat{V} = \frac{\langle z \rangle^2 (N+1)}{N \langle z^2 \rangle - \langle z \rangle^2 (N+1)} \quad (2.22)$$

2.4.2 Méthode des moments d'ordre fractionnaire positif

L'estimateur FPOME (Fractional Positive Order Moments Estimator) a été proposé par Iskander [26]. Cet estimateur est basé sur les moments d'ordre fractionnaire de la distribution K-composée.

Pour éliminer le paramètre d'échelle b, nous considérons le rapport $\frac{\langle z^{r+1} \rangle}{\langle z^r \rangle \langle z \rangle}$ ($r > 0$, est un nombre fractionnaire positif).

En utilisant l'expression des moments d'ordre de la distribution K-composée sans bruit donnée par (2.18), on obtient :

$$\begin{cases} \langle z \rangle = \frac{\Gamma(1+N)\Gamma(v+1)}{b \Gamma(N)\Gamma(v)} \\ \langle z^r \rangle = \frac{\Gamma(r+N)\Gamma(v+r)}{b^r \Gamma(N)\Gamma(v)} \\ \langle z^{r+1} \rangle = \frac{\Gamma(r+1+N)\Gamma(v+r+1)}{b^{r+1}\Gamma(N)\Gamma(v)} \end{cases} \quad (2.23)$$

A partir de (2.23), nous pouvons écrire :

$$\frac{\langle z^{r+1} \rangle}{\langle z^r \rangle \langle z \rangle} = \frac{\Gamma(r+1+N)\Gamma(v+r+1)}{b^{r+1}\Gamma(N)\Gamma(v)} \frac{b^r \Gamma(N)\Gamma(v)}{\Gamma(r+N)\Gamma(v+r)} \frac{b \Gamma(N)\Gamma(v)}{\Gamma(1+N)\Gamma(v+1)} \quad (2.24)$$

A partir de (2.24), nous obtenons le rapport $\frac{\langle z^{r+1} \rangle}{\langle z^r \rangle \langle z \rangle}$ comme suit :

$$\frac{\langle z^{r+1} \rangle}{\langle z^r \rangle \langle z \rangle} = \frac{(v+r)(r+N)}{Nv} \quad (2.25)$$

Après quelques manipulations mathématiques, nous obtenons l'expression finale de l'estimateur FOPME du paramètre de forme v [26] :

$$\hat{v} = \frac{r(N+r)}{N \frac{\langle z^{r+1} \rangle}{\langle z^r \rangle \langle z \rangle} - r - N} \quad (2.26)$$

2.4.3 Méthode de [zlog(z)]

L'estimateur [zlog(z)] a été développé par Blacknell [27]. Il est basé sur la dérivée partielle du moment par rapport à l'ordre r comme suit [28] :

$$\frac{\partial \langle z^r \rangle}{\partial r} = \langle z^r \log(z) \rangle = \frac{\Gamma(r+N)\Gamma(v+r)}{\Gamma(N)\Gamma(v)} \frac{\partial b^{-r}}{\partial r} + \frac{b^{-r}\Gamma(r+v)}{\Gamma(N)\Gamma(v)} \frac{\partial \Gamma(r+N)}{\partial r} + \frac{b^{-r}\Gamma(r+N)}{\Gamma(N)\Gamma(v)} \frac{\partial \Gamma(r+v)}{\partial r} \quad (2.27)$$

D'après 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 :

$$\frac{\partial \langle z^r \rangle}{\partial r} = \langle z^r \rangle \left[\log \left(\frac{1}{b} \right) + \Psi(r + N) + \Psi(r + v) \right] \quad (2.28)$$

En posant $r=0$ et en utilisant la propriété $\Gamma(x + 1) = x\Gamma(x)$, (2.28) devient :

$$\langle \log(z) \rangle = \log \left(\frac{1}{b} \right) + \Psi(N) + \Psi(v) \quad (2.29)$$

En posant encore $r=1$, (2.28) devient :

$$\langle z \log(z) \rangle = \frac{Nv}{b-1} \left[\log \left(\frac{1}{b} \right) + \Psi(N + 1) + \Psi(v + 1) \right] \quad (2.30)$$

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 [28] :

$$\hat{v} = \left[\left(\frac{\langle z \log(z) \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \log(z) \rangle \right) - \frac{1}{N} \right]^{-1} \quad (2.31)$$

2.4.4 Méthode des moments d'ordre fractionnaire positif et négatif

L'estimateur FPNOME (Fractional Positive/Negative Order Moments Estimator) est basé sur l'utilisation simultanément les moments d'ordre fractionnaire positif et négatif de la distribution K-composée sans bruit si nous notons par $-r$ l'ordre négatif [7], donc l'expression des moments d'ordre négatif devient :

$$\langle z^{-r} \rangle = \frac{\Gamma(N-r)\Gamma(v-r)}{b^{-r}\Gamma(N)\Gamma(v)} \quad (2.32)$$

En multipliant l'expression des moments d'ordre positif et l'expression des moments d'ordre négatif données par (2.18) et (2.32), respectivement. Alors :

$$\langle z^r \rangle \langle z^{-r} \rangle = \frac{b^{-r}\Gamma(r+1)\Gamma(v+r)}{\Gamma(v)} \frac{b^r\Gamma(1-r)\Gamma(v-r)}{\Gamma(v)} \quad (2.33)$$

Donc l'expression de l'estimateur FPNOME devient [28] :

$$\frac{\langle z^r \rangle \langle z^{-r} \rangle}{\Gamma(r+1)\Gamma(1-r)} = \frac{\Gamma(v+r)\Gamma(v-r)}{\Gamma(v)^2} \quad (2.34)$$

Nous remarquons que l'expression résultante (2.34) 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 apaise de résoudre numériquement l'équation (2.34).

Remarque : Pour obtenir l'estimation du paramètre d'échelle b en remplaçant $\hat{\nu}$ dans l'expression du moment d'ordre 1 donnée par (2.18). L'estimateur du paramètre d'échelle s'écrit donc comme suit :

$$\hat{b} = \frac{N\hat{\nu}}{\langle z \rangle} \quad (2.35)$$

2.5 Méthodes d'estimation en présence du bruit

Dans cette section, nous considérons le problème d'estimation des paramètres de la distribution K-plus-bruit, pour une intégration non cohérente de plusieurs impulsions. Dans ce contexte, nous présentons les méthodes d'estimation HOME, FPOME, $[z \log(z)]$ et FPNOME.

2.5.1 Méthode des moments d'ordre supérieur

L'estimateur HOME a été développé par Watts [29] dans le but d'estimer les trois paramètres de la distribution K-plus-bruit, le développement de cette méthode est basé sur les expressions des moments d'ordre supérieur où l'auteur a utilisé les trois moments d'ordre 2, 4 et 6. Le développement de cet estimateur a été réalisé dans le cas d'une seule impulsion. Mais, dans le cas d'une intégration non-cohérente de N impulsions, une version plus générale de cette méthode est démontrée par Mezache et al [32] où les trois premiers moments sont utilisés pour obtenir l'estimateur HOME.

Les trois premiers moments théoriques (utilisation du détecteur quadratique) de la distribution K-plus-bruit sont :

$$\begin{cases} \langle z \rangle = N \left(\frac{\nu}{b} + p_n \right) \\ \langle z^2 \rangle = N(N+1) \left(\frac{\nu(\nu+1)}{b^2} + \frac{2\nu p_n}{b} + p_n^2 \right) \\ \langle z^3 \rangle = N(N+1)(N+2) \left(\frac{\nu(\nu+1)(\nu+2)}{b^3} + \frac{3\nu(\nu+1)p_n}{b^2} + \frac{3\nu p_n^2}{b} + p_n^3 \right) \end{cases} \quad (2.36)$$

En utilisant les équations (2.36) et après quelques manipulations mathématiques, nous obtenons l'estimateur HOME du paramètre de forme ν dans le cas d'une intégration non cohérente de N impulsions comme suit :

$$\hat{v} = \frac{4(N+2)^2(N\langle z^2 \rangle - (N+1)\langle z \rangle^2)^3}{(N+1)(2(N+1)(N+2)\langle z \rangle^3 - 3N(N+2)\langle z \rangle\langle z^2 \rangle + N^2\langle z^3 \rangle)^2} \quad (2.37)$$

$$\hat{p}_n = \frac{\langle z \rangle}{N} \left[1 - \sqrt{v \left(\frac{N\langle z^2 \rangle - (N+1)\langle z \rangle^2}{(N+1)\langle z \rangle^2} \right)} \right] \quad (2.38)$$

$$\hat{b} = \frac{Nv}{\langle z \rangle - Np_n} \quad (2.39)$$

2.5.2 Méthode des moments d'ordre fractionnaire positif

Cette méthode d'estimation a été développée par Mezache et al [32]. Elle est basée sur les moments d'ordre fractionnaire positif du clutter K-plus-bruit dans le cas d'une intégration non cohérente de N impulsions. En utilisant le rapport $\frac{\langle z^r \rangle}{\langle z \rangle^r}$ et le paramètre de forme effectif v_{eff} pour obtenir l'expression de paramètre de forme v quand seul inconnu.

