

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR

ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE



UNIVERSITE MOHAMED SEDDIK BENYAHIA JIJEL

Faculté des sciences et de la technologie

Département d'Electronique

N° : ...../2022

**MEMOIRE DE MASTER**

**DOMAINE : Sciences et Technologies**

**FILIERE: Télécommunications**

**SPECIALITE : Systèmes des Télécommunications**

**Thème**

**Application de la méthode du maximum de vraisemblance dans  
l'estimation des paramètres d'une distribution Pareto généralisée.**

**Présenté Par : Asma BOULKROUN**

**Encadrée Par: Chehla ALIOUA**

**Amel LABOUDI**

**Date de soutenance: 07/ 07/ 2022**

**Jury de Soutenance**

**Président : Faycal BOUKERROUM      Grade      MCA      Univ MSB jjjel**

**Encadreur: Chehla ALIOUA              Grade      MCB      Univ MSB jjjel**

**Examineur: Mourad GRIMES            Grade      MCA      Univ MSB jjjel**

**Promotion : 2021 /2022**



# *Remerciements*

*Avant tout, nous remercions ALLAH le grand puissant de nous avoir donné la santé, la force, le courage, La patience et la volonté afin d'élaborer ce mémoire et de nous avoir guidé lors de notre formation Afin d'accomplir ce modeste travail. Merci de nous avoir éclairé le chemin de la réussite. On commence par remercier tout d'abord notre encadreur Dr **CHEHLA ALIOUA BENHADJI**, Nous avons eu le plaisir de travailler sous votre direction. Nous vous remercions pour votre gentillesse et spontanéité avec lesquelles vous avez dirigé ce travail, ainsi que pour votre disponibilité et vos conseils que grâce à eux nous avons pu améliorer notre travail. Nous n'espérons que votre confiance que vous nous avez accordé et que ce mémoire est à la hauteur de vos espérances. 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 de département d'électronique, à leur tête **Mr HAKIM HAOUES** pour tout le savoir que nous avons acquis grâce à eux durant notre étude.*

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

# *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 :*

*À mon cher 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.”*

*À ma chère Mère*

*“Tous les mots du monde ne sauraient exprimer l'amour que je porte ni la profonde gratitude que je vous témoigne pour tous les efforts et sacrifices que vous n'avez jamais cessé de consentir pour mon instruction et mon bien-être”*

*À mes chers frères et ma chère sœur*

*À toute ma famille grande et petite*

*À mes proches au cœur ceux que j'aime et qui m'aiment*

*À tous mes amis loin et proche*

*“Merci pour votre soutien et votre présence à mes côtés à tout moment*

*Merci d'être dans ma vie...”*

*Amel*

# Dédicace

*Je dédie ce mémoire de fin d'études :*

*Je dédie entièrement ce travail à Mon père & Ma mère : Papa quoi que je fasse ou je dise, je ne saurai point te remercier comme il se doit, ton affection me couvre, ta bienveillance me guide et ta présence à mes côtés a toujours été ma source de force pour affronter les différents obstacles.*

*Mama, mon bonheur, ma raison de vivre, la femme qui a souffert sans me laisser souffrir, qui n'a jamais dit non, qui n'a épargné aucun effort pour me rendre heureuse.*

*Que dieu vous préserve en bonne santé et vous accorde une longue vie.*

*À mon cher frère WASSIM et à les meilleures des sœurs OUMAIMA, INES qui font de mon univers une merveille, je leurs souhaite beaucoup de bonheur et de réussite.*

*A ma boule de poils KATTY.*

*À la personne la plus idéale qui fut dans ce monde je dédie ce travail, c'est vrai qu'elle n'est pas avec nous pour récolter le fruit de ses sacrifices, mais, elle reste toujours la plus présente, à l'âme de mon grand-père SAAD.*

*À toute ma famille, mes grandes mères, mon grand-père, mes oncles, mes tantes, mes cousines et mes cousins pour leur soutien et leur tendresse.*

*À mes chers cousines et amies : RAYANE en gage de ma profonde estime pour l'aide que tu m'as apporté. Tu m'as soutenue, réconfortée et encouragée. ZAHRA, BASMA, RANIA, FERIEL, YOUSRA et SABRINA en témoignage de l'amitié qui nous unit, je vous dédie ce travail et je vous souhaite une vie pleine de santé et de bonheur.*

**ASMA**

# Table des matières

<i>Remerciements</i> .....	i
<i>Dédicace</i> .....	ii
<i>Dédicace</i> .....	iii
<i>Table des matières</i> .....	iv
<i>Introduction Générale</i> .....	xii
<b>I. Etat de l'art</b> .....	<b>1</b>
<b>II. Articulation du mémoire</b> .....	<b>2</b>
<i>Chapitre 1 :Généralités sur les radars</i> .....	
<b>1.1. Introduction</b> .....	<b>1</b>
<b>1.2. Principe de fonctionnement du radar</b> .....	<b>1</b>
<b>1.3. Composantes d'un système radar</b> .....	<b>2</b>
<b>1.3.1. Antenne</b> .....	<b>2</b>
<b>1.3.2. Duplexeur</b> .....	<b>2</b>
<b>1.3.3. Émetteur</b> .....	<b>3</b>
<b>1.3.4. Récepteur</b> .....	<b>3</b>
<b>1.3.5. Écran</b> .....	<b>3</b>
<b>1.3.6. Générateur d'impulsions</b> .....	<b>3</b>
<b>1.4. Classification des systèmes radar</b> .....	<b>4</b>
<b>1.4.1. Radars imageurs / Radars non imageurs</b> .....	<b>4</b>
<b>1.4.2. Radars primaires</b> .....	<b>4</b>
<b>1.4.3. Radars à impulsions</b> .....	<b>5</b>
<b>1.4.4. Radars à onde continue</b> .....	<b>6</b>
<b>1.4.5. Radars secondaires</b> .....	<b>7</b>
<b>1.5. Différents types de bruit</b> .....	<b>7</b>
<b>1.5.1. Bruit thermique</b> .....	<b>7</b>
<b>1.5.2. Fouillis (clutter)</b> .....	<b>8</b>
<b>1.6. Modélisation statistique de clutter de la mer</b> .....	<b>8</b>
<b>1.6.1. Notion de la modélisation statistique</b> .....	<b>8</b>
<b>1.6.2. Modélisation statistique du clutter de mer</b> .....	<b>9</b>
<b>1.7. Différents types de distributions</b> .....	<b>10</b>
<b>1.7.1. Distribution Weibull</b> .....	<b>10</b>
<b>1.7.2. Distribution de Rayleigh</b> .....	<b>11</b>

1.7.3.	Distribution Log-normal .....	12
1.7.4.	Distribution Gamma.....	13
1.7.5.	Distribution K .....	14
1.7.6.	Distribution Ki-2.....	15
1.7.7.	Distribution de Pareto Généralisée (GP) .....	16
1.7.8.	Distribution Pareto .....	16
	<b>Conclusion.....</b>	<b>18</b>
<i>Chapitre 2: Théorie de L'estimation .....</i>		
2.1.	<b>Introduction .....</b>	<b>19</b>
2.2.	<b>Notion d'estimation des paramètres d'un modèle statistique.....</b>	<b>19</b>
2.2.1.	Estimation ponctuelle .....	19
2.2.2.	Estimation par intervalle de confiance.....	20
2.3.	<b>Caractéristiques d'un estimateur .....</b>	<b>21</b>
2.4.	<b>Critères d'un bon estimateur .....</b>	<b>22</b>
2.4.1.	Estimateur non biaisé :.....	22
2.4.2.	Estimateur efficace .....	23
2.4.3.	Estimateur consistant .....	23
2.5.	<b>Méthodes d'estimation .....</b>	<b>24</b>
2.5.1.	Méthode de Raghavan.....	24
2.5.2.	Méthode $[z \log(z)]$ .....	24
2.5.3.	Méthode des moments d'ordre supérieur (HOME) .....	25
2.5.4.	Méthode des moments d'ordre fractionnaire (FOME).....	25
2.5.5.	Méthode du maximum de vraisemblance (MLE).....	26
	<b>Conclusion.....</b>	<b>28</b>
<i>Chapitre 3: Résultats et discussions .....</i>		
3.1.	<b>Introduction .....</b>	<b>29</b>
3.2.	<b>Estimation des paramètres de la distribution de Pareto généralisée .....</b>	<b>29</b>
3.2.1	Méthode d'estimation basée sur les moments fractionnaires (FOME).....	29
3.2.2	Méthode du maximum de vraisemblance (MLE).....	30
3.3.	<b>Résultat et discussion.....</b>	<b>32</b>
3.4.	<b>Conclusion.....</b>	<b>45</b>
<i>Conclusion générale .....</i>		
<i>Bibliographie.....</i>		
<b>Résumé .....</b>		
<b>Abstract.....</b>		



# *Liste des abréviations*

**CFAR:** Constant False Alarm Rate.

**CW:** Continuous Wave.

**FOME:** Fractional Order Moment Estimator.

**GP:** Generalized Pareto.

**GPD:** Generalized Pareto Distribution.

**HF:** High Frequency.

**HOME:** Higher Order Moment Estimator.

**MLE:** Maximum Likelihood Estimate.

**MSE:** Mean Square Error.

**PDF:** Probability Density Function.

**PRF:** Pulse Repetition Frequency.

**PSR:** Primary Surveillance Radar.

**RADAR:** Radio Detection And Ranging.

**VHF:** Very High Frequency.



## Liste des Symboles

$\lambda$  : Longueur d'onde.

$f$ : Fréquence.

$\mathbf{X}$  : Variable aléatoire.

$f_x(x)$ : Fonction de densité d'une variable aléatoire continue  $X$ .

$E[\mathbf{X}]$  : Espérance mathématique de  $X$ .

$\text{Var}(\mathbf{X})$  : Variance d'une variable aléatoire  $X$ .

$\mu_k$ : Moment d'ordre  $k$ .

$\Gamma(\cdot)$  : Fonction gamma.

$\nu$  : Paramètre de forme.

$w$  : Paramètre d'échelle.

$X$  : Variable aléatoire réelle.

$\sigma$  : Ecart type de  $\ln(x)$ .

$\ln$  : Logarithme népérien.

$\mu$  : Moyenne de  $\ln(x)$ .

$s$  : Speckle.

$y$  : Niveau moyen de la puissance du clutter appelé texture.

$\mathbf{F}(y)$  : FDP de la texture.

$\mathbf{F}(x/y)$  : FDP du speckle.

$N$  : Nombre d'échantillon.

$\alpha_p$ : Rapport des moments.

$p$  : Nombre fractionnaire.

$q$ : Nombre positif.

$M$  : Nombre d'essais.

$\psi_g$ : Angle d'incidence

$\mathbf{P}(\mathbf{X})$  : Fdp de texture.

$\mathbf{P}(\mathbf{X} | \mathbf{Y})$  : FDP du speckle.

$\text{Var}[\hat{\theta}]$  : Variance.

$E[\hat{\theta} - \theta]$  : Biais de l'estimé.

$E[\hat{\theta}]$ : Espérance mathématique de l'estimé.

**E**  $[(\hat{\theta} - \theta)^2]$  : Erreur quadratique moyenne.

**Cov**  $[\hat{\theta}]$  : Covariance.

**L**  $(\theta | X)$  : Fonction du maximum de vraisemblance.

**Ma** : Moyenne arithmétique de la méthode Raghavan.

**Mg** : Moyenne géométrique de la méthode Raghavan.

# Liste des figures

Figure 1.1 : Principe de base d'un radar. ....	2
Figure 1.2 : Le chemin de l'onde électromagnétique. ....	3
Figure 1.3: Classification des systèmes radar. ....	4
Figure 1.4: Principe de fonctionnement du radar primaire. ....	5
Figure 1.5 : Mécanismes d'interaction du signal radar (surface de la mer). ....	10
Figure 1.6 : Fonction de densité de probabilité de la distribution Weibull. ....	11
Figure 1.7 : Fonction de densité de probabilité de la distribution Rayleigh. ....	12
Figure 1.8: Fonction de densité de probabilité de la distribution Log-normal. ....	13
Figure 1.9: Fonction de densité de probabilité de la distribution Gamma. ....	14
Figure 1.10: Fonction de densité de probabilité de la distribution K. ....	15
Figure 1.11: Fonction de densité de probabilité de la distribution Ki-2. ....	16
Figure 1.12: Fonction de densité de probabilité de la distribution Pareto. ....	17
Figure 2.1 : Le biais d'un estimateur. ....	23
Figure 2.2: Estimateur efficace. ....	23
Figure 3.1: Valeurs estimées du paramètre de forme en fonction des valeurs désirées...	36
Figure 3.2: Valeurs estimées du paramètre de forme en fonction des valeurs désirées...	36
Figure 3.3: Valeurs estimé du paramètre de forme en fonction des valeurs désirées.....	39
Figure 3.4: Valeurs estimé du paramètre de forme en fonction des valeurs désirées.....	39
Figure 3.5: Variance de l'estimé $v$ pour $M = 500$ Par MLE. ....	40
Figure 3.6: Variance de l'estimé de $v$ pour $M=500$ Par la méthode FOME. ....	40
Figure 3.7 : L'erreur quadratique moyenne (MSE) de l'estimé de $v$ : $M=500$ Par la méthode FOME. ....	41
Figure 3.8 :L'Erreur quadratique moyenne (MSE) de l'estimé de $v$ : $M=500$ Par la méthode MLE. ....	41
Figure 3.9 : Variance de l'estimé pour $N=500$ et $M=10000$ . ....	43
Figure 3.10 : Erreur quadratique moyenne (MSE).....	44
Figure 3.11 : Valeurs estimé de « $v$ » pour $M= 500$ et $N= 10000$ par les deux méthodes FOME et MLE.....	45

