

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
Option : Technologies de Télécommunications

Mémoire de fin d'études en vue de l'obtention du diplôme
MASTER

Thème

Estimation des paramètres du clutter radar distribué
selon la loi de Pareto

Date de soutenance : 26/09/2017

Réalisé Par :

-CHOUAL Selma

- BOUNEHLA Zahra

Devant le jury composé de :

Président : -Mr. BAHLOUL

Rapporteur : - Mr. CHALABI

Examineur : -Mr. BENSAFIA

Année universitaire : 2016- 2017

Remerciements

En premier lieu, nous tenons à remercier Dieu le tout puissant de nous avoir donné la santé morale, physique et patience de finir ce travail.

*Aussi nous tenons à remercier notre promoteur **CHALABI Izzedine** pour son encadrement, ses conseils, et le temps qu'il a consacré pour nous afin de réaliser notre mémoire.*

Comme nous tenons à remercier monsieur le président et membres du jury pour avoir accepté le rôle d'examineurs.

Nous exprimons aussi toutes notre gratitude et remerciements aux professeurs, enseignants et étudiants du département de génie électrique de l'Université de Bouira avec qui nous avons vécu des années de savoir et de connaissance.

Nos remerciements vont également à l'adresse de tous ceux qui nous ont soutenu au de la réalisation de ce mémoire.

Dédicace

Je dédie ce modeste travail plus particulièrement à ceux qui m'ont donné la vie, et l'espoir de vivre ma Mère et mon Père, et à ceux qui m'ont donné la joie de vivre mon frère M.AMINE, et mes sœurs ROMAÏSSA, AHLEM ET ZAHRA.

Aussi, je dédie ce travail à tout ceux qui ont été à mes cotés et m'ont encouragé durant ma vie estudiantine, et particulièrement à ceux qui m'ont initié une formation spécialisée Mr.SIFODIL Abdelrahman (BOUIRA) et Mr SAYAH SEBBIH et l'ensemble des travailleurs MOBILIS ALGER

Selma.choual

Dédicace

Avant tout, je remercie DIEU qui m'a armé de courage pour achever mes études et la volonté nécessaire pour affronter les difficultés de la vie. Je dédie ce modeste travail

A ma mère.

A mon cher père qui n'a pas cessé de m'encourager et qui était toujours fier de moi. Papa, merci à vous pour les valeurs nobles et la bonne éducation que vous m'avez inculquées .

A mes frères et mes sœurs.

A tous les membres de ma famille; grands et petits.

A tout mes amis :SELMA ; Nacira, Hanan, , Souhila ,Wafa,Baya,Chahra,Amel,Meriem,Manar,Aicha,Ouahida .

Surtouts mon cher ami Bessam. Merci pour ton aide durant toute l'année universitaire , et tous ceux qui ont une relation de proche ou de loin avec la réalisation du présent rapport.

ZAHRA

Résumé

La détection du signal est une procédure qui peut être implémentée dans diverses applications telles que les radars, les sonars et les systèmes de communications. Le terme RADAR signifie la détection et localisation à distance d'un objet (cible) à partir du signal rétrodiffusé (écho) par le système radar. L'objectif de ce mémoire consiste à étudier le problème d'estimation des paramètres de la distribution de Pareto composée qu'est pour modéliser le clutter de mer non-Gaussien en absence et en présence du bruit thermique. Nous avons présenté une étude théorique des différents méthodes existants pour une intégration non cohérente de plusieurs impulsions, à savoir la méthode HOME (Higher Order Moments Estimator), FOME (Fractional Order Moments Estimator) et les moments logarithmiques $[z\log(z)]$. Après, nous avons évalué leurs performances en termes de qualité et la précision d'estimation utilisant des données synthétiques et réelles du radar IPIX. Les résultats obtenus ont montré que les estimateurs FOME et $[z\log(z)]$ offrent des qualités d'estimation appréciables.

Mots clés : Détection, RADAR, CFAR, Pareto, Estimation, Clutter.

Abstract

Signal detection is a procedure that can be implemented in various applications such as radars, sounds and communication systems. The term RADAR means the detection and remote location of an object (target) from the backscattered signal (echo) by the radar system. The objective of our memory is to study the problem of estimating the parameters of the compound Pareto distribution that is widely used in radar applications to model statistical models of the non-Gaussian sea clutter taking into account the absence and the presence of thermal noise for this purpose in a first step, we recalled the principle of a radar system and their operating principle, as well as statistical models of targets and dimensions, Secondly, we present the existing estimators HOME (Higher Order Moments Estimator), Fractional Order Moments Estimator (FOME), which is based mainly on fractional moments and logarithmic moments $[z \log(z)]$ that are presented in the case of an integration of several pulses with the absence and presence of the thermal noise. Finally through the results of estimation of the Pareto compound parameters, we compared the three proposed estimators and their performance were also evaluated with the Monte-Carlo simulations, using synthetic data and of the IPIX radar the detection performances were evaluated

Keywords: Detection, CFAR, RADAR, Pareto, Estimation, Clutter.

ملخص

كشف الإشارة هو إجراء يمكن تنفيذه في تطبيقات مختلفة مثل الرادارات والسونار وأنظمة الاتصالات. ويعني مصطلح رادار الكشف وتحديد هدف وموقعه عن طريق اشارات خلفية (صدى) بواسطة أنظمة الرادار. أطروحتنا الهدف منها هو مشكلة تقدير نماذج التوزيع لباريتو مركب والمستعمل على نطاق واسع من تطبيقات الرادار من أجل صناعة نماذج احصائية لغير الغوسي، مع أخذ بعني الاعتبار غياب و حضور التشويش الحراري في المرحلة الأولى قدمنا تذكيرا لمبدأ نظام الرادار و مبدأ تشغيله وكذلك مبدأ النماذج الثابتة و التشويش المحيطي لسطح. في المرحلة الثانية قدمنا المقدرات الموجودة مثل HOME(Higher Order Moments Estimator) و FOME(Fractional Order Moments Estimator) و $[Z \log(Z)]$ المتمثلة في حالة اندماج عدة نبضات بغياب و حضور التشويش الحراري. أخيرا و عبر نتائج تقديرات مقاييس Pareto composée, قمنا أيضا بمقارنة النماذج الثلاثة المقدمة سابقا, وكذلك تقييم أدائها باستعمال محاكاة Monte-Carlo, وذلك عن طريق معطيات اصطناعية و حقيقية للرادار IPIX.

الكلمات المفتاحية: الكشف، رادار، كفار، باريتو، تقدير، فوضى.

Table des matières

| | |
|---|------|
| Remerciements..... | I |
| Résumé..... | II |
| Table des matières..... | IV |
| Liste des figures..... | VI |
| Liste des tableaux..... | VII |
| Liste des abréviations..... | VIII |
| Symboles et notations..... | IX |
| Introduction générale..... | 1 |
| Chapitre 1..... | 3 |
| Généralités sur les systèmes Radars..... | 3 |
| 1.1 Introduction..... | 3 |
| 1.2 Principe de fonctionnement du radar..... | 3 |
| 1.3 Différents types de bruit..... | 4 |
| 1.3.1 Le bruit thermique..... | 4 |
| 1.3.2 Le clutter..... | 4 |
| 1.3.2.1 Clutter de volume..... | 5 |
| 1.3.2.2 Clutter de surface..... | 5 |
| 1.4 Modèles statistiques du clutter de mer..... | 5 |
| 1.4.1 Distribution Log-normal..... | 7 |
| 1.4.2 Distribution de Weibull..... | 7 |
| 1.4.3 Distribution K-composée..... | 8 |
| 1.5 Estimation des paramètres du modèle statistique du clutter de la mer..... | 9 |
| 1.6 Théorie de la décision..... | 9 |
| 1.7 Détection CFAR..... | 11 |
| 1.7.1 Principe de la détection adaptative CFAR..... | 11 |
| 1.8 Conclusion..... | 13 |
| Chapitre 2..... | 14 |
| Estimation des paramètres du clutter de Pareto..... | 14 |

| | |
|---|----|
| 2.1 Introduction :..... | 14 |
| 2.2 Distribution de Pareto composée | 14 |
| 2.3 Méthodes d'estimations en l'absence du bruit thermique..... | 15 |
| 2.3.1 Méthode des moments d'ordre supérieur | 15 |
| 2.3.1.1 Démonstration de l'estimateur HOME | 15 |
| 2.3.2 Méthode de $[z\log(z)]$ | 16 |
| 2.3.2.1 Démonstration de l'estimateur $[z\log(z)]$ | 16 |
| 2.3.3 Méthode des moments d'ordre fractionnaire..... | 17 |
| 2.3.3.1 Démonstration de l'estimateur FOME..... | 17 |
| 2.4 Méthodes d'estimations en présence du bruit..... | 18 |
| 2.4.1 Expression des moments de la distribution de Pareto-plus-bruit..... | 18 |
| 2.4.2 Méthode des moments d'ordre supérieur | 19 |
| 2.4.3 Méthode des moments d'ordre fractionnaire..... | 20 |
| 2.4.4 Méthode de $[z\log(z)]$ | 21 |
| 2.5 Conclusion | 22 |
| Chapitre 3..... | 23 |
| Résultats et discussions..... | 23 |
| 3.1 Introduction..... | 23 |
| 3.3 Estimation des Performances avec des données synthétiques | 23 |
| 3.3.1 En l'absence du bruit thermique | 23 |
| 3.3.2 Présence du bruit thermique | 29 |
| 3.4 Performances d'estimation à travers des données réelles | 35 |
| 3.5 Conclusion | 39 |
| Conclusion générale..... | 40 |
| Bibliographies | 41 |

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 mer)..... | 6 |
| Figure 1.3 clutter gaussien avec clutter épineux (Pareto clutter)..... | 6 |
| Figure 1.4 Fonctions de bases d'un système de détection radar /8[8] | 10 |
| Figure 1.5 Principe de la détection adaptative CFAR [8] | 12 |
| Figure 1.6 Détecteurs CA, GO et SO-CFAR [8] | 13 |
| Figure 3.1 MSEs du paramètre de forme α du clutter Pareto-composé sans bruit des méthodes HOME, FOME et $[z\log(z)]$, pour $N=10$ et $n=100$ | 25 |
| Figure 3.2 MSEs du paramètre de forme α du clutter Pareto-composé sans bruit des méthodes HOME, FOME et $[z\log(z)]$, pour $M=10000$ et $n=100$, (a) $N=1$, (b) $N=4$ et (c) $N=8$ | 27 |
| Figure 3.3 MSEs du paramètre de forme α du clutter Pareto-plus-bruit des estimateurs HOME, FOME et $[z\log(z)]$, pour $CNR=0\text{dB}$, $M=10000$, $N=10$ et $n=100$ | 31 |
| Figure 3.4 MSEs du paramètre de forme α du clutter Pareto-plus-bruit des estimateurs HOME, FOME et $[z\log(z)]$, pour $CNR=10\text{dB}$, $M=10000$, $N=10$ et $n=100$ | 33 |
| Figure 3.5 MSEs du paramètre de forme α du clutter Pareto-plus-bruit des estimateurs HOME, FOME et $[z\log(z)]$, pour $CNR=10\text{dB}$, $M=10000$, $N=1$ et $n=100$ | 34 |
| Figure 3.6 Courbes des PDFs ajustées sur les données réelles de la 1ère case distance de polarisation HH et de résolution 3m des estimateurs HOME, FOME et $[z\log(z)]$ avec $M=60000$ et $N=1$ | 36 |
| Figure 3.7 Courbes des PDFs ajustées sur les données réelles de la 3ème case distance de polarisation VV et de résolution 3m des estimateurs HOME, FOME et $[z\log(z)]$, avec $M=60000$ et $N=1$ | 37 |
| Figure 3.8 Courbes des PDFs ajustées sur les données réelles de la 2ème à la 11ème case distance de polarisation VV et de résolution 15m des estimateurs HOME, FOME et $[z\log(z)]$, avec $M=60000$ et $N=10$ | 38 |
| Figure 3.9 Courbes des PDFs ajustées sur les données réelles de la 17ème à la 26 ^{ème} case distance de polarisation HH et de résolution 30m des estimateurs HOME, FOME et $[z\log(z)]$, avec $M=60000$ et $N=10$ | 39 |

Liste des tableaux

Tableau 3.1 Erreur moyenne et MSE des paramètres α , β du clutter Pareto des estimateurs HOME, FOME et $[z\log(z)]$, avec, $N=10$ et $n=100$, $M=200$, $M=500$, $M=1000$**24**

Tableau 3.2 Valeur moyenne et écart type des paramètres α , β et P_n du clutter Pareto-plus-bruit des estimateurs HOME, FOME et $[z\log(z)]$, avec $CNR=0dB$, $N=10$ et $n=200$**30**

Liste des abréviations

| | |
|----------------|--|
| AOS | Adaptive Ordre Statistic |
| CA-CFAR | Cell Averaging |
| CDF | Cumulative Density Function |
| CFAR | Constant False Alarm Rate |
| CNR | Clutter-to-Noise Ratio (Rapport Clutter-sur-Bruit) |
| CST | Cellule Sous Test |
| CW | Wibull Composé |
| FOME | Fractional Order Moments Estimator |
| GO-CFAR | Greatest Of CFAR |
| HOME | Higher Order Moments Estimator |
| IPIX | Intelligent Pixel processing X-band |
| MSE | Mean Square Error (Erreur Quadratique Moyenne) |
| PDF | Probability Density Function |
| RADAR | RADio Detection And Ranging |
| SO | Smallest Of |
| SO-CFAR | Smallest Of Selection Logic in Cell Averaging CFAR |

Symboles et notations

| | |
|--------------------|---|
| Cm | Centimètre |
| Ms | Milli seconde |
| $P_X(X)$ | Fonction de distribution cumulative de la variable aléatoire X |
| X | Variable aléatoire |
| μ | La moyenne |
| σ | Écart-type |
| $F_{(X)}$ | La fonction de répartition |
| x | Observation particulière de la variable aléatoire X |
| $erf(\cdot)$ | La fonction d'erreur |
| P_X | Fonction de densité de probabilité de la variable aléatoire X |
| c | Paramètre d'échelle de la distribution de Weibull |
| b | Paramètre de forme de la distribution de Weibull |
| Γ | Gamma distribution |
| $P_Y(y)$ | La PDF de la texture |
| $P_{X Y}(X Y)$ | La PDF du speckle |
| $k_{\nu-1}(\cdot)$ | La fonction de Bessel |
| V | Paramètre de forme |
| $S(t)$ | Signal récent |
| P_D | Probabilité de détection (Probability of Detection) |
| P_M | La probabilité non détection (probability of Miss) |
| P_{FA} | Probabilité de fausse alarme (Probability of False Alarm) |
| T | Facteur du seuil de détection |
| a_0 | Probabilité de fausse alarme désirée |
| Q | Le niveau de clutter |
| α | Paramètre de forme de la distribution de Pareto (simple ou composée) |
| N | Nombre des impulsions |
| Φ | La phase |
| $(p_n + y)$ | Le paramètre d'échelle de la distribution de Pareto –plus-bruit |
| $p_z(z)$ | La distribution pareto-plus-bruit |
| ${}_2F_0(\dots)$ | Fonction hypergéométrique |
| a_{eff} | Le paramètre de forme effectif |
| B | Paramètre d'échelle de la distribution de Pareto (simple ou composée) |

| | |
|-----------|--|
| k_ν | Fonction de Bessel modifiée de seconde espèce d'ordre n |
| dB | Décibel |
| P_n | La puissance de bruit thermique |
| \hat{a} | Valeur estimée (estimé ou estimateur) de a |
| M | Nombre des échantillons ou nombre de cellules dans la fenêtre de référence d'un détecteur CFAR |

Introduction générale

Dans la science moderne, l'avancement technologique a vu un grand élan dans le domaine de traitement du signal. En télédétection, ces progrès réguliers et continus exigent que les concepteurs de radars mettent en place des systèmes innovants et efficaces répondant à des besoins de plus en plus diversifiés.

Le radar (Radio Detection And Ranging) est un système qui utilise les ondes radio qui sert à détecter et localiser des objets d'intérêt appelés cibles. Le fonctionnement d'un radar conventionnel est basé sur la transmission des ondes électromagnétiques, qui sont réfléchies par la cible et détectées par un récepteur, souvent situé au même endroit que l'émetteur.

Le premier problème de la dégradation des performances de la détection radar est que la cible est immergé dans un bruit aléatoire ambiant [27;3]. Ce dernier qui provient généralement de l'électronique du radar, connu sous le nom de bruit thermique. Ainsi que les signaux réfléchis par l'environnement de la cible, par exemple les réflecteurs constitutifs du sol, du sursol ou encore de la mer. Ces signaux parasites constituent ce que nous désignons par le nom de fouillis (clutter). Le problème principal de la théorie de la détection est de réussir à séparer le signal de la cible d'intérêt et les signaux perturbateurs (clutter ou échos parasites) causés par l'environnement du radar et/ou le radar lui-même [24]. Afin d'améliorer les performances de détection, la modélisation du clutter est primordiale puisque le clutter constitue la principale source d'erreurs de plus la statistique du clutter ne peut plus être modélisée par une loi Gaussienne dans certaines cas réelles, ce phénomène se produit pour les radars à haute résolution et/ou pour un faible angle d'incidence (small grazing angle). Pour remédier ce problème, plusieurs distributions ont été utilisés pour décrire les variations statistiques du clutter. Dans ce mémoire, nous avons présenté le clutter de mer. Jusqu'à ce jour les modèles existés donnent des performances de qualité variable, selon l'état de la mer et d'autres paramètres du système radar tels que la résolution en distance, angle d'incidence et la polarisation de l'antenne. Récemment, Weinberg a utilisé la distribution de Pareto pour décrire les statistiques du clutter de mer [39]. En présence du bruit thermique, dans [9,23]. Les auteurs ont proposé une modélisation de ce type de clutter par la distribution Pareto-plus-bruit [8].