Le paramètre de forme effectif v_{eff} a été proposé par watts [29], il a montré que, dans quelques cas nous pouvons assimiler mais avec un paramètre de forme effectif qui est calculé basant sur l'estimation sans bruit comme donné dans (2.22). Ce dernier s'exprime comme suit :

$$v_{eff} = v \left(1 + \frac{1}{CNR} \right)^2 \quad (2.40)$$

où $CNR = \frac{v}{bp_n}$. En remplaçant le CNR dans (2.40), nous obtenons le terme bp_n comme suit :

$$bp_n = \sqrt{vv_{eff}} - v \quad (2.41)$$

Pour obtenir l'expression de l'estimateur FPOME, en remplaçant (2.41) dans le rapport $\frac{\langle z^r \rangle}{\langle z \rangle^r}$:

$$\frac{\langle z^r \rangle}{\langle z \rangle^r} = \frac{\Gamma(N+r)}{\Gamma(N)N^r} \left(1 - \sqrt{v/v_{eff}} \right)^r {}_2F_0(v, -r; .; -(\sqrt{vv_{eff}} - v)^{-r}) \quad (2.42)$$

Le paramètre de forme effectif peut être obtenu à partir des deux premiers moments par :

$$v_{eff} = \frac{(N+1)\langle z \rangle^2}{N\langle z^2 \rangle - (N+1)\langle z \rangle^2} \quad (2.43)$$

L'expression finale de l'estimateur FPOME de la distribution K-plus-bruit est donc la suivante [32] :

$$\frac{\langle z^r \rangle}{\langle z \rangle^r} = \frac{\Gamma(N+r)}{\Gamma(N)N^r} \left(1 - \sqrt{\hat{v}/v_{eff}}\right)^r {}_2F_0\left(\hat{v}, -r; ; -\left(\sqrt{\hat{v}v_{eff}} - \hat{v}\right)^{-1}\right) \quad (2.44)$$

2.5.3 Méthode de [zlog(z)]

L'estimateur [zlog(z)] a été proposé par Sahed [30]. Cet estimateur est basé principalement sur les expressions des moments d'ordre supérieur et les moyennes logarithmiques $\langle \log(z) \rangle$ et $\langle z \log(z) \rangle$ du signal reçu. En utilisant l'expression des moments de la distribution K-plus-bruit, pour obtenir les expressions des moyennes logarithmiques $\langle \log(z) \rangle$ et $\langle z \log(z) \rangle$ sont respectivement données par [4] :

$$\langle \log(z) \rangle = \Psi(N) + \Psi(v) - \log(b) + \frac{(bP_n)^v}{\Gamma(v)} \frac{\pi}{v \sin(v\pi)} {}_1F_1(v; v+1; bP_n) - \frac{bP_n}{1-v} {}_2F_2(1,1; 2,2 - v; bP_n) \quad (2.45)$$

$$\begin{aligned} \langle z \log(z) \rangle = & N \left\{ \Psi(N+1)P_n + \Psi(v+1) \frac{v}{b} + \frac{(bP_n)^v}{\Gamma(v)} P_n \frac{\pi}{v \sin(v\pi)} {}_1F_1(v; v+1; bP_n) - \right. \\ & P_n \log b - \Psi v + \\ & \left. \frac{bP_n}{1-v} {}_2F_2(1,1; 2,2-v; bP_n) - \frac{bP_n v}{1-v} \frac{\pi}{v \sin(v\pi)} {}_1F_1(v+1; v+2; bP_n) + v \log b - \Psi v + 1 \right. \\ & \left. - P_n {}_2F_2(1,1; 2,2-v; bP_n) \right\} \quad (2.46) \end{aligned}$$

Pour d'alléger l'écriture de (2.46), on exploite les définitions de $\langle z \rangle$ et $\langle \log(z) \rangle$ données par (2.36) et (2.45) respectivement. Par conséquent, l'expression du moment $\langle z \log(z) \rangle$ peut se mettre sous la forme :

$$\langle z \log(z) \rangle = \langle z \rangle \left(\frac{1}{N} + \frac{1 - {}_2F_0(v,1; ; -1/(bP_n))}{v + bP_n} - \langle \log(z) \rangle \right) \quad (2.47)$$

Après quelques simplifications, l'expression de l'estimateur [zlog(z)] est obtenue comme suit [30] :

$$\frac{\langle z \log(z) \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \log(z) \rangle = \frac{1}{N} + \frac{1 - {}_2F_0\left(v,1; ; -\left(\sqrt{\hat{v}v_{eff}} - \hat{v}\right)^{-1}\right)}{\sqrt{\hat{v}v_{eff}}} \quad (2.48)$$

Pour éliminer la fonction hypergéométrique généralisée dans (2.48), en utilisant le moment harmonique d'ordre (-1), comme suit :

$${}_2F_0\left(v, 1; ; -\left(\sqrt{v v_{eff}} - v\right)^{-1}\right) = (N-1)P_n \langle z^{-1} \rangle = \frac{N+1}{N} \langle z \rangle \langle z^{-1} \rangle \left(1 - \sqrt{\frac{v}{v_{eff}}}\right) \quad (2.49)$$

$$\text{où } P_n = \frac{\langle z \rangle}{N} \left(1 - \sqrt{\frac{v}{v_{eff}}} \right) \text{ selon (2.38)}$$

Remarquons : le nombre d'impulsion intégrée N doit être strictement supérieur à 1 pour que le moment d'ordre "-1" existe.

Maintenant pour $N > 1$, il est alors possible d'éliminer définitivement la fonction hypergéométrique de l'estimateur $[z \log(z)]$, en remplaçant (2.47) dans (2.48). Après quelques manipulations, l'expression de l'estimateur $[z \log(z)]$ est donnée par [31] :

$$\hat{v} = v_{eff} \left(\frac{1 - \frac{N-1}{N} \langle z \rangle \langle z^{-1} \rangle}{v_{eff} \left(W + \frac{1}{N} \right) - \frac{N-1}{N} \langle z \rangle \langle z^{-1} \rangle} \right)^2 \quad (2.50)$$

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

2.5.4 Méthode des moments d'ordre fractionnaire positif et négatif

L'estimateur FPNOME a été développé par Mezache et al [31]. Il est basé sur l'utilisation des moments d'ordre fractionnaire positif et négatif de la distribution K-plus-bruit, le développement de cette méthode est basé sur l'expression des moments d'ordre de la distribution K-plus-bruit donnée par (2.15). De plus, les moments d'ordre fractionnaire négatif sont introduits afin de minimiser le nombre de paramètres à un seul, le paramètre de forme. La méthode FPNOME peut être considérée comme une version améliorée de l'estimateur FPOME. L'objectif de cette contribution qui est basée sur les moments d'ordre fractionnaire négatif est l'amélioration de la précision des paramètres estimés [7].

A partir de (2.15), l'expression des moments d'ordre fractionnaire négatif est donnée en termes de la fonction hypergéométrique généralisée comme suit :

$$\langle z^{-r} \rangle = \frac{P_n^{-r} \Gamma(N-r)}{\Gamma(N)} {}_2F_0(v, r; \cdot; -1/(bP_n)) \quad (2.51)$$

En multipliant les deux expressions des moments d'ordre positif et négatif données par (2.15) et (2.51), respectivement, pour minimiser l'erreur d'estimation provenant du terme P_n^{-r} . Nous obtenons alors :

$$\frac{\langle z^r \rangle \langle z^{-r} \rangle}{\Gamma(N+r) \Gamma(N-r)} = {}_2F_0(v, -r; \cdot; -1/(bP_n)) {}_2F_0(v, r; \cdot; -1/(bP_n)) \quad (2.52)$$

Cette expression résultante est en fonction du paramètre de forme ν et le terme P_n . Nous pouvons donc utiliser (2.41) en fonction du paramètre de forme ν et le paramètre de forme effectif ν_{eff} .

En remplaçant (2.41) dans (2.52), 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 [31] :

$$\frac{\langle z^r \rangle \langle z^{-r} \rangle (N)^2}{\Gamma(N+r)\Gamma(N-r)} = {}_2F_0 \left(\hat{\nu}, -r; .; -(\sqrt{\hat{\nu}\nu_{eff}} - \hat{\nu})^{-1} \right) {}_2F_0 \left(\hat{\nu}, r; .; -(\sqrt{\hat{\nu}\nu_{eff}} - \hat{\nu})^{-1} \right) \quad (2.53)$$

Notons que pour 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 (2.38) et (2.39) respectivement.

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons considéré le problème d'estimation des paramètres d'un clutter K pour le cas d'une intégration non cohérente de plusieurs impulsions. Cette analyse est effectuée dans le cas de l'absence et la présence du bruit thermique. Nous avons commencé par une étude sur les propriétés statistiques du modèle K sans et avec bruit, nous avons aussi donné l'expression des moments d'ordre dans les deux cas. Après, nous avons présenté les méthodes d'estimations existantes dans la littérature radar dans le cas où le bruit thermique est absent ; à savoir, HOME, FPOME, [zlog(z)] et FPNOME. On mettant en lumière leurs performances en termes de la qualité et la précision d'estimation et leurs avantages respectifs. Enfin, lorsque le bruit thermique est présent, nous avons aussi présenté ces méthodes d'estimations.