# Liste des tableaux

Tableau 3.1: Valeurs de l'estimée, de la variance et de l'erreur MSE pour N=2000 par la méthode MLE.....	33
Tableau 3.2: Valeurs de l'estimée, de la variance et de l'erreur MSE pour N=2000 par la méthode MLE. ....	33
Tableau 3.3: Valeurs de l'estimé, de la variance et de l' MSE pour N=10000 par la méthode de MLE. ....	34
Tableau 3.4: Valeurs de l'estimé, de la variance et de l'MSE pour N=2000, M=200 par la méthode FOME. ....	34
Tableau 3.5 : Valeurs de l'estimé, de la variance et de l'MSE pour N=6000 par la méthode FOME. ....	35
Tableau 3.6: Valeurs de l'estimé, de la variance et de l'MSE pour N=10000 par la méthode FOME. ....	35
Tableau 3.7: Valeurs de l'estimé, de la variance et MSE pour M=500 par la méthode de MLE. ....	37
Tableau 3.8: Valeurs de l'estimé, de la variance et de l'MSE pour M=500 par la méthode FOME. ....	37
Tableau 3.9: Valeurs de l'estimé, de la variance et de l'MSE pour N=10000, M=500 par la méthode MLE et la méthode FOME. ....	42

# *Introduction Générale*

Le terme RADAR signifie la détection et la localisation à distance d'un objet (cible) à partir du signal rétrodiffusé (écho). 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 basée 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, qui perturbe alors la qualité de détection. Ce bruit est un mélange de signaux provenant de plusieurs sources, 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 compliquée et difficile à réaliser à cause de la nature aléatoire de ces bruits. Il faut donc trouver un modèle statistique qui peut décrire 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.

### **I. Etat de l'art**

En effet, de nombreuses distributions ont été proposées pour décrire les variations statistiques du clutter de mer, mais pour certaines situations réelles les variations ne peuvent plus être modélisées par une loi Gaussienne, qui est distribuée selon Rayleigh. Cette limitation a conduit les chercheurs à adopter d'autres modèles (non Gaussiens) plus performants, à savoir le modèle Log-normal, Weibull, K ou encore le modèle Pareto, objet de notre étude.

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 Pareto généralisée. En effet dans notre sujet nous nous sommes intéressés à cette distribution en proposant une étude sur l'estimation de ces paramètres.

La bonne estimation des paramètres caractérisant le clutter est une opération très importante et d'un rapport considérable pour le système de détection. A cet égard divers méthodes peuvent être utilisées dans l'estimation des paramètres des distributions suscitées et plusieurs obstacles dans l'utilisation de ces méthodes peuvent être rencontrés, soit dans le

modèle de la distribution, qui est complexe, soit au niveau du modèle qui peut nécessiter un grand nombre d'essais ou d'échantillons.

En effet, Raghavan [1] a proposé une technique d'estimation fondée sur la moyenne arithmétique et géométrique de la donnée ce qui impose des procédés numériques à temps de calcul considérable pour la résolution des équations non linéaires. Cette méthode est bien opportune pour le cas d'un grand nombre d'échantillons (supérieur à 100), cependant pour le cas d'un nombre d'échantillons moins élevé, la valeur de la variance des paramètres à estimer demeure importante. La méthode des moments d'ordre supérieur HOME (Higher Order Moment Method) qui utilise seulement les deux premiers moments d'ordre entier, était ensuite proposé, ses performances d'estimation restent insuffisantes à cause des erreurs produites par les moments d'ordre supérieur, de plus, elle exige un nombre élevé d'échantillons du clutter. Blackell a ensuite proposé la méthode d'estimation (zlog (z)) dont le principe est porté sur la dérivée partielle de l'expression théorique des moments de la distribution (zlog(z)). Puis Iskander et Zoubir [2] ont proposé une approche semblable à celle des moments d'ordre supérieur mais qui utilise, en revanche, les moments fractionnaires. Cette méthode FOME (Fractional Order Moments Estimator) est basée sur le rapport des moments.

La méthode du maximum de vraisemblance (MV) ou en anglais, Maximum Likelihood Estimate (MLE) quand elle, a été développé en 1922 [2] par le statisticien Ronald Aylmer Fisher. C'est la procédure d'estimation la plus utilisée dans le cas des paramètres constants grâce à la simplicité de son approche et sa faculté d'adaptation à une modélisation complexe. Elle permet d'avoir des estimateurs plus performants. L'estimateur du maximum de vraisemblance est un estimateur statistique utilisé pour argumenter les paramètres de la loi de probabilité d'un échantillon donné en recherchant les valeurs des paramètres maximisant la fonction de vraisemblance.

## **II. Articulation du mémoire**

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

Le premier chapitre comporte des généralités sur les radars, dans lequel nous aurons à expliquer le principe de fonctionnement, puis la modélisation statistique du clutter de mer, ainsi que l'estimation des paramètres, et enfin on terminera ce chapitre par un rappel sur les différentes distributions des modèles du clutter.

## Introduction Générale

---

Dans le deuxième chapitre, consacré à la théorie de l'estimation, nous allons citer, après une brève notion sur l'estimation des paramètres des modèles statistiques, les caractéristiques d'un estimateur et les critères d'un bon estimateur, ensuite les méthodes d'estimation, en l'occurrence la méthode des moments supérieur, la méthode des moments fractionnaires et la méthode du maximum de vraisemblance seront présentés.

Et enfin on terminera ce chapitre par traiter et expliquer la méthode du maximum de vraisemblance, qui est une technique performante et un outil fondamental pour l'estimation des paramètres du bruit.

Le dernier chapitre est consacré à l'aspect simulation pour l'estimation de la distribution Pareto généralisée, où il a été question d'appliquer les méthodes [FOME] et [MLE], en les comparant aux moyens des résultats obtenus par chacune d'elles.

Finalement, on terminera notre travail par une conclusion générale.



# *Chapitre 1*

## *Généralités sur les radars*

### *Résumé*

Dans ce chapitre, nous allons donner une vue générale sur le système radar, son principe de fonctionnement, ses composants, et ses types. Nous allons aussi définir le bruit et étudier ces différents types, Enfin nous terminerons ce chapitre par un petit rappel sur les différentes distributions des modèles du clutter.

### 1.1. Introduction

Au cours des dernières décennies, le développement incessant de l'électronique a joué un rôle important, dans le développement du matériel de télécommunication et surtout dans le domaine militaire. Le premier pas de l'utilisation de l'électronique dans les systèmes d'armes remonte à l'invention de la radio et à son utilisation.

Ces progrès ont montré d'autres perspectives, qui consistaient à inventer le système radar afin de détecter les cibles aériennes et maritimes ou terrestres hostiles avec plusieurs méthodes primitives et de pointe. Le but principal est de déterminer leur angle d'azimut et leur distance respectifs. Les développements techniques et technologiques ultérieurs ont entraîné une diversité dans les domaines d'utilisation. L'évolution des systèmes électroniques est arrivée à utiliser des systèmes modernes pilotés par un radar afin de commander et guider avec précision des missiles vers leurs cibles spécifiques.

Le radar moderne est principalement défini comme un dispositif qui détecte la présence d'une cible. Autrement dit, détecter des objectifs en général, et déterminer leurs portée, l'angle d'incidence, l'altitude et la vitesse. Selon sa nature d'utilisation en se basant sur les ondes électromagnétiques [3].

Les radars sont utilisés pour détecter et suivre les objets en mouvement ou fixes. Les détecteurs sont utilisés pour déterminer si un objet est présent ou non. Les mesures de la performance des détecteurs se déterminent à partir du calcul de la probabilité de détection et la probabilité de fausse alarme.

Dans ce chapitre, on va présenter en premier temps le principe de fonctionnement des radars, ensuite les composantes et la classification d'un système radar, après on va définir le bruit et ses types enfin on terminera ce chapitre par un rappel sur les différentes distributions des modèles du clutter.

### 1.2. Principe de fonctionnement du radar

Le radar irradie par un émetteur une onde radio à haute fréquence et l'achemine à une antenne qui va la rayonner dans l'espace à travers un guide d'onde ; 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 absente, des échos parasites sont très probablement observés par le radar dus, au bruit thermique du récepteur et à la rétrodiffusion du milieu environnant. Appelé «clutter ou Fouillis» (**Figure1.1**).

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 [4]. 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.

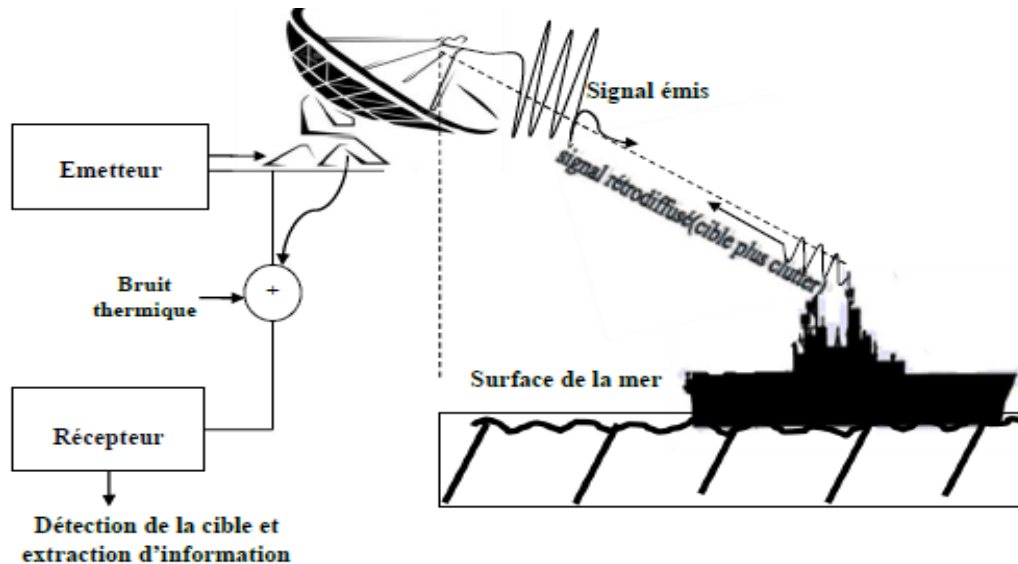


Figure 1.1 : Principe de base d'un radar.

### 1.3. Composantes d'un système radar

Le système radar se compose de plusieurs éléments :

#### 1.3.1. Antenne

L'antenne d'émission convertit les courants électriques à haute fréquence et puissance produite par le canal de transmission en ondes électromagnétiques de même fréquence et les concentre avec leur rayonnement dans une direction spécifique. Pendant la réception, il convertit également les signaux électromagnétiques réfléchis des cibles en potentiels électriques faibles de la même fréquence de transmission. Le type d'antenne utilisé dépend de la fonction du radar, de sa fréquence, de sa polarisation et de la forme de faisceau souhaitée. Dans certains cas, l'énergie produite atteint l'antenne sous forme d'ondes électromagnétiques à travers un guide d'ondes creux et non sous forme de courants électriques à travers les câbles. L'antenne la dirige selon la forme d'un faisceau sans avoir besoin de convertir la forme de l'énergie.

#### 1.3.2. Duplexeur

Une unité d'entrée double est requise pour tout radar ou système de communication qui utilise une seule antenne pour la transmission et la réception. Le duplex transmet le signal de transmission haute puissance à l'antenne et le bloque des circuits de réception pour le protéger des dommages, tandis qu'il transmet le signal d'écho reçu de l'antenne au récepteur et le bloque des circuits de transmission à faible impédance afin qu'il ne se produise pas, car cela peut réduire la sensibilité du radar.

### 1.3.3. Émetteur

L'émetteur produit des impulsions sinusoïdales Haute Fréquence (HF) et haute puissance avec une grande stabilité dans chacune d'elles pour assurer la stabilité du retour d'écho des cibles. L'instabilité du signal déforme les informations sur les propriétés cibles associées au signal et réduit la précision des informations. En raison de sa grande capacité, l'émetteur utilise généralement de grands efforts qui compliquent sa conception et nécessitent une prévention.

### 1.3.4. Récepteur

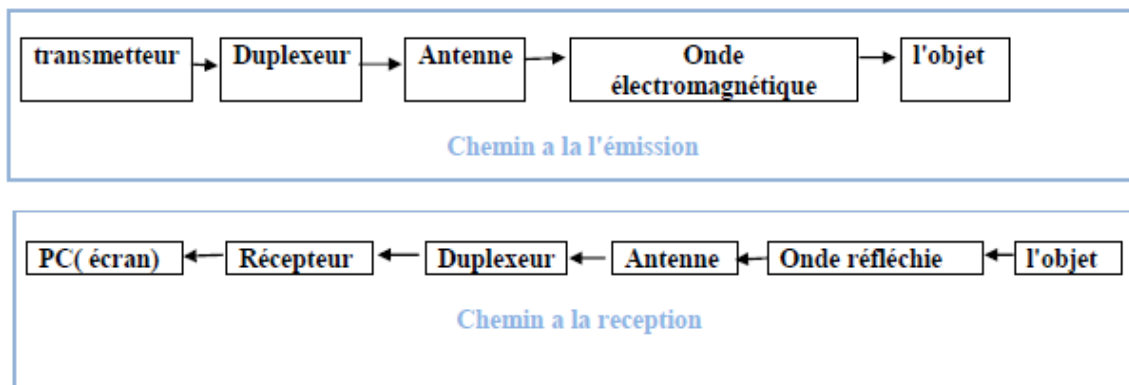
Assure l'amplification de signaux à faible écho provenant de l'antenne à travers le duplex et les traite pour les améliorer et réduire de bruit qui l'accompagne. Le récepteur extrait et détecte également le signal cible pour l'afficher visuellement, où le signal de sortie du récepteur est appelé signal vidéo (image).