Après avoir choisi le modèle le plus convenable aux variations du clutter, la question qui se pose comment calculer les valeurs des paramètres du modèle? Nous parlons alors du problème d'estimation des paramètres à partir des échantillons du clutter.

L'objectif principale dans ce mémoire se porte sur l'estimation des paramètres de la distribution de Pareto. Dans le cas sans bruit, l'estimateur HOME est proposé dans [5]. Balleri et al [2]. Ont aussi, exploité les moments d'ordre fractionnaire, pour développer l'estimateur FOME. Bocquet a développé l'estimateur $[z \log(z)]$ dans [6]. Cet estimateur est basé sur les moments logarithmiques

des intensités du clutter Pareto. En présence du bruit thermique, Bocquet a développé l'estimateur $[z\log(z)]$ [6].

Le premier chapitre est réservé aux concepts de base des systèmes radar et de la détection adaptative CFAR. Nous avons commencé par une petite introduction qui indique le rôle important des systèmes radar dans les différents secteurs civils et militaires, ainsi que leur principe de fonctionnement. Ensuite, nous présentons les différents modèles de cibles et de clutter de mer. Après, nous exposons les différents critères utilisés dans la théorie de la décision. Enfin, nous présentons quelques différentes études faites dans la littérature sur les détecteurs CA, GO, SO.

Le deuxième chapitre nous avons fait un bref rappel théorique sur les statistiques de la distribution de Pareto composée, ainsi que les méthodes d'estimations existantes : HOME, et les moments d'ordre fractionnaire FOME et le second sur les moments logarithmiques $[z\log(z)]$, en développant leur expression asymptotique des moments de la distribution de Pareto dans le cas où le bruit thermique est absent de chaque estimateur proposé.

Dans le troisième chapitre, nous avons évalué les performances d'estimation des paramètres de la distribution de Pareto composée. Pour cela, nous avons procédé à une analyse comparative entre les différents estimateurs proposés ainsi que leurs performances sont aussi évaluées en utilisant des données synthétiques et réelles du radar IPIX.

Chapitre 1

Généralités sur les systèmes Radars

1.1 Introduction

Le radar (Radio Detection And Ranging) qui signifie la détection et télémétrie par radio est conçu pour fournir un positionnement précis d'un objet fixe ou mobile en donnant des informations sur cet objet tel que sa distance, son azimuth et sa vitesse. Depuis sa découverte au cours des années 1930 dans de nombreux pays, notamment les États-Unis, la Grande Bretagne, l'Allemagne et la France, mais aussi la Russie, l'Italie, la Hollande et le Japon des développements ont été mené simultanément. Une grande partie de leur développement militaire a été motivée par les circonstances de la guerre froide [34]. Des progrès considérables ont été récemment réalisé sur des applications non militaires tel que : la météorologie, la navigation aérienne, la navigation maritime et fluviale, le contrôle de la circulation routière...etc. Les techniques de détection radar ne se sont pas arrêtées à se développer, elles sont passées d'une technique à seuil fixe à la technique à seuillage adaptatif.

1.2 Principe de fonctionnement du radar

Le radar irradie par un émetteur (oscillateur, amplificateur) une onde radio à haute fréquence et l'achemine à une antenne via un guide d'onde et émise dans l'espace ; lorsqu'elle rencontre un objet, elle réfléchira l'onde transmise vers l'antenne réceptrice. Le processeur de détection du système radar analyse et traite soigneusement l'onde reçue dans le but de recherche d'une éventuelle cible, même dans le cas où la cible est en absence, des échos parasites sont très probablement observés par le radar dus, au bruit thermique du récepteur et à la rétrodiffusion du milieu environnant (mer, sol, nuage...etc.) appelé «clutter ou Fouillis» (figure 1.1).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 [27]. Donc le signal utile de la cible ne peut être jamais parfaitement isolé, dans ce cas-ci pour pouvoir détacher le signal utile de la cible des échos parasites il faut des traitements supplémentaires avancés.

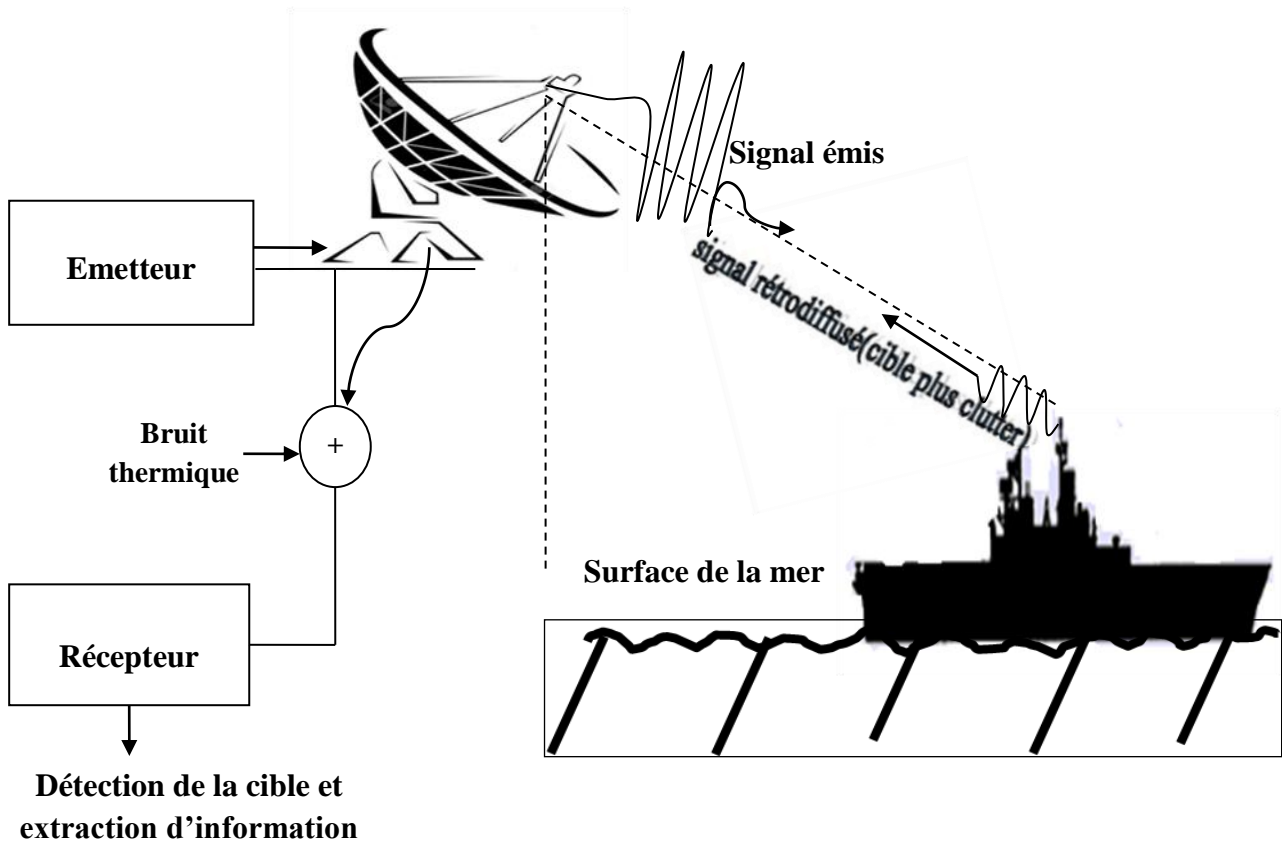


Figure 1.1 Principe de base d'un système radar

1.3 Différents types du bruit

L'origine des perturbations peut être interne (bruit thermique) ou externe (cibles interférentes et/ou fouillis (clutter)) qui sont toujours accompagnées avec l'onde électromagnétique.

1.3.1 Le bruit thermique

Le signal d'écho reçu par radar est constitué de variations aléatoires superposées, tel que le bruit thermique qui est une source interne de variations aléatoires produit par les composants électroniques; plus la puissance du signal désirée est faible, plus il est difficile de le différencier du bruit thermique [20].

1.3.2 Le clutter

Le fouillis ou clutter est défini comme échos indésirables, assimilés à des processus aléatoires venant typiquement de la terre, la mer, la pluie et d'autres précipitations. Il existe deux types différents de clutter : le clutter de surface (échos de la mer et de la terre) et le clutter de volume (généralement liés aux phénomènes météorologiques). En général, la puissance du clutter est beaucoup plus élevée que celle du bruit thermique [20].

1.3.2.1 Clutter de volume

Le clutter de volume est lié aux phénomènes atmosphériques. Ce type de clutter peut être produit par la pluie, les oiseaux, les insectes,... etc [7].

1.3.2.2 Clutter de surface

Le clutter de surface est généralement produit par les surfaces de la terre et de la mer. Le clutter de terre est plus difficile à modéliser car il dépend des propriétés diélectriques de la terre. De plus il comprend les arbres, les végétations, le relief du terrain, les structures artificielles, etc [7].

Dans notre travail nous allons aborder le clutter de la mer.

1.4 Modèles statistiques du clutter de mer

Pour un radar opérationnel, la rétrodiffusion du signal transmis par des éléments de la surface de la mer limite souvent la détection des retours provenant des navires, des avions et des missiles, des bouées de navigation et d'autres cibles partageant la cellule de résolution radar avec la mer. Ces signaux interférant sont communément appelés clutter de la mer ou écho de la mer. Étant donné que la mer présente un visage dynamique et sans fin vers le radar, une compréhension et des observations du clutter de la mer sont généralement associées à des caractéristiques particulières non seulement de la recherche de modèles appropriés pour décrire la diffusion de la surface de la mer et l'environnement, mais aussi sur la connaissance du comportement complexe de la mer telles que les vagues de la mer, la houle de la mer ou la vitesse du vent donc de là, se caractérise deux paramètres; son état et la direction des vagues. L'état de la mer peut prendre en compte l'amplitude et la distance entre les vagues.

Certains termes de base utilisés pour décrire la surface de la mer sont: les vagues de gravité (la houle), les vagues de capillarité (figure 1.2) : la première est une onde dont la vitesse de propagation est contrôlée principalement par gravité, les vagues d'eau qui ont une longueur supérieure à 5 cm sont considérées comme vague de la houle. La deuxième est une vague de capillarité dont la vitesse de propagation est principalement contrôlée par la tension superficielle du liquide dans lequel la vague se déplace avec faible taille mais nombreuses, d'une longueur inférieure à 2,5 cm [17].

A partir de nombreuses petites structures (c'est-à-dire dans une vagues de capillarité) se produit la diffusion des signaux qui se déplacent entre elles et crée des interférences dans le signal dispersé appelé Speckle [26]. Souvent décrit comme résultant d'un champ uniforme de nombreux diffuseurs aléatoires, qui présente des statistiques de diffusion gaussiennes [35].

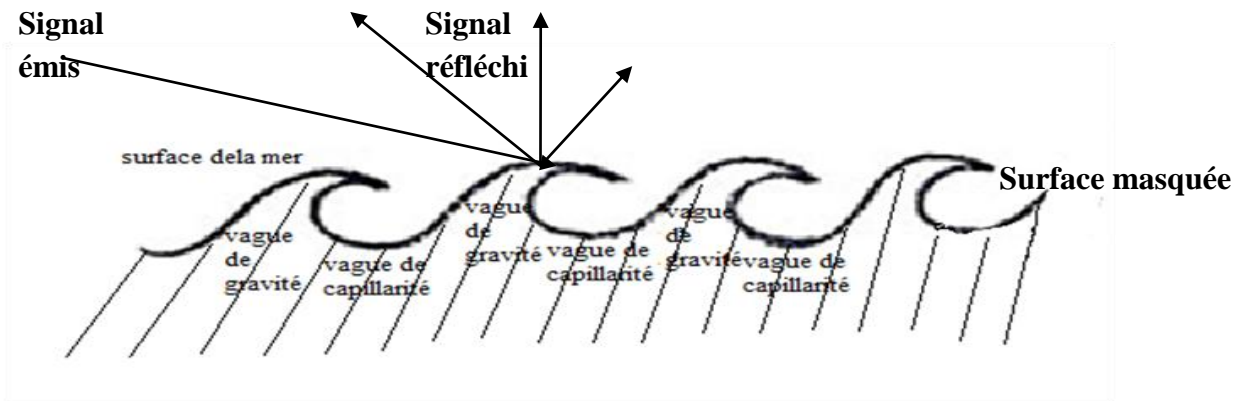


Figure 1.2 Mécanismes d’interaction du signal radar (surface de mer)

Pour les radars qui ont une faible résolution spatiale, où les dimensions de la cellule de résolution sont beaucoup plus grandes que la longueur de vague de la houle de la mer, le clutter est habituellement modélisé par une distribution de Rayleigh (L’intensité du clutter étant le carré de l’amplitude, elle est donc modélisée par une distribution Exponentielle) [17]. Au fur et à mesure que la résolution du radar augmente, et que les angles d’incidence plus petits (low grazing angle), on observe que la répartition de l’amplitude du clutter développe une «queue» plus longue et les rendements sont souvent décrits comme étant pointus. Dans ce cas, le clutter épineux a été modélisé comme étant un PDF de distribution de Pareto (figure 1.3) ceci va engendrer une augmentation considérable du taux de fausses alarmes lorsqu’on adopte l’hypothèse Gaussienne. Pour pallier ce problème, le radar doit adapter son seuil de détection pour réduire le niveau de fausses alarmes [24]. Par conséquent une dégradation significative dans les performances de détection, dans ce contexte de nombreuses recherches ont été effectuées et le sont encore actuellement pour modéliser le clutter.

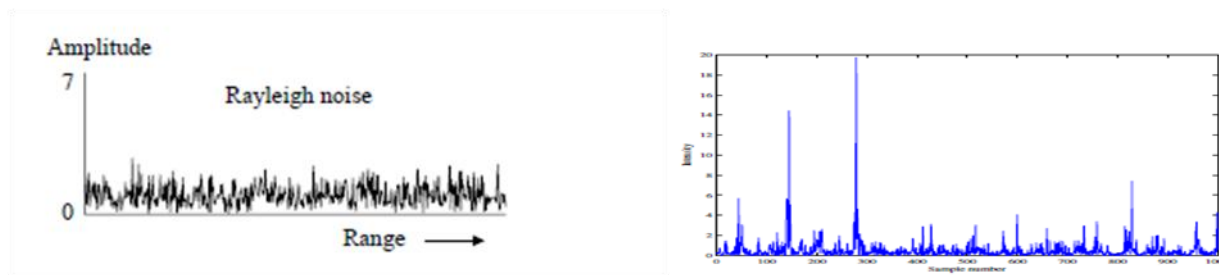


Figure 1.3 clutter gaussien avec clutter épineux (Pareto clutter) [5,26].

Beaucoup de travaux sur la compréhension de la nature non-gaussienne du clutter de mer, se sont concentrés sur la distribution d’amplitude de l’enveloppe (ou de l’intensité) des retours; ce qui a permis la proposition de plusieurs distributions non-Gaussien tels que :

1.4.1 Distribution Log-normal

La distribution Log-normal est caractérisée aussi par une longue queue. Dans le but d'une détection CFAR optimale, pour donner une modélisation du clutter de mer non-Gaussien [12, 13]. La PDF de la distribution Log-normal est donnée par :

$$P_X(x) = \frac{1}{x\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(\ln(x)-\mu)^2}{2\sigma^2}\right), x > 0 \quad (1.1)$$

Avec μ est la moyenne et σ^2 la variance. Les moments d'ordre n caractérisant le clutter Log-normal sont donnés par :

$$\langle x^n \rangle = \exp\left(n\mu + \frac{n^2\sigma^2}{2}\right) \quad (1.2)$$

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

$$F(x) = \frac{1}{2} \left(1 + \operatorname{erf} \left(\frac{\log(x)-m}{\sqrt{2}\sigma} \right) \right) \quad (1.3)$$

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

1.4.2 Distribution de Weibull

La distribution de Weibull modélise le clutter de mer de haute résolution [10, 25]. Cette distribution biparamétrique a une expression de la PDF donnée par:

$$P_X(x) = \frac{c}{b} \left(\frac{x}{b}\right)^{c-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right), x \geq 0 \quad (1.4)$$

Avec b et c représentent les paramètres de forme et d'échelle, respectivement. L'expression des moments d'ordre n de la distribution de Weibull est donnée par :

$$\langle x^n \rangle = b^n \Gamma\left(\frac{n}{c} + 1\right) \quad (1.5)$$

Où Γ est la fonction gamma. La CDF de cette distribution est:

$$F(x) = 1 - \exp\left(-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right) \quad (1.6)$$

1.4.3 Distribution K -composée

Pour décrire les variations du clutter de la mer les radaristes ont utilisé la distribution K -composée. D'après Les résultats de plusieurs expériences ²prouvant évidemment que cette distribution donne une description correcte du clutter de la mer [32, 33, 34, 35, 36].