3.1 Introduction

Dans la littérature radar, plusieurs méthodes d'estimation ont été proposées tel que l'estimateur basé sur les moments d'ordre supérieur HOME, les moments d'ordre fractionnaire positif FPOME, les moments logarithmique $[z \log(z)]$ et l'estimateur basé sur les moments d'ordre fractionnaire positif et négatif FPNOME en absence et en présence du bruit thermique additif. Dans le but d'améliorer la qualité d'estimation des paramètres de la distribution K et de choisir le meilleur estimateur convergent, i.e., celui qui donnera une estimation ponctuelle la plus proche possible du vrai paramètre.

Dans ce chapitre, nous examinons par les simulations de Monte Carlo, les performances d'estimation des différents estimateurs existants, nous les évaluons à travers une étude comparative entre ces estimateurs. A cet effet, une série de tests est effectuée via des données synthétiques et réelles du clutter de mer utilisant le critère MSE (Mean Square Error).

3.2 Analyse des résultats des simulations

Dans cette section, nous examinons les performances d'estimation des méthodes présentées dans le chapitre précédent de la distribution K-composée en absence et en présence du bruit thermique, via des données synthétiques et réelles.

3.2.1 Performances d'estimation à travers des données synthétiques

La présente section est consacrée dans la totalité à l'évaluation des estimateurs HOME, FPOME, $[z \log(z)]$ et FPNOME. Pour effectuer cette analyse nous utilisons des données synthétiques du clutter générées par le logiciel Matlab. Pour cela une étude comparative est effectuée a pour but de mettre en évidence le meilleur estimateur qui donnera une estimation plus proche du vrai paramètre. Alors que l'erreur détecté est la plus faible. Notons que nous avons utilisé le critère MSE (Mean Square Error) ; i.e., $E[|\nu - \hat{\nu}|^2]$ pour montrer la qualité et la précision d'estimation. Nous avons effectué des différents scénarios en jouant sur le paramètre de forme ν , le CNR, la taille des échantillons M et le nombre d'impulsions intégrées N .

Nous commençons cette analyse par le cas où le bruit thermique est absent.

$$z = \sum_{i=1}^N \text{exprnd}_i(\text{gamrnd}(\nu, 1/b, n, M)) \quad (3.1)$$

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, $[z \log(z)]$ et FPNOME sont

évaluées à travers la comparaison des courbes de MSE du paramètre de forme v , 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{v} . De cette manière, la qualité d'estimation de b est directement rattachée à celle de \hat{v} . A cet effet, nous nous focalisons uniquement sur l'estimation du paramètre de forme v qui représente la principale caractéristique du clutter de la mer et la grandeur la plus importante pour les radaristes.

Pour une valeur de $v \in [0.1, 1.5]$ avec un nombre d'impulsions intégrées $N=1$. L'estimation des paramètres inconnus est réalisée pour $n=1000$ essais Monte-Carlo indépendants. Notre attention se porte sur le nombre d'échantillons $M= 1000, 5000$ et 10000 . Le Tableau 3.1 montre les vraies valeurs des paramètres (v, b), leurs erreurs moyennes ($E[\hat{v} - v]$) et leurs variances ($E[\hat{v}^2] - E[v]^2$) pour les méthodes HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME. Nous remarquons que l'estimateur FPNOME donne presque toujours les meilleurs résultats d'estimation par rapport aux autres estimateurs et que l'estimateur HOME donne les plus mauvais résultats.

Dans un premier temps, nous allons examiner l'effet du nombre d'échantillons M sur la qualité d'estimation. La Figure 3.1 présente le comportement de la MSE de ces estimateurs en fonction du paramètre de forme v . Les valeurs estimées du paramètre de forme, \hat{v} , sont calculées en moyennant sur 1000 réalisations indépendantes. Pour cela nous avons choisi trois valeurs différentes; $M=200$ (a), $M=500$ (b) et $M=1000$ (c) avec un nombre d'impulsion $N=1$ et l'ordre fractionnaire utilisé dans la méthode FPNOME est $r=0.01$. Selon les courbes des MSE présentées sur cette Figure, il est très clair que l'estimateur FPNOME affiche les plus faibles valeurs de MSE et donc les meilleures performances d'estimation que les estimateurs HOME, FPOME et $[z\log(z)]$. Les estimateurs FPOME et $[z\log(z)]$ ont, de leur côté, de très bonnes performances avec une légère supériorité du dernier devant le premier. De plus, l'estimateur HOME a les moins bonnes performances. Nous découvrons aussi, plus le nombre d'échantillons est grand, plus que nous remarquons une amélioration des performances.

Dans un second temps, nous étudions l'influence du nombre d'impulsions N sur la qualité d'estimation. La Figure 3.2 illustre les courbes des MSE du paramètre de forme v obtenues par les estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME, pour $N=1, N=5$ et $N=8$ et avec un nombre d'échantillons $M=1000$. D'après les courbes obtenus et dans la plupart du temps l'estimateur FPNOME donne les plus meilleures performances sur tout pour des petites valeurs du paramètre de forme v . sauf dans l'intervalle $v \in [0.1, 0.5]$ pour $N = 5$, où ses performances se dégradent devant celles de $[z\log(z)]$. Cette dégradation est d'autant plus marquée dans l'intervalle $v \in [0.1, 0.6]$ pour le cas d'un $N=10$. Donc pour des très faibles valeurs du paramètre de forme v , l'estimateur $[z\log(z)]$

donne des résultats plus précis. Notons que toujours les deux estimateurs HOME et FPOME donne les moins bonnes performances. Nous remarquons aussi une amélioration des performances dans le cas de l'augmentation du nombre d'impulsions.

Tableau 3.1- La moyenne de l'erreur et la variance de \hat{v} et \hat{b} de la distribution K-composée sans bruit obtenues par les méthodes HOME, FPOME, [zlog(z)] et FPNOME avec $n=1000$ et $N=1$

Méthode d'estimation	Les paramètres du K-sans-bruit simulé (les valeurs réelles)			La moyenne de l'erreur et la variance des paramètres estimés			
	v	M	b	$E[\hat{v}] - v$	$\text{Var}(\hat{v}) \times 10^{-3}$	$E[\hat{b}] - b$	$\text{Var}(\hat{b}) \times 10^{-3}$
HOME FPOME [zlog(z)] FPNOME	0.1	1000	0.2	0.0285	1.3000	0.0728	9.0000
				0.0049	0.0370	0.0300	1.4000
				0.0032	0.0154	0.0269	1.2000
				0.0036	0.0207	0.0250	1.0000
	0.8		2	0.1408	31.700	0.3964	258.30
				0.0566	5.1000	0.2066	68.200
				0.0508	4.1000	0.1928	59.600
				0.0426	2.8000	0.1567	39.400
	1.5		3.2	0.2846	136.00	0.6527	715.90
				0.1466	34.700	0.3721	221.90
				0.1386	30.700	0.3560	201.00
				0.1422	35.900	0.3529	211.30
HOME FPOME [zlog(z)] FPNOME	0.1	5000	0.2	0.0147	0.3423	0.0345	1.9000
				0.0023	0.0079	0.0126	0.2560
				0.0014	0.0031	0.0113	0.2067
				0.0016	0.0042	0.0108	0.1824
	0.8		2	0.0678	7.4000	0.1857	56.600
				0.0251	1.0000	0.0900	13.300
				0.0225	0.8137	0.0841	11.600
				0.0190	0.5669	0.0701	7.9000
	1.5		3.2	0.1284	26.500	0.2964	140.60
				0.0622	6.1000	0.1623	41.200
				0.0582	5.3000	0.1539	37.100
				0.0619	6.3000	0.1513	37.000
HOME FPOME [zlog(z)] FPNOME	0.1	10000	0.2	0.0112	0.1908	0.0259	1.0000
				0.0016	0.4090	0.0090	0.1286
				0.0010	0.1672	0.0081	0.1043
				0.0012	0.2148	0.0077	0.0933
	0.8		2	0.0499	3.9000	0.1358	28.900
				0.0178	0.4927	0.0612	5.9000
				0.0158	0.3915	0.0570	5.1000
				0.0135	0.2896	0.0477	3.5000
	1.5		3.2	0.0868	12.100	0.1995	63.200
				0.0453	3.1000	0.1165	21.100
				0.0429	2.8000	0.1119	19.500
				0.0458	3.4000	0.1140	20.090