### 1.3.5. Écran

Il affiche les cibles détectées par le radar à partir du signal vidéo visuellement pratique pour l'œil et la personne assise devant l'écran peut déterminer les coordonnées de la cible à partir du site radar d'une manière graphique et numérique facile et rapide.

### 1.3.6. Générateur d'impulsions

Il est considéré comme la règle principale de la synchronisation radar, car il contrôle le moment où l'impulsion est transmise par l'émetteur et détermine la répétition des impulsions PRF et est donc chargé de déterminer la portée maximale du radar sans confusion. Le générateur envoie également des impulsions de synchronisation à l'indicateur pour s'assurer que la cible est affichée sur son écran avec sa mesure correct [5].



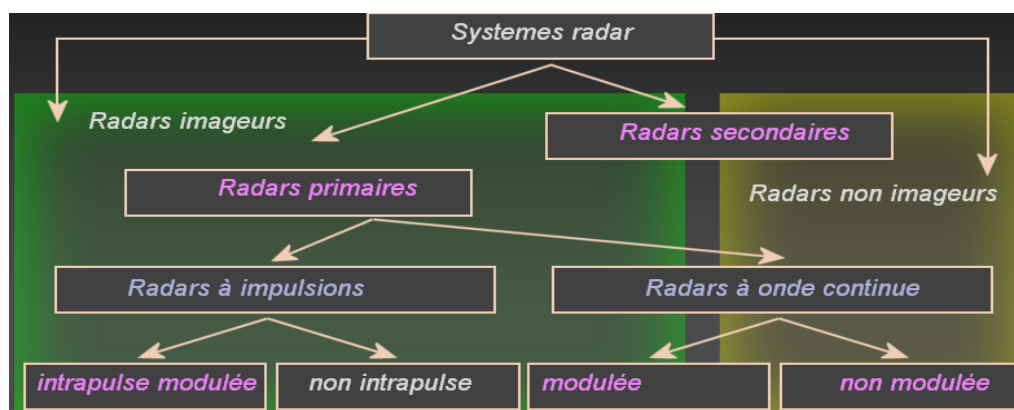
### 1.4. Classification des systèmes radar

En fonction des informations qu'ils doivent fournir, les équipements radars utilisent des qualités et des technologies différentes. Ceci se traduit par une première classification des systèmes radars [6].

#### 1.4.1. Radars imageurs / Radars non imageurs

Un radar imageur permet de présenter une image de l'objet (ou de la zone) observé. Les radars imageurs sont utilisées pour cartographier la terre, les autres planètes, les astéroïdes, etc. Ils offrent aux systèmes militaires une capacité de classification des cibles.

Des exemples typiques de radar non imageur sont les cinémomètres radars, et les radios altimètres. Ce type de radar est également appelé diffus mètre puisqu'il mesure les propriétés de réflexion de la région ou de l'objet observé.



#### 1.4.2. Radars primaires

Un radar primaire (Primary Surveillance Radar ou PSR en anglais) émet des impulsions hyperfréquences à l'aide d'une antenne, les impulsions sont partiellement réfléchies par l'objet volant et reviennent à l'antenne. Un récepteur mesure le temps entre l'émission et le retour des impulsions. Cette durée et la direction de l'impulsion permettant de calculer la position de l'objet volant.

Il existe aujourd'hui des radars primaires avec déterminations de la position en deux dimensions (2D) (distance et azimut) ou en trois dimensions (3D) (distance, azimut, altitude). Les radars primaires permettant de détecter et de suivre dans l'espace aérien surveillé tous les objets qui réfléchissent suffisamment les ondes radars (y compris les phénomènes météorologiques, les vols d'oiseaux, les échos de sol, etc.).

- **Principe de fonctionnement du radar primaire**

Le schéma ci-dessous illustre le principe de fonctionnement du radar primaire. L'antenne du radar illumine la cible avec des micro-ondes, qui sont alors réfléchies puis interceptées grâce à un récepteur. Le signal électrique recueilli par l'antenne est appelé « écho » ou « retour ». Le signal transmis par le radar est généré par un émetteur puissant, l'écho réfléchi par la cible est capté par un récepteur transmis par le radar est généré par un émetteur puissant.

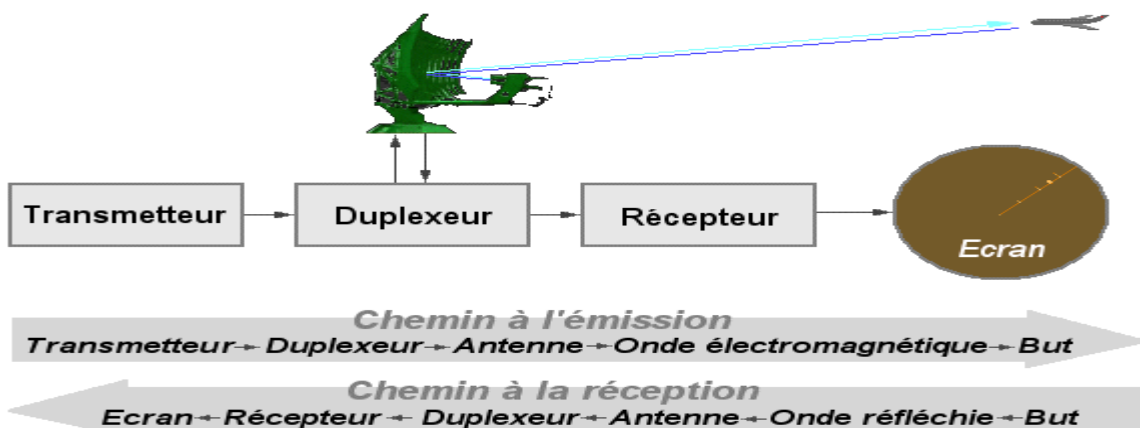


Figure 1.4: Principe de fonctionnement du radar primaire.

### 1.4.3. Radars à impulsions

Les radars à impulsions émettent des impulsions de signal hyperfréquence à forte puissance, puis il attend l'écho du signal transmis pendant un certain temps avant qu'elle ne transmette une nouvelle impulsion.

Radars à impulsions est généralement utilisé lorsque cela est nécessaire, pour détecter des cibles au sein d'un certain volume de l'espace pour déterminer la distance et la vitesse de chaque cible. Le système de radar pulsé nécessite généralement l'émission de grandes puissances et peut-être très complexe et coûteuse.

### 1.4.4. Radars à onde continue

Un radar à onde continue CW radar (Continuous Wave Radar) ou à ondes entretenues est un type de radar caractérisé par l'émission d'ondes en continu, modulées en fréquence ou non.

Les radars à ondes entretenues émettent sans interruption un signal hyper fréquence. L'écho est donc reçu et traité continuellement. Pour empêcher l'énergie émise d'entrer directement dans le récepteur et de contaminer celle revenant de la cible, ce type de radar émet et reçoit :

- ✓ Soit avec deux antennes différentes (radar bi-statique).
- ✓ Soit mesure l'écart de fréquence entre les deux signaux en utilisant la même antenne.

Les radars à onde continue sont de deux types :

#### a) Radars à onde continue non modulée

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

#### b) Radars à onde continue Modulée

L'inconvénient des radars CW (Continuous Wave Radar) est leur incapacité à mesurer des distances, puisqu'ils ne produisent pas les impulsions servant de « tops d'horloge ». La variation de la fréquence émise apporte une solution à ce problème. Dans cette méthode, la variation permanente du signal émis autour d'une fréquence fixe de référence est utilisée pour détecter des cibles fixes.

Lorsqu'un écho est reçu par le radar, la fréquence du signal réfléchi par la cible peut être mesurée. En se référant à l'instant où la même valeur de fréquence a été émise, il devient possible de mesurer le temps entre l'émission et la réception de cette fréquence, donc la distance radar-cible, comme pour un radar à impulsions. Comme il est généralement difficile d'émettre « proprement » des fréquences aléatoires, les radars à onde continue modulée en fréquence (FMCW) font varier progressivement la fréquence de leur signal au rythme de rampes ascendantes et descendantes.

Ce type d'équipement est souvent utilisé comme « le radioaltimètre ». Le radioaltimètre est utilisé pour mesurer la hauteur exacte d'un avion durant la phase d'atterrissage.

### 1.4.5. Radars secondaires

Le radar secondaire fonctionne selon un principe différent : la cible qu'il éclaire génère (de façon active) les signaux de réponse. Il transmet des impulsions hyperfréquences (appelées interrogations). Celles-ci n'ont pas pour but d'être réfléchies, la cible étant équipée d'un transpondeur qui les reçoit et les traite. Ensuite le transpondeur met en forme et émet un message de réponse qui peut être reçu et décodé par notre radar secondaire. Dans le cas des radars secondaires, la coopération nécessaire de la cible (utilisation d'un transpondeur) permet une très forte réduction de la puissance émise (par rapport à un radar primaire offrant une portée de détection identique) [7].

## 1.5. Différents types de bruit

Le bruit est un signal aléatoire habituellement nuisible dans plusieurs domaines qui peut modifier ou même détériorer la nature du signal utile. L'image radar peut être "brouillée" par le retour de mer (retour de l'onde réfléchie sur le clapot de la mer) et par le retour de pluie (retour de l'onde réfléchie sur les précipitations météorologiques comme la pluie). Les longueurs d'ondes les plus courtes sont les plus sensibles aux parasites.

Plusieurs bruits de différents types existent et influencent parfois négativement sur les données du radar ainsi que sur la bonne détection des cibles d'intérêt. La source du bruit peut être interne ou externe [8].

### 1.5.1. 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. 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 [8].

### 1.5.2. Fouillis (clutter)

Le fouillis radar est un terme qui se réfère à tous les objets qui causent les reflets indésirables de l'énergie électromagnétique d'un radar à retourner vers le récepteur radar. Les réflexions non désirés provoquent un effet d'écrans sur les cibles d'intérêt, ce qui rend la détection de celles-ci 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 [9].

#### 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 [10].

#### 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 [10].

## 1.6. 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.

### 1.6.1. Notion de la modélisation statistique

Une grande partie du traitement du signal appliqué consiste à faire de la modélisation, de nature mathématique, permettant de se 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 à 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 [11].

### 1.6.2. Modélisation statistique du clutter de mer

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 anglais). En fait, pour une probabilité de fausse alarme fixée, un seuil de détection est calculé à partir de la PDF estimée du clutter afin de séparer la cible de ce dernier [11].

L'évolution dynamique de la mer peut être caractérisée par deux paramètres : son état et la direction des vagues. L'état de la mer prend en compte l'amplitude et la distance entre les vagues. Il existe deux types de vagues qui apparaissent à la surface de la mer : les vagues de capillarité et les vagues de gravité [12].

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 [12]. 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 ci-dessous :

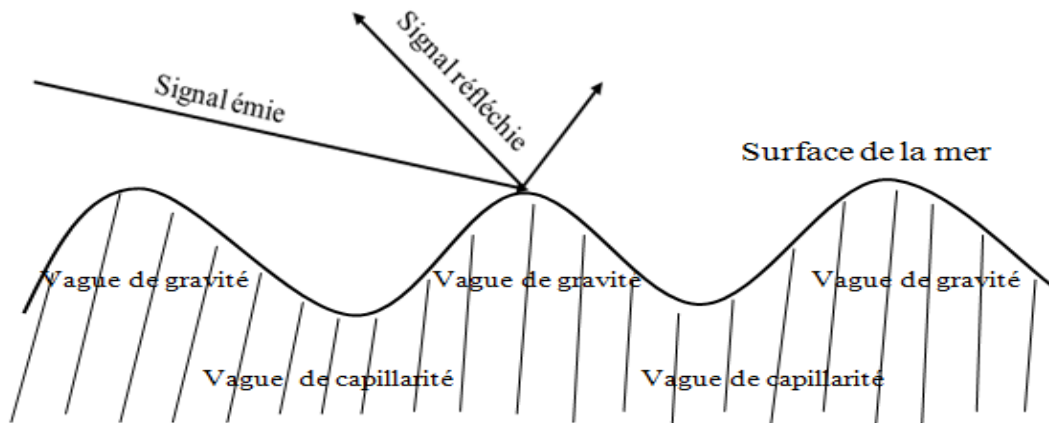


Figure 1.5: Mécanismes d'interaction du signal radar (surface de la mer).

## 1.7. Différents types de distributions

Dans la littérature radar, plusieurs distributions ont été proposées pour modéliser les statistiques du Clutter des données acquises de différents environnements tels que la distribution Weibull, Rayleigh, Log-normal, Gamma, K, Ki-2, Pareto généralisée et Pareto selon la nature de l'environnement [13,14].