La distribution K -composée est définie par deux composantes : la première est la texture qui représente le niveau local moyen du clutter et suit une loi Gamma. La deuxième, appelée speckle suit une loi Rayleigh [8]. Donc, la PDF totale de la distribution K -composée est obtenue en moyennant la composante speckle sur toutes les valeurs possibles de la composante texture comme suit :

$$p_X(x) = \int_0^{\infty} p\left(\frac{x}{y}\right) p(y) dy \quad (1.7)$$

Où $P_Y(y)$ est la PDF de la texture et $P_{X/Y}(x/y)$ est la PDF du speckle. Dans le cas d'un détecteur d'enveloppe, les PDF de la texture et du speckle sont, respectivement données par :

$$p_Y(y) = \frac{2^{2\nu} y^{2\nu-1}}{\Gamma(\nu)} \exp(-b^2 y^2), \quad 0 \leq x \leq \infty \quad (1.8)$$

$$P_{X/Y}(x/y) = \frac{\pi x}{2y^2} \exp\left(-\frac{\pi x^2}{4y^2}\right), \quad 0 \leq x \leq \infty \quad (1.9)$$

En remplaçant (1.8) et (1.9) dans (1.7) et après quelques simplifications mathématiques, nous obtenons la PDF totale de la distribution K -composée sans bruit sous la forme suivante:

$$P_X(x) = \frac{4c}{2\Gamma(\nu)} (cx)^\nu k_{\nu-1}(2cx) \quad (1.10)$$

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

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

Le paramètre de forme ν décrit l'état de la mer. Les valeurs possibles de ce paramètre appartiennent à l'intervalle $[0.1, \infty [$, si ν tend vers 0.1, le clutter est très pointu ce qui produit une longue queue de la distribution. Cela s'explique par la présence d'un nombre élevé d'échos de forte intensité. Si ν tend vers l'infini, la distribution K -composée devient simplement une distribution Rayleigh; i.e., Gaussienne. Dans ce cas, le clutter est composé du bruit thermique uniquement [8].

Le paramètre d'échelle c est une constante positive, qui est à l'origine des variations du niveau moyen des échos du clutter de la mer. L'expression des moments d'ordre n de la distribution K est donnée par :

$$\langle \mathbf{x}^n \rangle = \left(\frac{4}{\pi b^2} \right)^n \frac{\Gamma(n+1)\Gamma(v+n)}{\Gamma(n)} \quad (1.11)$$

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

$$\mathbf{P}_X(\mathbf{x}) = \mathbf{1} - \frac{2}{\Gamma(v)} (\mathbf{c}\mathbf{x})^v \mathbf{k}_v(2\mathbf{c}\mathbf{x}) \quad (1.12)$$

Récemment, Weinberg a analysé les capacités de la distribution de Pareto. Ce modèle est analytiquement plus simple que la distribution K -composée, on va le détailler dans le chapitre deux.

1.5 Estimation des paramètres du modèle statistique du clutter de la mer

De ce qu'il a été dit précédemment, le clutter est la principale source d'erreurs de détection, de plus pour développer les tests de détection (ou encore les détecteurs), la théorie statistique de la détection radar s'appuie sur une modélisation statistique du clutter. Les paramètres du modèle de clutter adoptés ont été souvent liés à ces tests. Pour pouvoir aider à l'analyse des performances de détection des cibles les estimateurs doivent être donc calculés de manière optimale, ou du moins s'approchés de leurs valeurs théoriques [24].

En pratique, les détecteurs basés sur ces tests lorsque ces estimateurs sont inexacts pour pouvoir isoler le signal de la cible utile. On utilise à l'usage des estimateurs plus efficaces pour lesquels les tests issus des différentes stratégies de détection sont robustes [24].

1.6 Théorie de la décision

Le simple fait d'observer un signal écho dans le récepteur d'un radar, ce dernier indique directement et prend une décision importante de la présence ou l'absence de la cible (figure 1.4). Cette opération peut donner une définition à la détection, de la on peut dire que la décision correspond à un processus de choix. Une fois la réception du signal écho qui ne peut pas être détaché du clutter (ou du bruit thermique) qui s'inscrit dans le cadre de la théorie statique de la décision en raison de la nature aléatoire [24]. Parvient à la tache du traitement de ce signal qui suit les étapes suivante :

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

La présence de la cible est déclarée lorsque le signal reçu (signal plus clutter) dépasse ce seuil, dans le cas contraire ou le signal ne dépasse pas le seuil nous observons l'absence de la cible [8].

Les performances du radar sont données par quatre décisions :

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

Dans le deuxième cas la décision possible où la cible absente lorsque la cible est présente, elle appelée la probabilité de non détection P_M (Probability of Miss), cette événement est réalisé lorsque le premier cas n'est réaliser alors sa probabilité est $1-P_D$ [8].

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

Le dernier cas où la cible absente lorsque la cible est absente. Elle est réalisée lorsque le troisième cas n'est pas réalisé avec sa probabilité $1-P_{FA}$ [8].

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

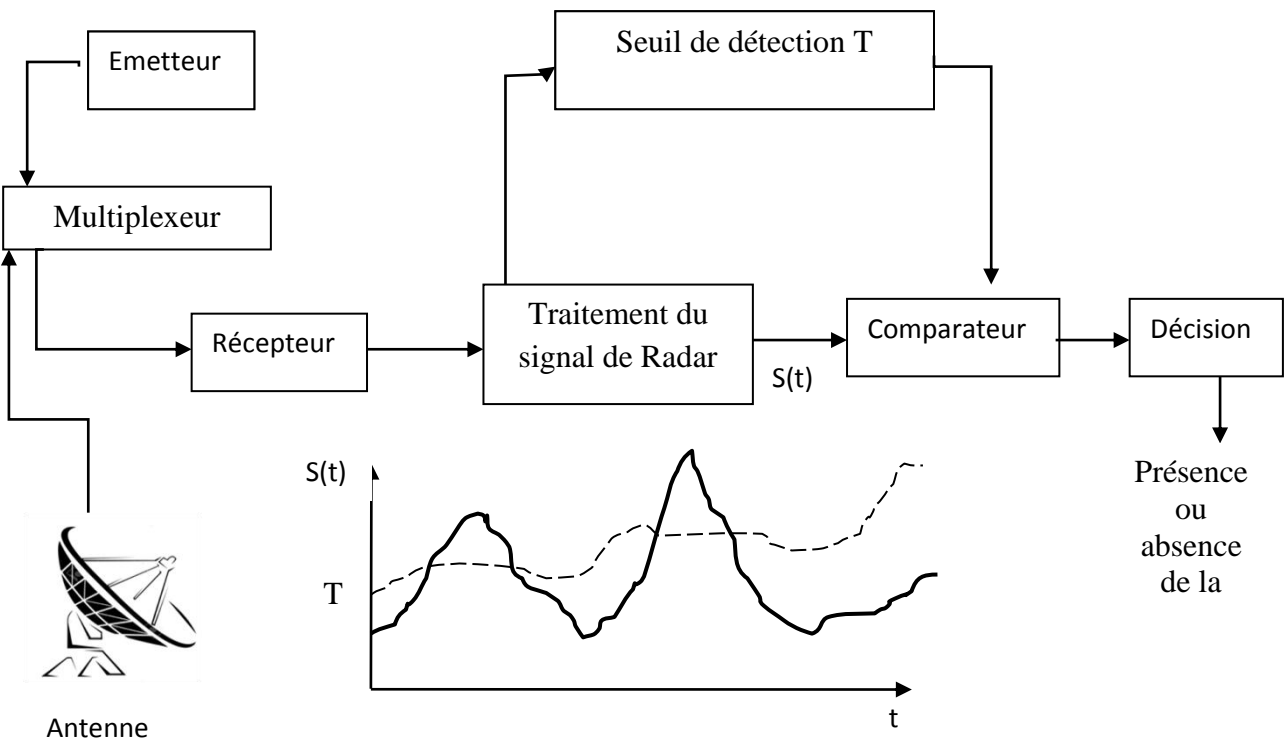


Figure 1.4 Fonctions de bases d'un système de détection radar

1.7 Détection CFAR

Le problème rencontré par le traitement du signal radar est celui de détecter de manière fiable les cibles tout en rejetant le clutter et le bruit thermique, c'est pour cette raison qu'on utilise la détection par CFAR : Constant False Alarm Rate, qui signifie (Taux de Fausse Alarme Constant), il fait référence à une forme classique d'algorithme adaptatif utilisée dans les radars pour isoler le signal retour d'une cible d'un bruit thermique et le clutter.

Nous devons surveiller les caractéristiques des retours radar qui nous permettent de discriminer les rendements cibles réels et parasites. La discrimination finale classique se fait habituellement sur la base de l'amplitude à un seuil de détection fixe qui provoque très probablement une augmentation remarquable dans la probabilité de fausse alarme, ce qui est intolérable pour une bonne détection et donne lieu à de graves erreurs.

Dans la marine où l'espace est très changeant, on utilise des détecteurs en présence de clutter non Gaussien qui fonctionnent avec des algorithmes plus sophistiqués qui permettent d'adapter automatiquement le seuil de détection en intégrant de façon rigoureuse les statistiques de l'espace dans lequel la cible doit être détectée tout sa pour a but de maintenir un taux de fausses alarmes constant (CFAR) tout au long du traitement.

1.7.1 Principe de la détection adaptative CFAR

Le traitement de détection radar doit pouvoir estimer la puissance moyenne, afin de définir un seuil. En général, la puissance moyenne est inconnue, et peut également varier temporairement et spatialement, nécessitant une estimation de sa valeur en continu [17]. Lorsque la statistique du clutter est connue, ses paramètres peuvent être calculés de manière optimale, ou tout du moins s'approcher de leurs valeurs théoriques (figure 1.5). Les différents détecteurs CFAR ont des diverses procédures qui résident dans la méthode retenue pour effectuer l'estimation de la puissance du clutter selon le type d'environnement.

On peut citer les différentes étapes de fonctionnement d'un détecteur CFAR dans les points suivant [24] :

- Le signal reçu est échantillonné en distance.
- Le signal échantillonné en distance est envoyé dans un registre à décalage pour former l'ensemble des cellules de référence.
- La détection se fait selon une comparaison du signal contenu dans la cellule sous test (CST).
- Le seuil adaptatif T obtenu à travers 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.

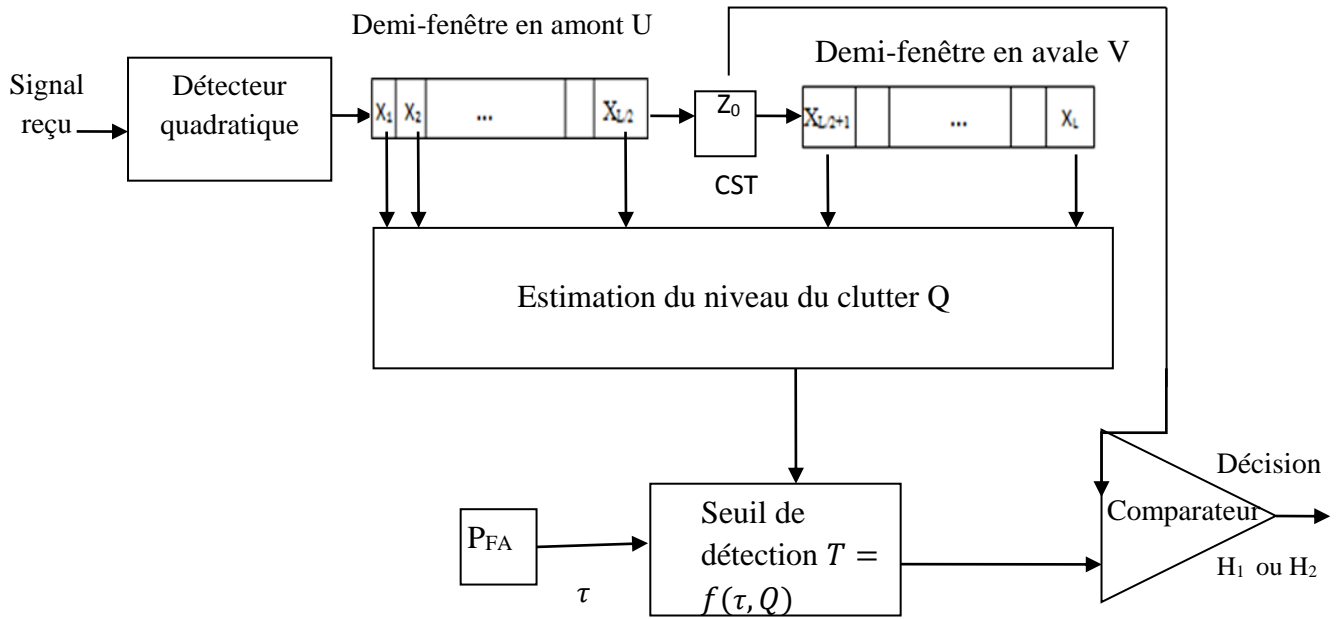


Figure 1.5 Principe de la détection adaptative CFAR [8].

Cell-Averaging-CFAR, CA-CFAR est l'un des détecteurs CFAR les plus connus, introduit par Finn et Johnson [11]. Dans le cas d'un clutter homogène et Gaussien. Cette configuration estime le niveau moyen des cellules entourant la cellule sous test et l'utilise pour établir un seuil. Il est susceptible d'augmenter les fausses alarmes à partir de la présence des bords du clutter et/ou des cibles interférences dans la fenêtre de référence. Son fonctionnement suppose un clutter spatialement uniforme ou des variations qui se produisent lentement par rapport à la longueur de la fenêtre de la cellule.

Dans plusieurs situations réelles le clutter est dit hétérogène, lorsque le clutter n'est pas uniformément distribué. La présence d'un bord de clutter ou de cibles interférentes au niveau des cellules de référencé, par conséquent le seuil de détection est affecté et produit une augmentation des fausses alarmes ; le détecteur CA-CFAR possède de bonnes performances si le nombre des échantillons du clutter est suffisamment élevé [10]. Hansen et Sawyers ont proposé '**Greater of** (GO) **CFAR** pour contrôler la régulation de la P_{FA} , cette configuration utilise respectivement l'estimation du plus grand niveau moyen de chaque côté de la cellule testée [14]. Cette technique est largement utilisée pour limiter les fausses alarmes pendant les transitions du clutter, mais elle est susceptible d'interférer les cibles dans la fenêtre CFAR. Il ne peut pas facilement résoudre des cibles étroitement espacées. Si 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 significativement et pour éviter ce problème. Trunk et Weiss ont proposé le détecteur '**Smaller of** (SO) **CFAR**: ou la configuration utilise le plus petit niveau

moyen, estime l'un ou l'autre côté de la cellule testée [28,38]. Il est capable de résoudre des cibles étroitement espacées mais donne un haut taux fausses alarmes autour des bords du clutter, et offre une meilleure discrimination en présence de cibles multiple.

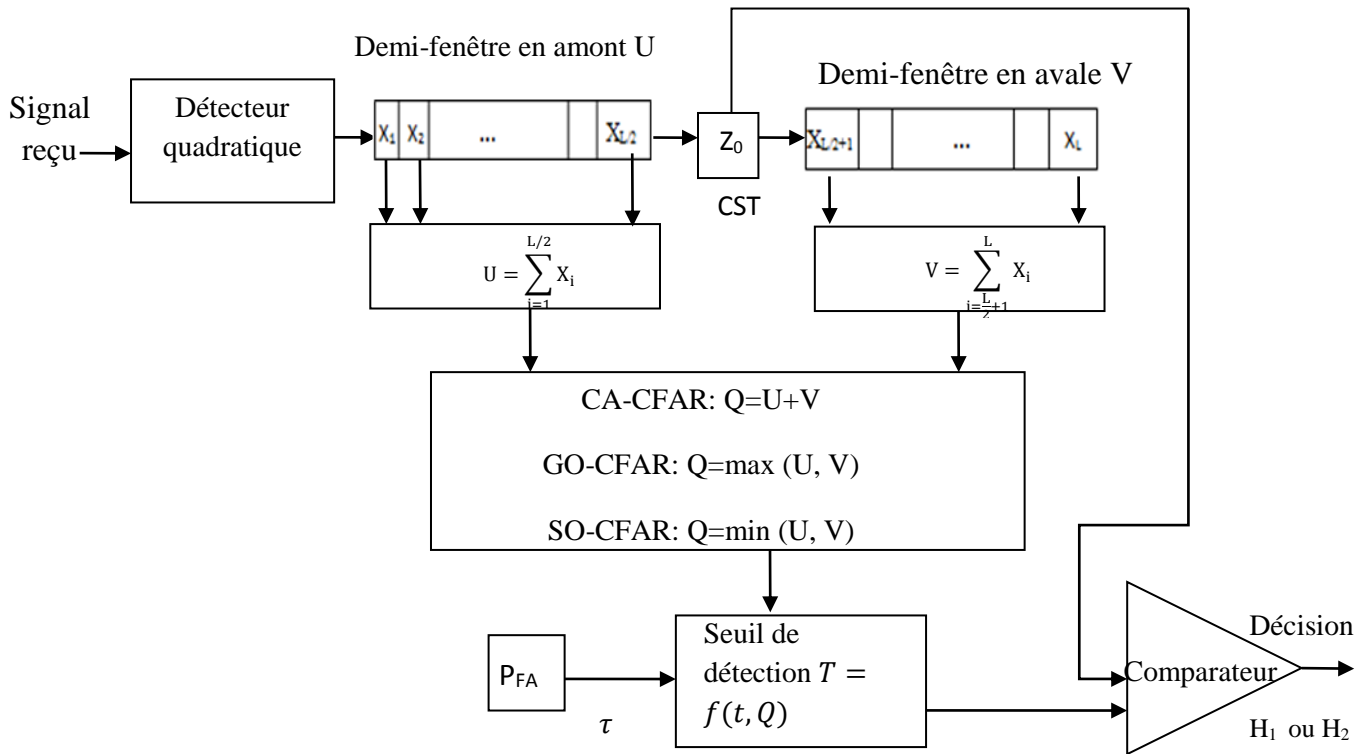


Figure 1.6 Décteurs CA, GO et SO-CFAR [8]

1.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une petite introduction sur le système radar et son principe de fonctionnement, et puis nous nous sommes concentrés sur le clutter de mer. Dans ce contexte, nous avons présenté les modèles statistiques de clutter de mer les plus fréquents dans la littérature radar, puis nous avons présenté brièvement un rappel sur l'estimation des paramètres du modèle statistique du clutter de la mer et la théorie de décision. Et enfin la détection adaptative CFAR.