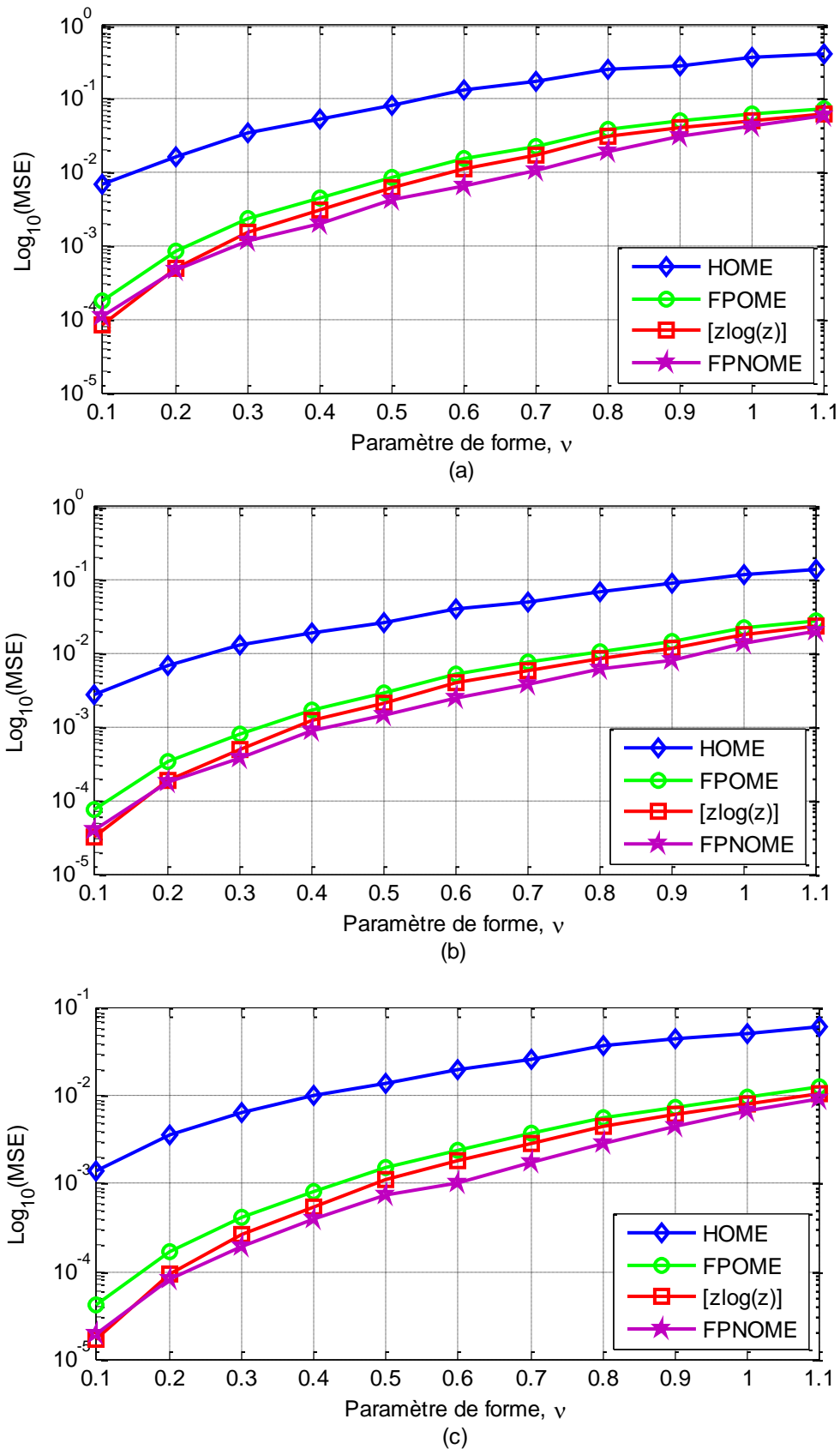


Figure 3.1- MSEs estimées du paramètre de forme ν de la distribution K-composée sans bruit des estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME avec $N=1$ et $n=1000$.
 (a) $M=200$, (b) $M=500$ et (c) $M=1000$

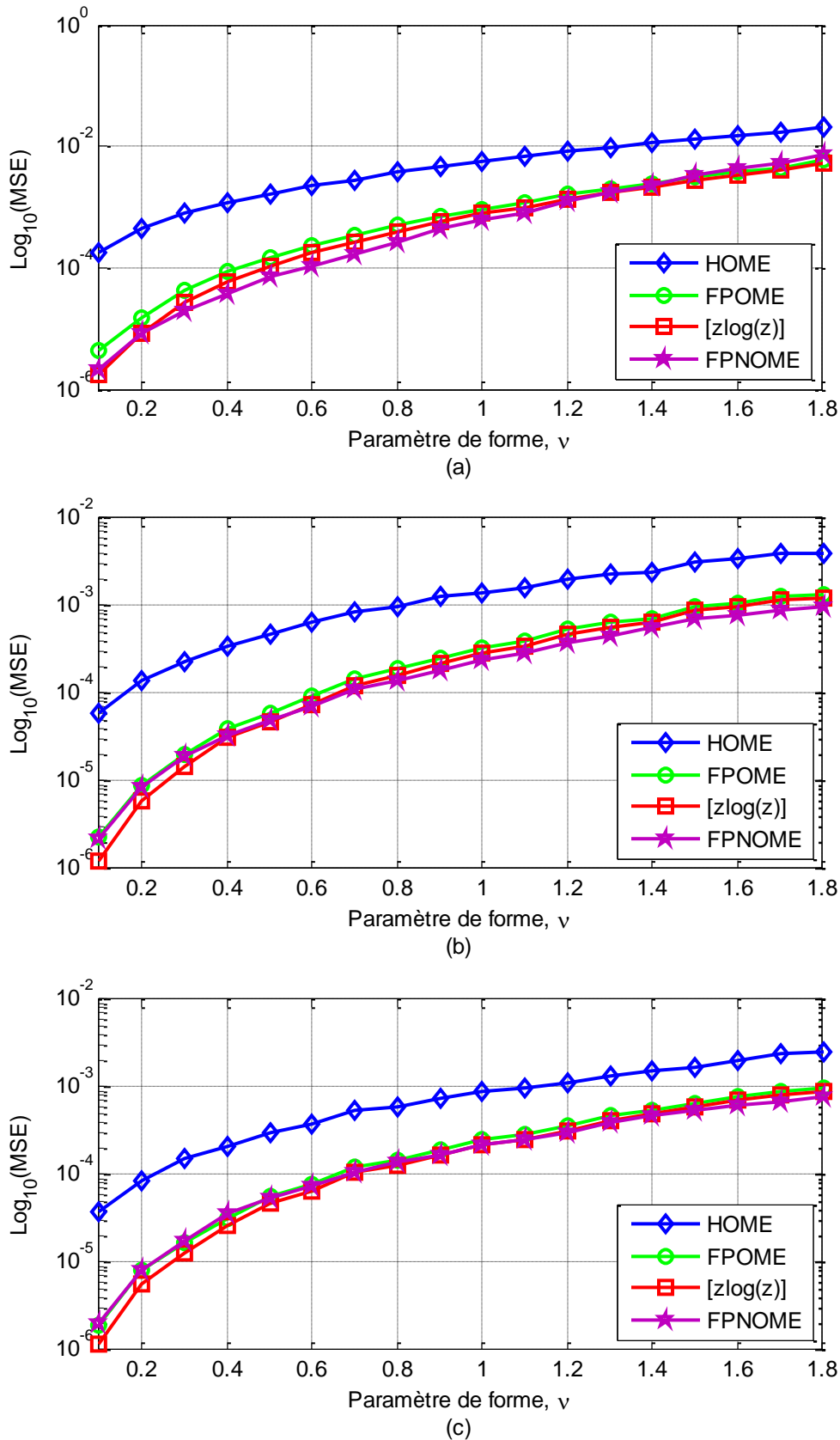


Figure 3.2- MSEs estimées du paramètre de forme ν de la distribution K-composée sans bruit des estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME avec $M=10000$ et $n=1000$.

(a) $N=1$, (b) $N=5$ et (c) $N=8$

Après l'étude comparative des performances des différents estimateurs en absence du bruit thermique, nous intéressons maintenant d'examiner leurs performances dans le cas où le bruit thermique est présent. Dans ce cas, les échantillons du clutter K-plus-bruit sont caractérisés par un paramètre additionnel représentant la puissance du bruit thermique p_n . Alors les échantillons du clutter sont générés en utilisant la simple routine Matlab suivante:

$$z = \sum_{i=1}^N \text{exprnd}_i(p_n + \text{gamrnd}(v, 1/b, n, M)) \quad (3.2)$$

Le Tableau 3.2 récapitule les moyennes statistiques des trois paramètres estimés (i.e., \hat{v} , \hat{b} et \hat{p}_n), leurs erreurs moyennes et les écarts types associés obtenus en moyennant sur 100 réalisations indépendantes pour $v \in [0.1, 1.5]$ et CNR = -3, 0 et 10dB avec un nombre d'impulsion $N=10$, un nombre d'échantillons $M=1000$ et l'ordre fractionnaire utilisé dans la méthode FPNOME est $r=0.1$. D'après les résultats obtenus il est clair que l'estimateur FPNOME donne toujours les meilleures performances et que l'estimateur d'ordre supérieur donne toujours les moins bonnes performances.

Par la suite, nous allons effectuer, pour divers scénarios, une étude comparative des performances des quatre estimateurs HOME, FPOME, $[z \log(z)]$ et FPNOME.

Pour examiner l'influence du nombre d'échantillons M sur la qualité d'estimation, La Figure 3.3 représente les courbes des MSE du paramètre de forme v , où CNR = 0dB, $M = 300, 600$ et 1000 échantillons et $N = 10$ impulsions. En apercevant soigneusement ces courbes, on peut dire que l'estimateur FPNOME est le meilleur estimateur, où leurs performances est évidemment les plus consistantes dans tous les cas étudiés quel que soit la taille des observations M même pour des valeurs faibles du paramètre de forme. Les deux estimateurs FPOME et $[z \log(z)]$ ont des très bonnes performances avec un léger avantage du dernier devant le premier. Par ailleurs, l'estimateur HOME a, dans la majorité des cas, les plus mauvaises performances. On peut dire également que l'augmentation du nombre d'échantillons M affecte positivement les performances d'estimation.