### 1.7.1. Distribution Weibull

Inventée par le physicien suédois Waloddi Weibull, elle est utilisée pour modéliser le clutter de mer parce qu'elle offre un large éventail de représentations du clutter réels.

La FDP (Probabilité Density Function) d'une distribution Weibull à deux paramètres dont le premier est le paramètre de forme  $v$  qui est lié à l'obliquité de la distribution et le deuxième représente le paramètre d'échelle  $w$ , qui pondère la distribution.

Une variable aléatoire réelle continue suit une distribution Weibull à deux paramètres  $v$  et  $w$ , notée  $X \sim W(v, w)$ . Sa FDP est donnée par l'équation suivante [15].

$$F_x(x) = \frac{v}{w} \left(\frac{x}{w}\right)^{v-1} \exp\left[-\frac{x^v}{w}\right], \quad v \geq 0 \text{ et } w \geq 0 \quad (1.1)$$

- Sa représentation est illustrée sur la figure (1.6) :

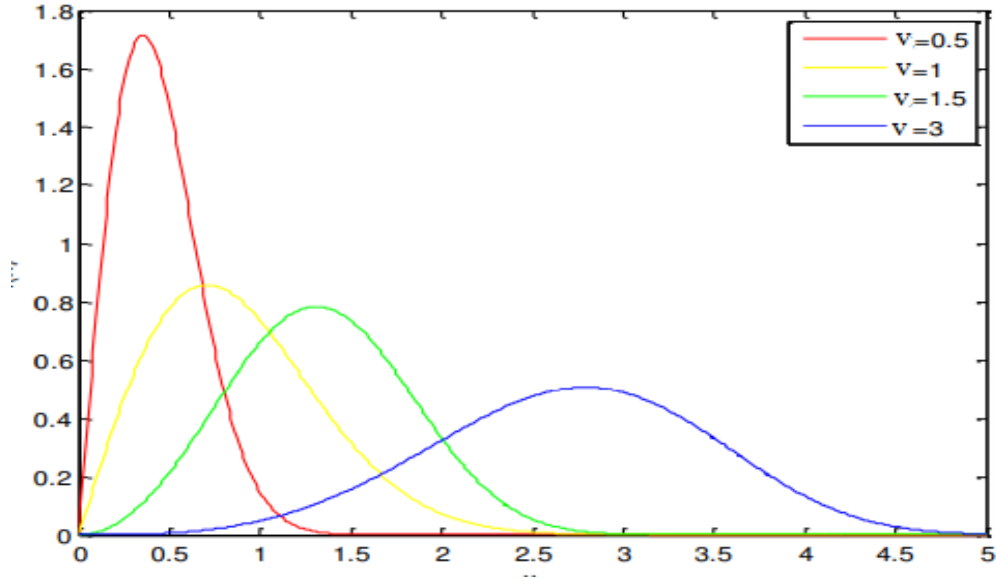


Figure 1.6 : Fonction de densité de probabilité de la distribution Weibull.

- La moyenne et la variance de X sont données par :

$$E[X] = w\Gamma\left[\frac{1}{v} + 1\right] \quad (1.2)$$

$$\text{Var}(x) = w^2 \left[ \Gamma\left(1 + \frac{2}{v}\right) - \left(\Gamma\left(1 + \frac{1}{v}\right)\right)^2 \right] \quad (1.3)$$

### 1.7.2. Distribution de Rayleigh

En probabilités et en statistiques, la loi de Rayleigh, ou distribution de Rayleigh, est une loi de probabilité à densité. Elle est proposée par Lord Rayleigh. Cette distribution est fréquemment utilisée pour modéliser les statistiques des signaux de communication radar, il considère que le signal réfléchi résulte d'une somme de grand nombre de signaux provenant de réflecteurs élémentaires constituant la surface de la cible [16].

Par définition, une variable aléatoire réelle continue  $X \in \mathbb{R}^+$  suit une distribution Rayleigh de paramètre  $\sigma$ , notée  $X \sim (\sigma)$ , si sa FDP est donnée par [15, 17, 18] :

$$F_X(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left[\frac{-x^2}{2\sigma^2}\right], \sigma > 0, x \geq 0 \quad (1.4)$$

Généralement, les distributions de Rayleigh ou Exponentielle sont considérées pour la détection des avions noyés dans un milieu atmosphérique. La représentation de sa FDP est illustrée par la figure suivante :

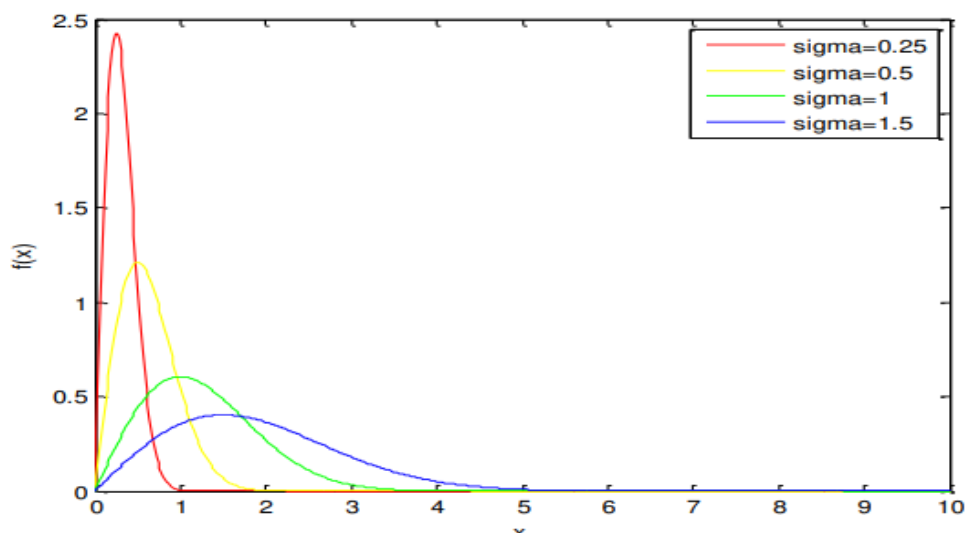


Figure 1.7 : Fonction de densité de probabilité de la distribution Rayleigh.

- L'espérance et la variance de X sont données par :

$$E[X] = \sqrt{\frac{\sigma}{2}} \sigma \quad (1.5)$$

$$\text{Var}[X] = \left(2 - \frac{\sigma}{2}\right) \sigma^2 \quad (1.6)$$

### 1.7.3. Distribution Log-normal

La distribution Log-normale a été développée dans le but d'être appliquée dans une grande variété de situations réelles telles que la modélisation du clutter de surface à angle d'incidence petit et de radars à haute résolution. C'est une distribution dont le logarithme est normalement distribué.

Par définition, une variable aléatoire réelle continue  $X \in \mathbb{R}^+$  suit une distribution Log-normale à deux paramètres  $w$  et  $v$  noté  $X \sim (w, v)$ , si sa FDP s'écrit :

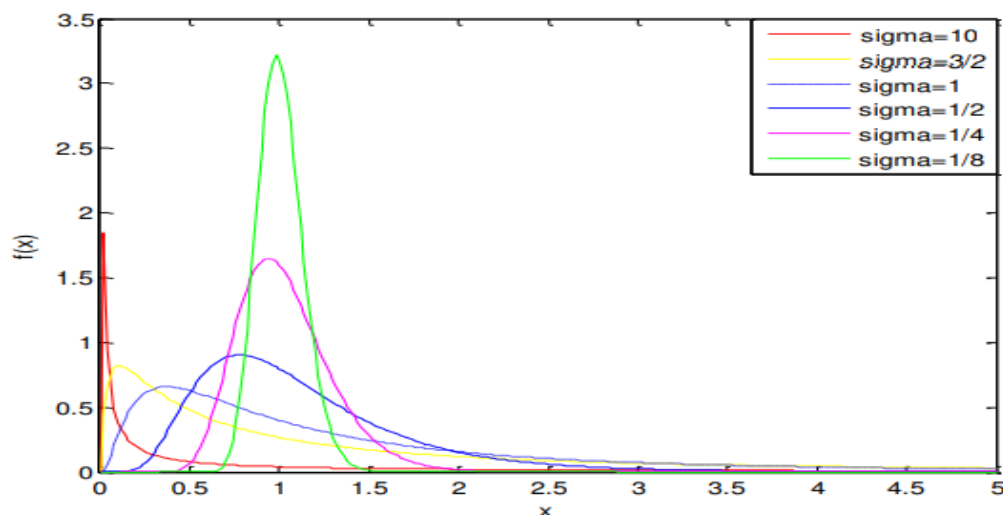
$$f_X(x) = \frac{1}{xv\sqrt{2\pi}} \exp \left[ -\frac{(\ln(x)-w)^2}{2v^2} \right], v \in \mathbb{R}^+, w \in \mathbb{R} \quad (1.7)$$

-  $\ln$  est le logarithme népérien.

-  $w$  la moyenne de  $\ln(x)$ , représentant le paramètre d'échelle.

-  $v$  l'écart type de  $\ln(x)$ , représentant le paramètre de forme.

- La distribution Log-normale standard est obtenue pour  $w=0$  [15, 16, 17], et sa FDP est représentée sur la figure (1.8).



**Figure 1. 8: Fonction de densité de probabilité de la distribution Log-normal.** L'espérance et la variance de la variable aléatoire sont données par :

$$E[X] = \exp \left[ \mu + \frac{\sigma^2}{2} \right] \quad (1.8)$$

$$\text{Var}[X] = \exp(2\mu + \sigma^2)(\exp(\sigma^2) - 1) \quad (1.9)$$

#### 1.7.4. Distribution Gamma

La distribution gamma est utilisée pour modéliser les données dans les composantes du clutter. La FDP d'une distribution gamma est représentée sur la figure (1.9) et donnée par :

$$f_X(x) = \frac{1}{\Gamma(v)w^v} x^{v-1} \exp \left( -\frac{x}{w} \right) \quad (1.10)$$

$\Gamma(\cdot)$ : Représente la fonction gamma.

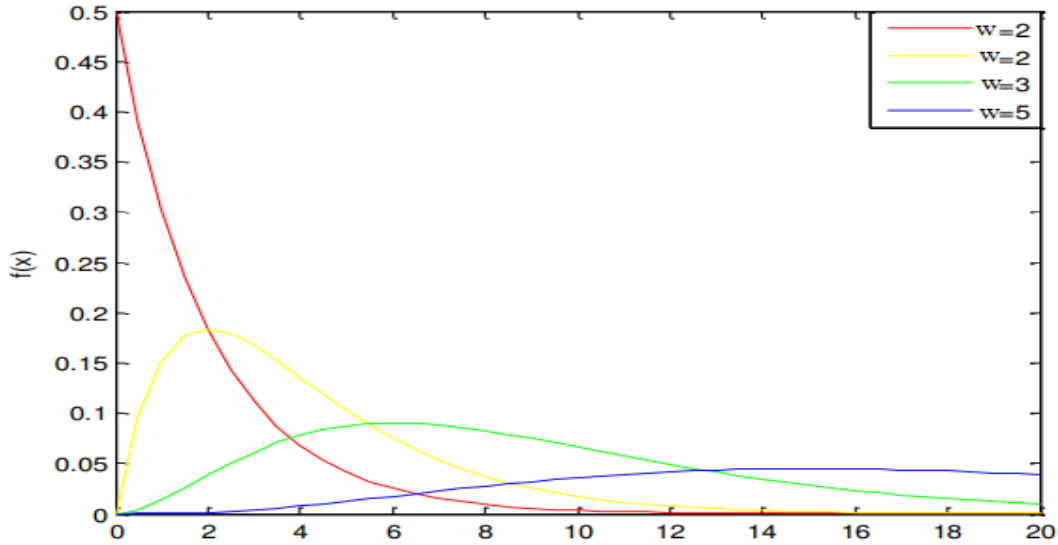


Figure 1. 9: Fonction de densité de probabilité de la distribution Gamma.

### 1.7.5. Distribution K

La distribution K est apparue principalement pour représenter le clutter de mer. En effet, l'amplitude du clutter suit la distribution Rayleigh appelée speckle dont la variance de celle-ci suit la loi de Gamma. L'amplitude du clutter  $x$  est équivalente au produit des deux variables aléatoires suivantes [16] :

$$x = ys \quad (1.11)$$

Où les deux composantes  $s$  et  $y$ , représentent respectivement le speckle et le niveau moyen de la puissance du clutter appelé texture. La FDP de l'amplitude du clutter est représentée sur la figure (1.10). Elle est déterminé par :

$$F_x(x) = \int_0^{\infty} F_x(y)F_x\left(\frac{x}{y}\right) dy \quad (1.12)$$

- Pour un clutter de distribution K, nous avons :

$$F_x\left(\frac{x}{y}\right) = \frac{x\pi}{2y^2} \exp\left[-\frac{\pi x^2}{4y^2}\right], x \geq 0 \quad (1.13)$$

$$F(y) = \frac{2z^{2v}y^{2v-1}}{\Gamma(v)} \exp(-z^2y^2), y \geq 0 \quad (1.14)$$

Où :

-  $F_X(y)$  est la FDP de la texture.

-  $F_X(x/y)$  est la FDP du speckle.

Les statistiques de la distribution  $K$  sont complètement définies par  $v$  et  $w$ . Le paramètre de forme  $v$  décrit l'état de la mer. Les valeurs possibles de ce paramètre appartiennent à l'intervalle  $[0.1 ; \infty [$ .