Chapitre 2

Estimation des paramètres du clutter de Pareto

2.1 Introduction :

Nous allons présenter dans ce chapitre l'estimation des paramètres de Pareto dans les cas : absence et présence du bruit pour déterminer les valeurs inconnues des paramètres d'un modèle statistique à partir des données observées, après nous avons mis le point sur l'estimateur HOME qui exploite les moments d'ordre supérieur de la distribution de Pareto-composée par Bocquet [6]. L'estimateur FOME qui est basé sur les moments d'ordre fractionnaire par Balleri et al [2]. Par ailleurs $[z\log(z)]$ qui est basé sur les moments logarithmiques et a été étendu dans [6]. Ces derniers ont été étendus pour estimer le paramètre de forme de la distribution de Pareto-composée en absence de bruit [5]. Bocquet a développé l'estimateur $[z\log(z)]$ en présence de bruit [6].

2.2 Distribution de Pareto composée

Récemment, Weinberg [36]. A analysé les capacités de la distribution de Pareto pour modéliser le clutter de la mer collecté par un radar de haute résolution éclairant à des grands angles d'incidence [23]. Ce modèle s'avère utile comparativement aux modèles existants puisqu'il est capable de modéliser raisonnablement les longues queues caractérisant souvent la distribution empirique du clutter de la mer, donc il est compatible avec un modèle de rétrodiffusion à deux échelles [30]. Où le signal rétrodiffusé par une surface s'exprime sous la forme du produit de deux composantes statistiquement indépendantes ont identifié deux composantes des fluctuations d'amplitude [23]. Le premier composant est un niveau moyen variable dans l'espace qui résulte d'un groupement de diffuseurs associés avec les longues vagues de mer et la structure de houle, il est représenté son inclinaison moyenne (vague de gravité). Un deuxième composant se produit en raison de la nature du diffuseur multiple dans toute cellule de portée, il est relié aux propriétés intrinsèques à la surface (les vagues de capillarité).

Ces deux composantes sont le speckle, qui est une composante à fluctuations rapides associée aux vagues de capillarité d'amplitude distribuée selon une loi de Rayleigh, avec une texture Gamma inverse pour modéliser les statistiques du clutter de la mer [23]. Le modèle de Pareto composé a été également proposé avec une possibilité d'inclure toute addition du bruit thermique [9, 22].

Le problème majeur réside dans le choix de la distribution de la composante texture ainsi que l'estimation de ses paramètres. Des études récentes ont été montrés que la distribution de Pareto composée est extrêmement utile à cause de ces performances acquises dans la description du clutter de mer et sa capacité à concevoir des détecteurs optimaux et sous-optimaux [38, 22]. Ce modèle est analytiquement plus simple que la distribution K-composée.

La distribution de Pareto-composée sans bruit est caractérisée par deux paramètres, le paramètre de forme α et un facteur d'échelle b et définie sur $[0, \infty[$, qui est l'un des modèles non Gaussiens. La PDF est obtenue d'une manière similaire que celle de la distribution K-composée sauf que dans ce cas la texture suit une loi Gamma-inverse donnée par :

$$p_x(x|\alpha, b) = \frac{b^\alpha}{\Gamma(\alpha)} x^{-\alpha-1} \exp\left(-\frac{b}{x}\right) \quad (2.1)$$

La PDF de la distribution de Pareto-composée sans bruit prend une forme compacte donnée par:

$$p_X(x) = \frac{\alpha b^\alpha}{(x+b)^{\alpha+1}} \quad (2.2)$$

L'expression des moments de la distribution de Pareto-composée sans bruit donnée par:

$$\langle z^r \rangle = \frac{b^r \Gamma(N+r) \Gamma(\alpha-r)}{\Gamma(N) \Gamma(\alpha)} \quad (2.3)$$

2.3 Méthodes d'estimations en l'absence du bruit thermique

Nous présentons les estimateurs FOME HOME et $[z \log(z)]$ pour palier le problème d'estimation des paramètres de la distribution de Pareto-composée sans bruit, avec une intégration non cohérente de plusieurs impulsions, on va calculer l'expression analytique de les estimateurs en effectuant quelques démonstrations mathématiques.

2.3.1 Méthode des moments d'ordre supérieur

Les expressions des deux premiers moments 1 et 2 de la distribution de Pareto-composée c'est la base de L'estimateur HOME [5]. A partir de l'expression des moments donnée par (2.3), nous obtenons les deux premiers moments comme suit:

$$\left\{ \begin{array}{l} \langle z \rangle = \frac{Nb}{\alpha-1} \\ \langle z^2 \rangle = \frac{b^2 N(N+1)}{(\alpha-1)\Gamma(\alpha-2)} \end{array} \right. \quad (2.4)$$

2.3.1.1 Démonstration de l'estimateur HOME

Nous avons commencé à écrire les deux termes suivant :

$$\langle Z^2 \rangle = \frac{b^2 \Gamma(N+2) \Gamma(\alpha-2)}{\Gamma(N) \Gamma(\alpha)} \quad (2.5)$$

$$\langle Z \rangle^2 = \frac{b^2 \Gamma(N+1)^2 \Gamma(\alpha-1)^2}{\Gamma(N)^2 \Gamma(\alpha)^2} \quad (2.6)$$

Pour obtenir le α estimé on va calculer le terme $\frac{\langle Z^2 \rangle}{\langle Z \rangle^2}$ comme suit :

$$\frac{\langle Z^2 \rangle}{\langle Z \rangle^2} = \frac{\frac{b^2 \Gamma(N+2) \Gamma(\alpha-2)}{\Gamma(N) \Gamma(\alpha)}}{\frac{b^2 \Gamma(N+1)^2 \Gamma(\alpha-1)^2}{\Gamma(N)^2 \Gamma(\alpha)^2}} \frac{b^2 \Gamma(N+2) \Gamma(\alpha-2)}{\Gamma(N) \Gamma(\alpha)} \frac{\Gamma(N)^2 \Gamma(\alpha)^2}{b^2 \Gamma(N+1)^2 \Gamma(\alpha-1)^2} \quad (2.7)$$

Pour simplifier l'équation (2.7) nous utilisons quelques relations de Γ :

Où $\Gamma(\alpha) = (\alpha-1) \Gamma(\alpha-1)$ et $\Gamma(\alpha+1) = \alpha \Gamma(\alpha)$

On aura :

$$\langle Z^2 \rangle = N(\alpha - 2) \langle Z \rangle^2 + (N + 1)(\alpha - 2) \langle Z \rangle^2 \quad (2.8)$$

Enfin nous obtenons l'expression de l'estimateur HOME du paramètre de forme α sous la forme suivante :

$$\hat{\alpha} = \frac{\langle \hat{Z}^2 \rangle}{\frac{N}{N+1} \langle \hat{Z}^2 \rangle - \langle \hat{Z} \rangle^2} + 2 \quad (2.9)$$

2.3.2 Méthode de [zlog(z)]

L'estimateur [zlog(z)] a été développé pour la première fois. Pour déterminer le paramètre de forme de la distribution de Pareto composée sans bruit et estimer le paramètre de forme de la distribution K-sans-bruit [4]. Bocquet [5]. L'estimateur du paramètre de forme est obtenu en appliquant l'approche [zlog(z)], utilisant l'expression des moments de la distribution de Pareto-composée sans bruit donnée par (2.2).

2.3.2.1 Démonstration de l'estimateur [zlog(z)]

$$\frac{\partial Z^r}{\partial r} = z^r \log z \quad (2.10)$$

$$\frac{\partial \Gamma(r)}{\partial r} = \Gamma(r) \phi(r) \quad (2.11)$$

On dérive l'équation (2.3) par rapport à ∂r et on remplace avec les équations (2.10) et (2.11)

$$\frac{\partial Z^r}{\partial r} = b^r \log b \frac{\Gamma(N+r) \Gamma(\alpha-r)}{\Gamma(N) \Gamma(\alpha)} + \frac{b^r \Gamma(N+r) \phi(N+r) \Gamma(\alpha-r)}{\Gamma(N) \Gamma(\alpha)} + \frac{b^r \Gamma(N+r) \Gamma(\alpha-r) \phi(\alpha-r)}{\Gamma(N) \Gamma(\alpha)} \quad (2.12)$$

Pour $r=0$ on aura :

$$\log z = \log b + \phi(N) + \phi(\alpha) \quad (2.13)$$

Pour $r=1$ on aura :

$$\frac{\langle z \log z \rangle}{\langle z \rangle} = \frac{Nb}{(\alpha-1)} (\log b + \phi(N+1) + \phi(\alpha-1)) \quad (2.14)$$

$$\langle z \rangle = \frac{bN}{(\alpha-1)} \quad (2.15)$$

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

$$\frac{\langle z \log z \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \log z \rangle = 1/N - (1/(\alpha-1)) \quad (2.16)$$

Finalement on obtient le α estimé de l'expression analytique compacte de l'estimateur $[z \log(z)]$ comme suivant :

$$\hat{\alpha} = \left[\frac{\langle z \log(z) \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \log(z) \rangle - \frac{1}{N} \right]^{-1} + 1 \quad (2.17)$$

2.3.3 Méthode des moments d'ordre fractionnaire

La méthode FOME a été introduite dans [2]. Pour le modèle de Pareto-composé dans le cas d'une seule impulsion. Dans ce qui suit, pour estimer le paramètre de forme α de la distribution de Pareto-composée sans bruit dans le cas d'une intégration de plusieurs impulsions nous appliquerons cette méthode

2.3.3.1 Démonstration de l'estimateur FOME

En utilisant l'expression (2.3)

Pour $r=1$

$$\langle z^1 \rangle = \frac{b(N+1)\Gamma(\alpha-1)}{\Gamma(N)\Gamma(\alpha)} \quad (2.18)$$

Et pour $r=r+1$

$$\langle z^{r+1} \rangle = \frac{b^{r+1}\Gamma(N+(r+1))\Gamma(\alpha-(r+1))}{\Gamma(N)\Gamma(\alpha)} \quad (2.19)$$

Nous considérons le rapport $\frac{z^{r+1}}{\langle z \rangle \langle z^r \rangle}$ pour éliminer le paramètre d'échelle b comme suite

$$\frac{z^{r+1}}{\langle z \rangle \langle z^r \rangle} = \frac{\frac{b^{r+1}\Gamma(N+(r+1))\Gamma(\alpha-(r+1))}{\Gamma(N)\Gamma(\alpha)}}{\frac{b\Gamma(N+1)\Gamma(\alpha-1)}{\Gamma(N)\Gamma(\alpha)} \frac{b^r}{\Gamma(N)\Gamma(\alpha)} \Gamma(N+r)\Gamma(\alpha-r)} \quad (2.20)$$

Après quelques simplifications on obtient :

$$\frac{\langle z^{r+1} \rangle}{\langle z^r \rangle \langle z^1 \rangle} = \frac{\Gamma(N(r+1))\Gamma(\alpha-(r+1))\Gamma(N)\Gamma(\alpha)}{\Gamma(N+r)\Gamma(\alpha-r)\Gamma(N+1)\Gamma(\alpha-1)} \quad (2.21)$$

D'après la propriété de la fonction de gamma et quelques simplifications on obtient

$$\frac{\langle z^{r+1} \rangle}{\langle z^r \rangle \langle z^1 \rangle} = \frac{(N+r)(\alpha-1)}{N(\alpha-r-1)} \quad (2.22)$$

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

$$\hat{\alpha} = \frac{r}{1 - \frac{\langle z \rangle^r \langle z \rangle^{(N+r)}}{Nz^{r+1}}} + 1 \quad (2.23)$$

Remarque: Les estimateurs présentés dans ce chapitre traite le problème d'estimation du paramètre de forme α . Pour estimer le paramètre d'échelle β , il suffit de remplacer α dans l'expression du moment d'ordre 1 donnée par (2.4), L'estimateur du paramètre d'échelle s'écrit donc comme suit:

$$\hat{\beta} = \frac{\langle \hat{z} \rangle (\hat{\alpha} - 1)}{N} \quad (2.24)$$

2.4 Méthodes d'estimations en présence du bruit

La distribution de Pareto-plus-bruit est caractérisée par trois paramètres. Ceci augmente la complexité mathématique du modèle et les difficultés d'estimations, pour une intégration non cohérente de N impulsions, i.e., $Z = \sum_{i=1}^N X_i$ la PDF de la composante speckle de la distribution de Pareto-plus-bruit suit une loi Gamma de paramètres de forme α et d'échelle $(p_n + y)$ donnée par :

$$p_{Z/Y}(z/y) = \frac{z^{N-1}}{(p_n+y)^N \Gamma(N)} \exp\left(-\frac{z}{p_n+y}\right) \quad (2.25)$$

La PDF de la distribution de Pareto-plus-bruit donnée par :

$$p_Z(z) = \frac{z^{N-1} b^a}{\Gamma(N)\Gamma(a)} \int_0^\infty \frac{y^{-a-1}}{(p_n+y)^N} \exp\left(-\frac{z}{p_n+y} - \frac{b}{y}\right) dy \quad (2.26)$$

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

L'expression du moment d'ordre r de la distribution de Pareto-plus-bruit est obtenue

$$\langle z^r \rangle = \iint_0^\infty z^r \frac{z^{N-1}}{\Gamma(N)(p_n+y)^N} \exp\left(-\frac{z}{p_n+y}\right) \frac{b^\alpha y^{-\alpha-1}}{\Gamma(\alpha)} \exp\left(-\frac{b}{y}\right) dz dy \quad (2.27)$$

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

L'intégrale dans (2.27) peut être résolue en utilisant l'égalité donnée par (2.3.3.1) [20page322] comme suit :

$$\int_0^\infty y^n \exp(-ay) dy = \frac{\Gamma(n+1)}{a^{n+1}} \tag{2.28}$$

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

$$\langle z^r \rangle = \frac{b^\alpha \Gamma(N+r)}{\Gamma(N)\Gamma(\alpha)} \int_0^\infty y^{-\alpha-1} (p_n+y)^r \exp\left(-\frac{b}{y}\right) dy \tag{2.29}$$

2.4.2 Méthode des moments d'ordre supérieur

En utilisant l'expression des moments de la distribution de Pareto-plus-bruit donnée par (2.3), le paramètre de forme α de la distribution de Pareto-plus-bruit dans le cas d'une intégration non Cohérente de plusieurs impulsions. Les trois premiers moments sont:

$$\left\{ \begin{array}{l} \mu_1 = \frac{\langle z \rangle}{N} = p_n + \frac{b}{a-1} \\ \mu_2 = \frac{2\langle z^2 \rangle}{N(N+1)} = 2p_n^2 + \frac{4bp_n}{a-1} + \frac{2b^2}{(a-1)(a-2)} \\ \mu_3 = \frac{6\langle z^3 \rangle}{N(N+1)(N+2)} = 6p_n^3 + \frac{18bp_n}{a-1} \\ \quad + \frac{18b^2p_n}{(a-1)(a-2)} + \frac{6b^3}{(a-1)(a-2)(a-3)} \end{array} \right. \tag{2.30}$$

Le moment statistique d'ordre r est estimé comme suit:

$$\langle \hat{z}^i \rangle = 1/M = \sum_{k=0}^M z_k^i, \quad i=1,2,\dots,M \tag{2.31}$$

Après quelques manipulations mathématiques, l'estimateur HOME du paramètre forme α est donné par [6].

$$\hat{\alpha} = 3 + \frac{6q(6q^2+s)}{(12\mu_1^3+9\mu_1\mu_2+\mu_3)^2} \tag{2.32}$$

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

L'expression de l'estimateur de α est déterminée selon l'expression suivante:

$$\hat{\alpha} = 1 + \frac{\hat{\mu}_2 + 2p_n^2 - 4p_n\hat{\mu}_1}{\hat{\mu}_2 - 2\hat{\mu}_1^2} \tag{2.33}$$

2.4.3 Méthode des moments d'ordre fractionnaire

L'estimateur FOME proposé est basé essentiellement sur les moments d'ordre fractionnaire. Pour cela, le développement de l'expression de cet estimateur est fondé principalement sur l'expression des moments de la distribution de Pareto-plus-bruit donnée par l'équation (2.29). En posant $u = p_n/y$, (2.29) devient:

$$\langle z^r \rangle = \frac{b^\alpha \Gamma(r+N)}{\Gamma(N)\Gamma(\alpha)p_n^{\alpha-r}} \int_0^\infty u^{\alpha-r-1} (1+u)^r \exp\left(\frac{-b}{p_n}u\right) du \quad (2.34)$$