On s'intéresse maintenant à étudier les performances de ces estimateurs dans le cas où le nombre d'échantillons $M=5000$, pour dix impulsions intégrées et avec CNR = 0, 5 et 10dB. La Figure 3.4 illustre la variation de MSE de ces estimateurs en fonction du paramètre de forme. On observe, en général, que les performances de l'estimateur FPNOME sont les plus meilleurs. Aussi que l'augmentation de CNR donne les plus faibles valeurs de MSE et donc les meilleures performances d'estimation.

La Figure 3.5 illustre l'influence du nombre d'impulsions N sur la qualité d'estimation. Elle est obtenue pour $M=5000$, CNR=4 et $N=2, 6$ et 10 . Selon les courbes des MSE présentées sur cette Figure, on peut confirmer que l'estimateur FPNOME représente le meilleur estimateur en termes de

performances d'estimation. Avec un léger avantage pour l'estimateur $[z\log(z)]$ par rapport à cela de l'estimateur FPOME. Cependant, l'estimateur HOME a les plus mauvaises performances dans tous les cas. On peut dire aussi que l'augmentation du nombre d'impulsions améliore les performances d'estimations.

Nous allons comparer maintenant les performances des estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME en termes du temps d'exécution sur ordinateur. On peut dire que les estimateurs HOME et $[z\log(z)]$ sont les plus performants en termes de temps d'exécution, à cause de leurs simplicités calculatoires. De plus, le temps de calcul consommé par les deux autres estimateurs FPOME et FPNOME est un peu long à cause de leur complexité mathématique dû à la fonction hypergéométrique.

Tableau 3.2- La moyenne de l'erreur et la variance de $\hat{\nu}$, \hat{b} et \hat{p}_n de la distribution K-plus-bruit obtenues par les méthodes HOME, FPOME, [zlog(z)] et FPNOME avec CNR=-3, 0 et 10dB, M=1000, 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	$E[\hat{\nu}]-\nu$	$\text{Var}(\hat{\nu})$	$E[\hat{b}]-b$	$\text{Var}(\hat{b})$	$E[\hat{p}_n]-p_n$	$\text{Var}(\hat{p}_n)$
HOME FPOME [zlog(z)] FPNOME	0.5	-3	1.4976	0.6661	0.2314 0.1285 0.1266 0.1172	0.1030 0.0304 0.0294 0.0246	0.3976 0.2713 0.2673 0.2511	0.2902 0.1355 0.1321 0.1172	0.0596 0.0313 0.0305 0.0278	0.0061 0.0017 0.0016 0.0013
HOME FPOME [zlog(z)] FPNOME	0.1	0	0.2000	0.5000	0.0614 0.0219 0.0201 0.0176	0.0058 0.00073 0.00061 0.00047	0.0742 0.0422 0.0405 0.0382	0.0086 0.0030 0.0028 0.0025	0.0967 0.0186 0.0144 0.0092	0.0131 0.00050 0.00031 0.00013
HOME FPOME [zlog(z)] FPNOME	1.0				2.0000	0.5000	0.4939 0.2302 0.2270 0.1970	0.4428 0.0899 0.0880 0.0665	0.5409 0.3294 0.3261 0.2974	0.4785 0.1708 0.1680 0.1414
HOME FPOME [zlog(z)] FPNOME	1.5		3.0000	0.5000			0.7340 0.4268 0.4292 0.4001	1.0310 0.3206 0.3243 0.2703	0.7871 0.5295 0.5303 0.4987	1.0701 0.4875 0.4902 0.4328
HOME FPOME [zlog(z)] FPNOME	0.1				10	0.1100	0.0909	0.0524 0.0152 0.0143 0.0133	0.0044 0.00033 0.00029 0.00025	0.0347 0.0178 0.0173 0.0169
HOME FPOME [zlog(z)] FPNOME	0.5	0.6581	0.0909	0.1835 0.0628 0.0588 0.0549				0.0581 0.0066 0.0058 0.0050	0.1466 0.0784 0.0759 0.0735	0.0368 0.0107 0.0101 0.0094

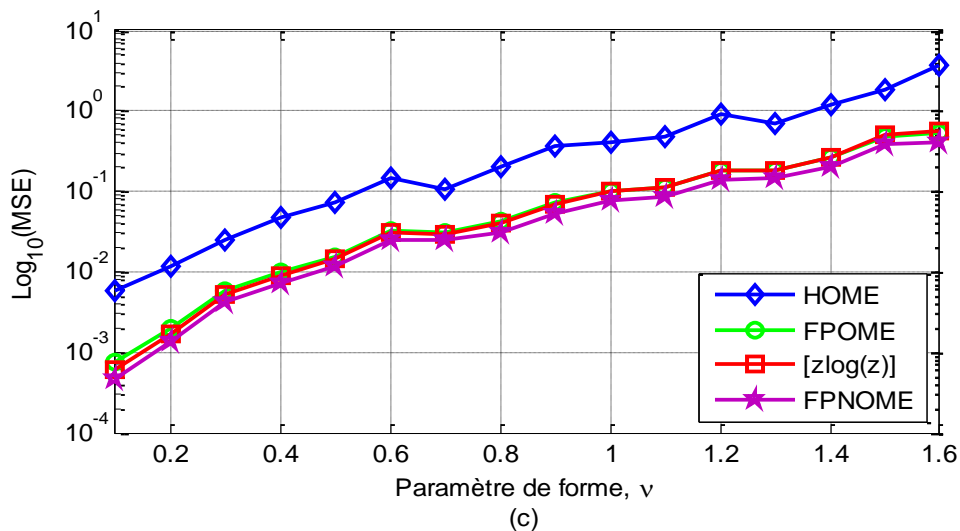
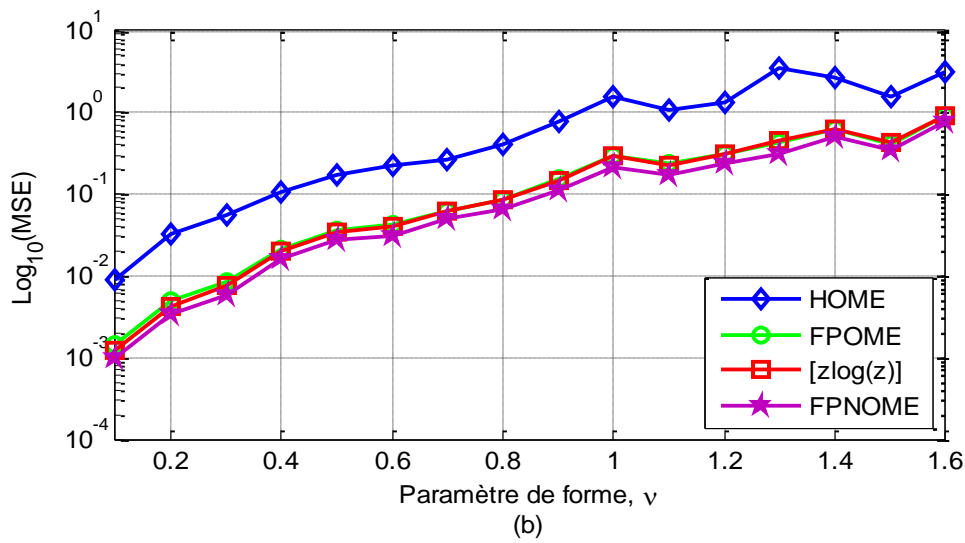
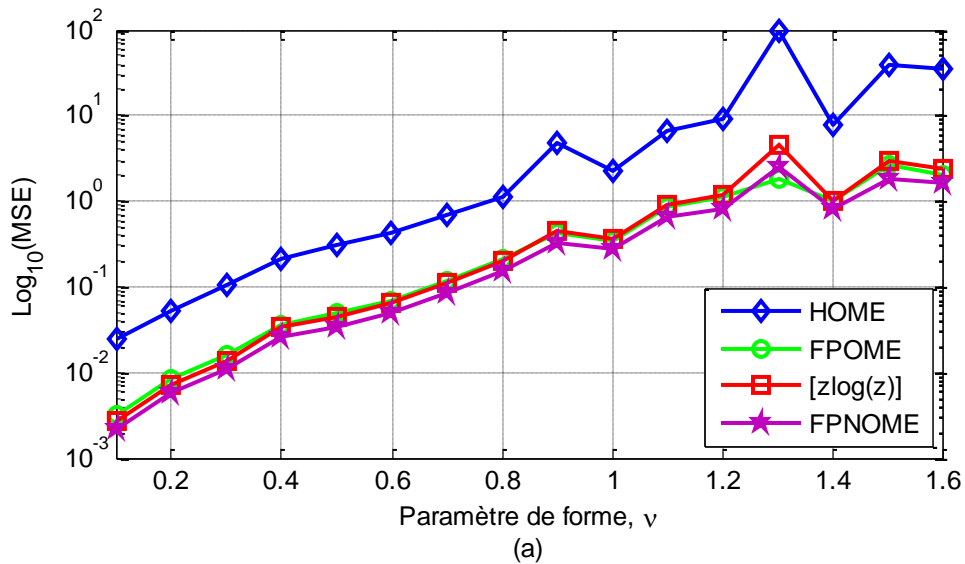