✓ si  $v$  tend vers 0.1, le clutter est très pointu (Very Spiky) ce qui produit une longue queue de la distribution. Cela s'explique par la présence d'un nombre élevé d'échos de forte intensité.

✓ Si  $v$  tend vers l'infini, la distribution  $K$  devient simplement une distribution Rayleigh. Dans ce cas, le clutter est composé du bruit thermique uniquement. Le paramètre d'échelle  $w$  est une constante positive, qui est à l'origine des variations du niveau moyen des échos du clutter de la mer [12].

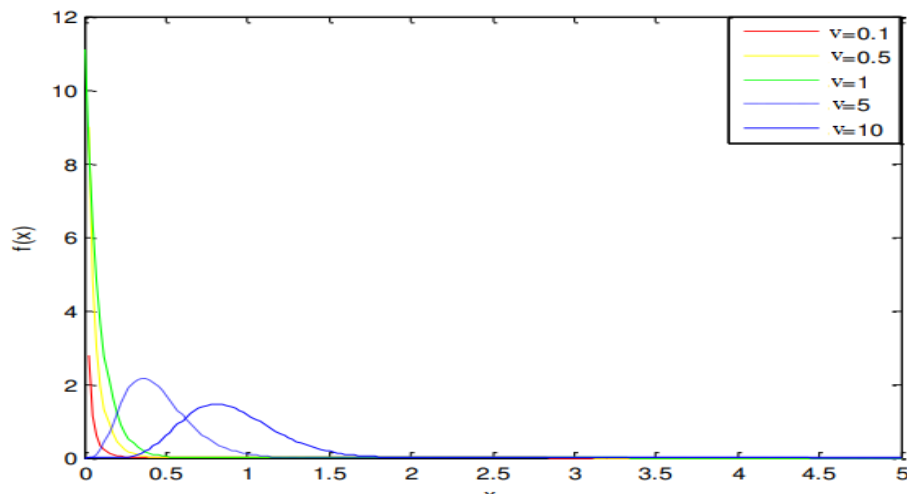


Figure 1.10: Fonction de densité de probabilité de la distribution  $K$ .

### 1.7.6. Distribution Ki-2

La distribution Ki-2 est une distribution importante qui peut être considérée comme un cas spécial de la distribution Gamma avec  $w= n/2$  et  $v=2$ . Sa FDP, est représentée sur la figure (1.11) et donnée par :

$$F_X(x) = \frac{1}{(2)^{n/2} \Gamma(n/2)} x^{(n/2)-1} \exp\left(-\frac{x}{2}\right), x \geq 0 \quad (1.15)$$



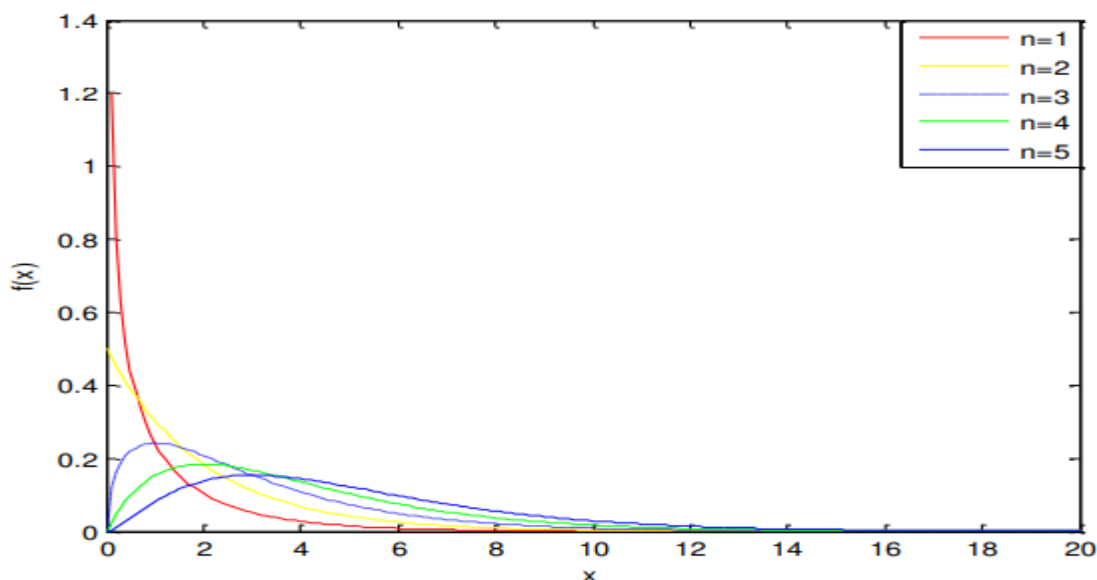


Figure 1.11: Fonction de densité de probabilité de la distribution Ki-2.

### 1.7.7. Distribution de Pareto Généralisée (GP)

La distribution de Pareto généralisée porte son nom de l'économiste italien Vilfredo Pareto. En théorie des probabilités, cette distribution est un type particulier de loi de puissance qui a des applications en sciences physiques et sociales. En termes de radar, la distribution de Pareto généralisée est un modèle simple qui a été proposée comme une alternative aux modèles plus complexes pour les radars maritimes à haute résolution. La distribution est définie par un paramètre de forme  $v$  et un paramètre d'échelle  $w$ . De même que pour la distribution K, cette distribution est obtenue en moyennant la composante speckle sur toutes les valeurs possibles de la composante texture qui suit une loi Gamma inverse. Les deux composantes sont :

$$\begin{cases} F(x/y) = \frac{x^{n-1}}{y^n \Gamma(n)} \exp(-\frac{x}{y}) \\ F(y) = \frac{w^v y^{-v-1}}{\Gamma(v)} \exp(-\frac{w}{y}) \end{cases} \quad (1.16)$$

- ✓ Le modèle globale GP est obtenu analytiquement après la substitution de (1.16) dans (1.12), la FDP sans bruit prend la forme compacte suivante [16]:

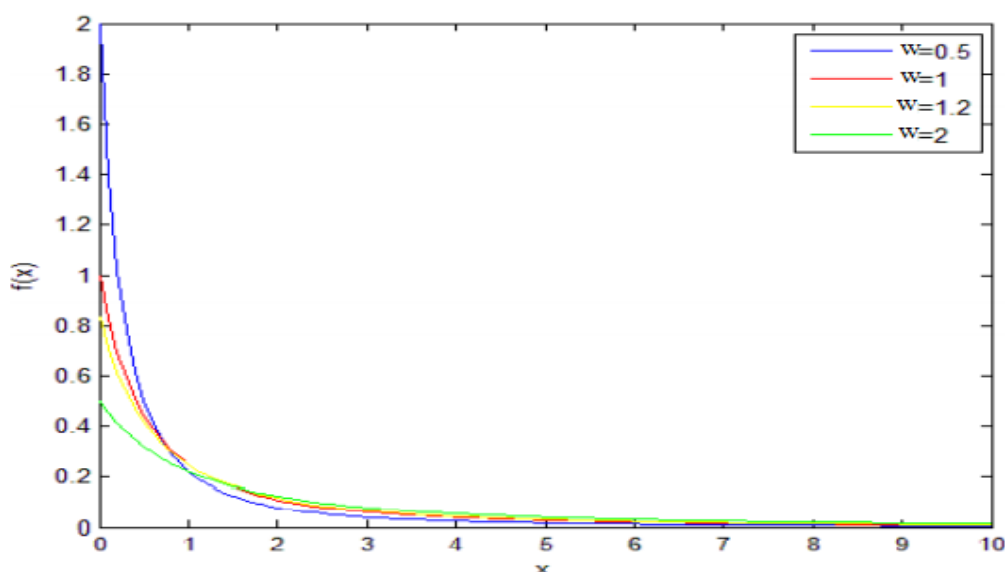
$$F_x(x) = \frac{vw^v}{(x+w)^{v+1}}, x > 0 \quad (1.17)$$

### 1.7.8. Distribution Pareto

La distribution de Pareto a été récemment utilisée dans la modélisation du clutter de mer. C'est un cas particulier du Pareto généralisée. Ce modèle est analytiquement plus simple que la distribution K, et par conséquent, plus facile à manipuler. Elle a été validée comme un modèle statistique pour les échos de la mer à haute résolution, définie par deux paramètres : un paramètre de forme  $v$  et un paramètre d'échelle  $w$  [16].

La FDP correspondante est représentée sur la figure (1.12.) et donnée par:

$$f_X(x) = \frac{vw^v}{x^{v+1}}, x > 0 \quad (1.18)$$



**Figure 1.0.12: Fonction de densité de probabilité de la distribution Pareto.**

- Fonction de répartition :

$$F_X(x) = 1 - \left(\frac{w}{x}\right)^v, x \geq w \quad (1.19)$$

- Moments d'ordre  $k$  :

Le calcul des moments d'ordre  $k$  est basé sur l'intégrale double suivant :

$$\begin{aligned} \langle X^k \rangle &= \int_0^\infty \int_0^\infty x^k \frac{x^{n-1}}{y^n \Gamma(n)} \exp\left(-\frac{x}{y}\right) \frac{w^v y^{-v-1}}{\Gamma(v)} \exp\left(-\frac{w}{y}\right) dx dy \\ &= \frac{w^v}{\Gamma(n)\Gamma(v)} \int_0^\infty \frac{y^{-v-1}}{y^n} \exp\left(-\frac{w}{y}\right) \left[ \int_0^\infty x^{k+n+1} \exp\left(-\frac{w}{y}\right) dx \right] dy \end{aligned} \quad (1.19)$$

$$\text{Donc : } \langle x^k \rangle = \frac{w^v \Gamma(n+k)}{\Gamma(n)\Gamma(v)} \int_0^{\infty} y^{-v-1} (y^k) \exp\left(-\frac{w}{y}\right) dy$$

Aussi l'intégrale dans (1.17) est déterminée en utilisant (1.15). Alors, les moments d'ordres  $k$  sont comme suit :

$$\langle x^k \rangle = \frac{w^k \Gamma(n+k) \Gamma(v-k)}{\Gamma(n)\Gamma(v)} \quad (1.20)$$

### 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, les composants d'un système radar et leur classification, puis nous avons décrit les différents types de bruit. Ensuite, nous avons présenté la modélisation statistique du clutter de mer, l'estimation des paramètres. En suite Nous avons terminé ce chapitre par un petit rappel pour bien comprendre les différentes distributions des modèles du clutter.

# *Chapitre 2*

## *Théorie de l'Estimation*

### *Résumé*

Ce chapitre sera consacré à la théorie de l'estimation .Nous commençons par donner quelques notions sur les techniques d'estimation ainsi que les caractéristique et les critères d'un estimateur performant, puis nous citons les méthodes d'estimation, tel que la méthode du maximum de vraisemblance qui fera l'objet de notre étude.

### 2.1. Introduction

La théorie de l'estimation est une technique qui tente d'extraire des informations de la distribution de probabilité correspondante. Son principe repose sur l'évaluation des paramètres, qui consiste à attribuer des valeurs à ces paramètres afin de les rapprocher des valeurs de données expérimentales et/ou d'informations d'experts.

L'étude de l'estimation, qu'elle soit statistique ou non, implique toujours des informations inconnues, donnant à toute estimation un caractère incertain. Il est important de rappeler que la valeur à estimer existe même si elle est inconnue, c'est pourquoi une estimation ne doit pas être confondue avec une prédiction d'une valeur inconnue. En mathématiques, par exemple, on cherche à évaluer un paramètre inconnu lié à une certaine loi de probabilité (espérance, variance).

L'estimation est utilisée en détection radar en traitant les observations reçues pour attribuer une valeur (faire une estimation) aux paramètres qui représentent la distribution du fouillis dans lequel l'information est perdue. De nombreuses méthodes existent pour estimer ces paramètres dont le choix dépend des principaux critères suivants :

- A) La nature des paramètres à estimer :
  - Aléatoires : estimateur de bayes, estimateur des probabilités à priori maximales.
  - Constant : méthode de maximum de vraisemblance, méthode des moments.
- B) Le nombre de paramètres à estimer ainsi que la complexité du modèle mathématique de la distribution.

L'estimation d'un paramètre peut être faite par :

Un seul nombre : estimation ponctuelle, qui se réfère à trouver une seule «meilleure estimation» d'une certaine quantité d'intérêt.

Deux nombres entre lesquels le paramètre peut se trouver : estimation par intervalle.

### 2.2. Notion d'estimation des paramètres d'un modèle statistique

Ces estimations peuvent s'exprimer par une seule valeur (estimation ponctuelle), soit par un intervalle (estimation par intervalle de confiance). Bien sûr, comme l'échantillon ne donne qu'une information partielle, ces estimations seront accompagnées d'une certaine marge d'erreur.

#### 2.2.1. Estimation ponctuelle

- **Définition**

Estimer un paramètre, c'est en chercher une valeur approchée en se basant sur les résultats obtenus dans un échantillon. Lorsqu'un paramètre est estimé par un seul nombre, déduit des résultats de l'échantillon, ce nombre est appelé estimation ponctuelle du paramètre. L'estimation ponctuelle se fait à l'aide d'un estimateur, qui est une variable aléatoire d'échantillon. L'estimation est la valeur que prend la variable aléatoire dans l'échantillon observé.