En utilisant l'intégrale comme suivant

$$\int_0^\infty e^{-zt}t^{\alpha-1} (1+t)^{b-a-1} dt = \Gamma(\alpha)U(\alpha, b, z), [1] \text{ devient :}$$

$$\langle z^r \rangle = \frac{b^\alpha \Gamma(r+N)\Gamma(\alpha-r)}{\Gamma(N)\Gamma(\alpha)p_n^{\alpha-r}} U\left(\alpha-r, \alpha+1, \frac{b}{p_n}\right) \quad (2.35)$$

$$U\left(\alpha-r, \alpha+1, \frac{b}{p_n}\right) = \left(\frac{b}{p_n}\right)^{r-\alpha} {}_2F_0\left(\alpha-r, -r; ; -\frac{p_n}{b}\right) \quad (2.36)$$

En remplaçant (2.36) dans (2.35) nous obtenons une expression des moments d'ordre fractionnaire en termes de la fonction hypergéométrique généralisée ${}_2F_0$ (.,.,.,.) comme suit :

$$\langle z^r \rangle = \frac{b^r \Gamma(r+N)\Gamma(\alpha-r)}{\Gamma(N)\Gamma(\alpha)} {}_2F_0\left(\alpha-r, -r; ; -\frac{p_n}{b}\right), \text{ pour } \alpha > r \quad (2.37)$$

Pour estimer les trois paramètres de la distribution de Pareto-plus-bruit α , b et p_n . Il faut donc au moins deux autres équations. Pour cela, nous exploitons les deux moments d'ordre 1 et 2 pour réduire les paramètres de (2.37) à un seul paramètre α de la manière suivante:

$$\frac{p_n}{b} = (\alpha-1)^{-1} (\sqrt{\alpha_{\text{eff}} - 2})(\alpha-2)^{-1} - 1 \quad (2.38)$$

α_{eff} est donné par [22].

$$\alpha_{\text{eff}} = 1 + \frac{\mu_2}{\mu_2 - 2\mu_1^2} = 1 + \frac{\langle z^2 \rangle}{\langle z^2 \rangle - \left(1 + \frac{1}{N}\right) \langle z \rangle^2} \quad (2.39)$$

Dans le but de rendre l'équation (2.37) en fonction seulement de α et CNR, nous considérons

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

$$\frac{\langle z^r \rangle}{\langle z \rangle^r} = \frac{\Gamma(r+N)\Gamma(\alpha-r)}{N^r \left(\frac{p_n}{b} + \frac{1}{\alpha-1}\right)^r \Gamma(N)\Gamma(\alpha)} {}_2F_0\left(\alpha-r, -r; ; -\frac{p_n}{b}\right) \quad (2.40)$$

$$= \frac{(\alpha-1)^r \Gamma(r+N) \Gamma(\alpha-r)}{N^r (1+1/CNR)^r \Gamma(N) \Gamma(\alpha)} {}_2F_0(\alpha-r, -r; ; -\frac{1}{(\alpha-1)CNR})$$

En remplaçant le paramètre de forme effectif α_{eff} donné par (2.40) dans (2.39), l'expression finale de l'estimateur FOME devient:

$$\hat{A} = \frac{\Gamma(\hat{\alpha}-r)(\hat{\alpha}-1)^r(\hat{\alpha}-2)^{\frac{r}{2}}}{\Gamma(\hat{\alpha})} {}_2F_0(\hat{\alpha}-r, -r; ; -(\hat{\alpha}-1)^{-1}(\sqrt{a_{\text{eff}}-1})(\hat{\alpha}-2)^{-1}-1) \quad (2.41)$$

$$\text{Où } \hat{A} = \frac{\langle z^r \rangle (\hat{\alpha}_{\text{eff}}-2)^{\frac{r}{2}} \Gamma(N)}{N^{-r} \langle z \rangle^r \Gamma(r+N)}$$

A cause de la fonction hypergéométrique généralisée ${}_2F_0(.,.,.;.)$ contenue dans l'expression finale de l'estimateur FOME, des calculs numériques doivent être utilisés pour trouver l'estimation de α . Le calcul de la fonction hypergéométrique généralisée est disponible dans plusieurs outils mathématiques tels que Matlab, Maple, Mathematica, etc. Dans le cas où la puissance du bruit thermique p_n est connue a priori, l'estimateur FOME est obtenu en remplaçant le paramètre d'échelle $b = (\hat{\alpha} - 1)(\hat{\mu}_1 - p_n)$ dans l'expression des moments (2.35). L'expression de l'estimateur FOME devient donc [18].

$$\hat{B} = \frac{(\hat{\alpha}-1)^r \Gamma(\hat{\alpha}-r)}{\Gamma(\hat{\alpha})} {}_2F_0(\hat{\alpha}-r, -r; ; -\frac{p_n}{(\hat{\mu}_1-p_n)(\hat{\alpha}-1)}) \quad (2.42)$$

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

$$\text{Où } \hat{A} = \frac{\langle z^r \rangle (\hat{\alpha}_{\text{eff}}-2)^{\frac{r}{2}} \Gamma(N)}{N^{-r} \langle z \rangle^r \Gamma(r+N)}$$

2.4.4 Méthode de [zlog(z)]

Cet estimateur est basé sur les expressions des moyens logarithmiques logs (z) et [zlog(z)] de la distribution de Pareto-plus-bruit.

Après quelques manipulations mathématiques et le développement de [zlog(z)], l'estimateur [zlog(z)] peut être donné en termes du paramètre de forme effectif α_{eff} . L'expression finale de l'estimateur [zlog(z)] devient [18].

$$\hat{c} = \frac{\sqrt{\hat{\alpha}-2}}{\hat{\alpha}-1} {}_2F_0(\hat{\alpha}-1, 1; ; -(\hat{\alpha}-1)^{-1}(\sqrt{(\alpha_{\text{eff}}-2)}(\hat{\alpha}-2)^{-1}-1)) \quad (2.43)$$

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

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

$$\hat{D} = (\hat{\alpha} - 1)^{-1} 2^{F_0} \left(\alpha - 1, 1; ; -\frac{p_n}{(\hat{\mu}_1 - p_n)(\hat{\alpha} - 1)} \right) \quad (2.44)$$

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

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons fait par un bref rappel sur les propriétés statistiques du modèle Pareto-composé sans et avec bruit. Cela pour analyser le problème d'estimation des paramètres d'un clutter de Pareto dans le cas d'une intégration non cohérente de plusieurs impulsions. Dans ce contexte, nous avons considéré le cas de l'absence et la présence du bruit thermique. Dans le cas de l'absence du bruit thermique, nous avons présenté les estimateurs et développer a partir de l'expression des moments existants à savoir HOME, FOME et $[z \log(z)]$ et dans le cas ou le bruit thermique est présent les deux expressions des estimateurs sont exprimées à travers les fonctions hypergéométriques généralisées.

Chapitre 3

Résultats et discussions

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, on a effectué une analyse des performances des estimateurs HOME, FOME et $[z\log(z)]$, qui sont présentés dans le chapitre deux. En l'absence et en présence du bruit thermique, les performances des différents estimateurs pour la distribution de Pareto-composée sont comparées entre eux, utilisant des données synthétiques et des données réelles du clutter de mer collectées par le radar IPIX. Le critère utilisé pour évaluer les performances est l'erreur quadratique moyenne (Mean Square Error, MSE) [24].

3.2 Présentation du Radar IPIX

Le radar IPIX "Ice multi-Parameter Imaging X-Band" est un radar expérimental de recherche à fort pouvoir de résolution et fonctionnant à quatre modes de polarisations (HH, HV, VH et VV), situé à l'Est de "la place polonaise", Grimsby, Ontario, Canada. Il a été à l'origine développé en 1984 pour la détection des icebergs. Après les avancements réalisés entre 1993 et 1998, les données de haute résolution collectées par le radar IPIX sont devenues un benchmark pour examiner les algorithmes intelligents de détection. Par conséquent, la signification de l'acronyme a été changée à "Intelligent Pixel processing X-band" Radar [16].

Le radar IPIX émet en bande de fréquence X (8–12 GHz) et fonctionne avec une fréquence de répétition d'impulsion de 1 KHz. La largeur du faisceau d'antenne est de 0.9° , le nombre de cases distance (ou de cellule de résolution) est 34 et le nombre d'impulsions par case distance est 60 000 en plus la base de données IPIX se compose de plusieurs fichiers de différentes résolutions en distance (3m, 15m et 30m) dont quelques uns ont été utilisés pour effectuer cette analyse expérimentale. Le radar IPIX a été positionné à une hauteur de 20m au-dessus du niveau du lac d'Ontario et éclaire la zone avec un angle d'incidence faible [24].

3.3 Estimation des Performances avec des données synthétiques

Utilisant des données synthétiques, Les performances des estimateurs sont évaluées, via la simulation Monte-Carlo, comparant les courbes des MSE obtenues par les diverses méthodes d'estimation.

3.3.1 En l'absence du bruit thermique

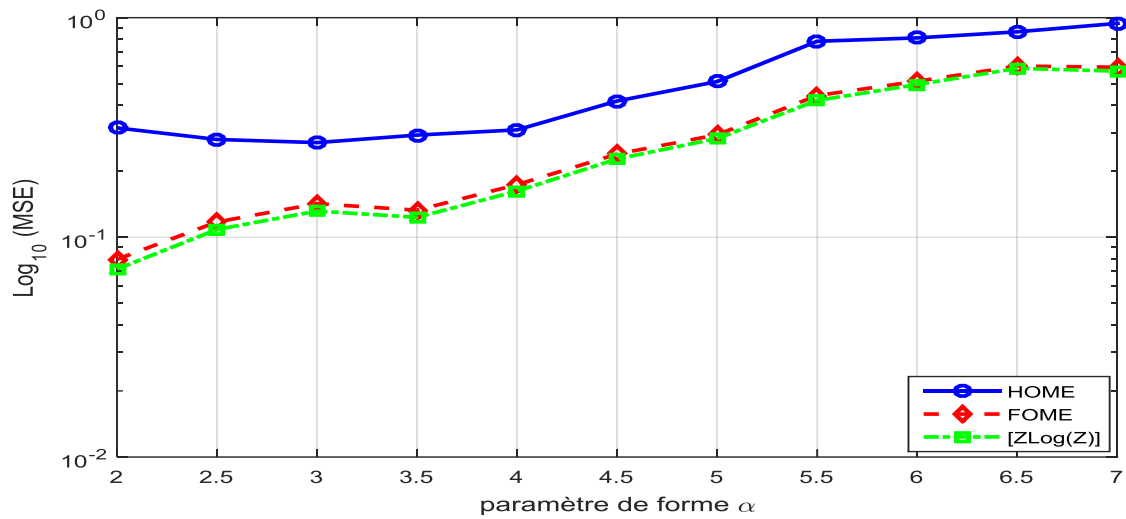
La routine Matlab génère les échantillons indépendants du clutter Pareto-composé sans bruit avec la formule suivante :

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

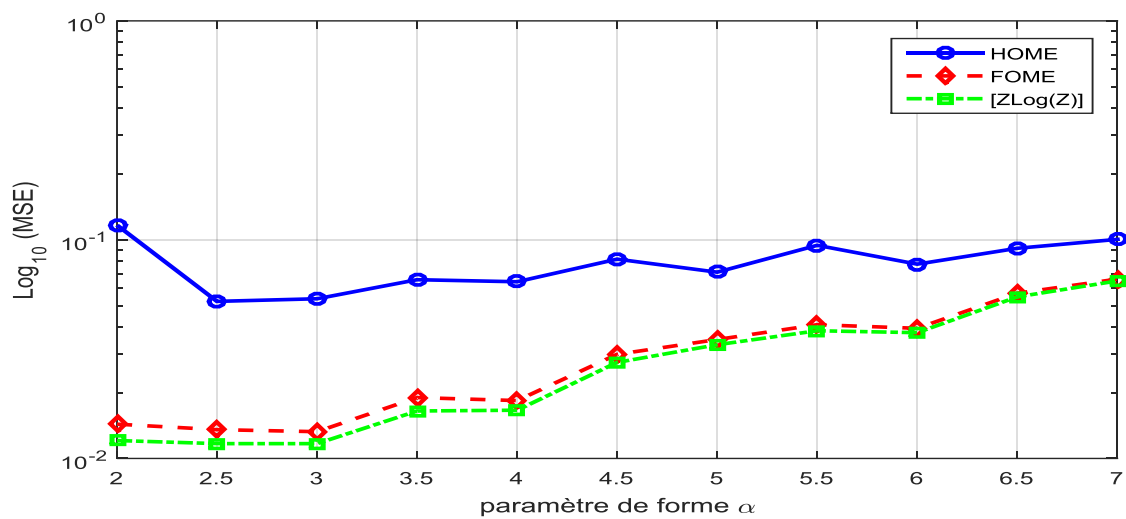
| Méthode d'estimation | paramètres du clutter Pareto-sans bruit | | | Erreur moyenne et MSE des paramètres estimés | | | |
|---------------------------|---|------|------|--|---------------------|------------------|----------------|
| | α | M | b | $E(\hat{\alpha} - \alpha)$ | $MSE(\hat{\alpha})$ | $E(\hat{b} - b)$ | $MSE(\hat{b})$ |
| HOME FOME [zlog(z)] | 2.1 | 200 | 0.55 | 0.6414 | 0.4113 | 0.3346 | 0.1120 |
| | | | | 0.1820 | 0.0331 | 0.1013 | 0.0103 |
| | | | | 0.1506 | 0.0227 | 0.0853 | 0.0073 |
| | 2.5 | | 0.75 | 0.1329 | 0.0177 | 0.0039 | 1.4888 |
| | | | | 0.3813 | 0.1454 | 0.1395 | 0.0194 |
| | | | | 0.3806 | 0.1448 | 0.1390 | 0.0193 |
| | 5 | | 2 | 0.0368 | 0.1095 | 0.1715 | 0.0294 |
| | | | | 0.0769 | 0.0767 | 0.0627 | 0.0039 |
| | | | | 0.0309 | 0.0014 | 0.0383 | 0.0015 |
| HOME FOME [zlog(z)] | 2.1 | 500 | 0.55 | 0.1469 | 0.0780 | 0.0216 | 0.0086 |
| | | | | 0.1375 | 0.0652 | 0.0189 | 0.0043 |
| | | | | 0.1363 | 0.0646 | 0.0186 | 0.0042 |
| | 2.5 | | 0.75 | 0.0526 | 0.0028 | 0.1118 | 0.0125 |
| | | | | 0.2288 | 0.0524 | 0.0444 | 0.0020 |
| | | | | 0.2403 | 0.0577 | 0.0508 | 0.0026 |
| | 5 | | 2 | 0.1046 | 0.0109 | 1.4180 | 2.0132 |
| | | | | 0.0355 | 0.0013 | 0.0353 | 0.0012 |
| | | | | 0.0159 | 0.0012 | 0.0454 | 0.0021 |
| HOME FOME [zlog(z)] | 2.1 | 1000 | 0.55 | 0.2217 | 0.0491 | 0.1264 | 0.0160 |
| | | | | 0.0142 | 2.0152 | 0.0057 | 0.2342 |
| | | | | 0.0199 | 0.0095 | 0.0028 | 0.0068 |
| | 2.5 | | 0.75 | 0.0402 | 0.0016 | 0.0212 | 2.4852 |
| | | | | 0.0114 | 1.2914 | 0.0046 | 2.1152 |
| | | | | 0.0070 | 0.5591 | 0.0028 | 0.7885 |
| | 5 | | 2 | 0.0129 | 1.6678 | 0.0075 | 0.5656 |
| | | | | 0.0185 | 1.3342 | 0.0233 | 0.5452 |
| | | | | 0.0221 | 0.5282 | 0.0252 | 0.3280 |

Tableau 3.1 Erreur moyenne et MSEs des paramètres $\hat{\alpha}$, $\hat{\beta}$ du clutter Pareto des estimateurs HOME, FOME et [zlog(z)], avec, $N=10$ et $n=100$, $M=200$, $M=500$, $M=1000$.

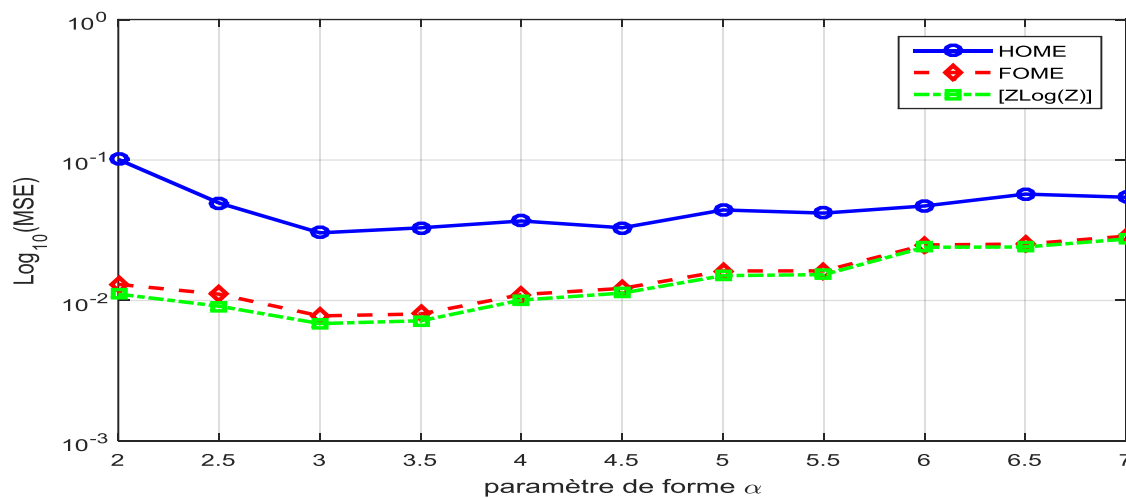
Les résultats montrent que toute Augmentation du nombre d'échantillons M améliore la qualité d'estimations cela est montré dans le tableau 3.1 qui calcule l'erreur moyenne et MSEs des paramètres $\hat{\alpha}$, $\hat{\beta}$ du clutter Pareto des estimateurs HOME, FOME et [zlog(z)].