Figure 3.3- MSEs estimées du paramètre de forme ν de la distribution K-plus-bruit des estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME avec CNR=0, $N=10$ et $n=100$.
 (a) $M=300$, (b) $M=600$ et (c) $M=1000$

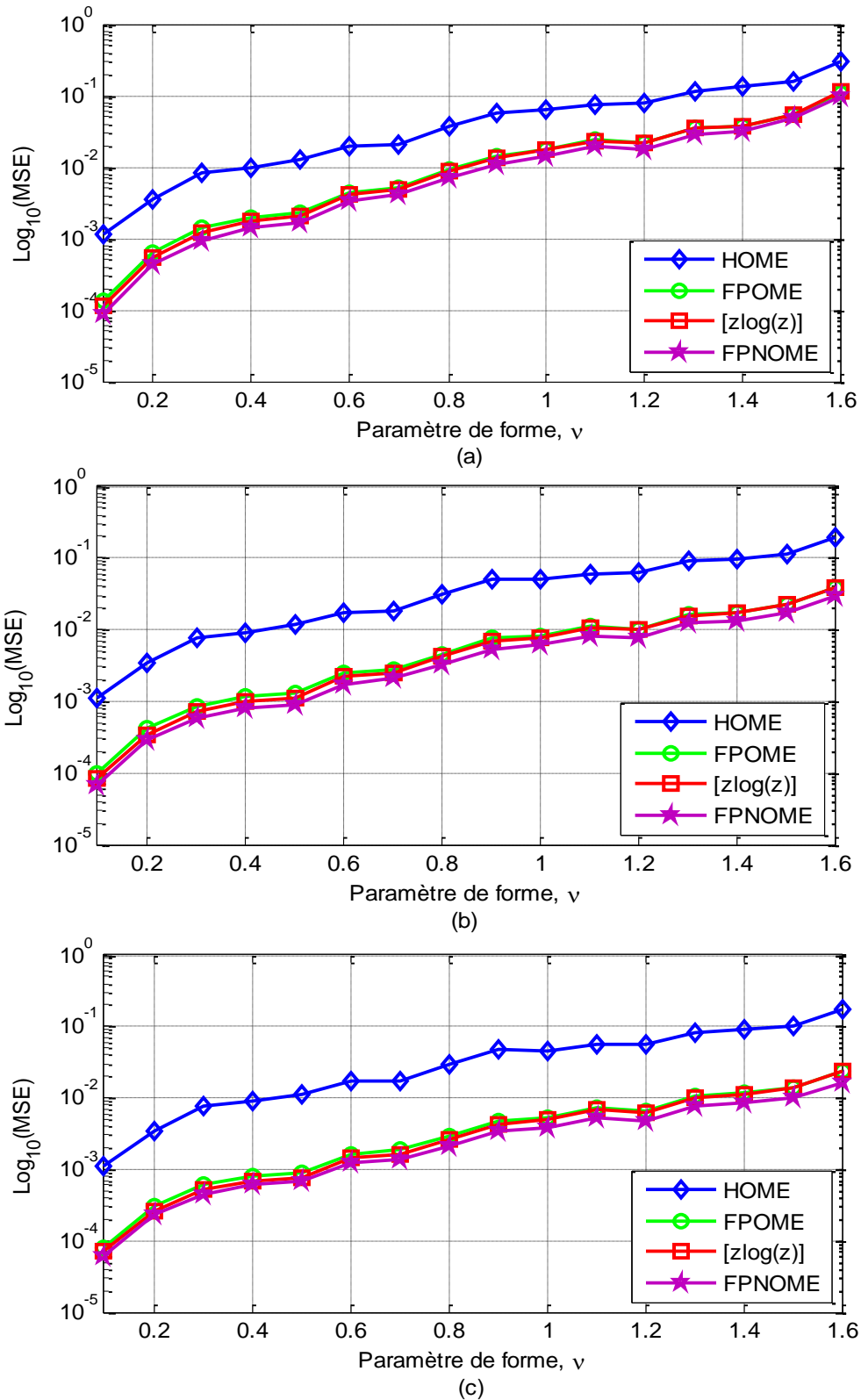


Figure 3.4- MSEs estimées du paramètre de forme ν de la distribution K-plus-bruit des estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME avec $M=5000$, $N=10$ et $n=100$.
 (a) CNR=0, (b) CNR=5 et (c) CNR=10

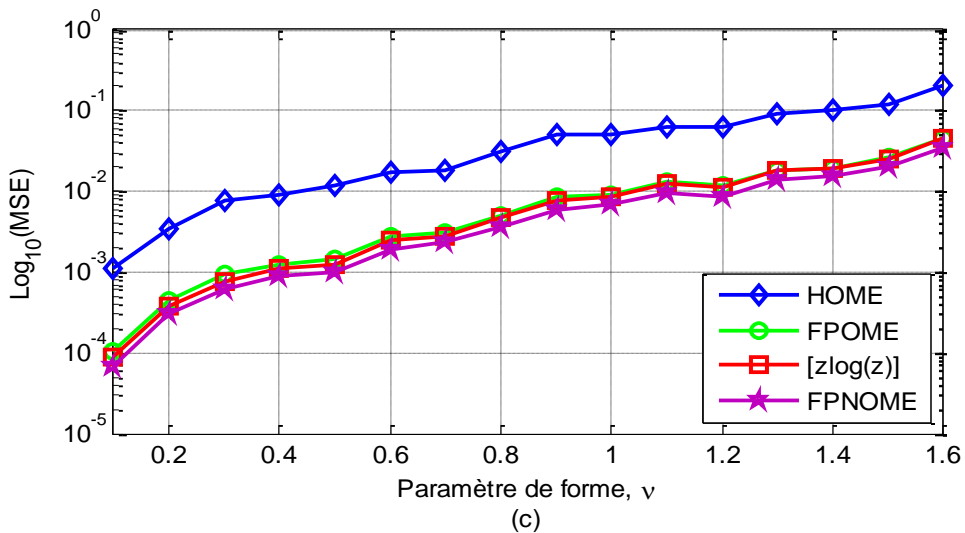
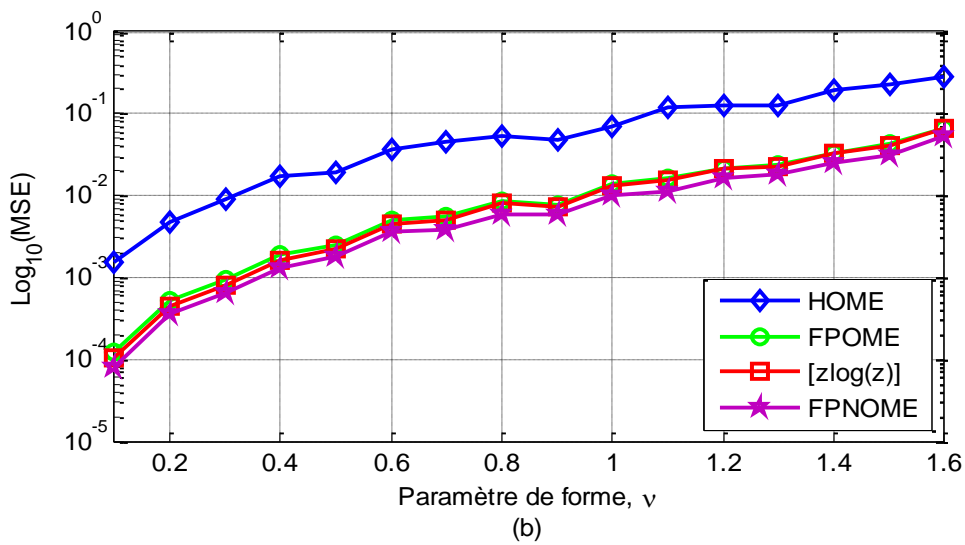
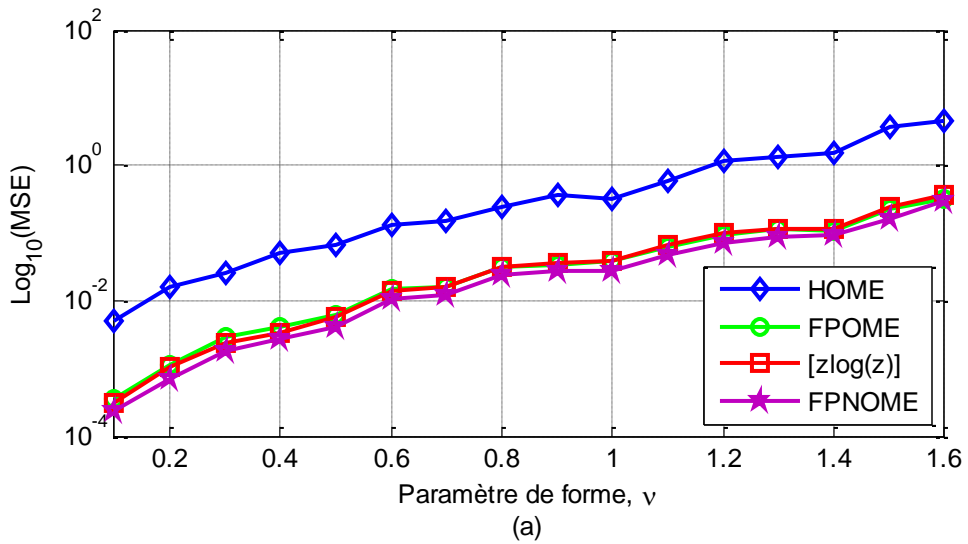


Figure 3.5- MSEs estimées du paramètre de forme ν de la distribution K-plus-bruit des estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME avec $M=5000$, $CNR= 4$ et $n=100$.
 (a) $N=2$, (b) $N=6$ et (c) $N=10$

3.2.2 Performances d'estimation à travers des données réelles

Dans ce cas, nous utilisons des données réelles d'échos de mer en exploitant la base de Données IPIX collectées par un radar expérimental à bande X pour évaluer les performances des estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME pour la distribution K-composée. 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 Canada, à une hauteur de 20 mètres par rapport au niveau du lac d'Ontario. 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 [33].