- **Propriétés des estimateurs ponctuels**

Lorsqu'on utilise fréquemment des estimateurs ponctuels on souhaite qu'ils possèdent certaines propriétés. Ces propriétés sont importantes pour choisir le meilleur estimateur du paramètre correspondant, c'est-à-dire celui qui se rapproche le plus possible du paramètre à estimer. Un paramètre inconnu peut avoir plusieurs estimateurs. Par exemple, pour estimer le paramètre  $m$ , moyenne d'une population, on pourrait se servir de la moyenne arithmétique, de la médiane ou du mode. Les qualités que doit posséder un estimateur pour fournir de bonnes estimations sont décrites ci-après.

### 2.2.2. Estimation par intervalle de confiance

L'estimation par intervalle d'un paramètre inconnu  $\theta$  consiste à calculer, à partir d'un estimateur choisi  $\hat{\theta}$ , un intervalle dans lequel il est vraisemblable que la valeur correspondante du paramètre s'y trouve. L'intervalle de confiance est défini par deux limites LI et LS auxquelles est associée une certaine probabilité, fixée à l'avance et aussi élevée qu'on le désire, de contenir la valeur vraie du paramètre. La probabilité associée à l'intervalle de confiance et exprimée en pourcentage est égale à  $S$  où  $S$  est le seuil de confiance ou niveau de confiance de l'intervalle, exprimé également en pour :

$$P(LI \leq \theta \leq LS) = S \quad (2.1)$$

Avec :

- LI : limite inférieure de l'intervalle de confiance.
- LS : limite supérieure de l'intervalle de confiance.
- S : probabilité associée à l'intervalle d'encadrer la vraie valeur du paramètre.
- LI et LS sont appelées les limites de confiance de l'intervalle et sont des quantités qui tiennent compte des fluctuations d'échantillonnage, de

l'estimateur  $\theta$  et du seuil de confiance  $S$  [19].

### 2.3. Caractéristiques d'un estimateur

- **Estimateur**

En statistique, un Estimateur est une règle de calcul d'une estimation d'une quantité donnée à partir de données observées : on distingue ainsi la règle (l'estimateur), la quantité d'intérêt (l'estimant) et son résultat (l'estimation). Par exemple, la moyenne de l'échantillon est un estimateur couramment utilisé de la moyenne de la population.

Il existe des estimateurs ponctuels et d'intervalle. Les estimateurs ponctuels donnent des résultats à valeur unique, bien que cela inclue la possibilité de résultats à valeur vectorielle unique et des résultats pouvant être exprimés sous la forme d'une seule fonction. Cela contraste avec un estimateur d'intervalle, où le résultat serait une plage de valeurs plausibles (ou vecteurs ou fonctions).

La théorie de l'estimation s'intéresse aux propriétés des estimateurs ; c'est-à-dire avec des propriétés de définition qui peuvent être utilisées pour comparer différents estimateurs (différentes règles de création d'estimations) pour la même quantité, sur la base des mêmes données. Ces propriétés peuvent être utilisées pour déterminer les meilleures règles à utiliser dans des circonstances données. Cependant, dans les statistiques robustes, la théorie statistique examine ensuite l'équilibre entre avoir de bonnes propriétés, si des hypothèses bien définies sont valables, et avoir des propriétés moins bonnes qui tiennent dans des conditions plus larges [20].

Dans l'estimation d'un vecteur de paramètres  $\theta$  à partir d'un ensemble de  $n$  échantillons, un ensemble de mesure de performances est utilisé pour quantifier et comparer les caractéristiques des différents estimateurs.

En Général, l'estimée d'un vecteur est une fonction du vecteur d'observations  $y$ , de la longueur des observations et du modèle  $N$  du processus lui-même, qui peuvent être exprimés par :

$$\hat{\theta} = f(y, M, N) \quad (2.2)$$

De nombreux paramètres (nombre d'essais, d'échantillons) produisent de différents résultats en fonction de la méthode d'estimation et des observations utilisées ainsi que l'influence des informations a priori.

Comme les observations sont aléatoires, un même estimateur va produire différentes

estimations pour différentes observations d'un même processus. A partir de là, l'estimée elle-même est une variable aléatoire, qui a une moyenne et une variance, et elle peut être décrite par une fonction de densité de probabilité.

Pour mesurer les performances les plus communément utilisées pour un estimateur on utilise :

- **L'espérance mathématique de l'estimée :**

$$E[\hat{\theta}] \quad (2.3)$$

- **La variance de l'estimateur :** Elle doit être aussi petite que possible, de façon à ce que l'estimée soit concentrée autour de la vraie valeur du paramètre.

$$v[\hat{\theta}] = E[(\hat{\theta} - \theta)^2] + (E[\hat{\theta} - \theta])^2 \quad (2.4)$$

- **Le biais de l'estimateur :** Il indique la différence entre l'espérance de cet estimateur et la valeur exacte qu'il cible.

$$E[\hat{\theta} - \theta] = E[\hat{\theta}] - \theta \quad (2.5)$$

- **L'erreur quadratique moyenne :** Elle donne un indicateur de la dispersion moyenne, autour de la vraie valeur du paramètre des valeurs estimées pour différents nombres d'échantillons.

$$E[(\hat{\theta} - \theta)^2] = \text{var}[\hat{\theta}] + (E[\hat{\theta} - \theta])^2 \quad (2.6)$$

On dit que l'estimation est meilleure si l'erreur quadratique est très faible.

### 2.4. Critères d'un bon estimateur

Le but d'un estimateur optimal est d'avoir un biais nul et une covariance minimum pour l'erreur d'estimation. Les caractéristiques désirables d'un bon estimateur peuvent être données comme suit [20]:

#### 2.4.1. Estimateur non biaisé :

Un estimateur du paramètre  $\theta$  est dit non biaisé si l'espérance de l'estimée est égale à la vraie valeur du paramètre, c'est à dire :



$$E[\hat{\theta}] = \theta \quad (2.7)$$

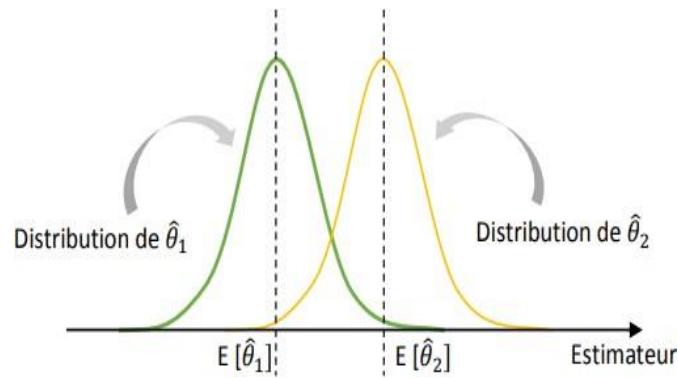


Figure 2.1 : Le biais d'un estimateur.

Un estimateur est dit à asymptotiquement non biaisé si en augmentant le nombre d'échantillon  $N$ , il aura :

$$\lim_{N \rightarrow \infty} [\hat{\theta}] = \theta \quad (2.8)$$

#### 2.4.2. Estimateur efficace

Un estimateur non biaisé de  $\theta$  est dit efficace s'il possède la plus petite matrice de covariance comparé avec les autres estimées de  $\theta$  non biaisées.

$$Cov[\hat{\theta}_{\text{efficace}}] \leq cov[\hat{\theta}] \quad (2.9)$$

$\hat{\theta}$ : Valeur estimé de  $\theta$ .

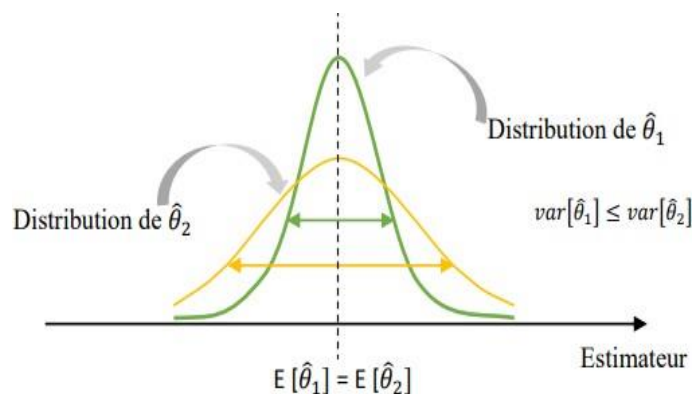


Figure 2.2: Estimateur efficace.

#### 2.4.3. Estimateur consistant

Un estimateur est consistant, si l'estimation s'améliore avec l'augmentation du

nombre d'échantillons  $N$ , de façon que plus cette valeur de  $N$  devienne infiniment grande, plus l'estimation  $\hat{\theta}$  converge vers la vraie valeur  $\theta$  [20] :

$$\lim_{N \rightarrow \infty} P[|\hat{\theta} - \theta| > \varepsilon] = 0 \quad (2.10)$$

$\varepsilon$ : Une valeur arbitraire très petite.

$P(\cdot)$  : La probabilité.

### 2.5. Méthodes d'estimation

Différentes méthodes d'estimation ont été proposées dans la littérature cependant nous allons nous intéresser à celles appliquées aux paramètres constants.

#### 2.5.1. Méthode de Raghavan

Proposée par Raghavan [1], les paramètres du maximum de vraisemblance peuvent être simplement calculés à partir de l'échantillon et la moyenne géométrique des données. En premier lieu, Raghavan montre qu'il est possible de calculer l'estimation du maximum de vraisemblance pour les paramètres d'une distribution gamma directement à partir du rapport de l'échantillon entre la moyenne arithmétique et la moyenne géométrique des données, le rapport est défini par :

$$g_m = \frac{m_a}{m_g} \quad (2.11)$$

Les moyennes arithmétique et géométrique sont données par les équations suivantes :

$$m_a = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i \quad (2.12)$$

$$m_g = \left( \prod_{i=1}^M x_i \right)^{\frac{1}{M}} \quad (2.13)$$

#### 2.5.2. Méthode [z log(z)]

Blacknell a proposé la méthode d'estimation [z log(z)] dont le principe est basé sur la dérivée partielle du moment par rapport à la fonction gamma. Cette procédure d'estimation, est développée dans [21].

En effet, nous utilisons la dérivée de la fonction Gamma :

$$\frac{\partial \Gamma(x)}{\partial x} = \Gamma(x) \Psi(x) \quad (2.14)$$

On obtient :

$$\langle\langle x^k \rangle\rangle = \int_0^{\infty} x^k f_x(x) dx \quad (2.15)$$

Sachant que :

$f_x(x)$  : Est la fonction densité de probabilité.

$x^k$ : Le moment d'ordre k.

### 2.5.3. Méthode des moments d'ordre supérieur (HOME)

La méthode des moments HOME (Higher Order Moments Estimator) est une méthodologie d'estimation de paramètres basée sur des moments d'échantillon à partir d'un ensemble des données. C'est la méthode dans laquelle les paramètres sont choisis pour que les moments empiriques et théoriques coïncident.

Le moment d'ordre K d'un ensemble d'observation  $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$  est donnée par :

$$u_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^k \quad (2.16)$$

Les moments de l'échantillon sont assimilés à des moments calculés :

$$u_k = E[x^k] \quad (2.17)$$

Une autre procédure générale a été donnée dans [22] et le rapport des moments est donc :

$$\alpha_p = \frac{u_{2p}}{u_p^2} \quad (2.18)$$

Cette procédure est indépendante du paramètre de forme  $v$  elle était proposée pour estimer le paramètre d'échelle  $w$ .

### 2.5.4. Méthode des moments d'ordre fractionnaire (FOME)

Iskander et Zoubir [22] ont proposé une approche semblable à celle des moments d'ordre supérieur mais qui utilise les moments fractionnaires. Cette méthode FOME ( Fractional Order Moments Estimator) est basée sur le rapport des moments comme suit :

$$\alpha_{p,q} = \frac{u_{p+2q}}{u_p u_{2p}}, \quad p > 0, \quad q = 1, 2, \dots \quad (2.19)$$

Où :

$\alpha_p$ : le rapport des moments fractionnaires.

$p$ : est un nombre fractionnaire.

$q$ : est un nombre positif.

Ce rapport est indépendant du paramètre d'échelle  $w$ , Il a été proposé pour estimer le paramètre de forme  $v$  à partir des moments d'ordre inférieur. Dans ce cas, la précision d'estimation a été améliorée de façon remarquable.

### 2.5.5. Méthode du maximum de vraisemblance (MLE)

- **Historique**

En 1912, au moment où Ronald Aylmer Fisher rédige son premier article consacré au maximum de vraisemblance, les deux méthodes statistiques les plus utilisées sont la méthode des moindres carrés et la méthode des moments. Dans son article de 1912, il propose l'estimateur du maximum de vraisemblance qu'il appelle à l'époque le critère absolu. Il prend l'exemple d'une loi normale. En 1921, il applique la même méthode à l'estimation d'un coefficient de corrélation.

En 1912, un malentendu a laissé croire que le critère absolu pouvait être interprété comme un estimateur bayésien avec une loi a priori uniforme. Fisher réfute cette interprétation en 1921.

En 1922, il utilise la loi binomiale pour illustrer son critère et montre en quoi il est différent d'un estimateur bayésien. C'est aussi en 1922, qu'il donne le nom du maximum de vraisemblance à sa méthode [23].