(a)



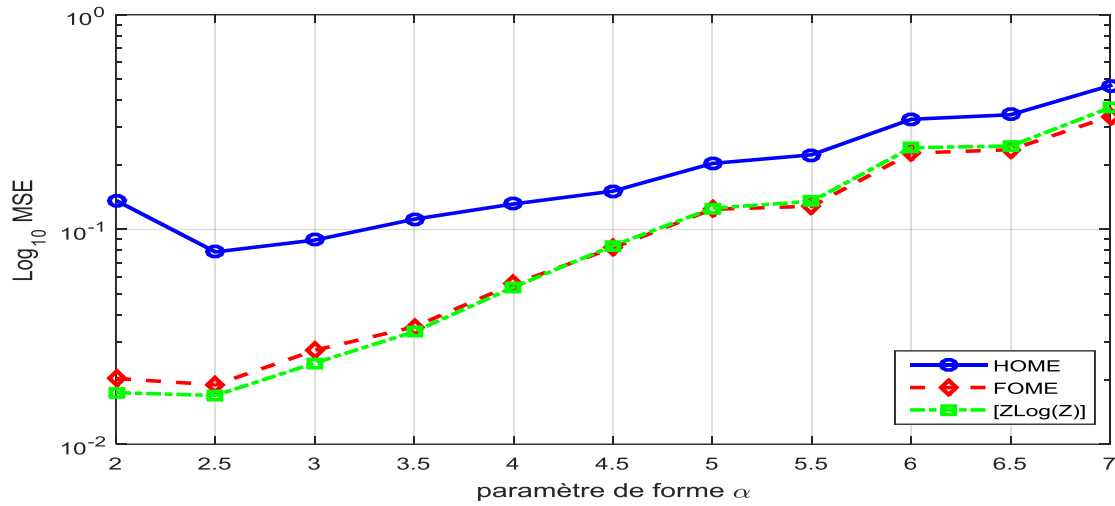
(b)



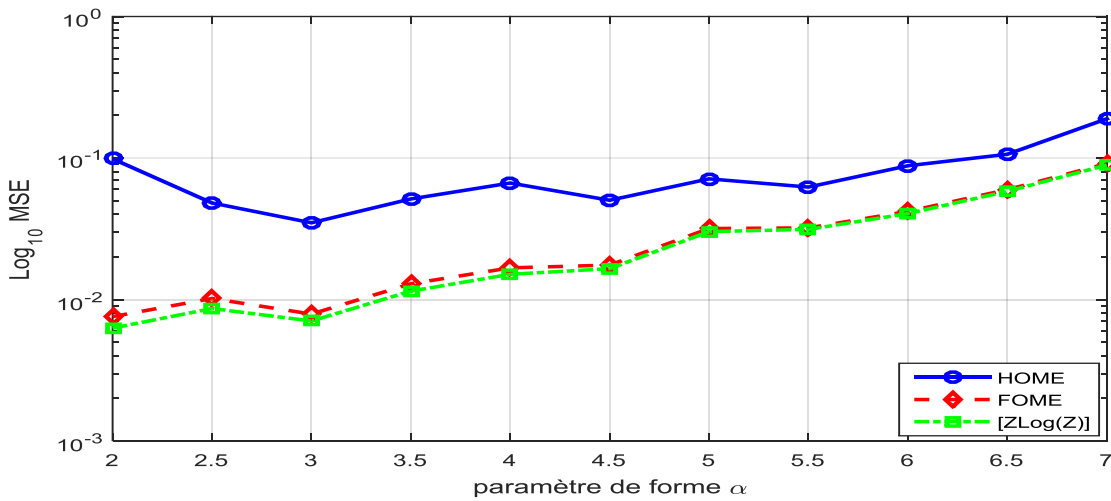
(c)

Figure 3.1 MSEs du paramètre de forme α du clutter Pareto-composé sans bruit des méthodes HOME, FOME et [zlog(z)], pour $N=10$ et $n=100$ (a) $M=500$, (b) $M=5000$ et (c) $M=10000$

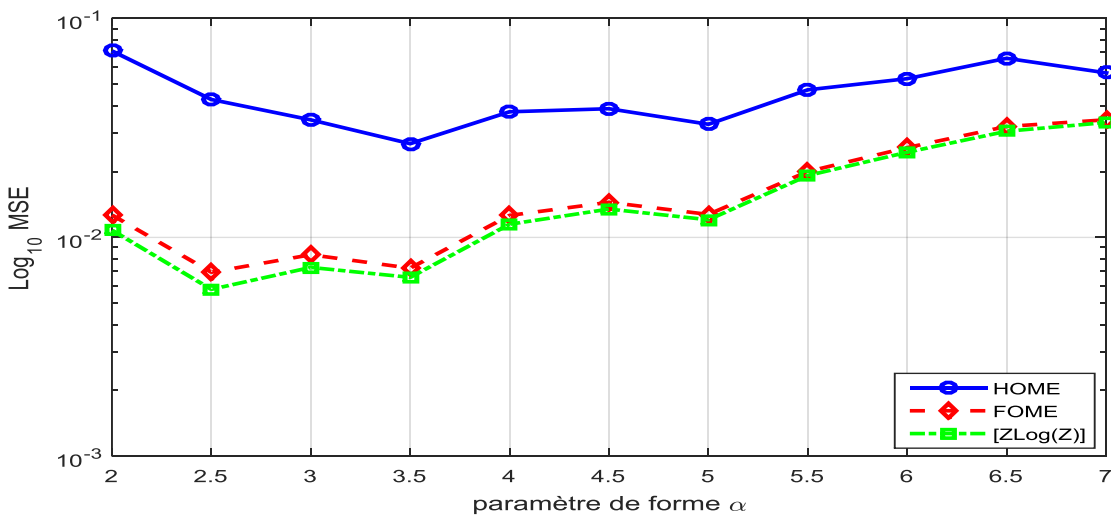
La Figure 3.1 représente les courbes des MSE du paramètre de forme α de la distribution de Pareto-composée-sans-bruit en utilisant les estimateurs HOME, FOME et $[z\log(z)]$. A fin d'étudier l'effet du nombre d'échantillons M utilisé dans l'estimation les Figures 3.1. (a), 3.1. (b) et 3.1. (c) représentent, respectivement, les cas $M=500$, 5000 et 10000 avec les nombres d'impulsions et d'essais Monte Carlo sont, respectivement, $N=10$ et $n=100$. Nous remarquons que les valeurs des MSE relatives aux estimateurs $[z\log(z)]$ et FOME sont plus faibles que celles de l'estimateur HOME. Aussi plus les valeurs du paramètre de forme α sont faibles, plus l'estimateur $[z\log(z)]$ est meilleur que l'estimateur FOME.



(a)



(b)



(c)

Figure 3.2 MSEs du paramètre de forme α du clutter Pareto-composé sans bruit des méthodes HOME, FOME et [zlog(z)], pour $M=10000$ et $n=100$, (a) $N=1$, (b) $N=4$ et (c) $N=8$

Les Figures 3.2. (a), 3.2. (b) et 3.2. (c) représentent les cas $N=1, 4$ et 8 , respectivement. On observe que, pour les valeurs légèrement élevées du paramètre de forme α , les courbes des MSE de l'estimateur $[z\log(z)]$ sont les meilleures. Ainsi, celles de l'estimateur FOME sont presque confondues avec celles de l'estimateur $[z\log(z)]$. La Figure 3.2 montre aussi que l'influence du nombre d'impulsions N sur les performances d'estimation c.-à-d. Toute augmentation du nombre d'impulsions N améliore la qualité d'estimation du paramètre de forme α .

Nous remarquons que Les valeurs des MSE relatives aux estimateurs $[z\log(z)]$ et FOME sont plus faibles que celles de l'estimateur HOME. Aussi plus les valeurs du paramètre de forme α sont faibles, plus l'estimateur $[z\log(z)]$ est meilleur que l'estimateur FOME.

3.3.2 Présence du bruit thermique

La routine Matlab génère les échantillons indépendants du clutter Pareto-composée sans bruit avec la formule suivante :

$$Z = \sum_{i=1}^N \exp \text{rnd}_i \left(p_n + \frac{1}{\text{gamrnd}\left(\alpha, \frac{1}{\beta}, n, M\right)} \right) \quad (3.2)$$

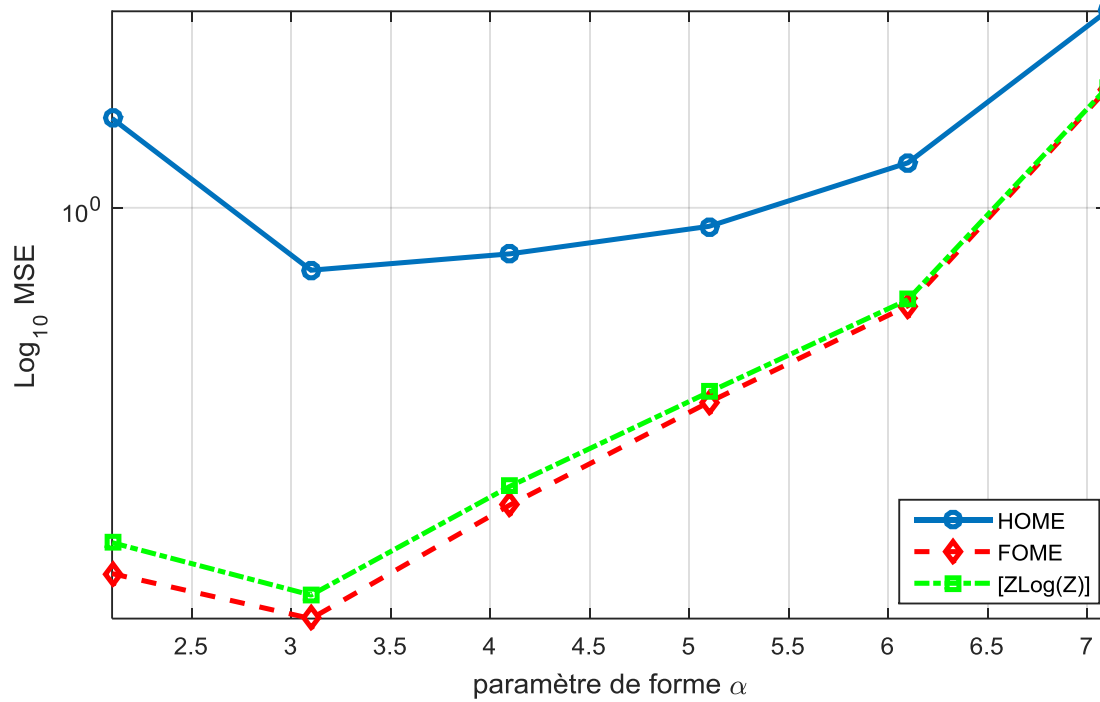
Pour un clutter Pareto-plus-bruit dans le cas d'une intégration non cohérente d'impulsions multiples, nous comparons les courbes des MSE obtenues par les estimateurs HOME, FOME et $[\text{zlog}(z)]$. pour évaluer la qualité d'estimation des estimateurs FOME et $[\text{zlog}(z)]$.

La fonction Matlab (hypergeom) est évaluée d'après une fonction hypergéométrique généralisée dans les expressions des estimateurs qu'ont été proposé.

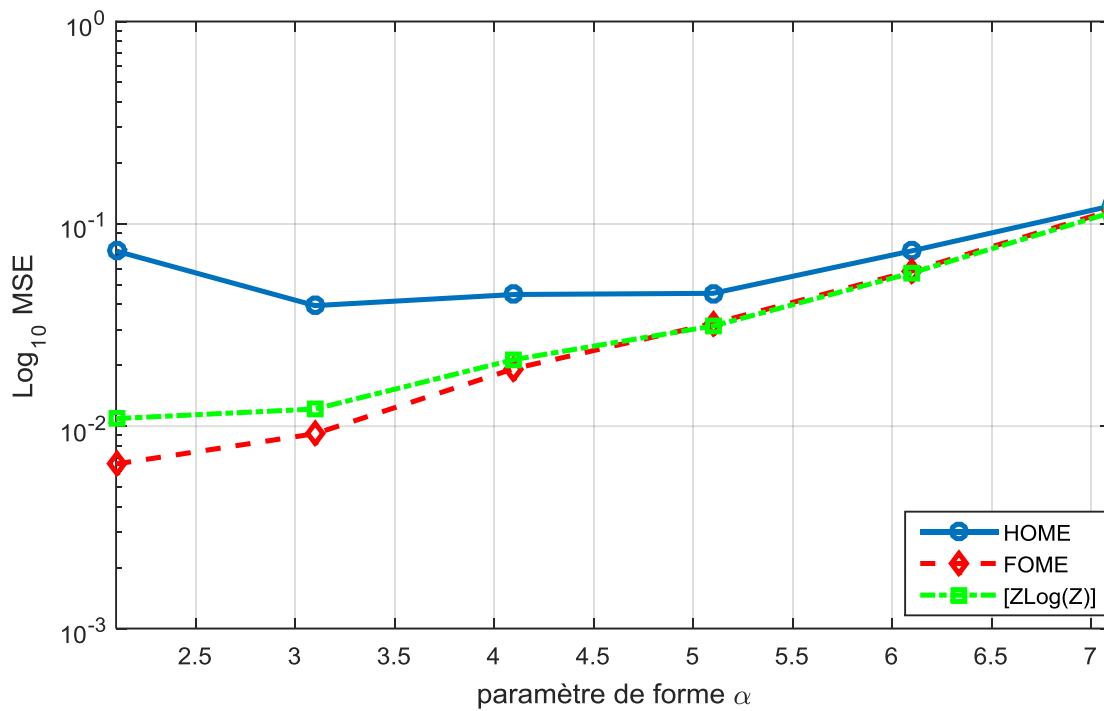
Nous commençons par choisir la valeur de l'ordre fractionnaire r utilisé dans l'estimateur FOME.

| Méthode d'estimation | Paramètres du clutter Pareto-plusbruit synthétiques (Valeurs réelles) | | | | Moyenne et écart type des paramètres estimés | | | | | |
|---------------------------|---|-------|---------|--------|--|---------------------|------------------|--------------------|----------------|------------------|
| | α | M | β | P_n | $E[\hat{\alpha}]$ | $Std[\hat{\alpha}]$ | $E[\hat{\beta}]$ | $Std[\hat{\beta}]$ | $E[\hat{P}_n]$ | $Std[\hat{P}_n]$ |
| HOME FOME [zlog(z)] | 2.1 | 1000 | 0.55 | 0.5 | 3.8612 | 0.5062 | 2.9397 | 0.6059 | 0.0501 | 0.2599 |
| | | | | | 2.9396 | 0.6396 | 1.3263 | 0.5840 | 0.3292 | 0.0717 |
| | | | | | 2.8536 | 0.4211 | 1.2233 | 0.3143 | 0.3408 | 0.0462 |
| | 2.5 | | 0.75 | 0.5 | 4.2308 | 0.7292 | 2.7972 | 0.6585 | 0.1312 | 0.1112 |
| | | | | | 3.4397 | 0.5991 | 1.6907 | 0.4839 | 0.3492 | 0.1194 |
| | | | | | 3.2500 | 0.6010 | 1.4256 | 0.4782 | 0.3793 | 0.0575 |
| 5 | 2 | 0.5 | 7.4816 | 3.7906 | 4.5117 | 4.8701 | 0.3811 | 0.1480 | | |
| | | | 6.8355 | 3.8144 | 3.8910 | 4.2232 | 0.4489 | 0.2612 | | |
| | | | 6.8491 | 3.7940 | 3.8787 | 4.2034 | 0.4252 | 0.1498 | | |
| HOME FOME [zlog(z)] | 2.1 | 5000 | 0.55 | 0.5 | 3.9336 | 0.2110 | 2.4578 | 0.4649 | 0.0253 | 0.2467 |
| | | | | | 2.5736 | 0.2410 | 0.9477 | 0.1777 | 0.3981 | 0.0328 |
| | | | | | 2.5767 | 0.2256 | 0.9575 | 0.1604 | 0.3915 | 0.0292 |
| | 2.5 | | 0.75 | 0.5 | 3.6746 | 0.3429 | 2.1520 | 0.4109 | 0.1851 | 0.1923 |
| | | | | | 2.9203 | 0.3579 | 1.1004 | 0.2720 | 0.4323 | 0.0432 |
| | | | | | 2.9123 | 0.3301 | 1.0947 | 0.2420 | 0.4307 | 0.0351 |
| 5 | 2 | 0.5 | 5.7681 | 1.1052 | 2.6774 | 0.8886 | 0.4514 | 0.0623 | | |
| | | | 5.6176 | 1.9036 | 2.6143 | 1.7605 | 0.4752 | 0.1107 | | |
| | | | 5.2976 | 0.9704 | 2.2546 | 0.7356 | 0.4871 | 0.0586 | | |
| HOME FOME [zlog(z)] | 2.1 | 10000 | 0.55 | 0.5 | 3.3351 | 0.1857 | 2.5369 | 1.6045 | 0.1071 | 0.7933 |
| | | | | | 2.4933 | 0.2125 | 0.8838 | 0.1541 | 0.4088 | 0.0330 |
| | | | | | 2.5029 | 0.2057 | 0.9032 | 0.1443 | 0.3983 | 0.0384 |
| | 2.5 | | 0.75 | 0.5 | 3.4950 | 0.2653 | 1.9603 | 0.2031 | 0.2113 | 0.0714 |
| | | | | | 2.7623 | 0.2783 | 0.9703 | 0.2128 | 0.4551 | 0.0385 |
| | | | | | 2.7725 | 0.2680 | 0.9840 | 0.2017 | 0.4496 | 0.0342 |
| 5 | 2 | 0.5 | 5.4538 | 0.8183 | 2.4134 | 0.6688 | 0.4685 | 0.0514 | | |
| | | | 4.9912 | 1.0209 | 2.0319 | 0.8105 | 0.5097 | 0.0745 | | |
| | | | 5.1062 | 0.6739 | 2.1053 | 0.5199 | 0.4951 | 0.0428 | | |