Les paramètres estimés à travers les estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME sont remplacés dans l'expression théorique de PDF du clutter K avec le bruit thermique. Les courbes des PDFs obtenues par les quatre estimateurs sont ensuite comparées aux PDF réelles estimées à partir des échantillons des données utilisant la routine Matlab (`ksdensity`) [34]. Pour cela une série de tests a été effectuée en jouant sur la polarisation et la résolution des données disponibles.

La Figure 3.6 représente les courbes des PDFs correspondant aux valeurs estimées des paramètres ($\hat{\nu}$, \hat{b} et \hat{p}_n) par les méthodes HOME, FOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME. Les courbes des PDFs sont obtenues à partir d'une polarisation HH et de résolution 3m dans le cas d'une intégration de plusieurs impulsions. La Figure en haut (a) est obtenue à travers l'utilisation de la 24^{ème} à la 29^{ème} case distance (N=6) et la Figure en haut (b) est obtenue pour une intégration de la 16^{ème} à la 22^{ème} case distance (N=7). D'après les résultats obtenus, nous remarquons dans les deux cas étudiés que les courbes des PDFs obtenues par la méthode FPNOME donnent les meilleurs ajustements aux PDF réelles par rapport aux autres méthodes. Les deux estimateurs $[z\log(z)]$ et FPOME donnent aussi un bon ajustement avec une légère supériorité du premier par rapport au deuxième. On constate également que l'estimateur HOME affiche de mauvaises ajustements.

Les mêmes tests ont été effectués cette fois-ci pour une polarisation VV et de résolution en distance de 3m, d'où les résultats d'ajustement sont montrés sur la Figure 3.7. Nous utilisons cette fois les données de la 24^{ème} case distance (N=1) pour la Figure en haut (a) et les données de la 13^{ème} à la 17^{ème} case distance (N=5) pour la Figure en bas (b) dans le cas d'intégration de plusieurs impulsions. Les courbes des PDFs représentés sur cette Figure montrent que l'estimateur FPNOME donne les meilleurs ajustements des données réelles dans la plupart des cas étudiés.

Nous remarquons aussi que les courbes estimées dévient un peu par rapport aux courbes réelles. Ceci prouve que les données réelles ne suivent pas parfaitement le modèle K-plus-bruit.

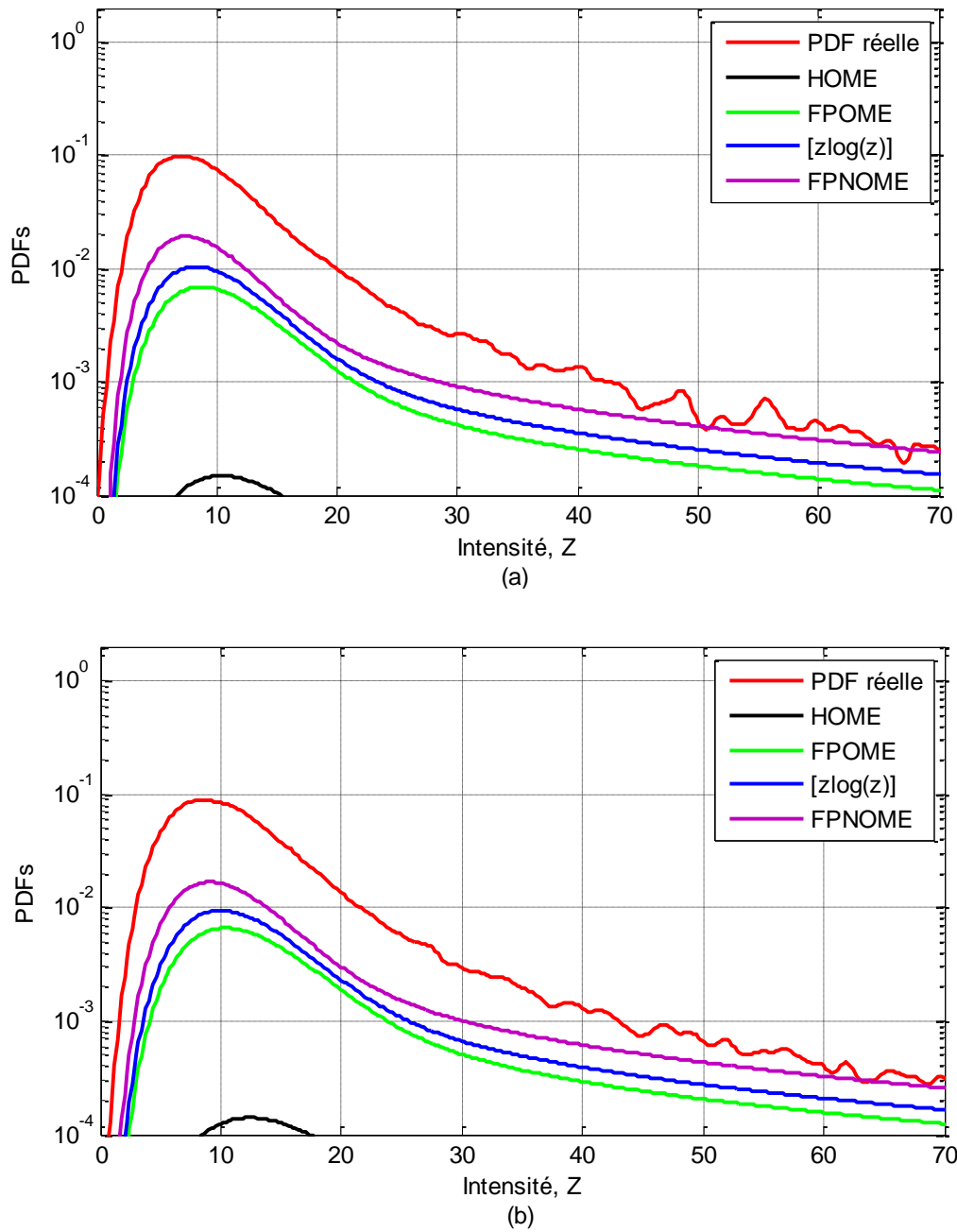


Figure 3.6- Courbes des PDFs du clutter K-plus-bruit ajustées sur les données réelles pour une intégration du 24^{ème} à la 29^{ème} case distance (N=6) (a) et pour une intégration du 16^{ème} à la 22^{ème} case distance (N=7) (b), de polarisation HH et de résolution 3m des estimateurs HOME, FPOME, [zlog(z)] et FPNOME