- **Définition de la fonction de vraisemblance :**

En statistique, la fonction de vraisemblance (souvent simplement appelée vraisemblance) mesure la qualité de l'ajustement d'un modèle statistique à un échantillon de données pour des valeurs données des paramètres inconnus.

Elle est formée à partir de la distribution de probabilité conjointe de l'échantillon, mais vue et utilisée uniquement en fonction des paramètres, traitant ainsi les variables aléatoires comme fixées aux valeurs observées.

La fonction de vraisemblance décrit une hyper-surface dont le pic, s'il existe, représente la combinaison de valeurs de paramètres de modèle qui maximisent la probabilité de tirer l'échantillon obtenu [24]. La procédure pour obtenir ces arguments du maximum de la

fonction de vraisemblance est connue sous le nom d'estimation du maximum de vraisemblance, qui, pour la commodité du calcul, est généralement effectuée en utilisant le logarithme naturel de la vraisemblance, connu sous le nom de fonction log-vraisemblance. De plus, la forme et la courbure de la surface de vraisemblance représentent des informations sur la stabilité des estimations, c'est pourquoi la fonction de vraisemblance est souvent tracée dans le cadre d'une analyse statistique [25].

La fonction de vraisemblance est définie pour un échantillon  $x = \{x_1, \dots, x_n\}$ , où les  $x_i$  sont des réalisations indépendantes d'une variable aléatoire  $x$  ayant comme distribution la fonction  $f_x(x)$  de paramètre  $\theta$ . ( $\theta$  Peut-être un vecteur de paramètres) alors :

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n f_x(x_i | \theta) \quad (2.20)$$

Cette fonction peut s'interpréter comme la probabilité d'obtenir l'échantillon  $x$  si  $X$  avait comme distribution la fonction  $f_x(x)$  de paramètres  $\theta$  (cette interprétation est rigoureusement vraie seulement dans le cas d'une variable aléatoire discrète).

L'idée de l'estimation par maximum de vraisemblance est de trouver le vecteur de paramètre  $\theta$  qui maximise la fonction de vraisemblance, c'est-à-dire :

$$\hat{\theta} = \operatorname{argmax}_{\theta} [L(\theta | x)] \quad (2.21)$$

En général, on travaille plutôt avec la fonction de log vraisemblance qui est plus facile à maximiser :

$$l(\theta | x) = \ln(L(\theta | x)) = \sum_{i=1}^n \ln(f_x(x_i | \theta)) \quad (2.22)$$

Maximiser la fonction de vraisemblance veut dire chercher les valeurs qui rendent maximum la quantité de vraisemblance et estimer les paramètres de la distribution d'un échantillon donné, par le fait que  $L$  est dérivable on trouve :

$$\frac{\partial L(x_i | \theta)}{\partial \theta_i} = 0, \text{ Pour } i=1, \dots, n \quad (2.23)$$

L'estimation par maximum de vraisemblance est très répandue grâce à ses propriétés intéressantes comme la convergence, c'est-à-dire que  $\hat{\theta}$  converge vers la vraie valeur de  $\theta$  lorsque la taille de l'échantillon tend vers l'infini.

### Conclusion

Après une brève introduction sur la théorie de l'estimation, nous avons expliqué les notions d'estimation des paramètres d'un modèle statistique dont l'estimation ponctuelle et l'estimation par intervalle de confiance.

Nous avons ensuite présenté les caractéristiques d'un estimateur en l'occurrence le biais et la convergence, ainsi que les critères d'un bon estimateur à savoir l'estimateur non biaisé, l'estimateur efficace et l'estimateur consistant.

Enfin nous avons traité quelques méthodes d'estimation des paramètres constants qui permettent d'avoir de bonnes approximations pour les valeurs des paramètres du clutter.

# *Chapitre 3*

## *Résultats et discussions*

### *Résumé*

Dans ce chapitre nous allons développer les deux méthodes d'estimation maximum de vraisemblance et la méthode du moment fractionnaire de la distribution Pareto généralisée. Nous aurons aussi à évaluer les performances d'estimation par le calcul du  $v$  estimé, de la variance et la moyenne des erreurs quadratiques (MSE) de l'estimé.

### 3.1. Introduction

Au cours de ces dernières années, plusieurs distributions statistiques ont été validées pour modéliser des données de haute résolution du clutter de mer non gaussien. Comme nous l'avons déjà vu, la distribution Pareto est l'une des distributions adoptées pour la modélisation de ce type de clutter.

Dans ce chapitre, nous allons présenter deux méthodes d'estimation du paramètre de forme, à savoir la méthode utilisant les moments d'ordre fractionnaire positif FOME et la méthode MLE dans le but d'améliorer la qualité d'estimation des paramètres de la distribution Pareto et choisir ensuite le meilleur estimateur convergent, qui donne une estimation ponctuelle, la plus proche possible du vrai paramètre. Les résultats des deux estimateurs seront discutés et une étude comparative sera effectuée en se basant sur le critère de l'erreur quadratique moyenne MSE (Mean Square Error).

### 3.2. Estimation des paramètres de la distribution de Pareto généralisée

Dans cette section, nous considérons le problème d'estimation des paramètres de la distribution Pareto généralisée qui est caractérisée par ses deux paramètres de forme et d'échelle. Nous exposons les deux méthodes d'estimation (FOME et MLE).

#### 3.2.1 Méthode d'estimation basée sur les moments fractionnaires (FOME)

Cette méthode d'estimation est basée sur l'exploitation d'une autre forme du rapport des moments donné dans l'équation (2.17) [26] :

$$\frac{\mu_{p+1}}{\mu_p \mu_1} \quad p > 1 \tag{3.1}$$

$P$  : est une constante positive.

$$\begin{cases} \mu_p = \frac{p!(n+1)!}{(n+p-1)!} \langle x^p \rangle \\ \mu_{p+1} = \frac{(p+1)!(n+1)!}{(n+p)!} \langle x^{p+1} \rangle \end{cases} \tag{3.2}$$

Le rapport des deux moments est donné par :

$$\frac{\mu_{p+1}}{\mu_p \mu_1} = \frac{(p+1)n \langle x^{p+1} \rangle}{(n+p) \langle x^p \rangle \langle x \rangle} \tag{3.3}$$



En se basant sur la caractéristique de la fonction Gamma  $\Gamma(x+1) = x \Gamma(x)$ , alors on aura :

$$\frac{\langle x^{p+1} \rangle}{\langle x^p \rangle \langle x \rangle} = \frac{(n+p)(v-1)}{n(v-p-1)} \quad (3.4)$$

On remplace (2.16) dans l'équation (2.17), on trouve :

$$\frac{\mu_{p+1}}{\mu_p \mu_1} = \frac{(p+1)n(n+p)(v-1)}{(n+p)n(v-p-1)} = \frac{(p+1)(v-1)}{(v-p-1)} \quad (3.5)$$

Après un certain développement mathématique, on obtient :

$$\hat{v} = \left[ 1 + \frac{p}{\frac{\langle x \rangle \langle x^p \rangle \langle n+p \rangle}{n \langle x^{p+1} \rangle}} \right] \quad (3.6)$$

Donc pour  $p = 0.01$  et  $n = 1$ , on obtient :

$$\hat{v} = \left[ 1 + \frac{0.01}{1 - \frac{\langle x \rangle \langle x^{0.01} \rangle \langle 1.01 \rangle}{\langle x^{0.01+1} \rangle}} \right] \quad (3.7)$$

### 3.2.2 Méthode du maximum de vraisemblance (MLE)

Nous allons appliquer la méthode du maximum de vraisemblance à la loi Generalized Pareto Distribution (GPD) Soit  $X_1, X_2, \dots, X_n$ , ( $n$ ) variables aléatoires de loi de Pareto généralisée. Rappelons d'abord l'expression de la fonction de densité d'une Pareto généralisée :

$$g(x) = \frac{1}{w} \left( 1 + \frac{vx}{w} \right)^{\left( -\frac{1}{v} - 1 \right)} \quad (3.9)$$

pour  $x \in \mathbb{R}^+$  si  $k > 0$ , et  $x \in \left[ 0, \frac{w}{v} \right]$ , si  $v < 0$ , pour  $v = 0$

$$g(x) = \frac{1}{w} \exp\left(-\frac{x}{w}\right) \quad (3.10)$$

On en déduit alors la fonction de log-vraisemblance de la loi GPD pour  $v \neq 0$

$$L(v, w) = \ln L(v, w) = -n \ln(w) - \left(1 + \frac{1}{v}\right) \sum_{i=1}^n \ln\left(1 + \frac{vx_i}{w}\right) \quad (3.11)$$

Les estimateurs du maximum de vraisemblance de  $v$  et  $w$  (lorsqu'ils existent) sont donnés par la résolution du système :

$$\begin{cases} \frac{dl(v,w)}{dv} = 0 \\ \frac{dl(v,w)}{dw} = 0 \end{cases} \quad (3.12)$$

On obtient alors

$$\frac{dl(v,w)}{dv} = \frac{1}{v^2} \sum_{i=1}^n \ln(1 + k \frac{x_i}{w}) - (\frac{1}{v} + 1) \sum_{i=1}^n \frac{x_i}{w+kx_i} \quad (3.13)$$

En annulant la dérivée, on aura :

$$\frac{dl(v,w)}{dv} = 0 \Rightarrow \frac{1}{v^2} \sum_{i=1}^n \ln(1 + k \frac{x_i}{w}) - (\frac{1}{v} + 1) \sum_{i=1}^n \frac{x_i}{w + kx_i} = 0 \quad (3.14)$$

L'équation (3.14) n'admet pas de solution explicite. En utilisant la reparamétrisation  $\tau = v/w$  on obtient :

$$l(v, \tau) = \ln L(v, \tau) = -n \ln(\frac{v}{\tau}) - (1 + \frac{1}{v}) \sum_{i=1}^n \ln(1 + \frac{\tau}{x_i}) \quad (3.15)$$

La dérivée de la fonction log-vraisemblance par rapport à  $v$  et  $w$  sont donnés par :

$$\begin{cases} \frac{dl(v,\tau)}{dv} = -n \frac{1}{v} + \frac{1}{k^2} \sum_{i=1}^n \ln(1 + \tau x_i) \\ \frac{dl(v,\tau)}{d\tau} = n \frac{1}{\tau^2} - (1 + v) \sum_{i=1}^n \frac{x_i}{w+kx_i} \end{cases} \quad (3.16)$$

Les estimateurs du maximum de vraisemblance ( $\hat{v}^{MLE} \hat{w}^{MLE}$ ) sont donnés par la résolution du système :

$$\begin{cases} \frac{dl(v,\tau)}{dv} = 0 \\ \frac{dl(v,\tau)}{d\tau} = 0 \end{cases} \quad (3.17)$$

En maximisant  $l(v, \tau)$  par des méthodes numériques de manière itérative ,en utilisant des méthodes telles que l'algorithme de Newton-Raphson [26] pour autant que l'on dispose d'une valeur initiale  $\tau_0$  pas trop éloigné de  $\tau$  On obtiendra :

$$\hat{v}^{MLE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln(1 - \hat{\tau}^{MLE} X_i) \quad (3.18)$$

$$\hat{w}^{MLE} = \frac{\hat{v}^{MLE}}{\hat{\tau}^{MLE}} \quad (3.19)$$

Sous l'hypothèse  $v > -1/2$ , les estimateurs du maximum de vraisemblance sont asymptotiquement gaussiens et efficaces, avec une matrice variance-covariance :

$$\begin{bmatrix} 2w^2(1-v) & \cdots & w(1-v) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w(1-v) & \cdots & (1+v)^2 \end{bmatrix}$$

#### 3.3. Résultat et discussion

Pour mieux évaluer les performances de notre estimateur, nous avons calculé les valeurs des variances et du paramètre estimé  $v$  ainsi que les valeurs des erreurs quadratiques moyennes (MSE) pour des valeurs du nombre d'échantillons ( $N=2000$ ,  $N=6000$  et  $N=10000$ ), le nombre d'impulsion  $n$  est considéré 1 et du nombre d'essais ( $M=200$ ,  $M=500$  et  $M=1000$ ). La distribution de Pareto généralisée est générée en utilisant la routine MATLAB suivante :

$$X = \sum_{i=1}^n \text{exprnd}(i, 1./\text{gamrnd}(v, 1/W, N, 1))$$

Les tableaux (3.1),(3.2) et(3.3) représentent les résultats de simulations de la méthode d'estimation MLE. La première colonne représente le paramètre de forme  $v$  estimé, la deuxième colonne représente l'erreur quadratique moyenne (MSE) entre l'estimé et sa valeur réelle. La dernière colonne quant à elle représente la variance entre l'estimé et sa valeur réelle.

N =2000									
	M = 200			M = 500			M = 1000		
Vd	VEST	VAR	MSE	VEST	VAR	MSE	VEST	VAR	MSE
1.1	1.0993	0.0026	0.0026	1.1001	0.0027	0.0027	1.1054	0.0028	0.0028
2.1	2.1163	0.0214	0.0216	2.1129	0.0222	0.0223	2.1137	0.0227	0.0229
3.1	3.1458	0.0776	0.0794	3.1226	0.0815	0.0818	3.1313	0.0846	0.0855
4.1	4.1920	0.2975	0.3045	4.1690	0.2258	0.2301	4.1721	0.2458	0.2508
5.1	5.3130	0.5888	0.6312	5.2241	0.5225	0.5369	5.2243	0.6225	0.6225
6.1	6.2275	1.2727	1.2826	6.3131	1.2518	1.2947	6.3312	1.2590	1.2590
7.1	7.2593	1.9667	1.9822	7.4391	2.9966	3.1056	7.4902	2.6886	2.6886
8.1	8.7077	4.5680	4.9144	8.5864	4.2582	4.4862	8.6198	4.5332	4.7989
9.1	10.0156	7.1286	7.9311	9.8122	8.3292	8.8198	9.6089	6.4285	6.6810

Tableau 3.1: Valeurs de l'estimée, de la variance et de l'erreur MSE pour N=2000 par la méthode MLE.