Tableau 3.2 Valeur moyenne et écart type des paramètres $\hat{\alpha}$, $\hat{\beta}$ et \hat{P}_n du clutter Pareto-plus-bruit des estimateurs HOME, FOME et [zlog(z)], avec CNR=0dB, N=10 et n=200



(a)

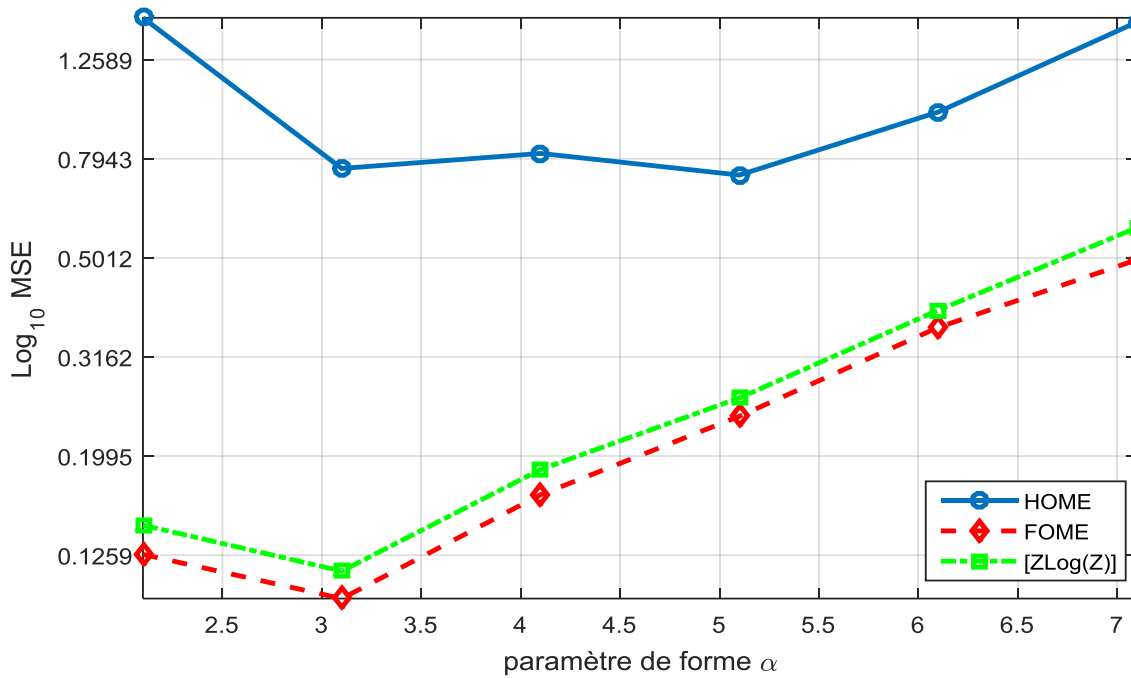


(b)

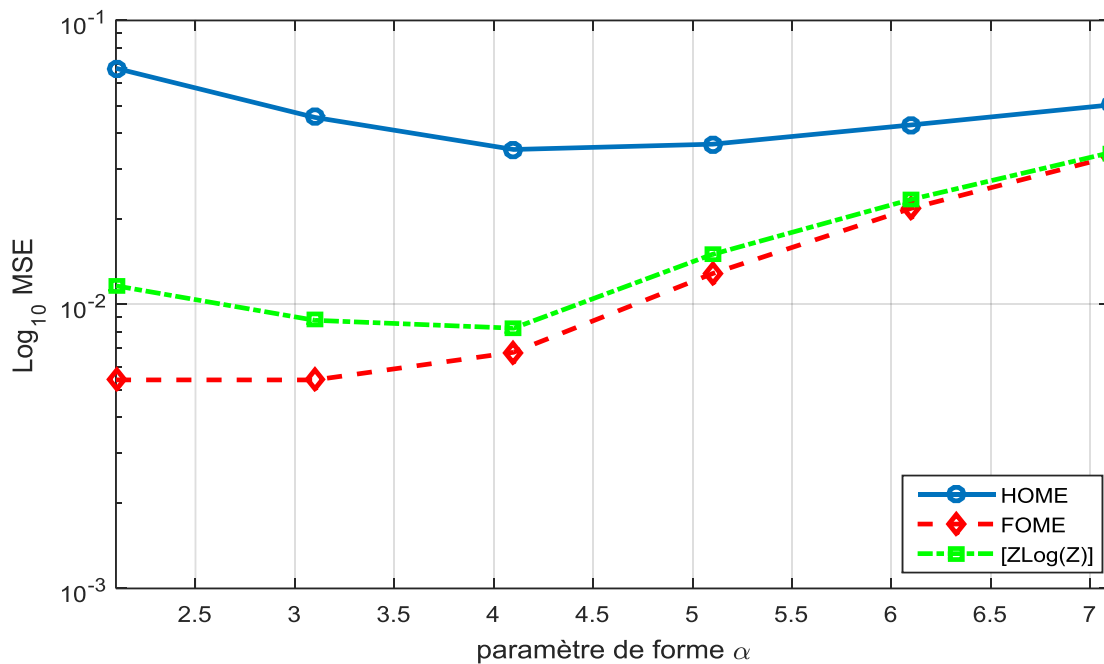
Figure 3.3 : MSEs du paramètre de forme α du clutter Pareto-plus-bruit des estimateurs HOME, FOME et [zlog(z)], pour CNR=0dB, M=10000, N=10 et n=100 (a) Puissance du bruit p_n inconnue, (b) Puissance du bruit p_n connue

Dans le Tableau 3.3. qui montre le calcul de la moyenne et l'écart type des paramètres estimés du clutter Pareto-plus-bruit pour $N=10$, $CNR=0dB$ et $n=100$, et par conséquent on dit que la méthode FOME donne de meilleurs résultats que celles de HOME et $[z\log(z)]$.

La Figure 3.3 représente les courbes des MSE des estimateurs HOME, FOME et $[z\log(z)]$, pour $N=10$, $M=10000$ et $CNR=0dB$. Les figures 3.3(a) et 3.3. (b) représentent les cas où la puissance du bruit p_n est inconnue et connue, respectivement, ils montrent que l'estimateur FOME donne de faibles valeurs du MSE par rapport aux estimateurs $[z\log(z)]$ et HOME, nous observons aussi que la qualité d'estimation de l'estimateur FOME est meilleure pour des valeurs de plus en plus décroissantes du paramètre de forme α . De là on peut dire que c'est typiquement le cas d'un clutter très pointu (very spiky clutter).



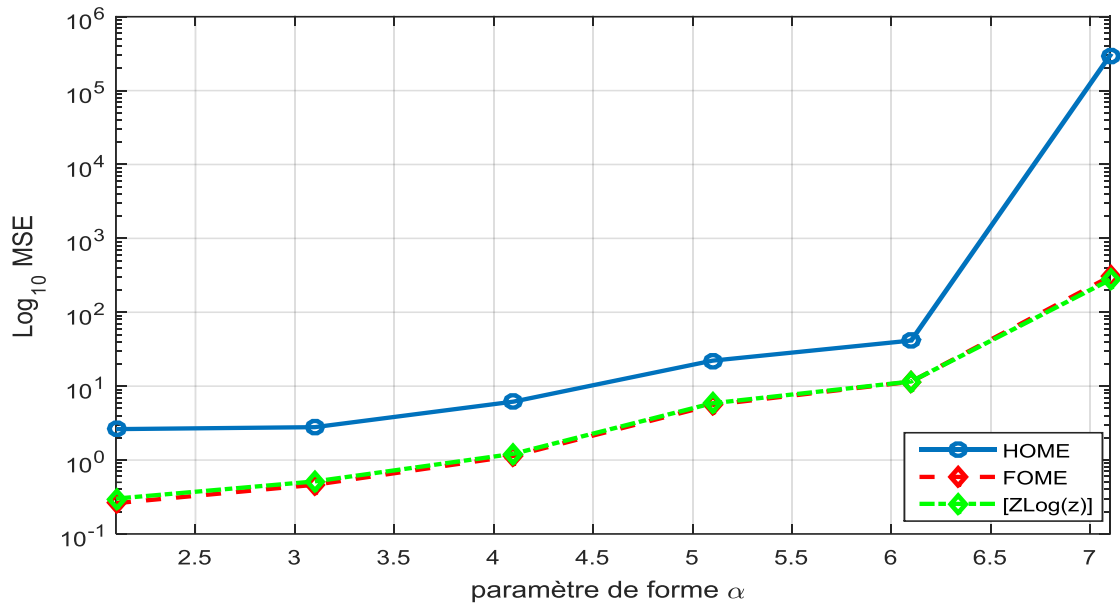
(a)



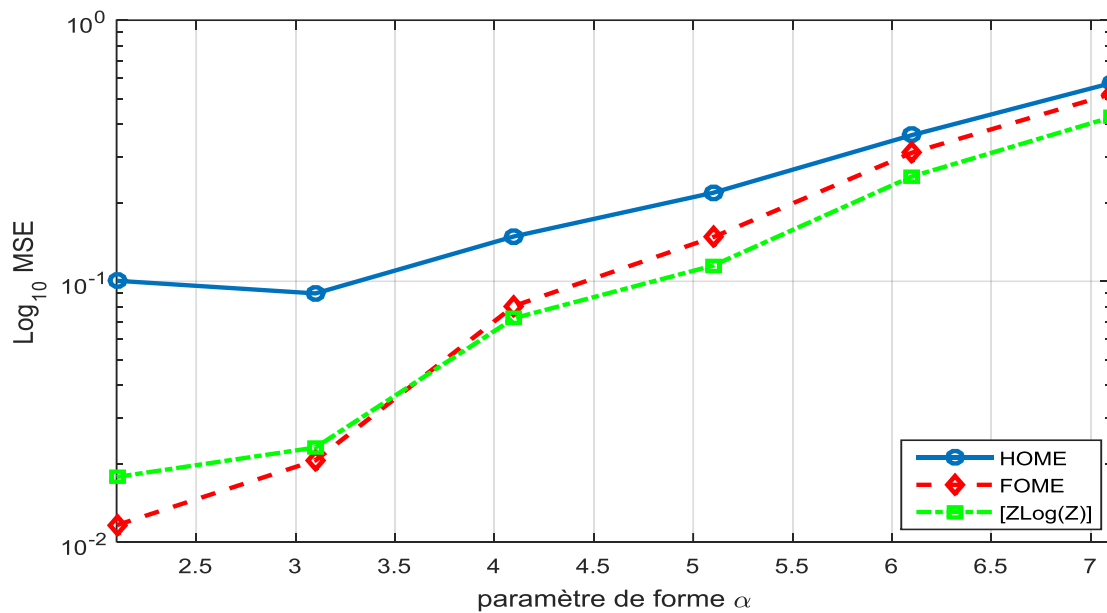
(b)

Figure 3.4 MSEs du paramètre de forme α du clutter Pareto-plus-bruit des estimateurs HOME, FOME et [zlog(z)], pour CNR=10dB, M=10000, N=10 et n=100. (a) Puissance du bruit p_n inconnue, (b) Puissance du bruit p_n connue.

Pour les mêmes conditions que précédemment mais avec CNR=10dB, la Figure 3.4 illustre les courbes des MSE en fonction du paramètre de forme α . La Figure 3.4. (a) pour p_n inconnue et la Figure 3.4. (b) pour p_n connue, nous remarquons encore que dans les plus par cas l'estimateur FOME est le meilleur et le plus performant.



(a)



(b)

Figure 3.5 MSEs du paramètre de forme α du clutter Pareto-plus-bruit des estimateurs HOME, FOME et $[z\log(z)]$, pour $CNR=10dB$, $M=10000$, $N=1$ et $n=100$. (a) Puissance du bruit p_n inconnue, (b) Puissance du bruit p_n connue

Pour le cas d'une seule impulsion, $N=1$, les résultats obtenus sont représentés dans la Figure 3.5.

Pour p_n inconnue, la Figure 3.5. (a), ou les valeurs des MSE obtenues par la méthode FOME sont légèrement élevées pour des valeurs du paramètre de forme $\alpha > 2.5$. Par contre, dans le cas où p_n est connue, Figure 3.5. (b), nous observons que les faibles valeurs des MSE pour $\alpha < 2.5$ sont obtenues

par la méthode FOME. De plus, le clutter tend vers la distribution Gaussienne quand les courbes des MSE sont presque confondues pour des valeurs élevées du paramètre de forme α .

3.4 Performances d'estimation à travers des données réelles

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

Une série de test a été effectuée et un choix des données arbitraire selon la polarisation et la résolution des données disponibles.

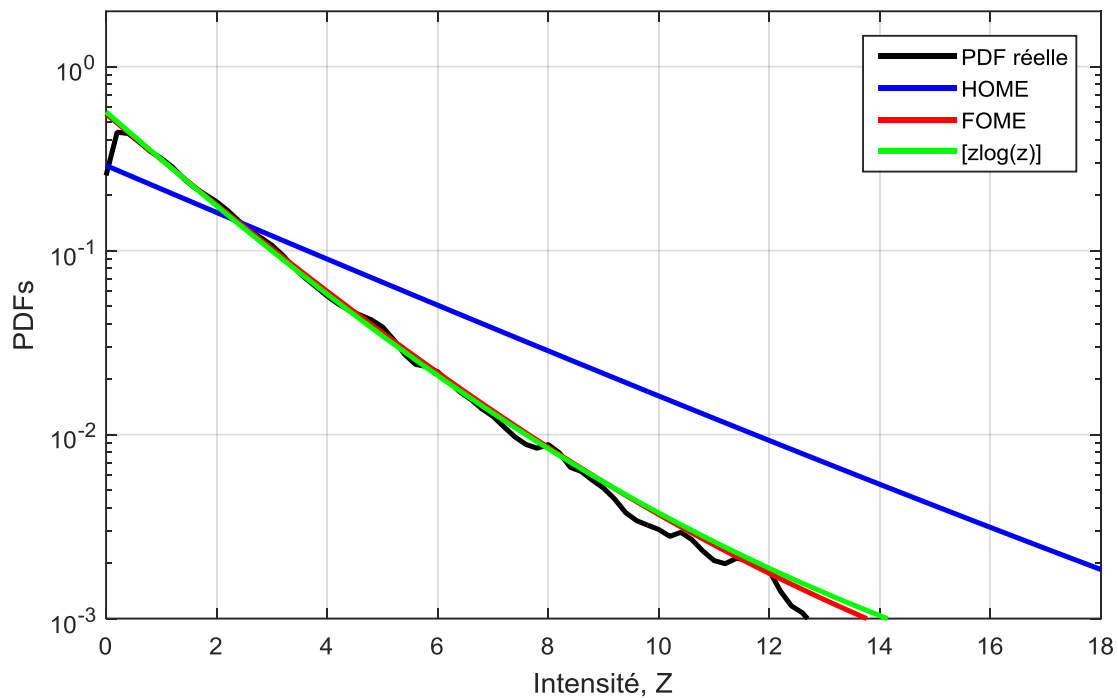


Figure 3.6 Courbes des PDFs ajustées sur les données réelles de la 1ère case distance de polarisation HH et de résolution 3m des estimateurs HOME, FOME et [zlog(z)] avec $M=60000$ et $N=1$.

Les résultats de la Figures 3.6 sont considérés en utilisant les données de la 1ère cellule distance de la polarisation HH de résolution 3m. C'est le cas d'une seule impulsion ($N=1$). Les courbes des PDFs estimées par les méthodes HOME, FOME et [zlog(z)] sont illustrées par la Figure 3.6. Nous observons que les deux courbes des estimateurs FOME et [zlog(z)] sont très proches de la courbe de la PDF réelle, par contre, la courbe estimée par la méthode HOME s'écarte considérablement de la PDF réelle. Ceci est bien visible surtout au niveau de la queue de la PDF. Dans ce cas nous pouvons dire que les deux estimateurs proposés FOME et [zlog(z)] fournissent de bonnes performances d'estimation des paramètres du clutter.