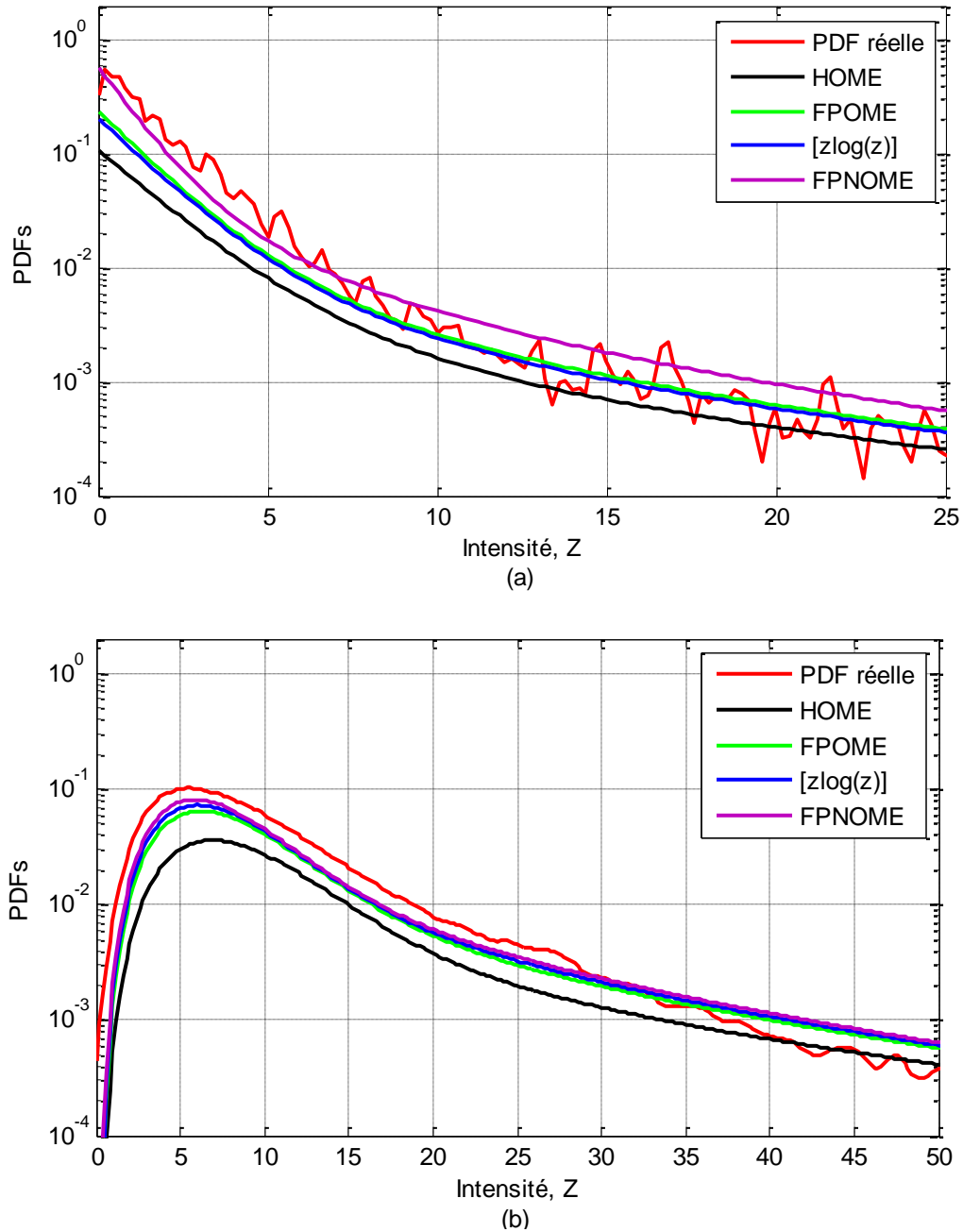


Figure 3.7-Courbes des PDFs du clutter K-plus-bruit ajustées sur les données réelles pour une intégration du 24^{ème} case distance (N=1) (a) et pour une intégration du 13^{ème} à la 17^{ème} case distance (N=5) (b), de polarisation VV et de résolution 3m des estimateurs HOME, FPOME,[zlog(z)] et FPNOME

3.3 Conclusion

Nous avons discuté dans ce chapitre le problème d'estimation des paramètres de la distribution K-composée en l'absence et en présence du bruit thermique additif. Nous avons considéré le cas d'une intégration non cohérente de plusieurs impulsions. En détails, nous avons effectués une étude comparative de performances des estimateurs HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME à travers des données synthétiques et réelles. Cette étude de performances, dans les pluparts des scénarios effectués, a montré que l'estimateur FPNOME est le plus performant par rapport aux estimateurs HOME, FPOME et $[z\log(z)]$, en termes de la qualité et la précision d'estimation mais avec une certaine complexité calculatoire dû à la fonction hypergéométrique. Nous avons noté aussi que les difficultés d'estimation augmentent lorsque le bruit thermique est présent par rapport au cas sans bruit thermique à cause du paramètre de puissance du bruit thermique. Finalement, Les performances d'ajustement des différents estimateurs utilisant les données réelles du radar IPIX ont été évaluées et comparées en présence du bruit thermique. Les résultats obtenus montrent dans la majorité des tests effectuée que l'estimateur FPNOME est le plus performant par rapport aux autres estimateurs.

Conclusion générale

Dans ce mémoire nous avons discuté le problème d'estimation des paramètres de la distribution K-composée en l'absence et en présence du bruit thermique additif dans un environnement non-Gaussien. Nous avons étudié dans un premier temps la modélisation statistique de l'environnement où la cible à détecter, l'estimation des paramètres du modèle du clutter et les algorithmes de la détection adaptative CFAR.

Dans un deuxième temps, le travail est orienté vers l'étude du problème d'estimation des paramètres du clutter K sans et avec bruit pour une intégration non cohérente de plusieurs impulsions. Nous avons présenté une étude théorique sur les propriétés statistiques du modèle K-composé sans et avec bruit. Puis, nous avons exposé les principales méthodes d'estimation existantes dans la littérature radar : HOME, FPOME, $[z\log(z)]$ et FPNOME, aussi que leurs expressions des moments. Ensuite, nous avons évaluées les performances de ces méthodes d'estimation en termes de la qualité et la précision d'estimation à travers une série de comparaisons utilisant des données simulées. Notons que la méthode de Monte-Carlo a été utilisée pour évaluer leurs performances. Finalement, nous avons aussi effectuées une analyse des performances des estimateurs précédents utilisant des données réelles du clutter de mer collectées par le radar IPIX.

La majorité des résultats obtenus, dans les deux cas étudié (sans et avec bruit) des données synthétiques et réelles, montrent que l'estimateur basé sur les moments d'ordre fractionnaire positif et négatif FPNOME représente le meilleur estimateur qui donnera la meilleure qualité d'estimation par rapport aux autres estimateurs.

Bibliographie

- [1] Chabbi, S., “ détection adaptative CFAR à censure automatique basée sur les statistiques d'ordre en milieux non Gaussiens, ” Mémoire Magister, département d'électronique, université de Constantine, 2008.
- [2] Éditeur: Christian Wolff, Traduction En Langue Française Et Révision: Pierre Vaillant Et Christophe Paumier, Version 9 Juillet 2011.
Site Internet:Www.Radartutorial.Eu.
- [3] Skolnik, M.I. “Introduction to Radar System, (3rd ed.),”New York: McGraw-Hill, 2001.
- [4] Sahed, M., “Détection automatique CFAR en environnement non Gaussien,”Thèsededoctorat, Universitéde Mohamed Boudiaf-M'sila, Algérie, 2015.
- [5] Merrill I.,Skolnik.“Radar Handbook”, pp.9-13, McGraw-Hill Publishing Co, 1989.
- [6] Laroussi, T., “Détection adaptative CFAR de cibles chi-square corrélées à plusieurs degrés de liberté en présence de fouillis Rayleigh corrèle,” Thèse de Doctorat d'Etat, Université de Constantine, Décembre 2005.
- [7] Chalabi, I., “Estimation et Détection Adaptative des Cibles pour Radars MIMO dans un environnement de Clutter non-Gaussien,” Thèse de doctorat, Université Mohamed Boudiaf de M'sila, Algérie, 2017.
- [8] Minkler, G., Minkler, J., “CFAR – the principles of automatic radar detection in clutter ,” Magellan, Baltimore, 1990.
- [9] Haykin S, Bakker R, et Currie B.W., “Uncovering Nonlinear Dynamics The case study of sea clutter data,” Proc. IEEE, Vol. 90, pp. 860881, May 2002.
- [10] Goldstein, G.B., “False-alarm regulation in log-normal and Weibull clutter,”IEEE Transactionson Aerospace and Electronic Systems, Vol. 9, N°. 1, pp. 84-92, January1973.
- [11] Guida, M., Longo, M., et Lops, M., “Biparametric CFAR procedures for Lognormal clutter,”IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems,Vol. 29, N°3, pp. 798-809, July1993.
- [12] Schleher D. C. “Radar detection in Weibull clutter,” IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems , vol. 12, n°6, pp. 736-743, Novembre 1976.
- [13] Jakeman, E., et Pusey, P. N., “A model of non-Rayleigh sea echo,” IEEE Transactions on Antennas and Propagation , vol. 24, n°6, pp. 806-914, Novembre 1976.

-
- [14] Ward K. D., "Compound representation of high resolution sea clutter," *Electronics Letters*, vol. 17, n°16, pp. 561-563, Août 1981.
- [15] 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, Décembre 1985.
- [16] 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.
- [17] Rosenberg, L., et Bocquet, S., "The Pareto distribution for high grazing angle sea clutter," *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Conference*, Melbourne, Australia, pp. 4209-4212, 2013.
- [18] 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.
- [19] Ollila, E., Tyler, E., Koivumäki, D. E. V., et 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.
- [20] Barkat, M., "Signal detection and estimation," *Artech house radar Library*, MA 02062, 2ième édition 2006.
- [21] Achbi, S., Abadli, "analyse des performances des détecteurs CA, OS et ML-CFAR dans un clutter de distribution WEIBUL" *Mémoire d'ingénieur d'état, département automatique, université de Biskra*, 2006.
- [22] Finn, H. M. et 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, Septembre 1968.
- [23] Hansen, V. G., et Sawyers, J. H., "Detect ability 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.
- [24] 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.
- [25] 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.
- [26] 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.
- [27] 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.
-

-
- [28] 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.
- [29] Watts, S., "Radar detection prediction in K-distributed sea clutter and thermal noise," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 23, N^o. 1, pp. 40-45, January 1987.
- [30] 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^o. 1, pp. 492-505, January 2015.
- [31] 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.
- [32] 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^o. 1, pp. 733-738, January 2015.
- [33] Haykin, S., Bakker, R., and Currie, B. W., "Uncovering non linear dynamics the case study of sea clutter data," Proc. IEEE, Vol. 90, pp 860881, May 2002.
- [34] Bowman, A.W., and Azzalini, A., "Applied smoothing techniques for data analysis," New York: Oxford University Press, 1997.