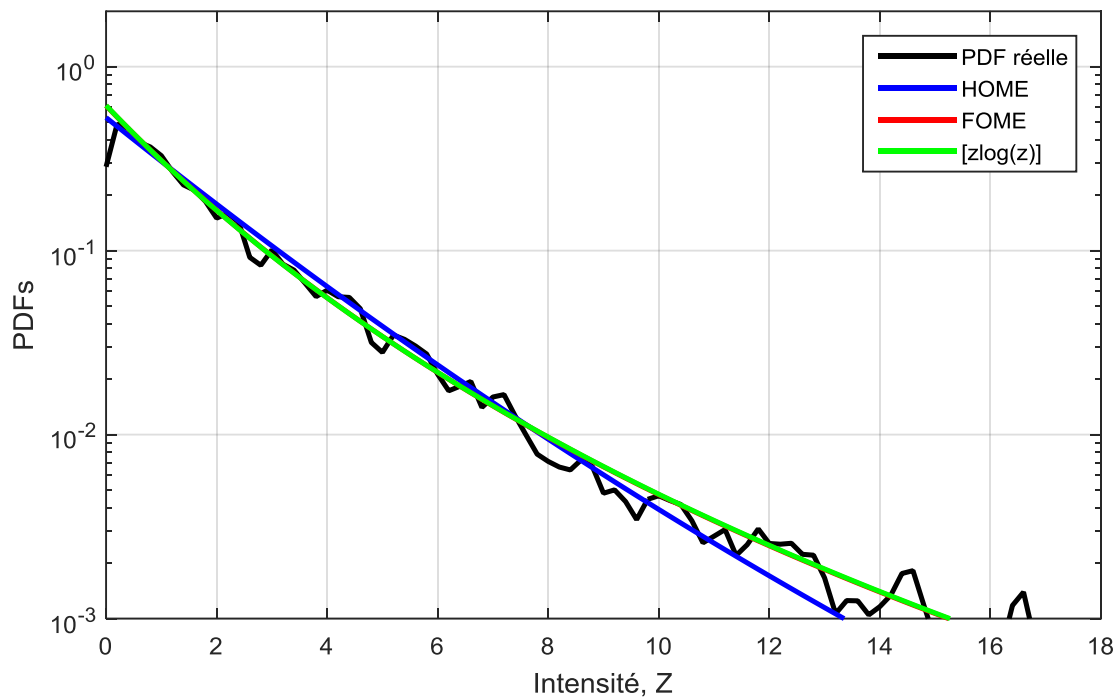


Figure 3.7 Courbes des PDFs ajustées sur les données réelles de la 3ème case distance de polarisation VV et de résolution 3m des estimateurs HOME, FOME et [zlog(z)], avec $M=60000$ et $N=1$

Dans la Figure 3.7, nous avons obtenus la 3ème cellule distance de la polarisation VV et de résolution 3m. Les résultats de la Figure 3.7 montrent que les deux courbes des deux estimateurs présentés FOME et [zlog(z)] sont confondues car, les estimations des paramètres ont des valeurs très proches.

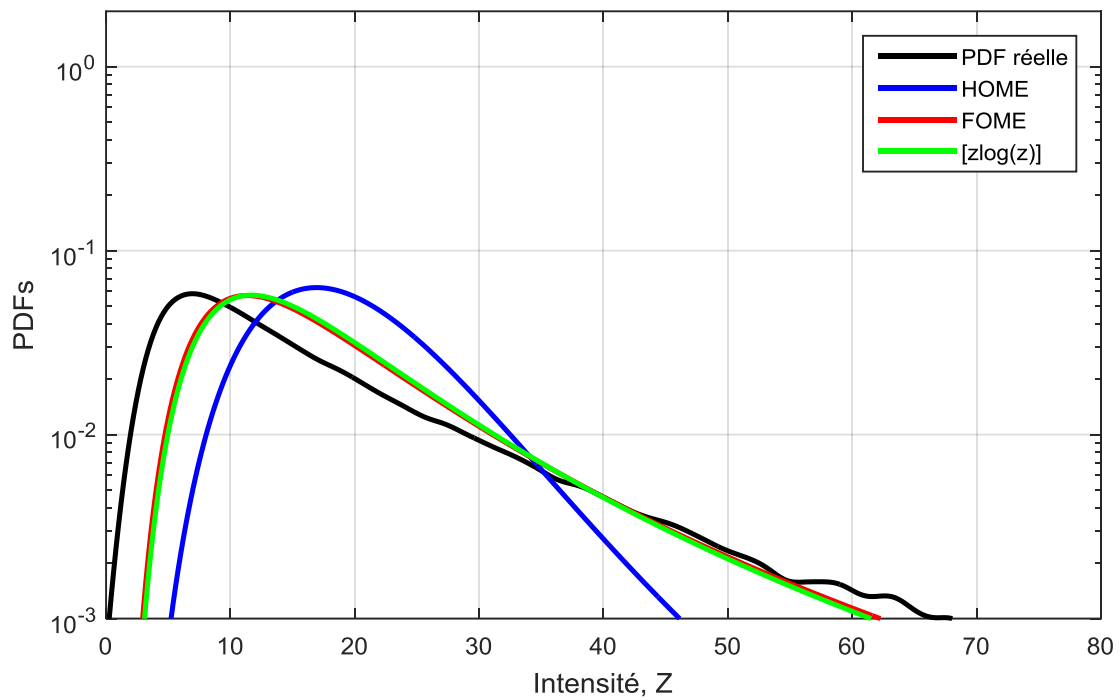


Figure 3.8 Courbes des PDFs ajustées sur les données réelles de la 2ème à la 11ème case distance de polarisation VV et de résolution 15m des estimateurs HOME, FOME et [zlog(z)], avec $M=60000$ et $N=10$

D'une intégration non cohérente de plusieurs impulsions $N=10$, les résultats de la Figure 3.8 ont été obtenus pour, de la 2ème à la 11ème cellule distance avec une polarisation VV et de résolution 15m. Nous observons que sur la Figure 3.8. Les courbes des PDFs représentées s'écartent un peu de la PDF réelle de plus, l'estimateur FOME produit un meilleur ajustement que l'estimateur [zlog(z)].

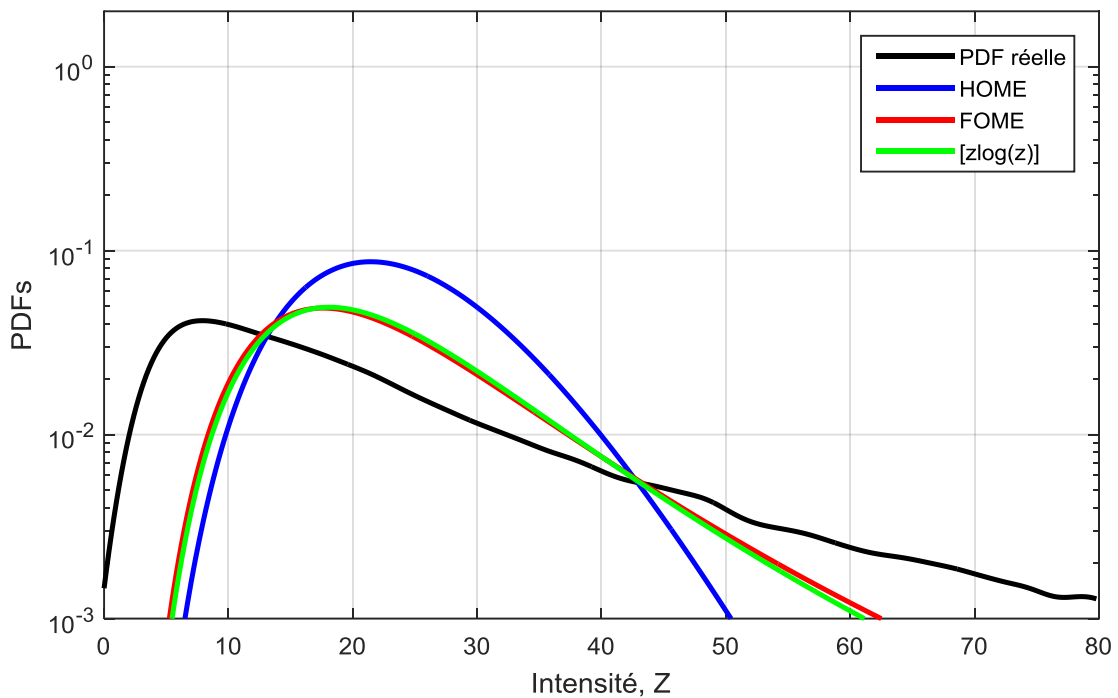


Figure 3.9 Courbes des PDFs ajustées sur les données réelles de la 17^{ème} à la 26^{ème} case distance de polarisation HH et de résolution 30m des estimateurs HOME, FOME et [zlog(z)], avec $M=60000$ et $N=10$.

La Figure 3.9 montre les résultats obtenus via les données de résolution 30m, une intégration de $N=10$ impulsions, de la 17^{ème} à la 26^{ème} cellule de résolution en distance avec une polarisation HH donc les résultats obtenu sont de l'ajustement de PDFs. Les courbes représentées par les estimateurs FOME et [zlog(z)] sont presque confondues.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, les résultats obtenus d'après l'évaluation des performances d'estimation des méthodes présenté pour le cas d'une intégration non cohérente de plusieurs impulsions à travers une analyse comparative avec l'estimateur existant HOME. Utilisant des données synthétiques générées à partir de la distribution de Pareto-composée sans et avec bruit ainsi que des données réelles du clutter de mer à haute résolution collectées via le radar IPIX. De ce là on peut dire que les estimateurs proposés FOME et [zlog(z)] offrent des qualités d'estimation appréciables.

Conclusion générale

Notre mémoire est focalisé sur le problème d'estimation des paramètres de la distribution de Pareto pour le cas de plusieurs impulsions pour une intégration non cohérente en l'absence et on présence du bruit thermique.

Dans ce contexte, nous avons exposé dans le premier chapitre un bref rappel sur le système radar et son principe de fonctionnement, ensuite nous avons présenté les modèles statistiques du Clutter non Gaussien précisément le clutter de mer, de ce fait, quelques distributions ont été présentées telle que : la distribution Log normal, la distribution de Weibull, la distribution K et la distribution de Pareto.

En deuxième lieu, nous avons fait des rappels sur la loi Pareto et les estimateurs existants dans la littérature, dans les deux cas en présence et en absence du bruit où nous avons présenté le développement mathématique des estimateurs HOME, FOME et $[z\log(z)]$ basant sur les moments d'ordre de la distribution de Pareto.

Ensuite, nous avons évalué les performances d'estimation des différentes méthodes à travers une étude comparative, où les données utilisées sont des données synthétiques générées avec Matlab et également réelles collecter par le radar IPIX.

Les résultats obtenus montrent que les estimateurs FOME et $[z\log(z)]$ sont meilleurs que l'estimateur HOME dans tous les testes effectués. Notons que l'estimateur $[z\log(z)]$ donne les plus faibles valeurs des MSE par rapport à l'estimateur FOME dans le cas où le bruit thermique est absent. Par ailleurs, lorsque le bruit est présent, l'estimateur FOME est le plus performant

Bibliographies

1. **Abramowitz, and Stegun**, “Handbook of mathematical functions,” Dover Publications, INC, New York, pp 505, 1972.
2. **Balleri, Nehorai, and Wang**, “Maximum likelihood estimation for compound-Gaussian clutter with inverse-gamma texture,” IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 43, N°. 32, pp. 775-780, April 2007.
3. **Barkat, Mourad**. Signal Detection And Estimation. 2nd Ed. Boston : Artech House, 2005.
4. **Blacknell, and Tough**, “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.
5. **Bocquet**, “Simulation of correlated Pareto distributed sea clutter,” Int. Conf. on Radar, Adelaide, SA, pp. 258–261. 9-12 September 2013.
6. **Bocquet**, “Parameter estimation for Pareto and K distributed clutter with noise,” IET Radar Sonar Navig., Vol. 9, N°. 1, pp. 104-113, 2015.
7. **Chalabi, Izzeddine**. Detection CFAR A Base De GLRT Dans Un Environnement Gaussien-Compose, Universite De Mohamed Boudiaf-M’sila Faculte De Technologie Departement D’electronique. 2012.
8. **Chalabi, Izzeddine**. Estimation Et Détection Adaptative Des Cibles Pour Radars Mimo Dans Unenvironnement De Clutter Non-Gaussien. Electronique, Universite De Mohamed Boudiaf-M’sila Faculte De Technologie Departement D’electronique. 2017. Thèse De Doctorat.
9. **Farshchian, and Posner**, “The Pareto distribution for low grazing angle and high resolution X-band sea clutter,” Proceedings of IEEE Radar Conference., Arlington, VA, USA, pp. 789-793, 2010
10. **Fay, Clarke, J., and Peters, R. S.**, “Weibull distribution applied to sea clutter,” IEE International Conference Radar ’77, (London, UK), pp. 101-104, October 1977.
11. **Finn, and Johnson**, “Adaptive detection mode with threshold control as a function of spatially sampled clutter level estimates,” Radio Corporation of America Review, Vol. 29, N°. 3, pp. 414-465, September 1968.
12. **Goldstein**, “False-alarm regulation in log-normal and Weibull clutter,” IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 9, N°. 1, pp. 84-92, January 1973.
13. **Guida, Longo, and Lops**, “Biparametric CFAR procedures for Lognormal clutter,” IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 29, N°3, pp. 798-809, July 1993.

-
14. **Hansen**, and Sawyers, J. H., "Detectability loss due to Greatest-Of-selection in a Cell Averaging CFAR," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 16, N°. 1, pp. 115-118, January 1980.
 15. **Haykin, Simon**, "Adaptive Radar Signal Processing," John Wiley, New Jersey, 2007.
 16. **Jutten, Christian**. "Détection, Estimation, Information. Notions De Base Et Exercices". Université Joseph Fourier - Polytech' Grenoble. 2007.
 17. **Keith, Ward, Robert, Tough Et Simon, Watts**. Sea Clutter Scattering, The K Distribution. Sea Clutter Scattering, The K Distribution. 2nd Edition. United Kingdom : Croydon, 2013.
 18. **Mezache, Sahed, Soltani, and Chalabi**, "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. **Mezache, Chalabi, Soltani, and Sahed**, "Estimating the Pareto plus noise distribution parameters using non-integer order moments and $[z \log(z)]$ approaches," IET Radar, Sonar & Navigation, Vol. 10, pp. 192-204, 2016.
 20. **Nouar, Nabila**. Détection CFAR De Cibles Réparties Dans Un Clutter K-Distribué De Paramètres Inconnus. CONSTANTINE, 2013.
 21. **Prudnikov, Brychkov, Yu. A., and Marichev**, "Integrals and series, vol. 1" Amsterdam: Gordon and Breach Science Publishers, page 322, 1986.
 22. **Rohling**, "Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 19, N°. 4, pp. 608-621, July 1983.
 23. **Rosenberg, and Bocquet**, "The Pareto distribution for high grazing angle sea clutter," IEEE International Geoscience and Remote Sensing Conference, Melbourne, Australia, pp.4209-4212, 2013.
 24. **Sahed, Mohamed**. Détection Automatique CFAR En Environnement. Électronique, Université Mohamed Boudiaf De M'sila. Thèse De Doctorat. 2015.
 25. **Schleher**, "Radar detection in Weibull clutter," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 12, N°. 6, pp. 736-743, November 1976.
 26. **Skolnik, Merrilli**. "RADAR HANDBOOK. 2nd. New York : Mcgraw-Hill, 1990.
 27. **Skolnik**, "Introduction To Radar System,. 3rd. New York : Mcgraw-Hill, 2001.
 28. **Trunk**, "Range resolution of targets using automatic detection," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 14, N°. 5, pp. 750-755, September 1978.
 29. **Valenzuela, et Laing.**, "On the statistics of sea clutter," Naval Research Laboratory, Washington D.C., Tech. Rep. 7349, Décembre 1971

-
-
30. **Van Trees**, “Detection, Estimation, and Modulation Theory”, John Wiley and sons, Part1, New York, 1968.
 31. **Viswanathan, et Eftekhari**, “A selection and estimation test for multiple target detection,” IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol.28, pp. 505—519, Avril 1992.
 32. **Ward**, “Compound representation of high resolution sea clutter,” Electronics Letters, Vol.17, N°. 16, pp. 561-563, August 1981.
 33. **Ward**, “A radar sea clutter model and its application to performance assessment,” IEEConference Publication, pp. 203-207, October 1982.
 34. **Ward, and Watts**, “Radar sea clutter,” Microwave Journal, Vol. 28, N°. 6, pp. 109-121, Juin 1985.
 35. **Watts**, “Radar detection prediction in sea clutter using the compound K distribution model,” IEE Proceedings, Part F, Vol. 132, N°. 7, pp. 613-620, December 1985.
 36. **Watts**, “Radar detection prediction in K-distributed sea clutter and thermal noise,” IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 23, N°. 1, pp. 40-45, January 1987.
 37. **Weinberg**, “An investigation of the Pareto distribution as a model for high grazing angle clutter,” Defense Science and Technology Organization, Edinburgh, Australia, March 2011.
 38. **Weinberg**, “Assessing the Pareto fit to high resolution high grazing angle sea clutter,” Electronics Letters, Vol. 47, N°. 8, pp. 516-517, April 2011.
 39. **Weinberg2013a, Weinberg**, “Estimation of Pareto clutter parameters using order statistics and linear regression,” Electronics Letters, Vol. 49, N°. 13, pp. 845-846, June 2013.
 40. **Weiss**, “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.