N =6000									
	M = 200			M = 500			M = 1000		
Vd	VEST	VAR	MSE	VEST	VAR	MSE	VEST	VAR	MSE
1.1	1.1022	0.0009	0.0009	1.1013	0.0010	0.0010	1.1009	0.0009	0.0009
2.1	2.1048	0.0068	0.0068	2.1027	0.0073	0.0073	2.1073	0.0077	0.0077
3.1	3.1068	0.0249	0.0248	3.1244	0.0263	0.0268	3.1144	0.0278	0.0280
4.1	4.1587	0.0914	0.0944	4.1205	0.0716	0.0719	4.1207	0.0689	0.0693
5.1	5.1599	0.1796	0.1822	5.1311	0.1645	0.1651	5.1730	0.1755	0.1807
6.1	6.1636	0.2840	0.2866	6.2061	0.3635	0.3741	6.1593	0.3715	0.3747
7.1	7.1870	0.4896	0.4947	7.2090	0.6181	0.6287	7.2174	0.6827	0.6958
8.1	8.2660	1.0738	1.0960	8.3121	1.1609	1.2035	8.2527	1.1408	1.1630
9.1	9.3584	1.5955	1.6543	9.2548	1.4633	1.4843	9.3363	1.6971	1.7512

Tableau 3.2: Valeurs de l'estimé, de la variance et de l'erreur MSE pour N=2000 par la méthode MLE.

N =10000									
	M = 200			M = 500			M = 1000		

### Chapitre 3 : Résultats et discussions

Vd	VEST	VAR	MSE	VEST	VAR	MSE	VEST	VAR	MSE
1.1	1.1021	0.0006	0.0006	1.0995	0.0005	0.0005	1.1008	0.0005	0.0005
2.1	2.1093	0.0035	0.0035	2.1066	0.0049	0.0049	2.1010	0.0040	0.0040
3.1	3.1094	0.0155	0.0156	3.1003	0.0153	0.0153	3.1164	0.0171	0.0174
4.1	4.1069	0.0378	0.0377	4.1242	0.0412	0.0417	4.1163	0.0416	0.0418
5.1	5.1207	0.1015	0.1014	5.1202	0.1038	0.1040	5.1247	0.0979	0.0984
6.1	6.1414	0.2077	0.2083	6.1762	0.1958	0.2013	6.1583	0.1804	0.1836
7.1	7.0773	0.3536	0.3523	7.1355	0.3801	0.3806	7.1911	0.3808	0.3887
8.1	8.2861	0.5775	0.6093	8.1899	0.6936	0.7003	8.1875	0.5519	0.5590
9.1	9.1954	0.7868	0.7919	9.1492	0.8720	0.8727	9.1486	0.8795	0.8951

**Tableau 3.3: Valeurs de l'estimé, de la variance et de l' MSE pour N=10000 par la méthode de MLE.**

Les tableaux (3.4), (3.5) et (3.6) représentent les résultats de simulations en utilisant la méthode FOME :

N=2000									
	M = 200			M=500			M=1000		
Vd	VEST	VAR	MSE	VEST	VAR	MSE	VEST	VAR	MSE
1.1	1.3091	0.0085	0.0522	1.3147	0.0082	0.0543	1.3140	0.0086	0.0544
2.1	2.1734	0.0407	0.0459	2.1653	0.0419	0.0461	2.1606	0.0507	0.0543
3.1	3.1530	0.0961	0.0984	3.1586	0.1126	0.1158	3.1617	0.1104	0.1141
4.1	4.2154	0.2842	0.2961	4.1868	0.2630	0.2700	4.2189	0.2898	0.3037
5.1	5.1924	0.5082	0.5142	5.2855	0.6139	0.6471	5.2681	0.7131	0.7406
6.1	6.4810	1.9198	2.0554	6.3996	1.2071	1.2945	6.3784	1.4294	1.5054
7.1	7.4701	3.3211	3.4414	7.5693	3.6493	3.8622	7.4811	2.9864	3.1287
8.1	8.4580	4.4586	4.5644	8.6609	5.9783	6.2809	8.6478	5.4996	5.7942
9.1	9.8684	9.0255	9.5709	10.5253	48.9046	50.8382	9.9344	11.0614	11.7466

**Tableau 3.4: Valeurs de l'estimé, de la variance et de l'MSE pour N=2000, M=200 par la méthode FOME.**

N=6000						
	M = 200		M=500		M=1000	

### Chapitre 3 : Résultats et discussions

Vd	VEST	VAR	MSE	VEST	VAR	MSE	VEST	VAR	MSE
1.1	1.2736	0.0053	0.0354	1.1861	0.0053	0.0399	1.2788	0.0057	0.0376
2.1	2.1392	0.0209	0.0223	2.1337	0.0208	0.0219	2.1312	0.0200	0.0210
3.1	3.1141	0.0343	0.0343	3.1159	0.0406	0.0408	3.1302	0.0414	0.0423
4.1	4.1551	0.1024	0.1049	4.1261	0.0906	0.0911	4.1195	0.0919	0.0922
5.1	5.1746	0.1737	0.1784	5.1566	0.2114	0.2142	5.1740	0.1966	0.2018
6.1	6.1527	0.3455	0.3465	6.1775	0.3990	0.4042	6.2033	0.4132	0.4234
7.1	7.2865	0.7459	0.7769	7.2143	0.6511	0.6629	7.2365	0.7638	0.7817
8.1	8.1986	1.2057	1.2094	8.3055	1.2490	1.2887	8.2946	1.4312	1.4676
9.1	9.3373	1.9941	2.0404	9.4768	2.3211	2.4584	9.3112	2.2100	2.2523

**Tableau 3.5 : Valeurs de l'estimé, de la variance et de l'MSE pour N=6000 par la méthode FOME.**

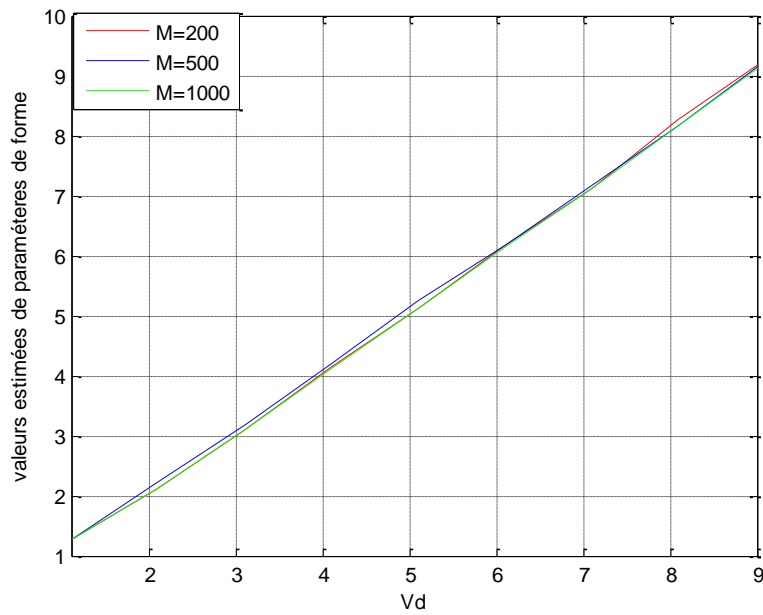
N=10000									
M	M = 200			M=500			M=1000		
Vd	VEST	VARN	MSE	VEST	VARN	MSE	VEST	VARN	MSE
1.1	1.2691	0.0043	0.0029	1.2646	0.0042	0.0013	1.2641	0.0041	0.0011
2.1	2.1165	0.0120	0.0122	2.2161	0.0115	0.0120	2.1161	0.0109	0.0121
3.1	3.1033	0.0188	0.0187	3.1633	0.0138	0.0140	3.1032	0.0125	0.0123
4.1	4.1542	0.0487	0.0484	4.1958	0.0448	0.0400	4.1146	0.0430	0.0331
5.1	5.1226	0.1166	0.1160	5.2504	0.1119	0.1121	5.1116	0.1104	0.1116
6.1	6.1791	0.2343	0.2394	6.1718	0.2145	0.2158	6.1413	0.2055	0.2072
7.1	7.1141	0.3323	0.4340	7.1839	0.2689	0.3693	7.1127	0.2445	0.3127
8.1	8.2763	0.6801	0.7078	8.1836	0.5926	0.5954	8.1593	0.5383	0.4438
9.1	9.2735	1.3107	1.3343	9.2493	1.2374	1.2572	9.2347	1.1036	1.1206

➤ Nous avons tracé ensuite les valeurs estimées du paramètre de forme  $v$  pour différentes

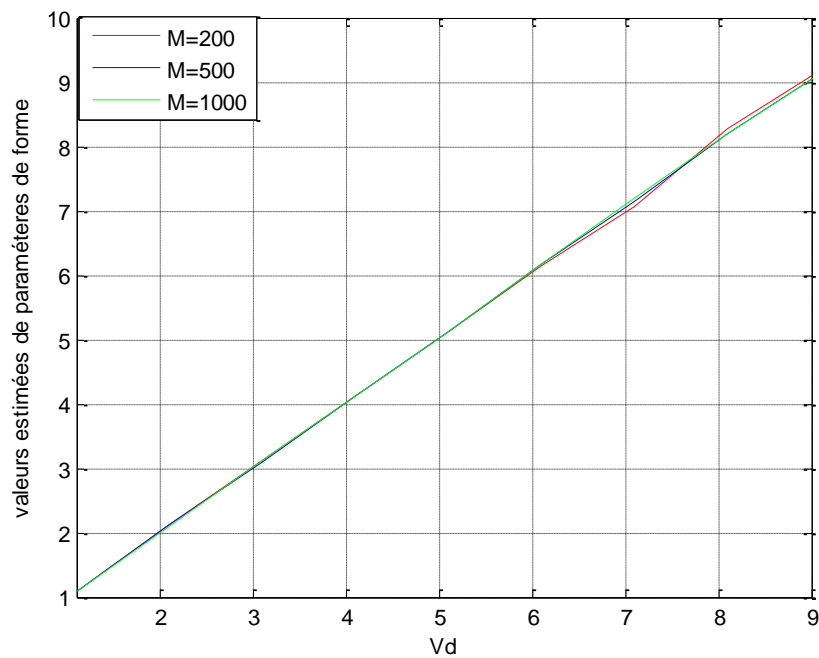
**Tableau 3.6: Valeurs de l'estimé, de la variance et de l'MSE pour N=10000 par la méthode FOME.**

valeurs du nombre d'essais ( $M= 200, 500$  et  $1000$ ) pour un nombre d'échantillons

$N=10000$  pour les deux méthodes d'estimation MLE et FOME (figures (3.1) et (3.2) respectivement).



**Figure 3.1: Valeurs estimées du paramètre de forme en fonction des valeurs désirées  
 $N= 10000$ , méthode FOME**



**Figure 3. 2: Valeurs estimées du paramètre de forme en fonction des valeurs désirées  
 $N= 10000$ , méthode MLE.**

### Chapitre 3 : Résultats et discussions

- Il ressort des courbes obtenues, qu'en arrivant même au nombre d'essais de 1000, il n'y a pas vraiment d'amélioration. Par conséquent, un nombre d'essais de 500 est suffisant pour aboutir aux meilleures performances.
- Les tableaux (3.7) et (3.8) représentent les résultats de simulations obtenus en utilisant les deux méthodes d'estimation MLE et FOME pour un nombre d'essais  $M=500$ .

<b>M =500</b>									
	<b>N = 2000</b>			<b>N = 6000</b>			<b>N = 10000</b>		
<b>Vd</b>	<b>VEST</b>	<b>VAR</b>	<b>MSE</b>	<b>VEST</b>	<b>VAR</b>	<b>MSE</b>	<b>VEST</b>	<b>VAR</b>	<b>MSE</b>
<b>1.1</b>	1.1001	0.0027	0.0027	1.1000	0.0008	0.0008	1.0995	0.0005	0.0005
<b>2.1</b>	2.1129	0.0222	0.0223	2.1058	0.0073	0.0073	2.1066	0.0049	0.0049
<b>3.1</b>	3.1226	0.0815	0.0818	3.1248	0.0286	0.0291	3.1003	0.0153	0.0153
<b>4.1</b>	4.1690	0.2258	0.2301	4.1196	0.0759	0.0762	4.1242	0.0412	0.0417
<b>5.1</b>	5.2241	0.5225	0.5369	5.1413	0.1660	0.1674	5.1202	0.1038	0.1040
<b>6.1</b>	6.3131	1.2518	1.2947	6.1725	0.3289	0.3335	6.1762	0.1958	0.2013
<b>7.1</b>	7.4391	2.9966	3.1056	7.1362	0.5691	0.5693	7.1355	0.3801	0.3806
<b>8.1</b>	8.5864	4.2582	4.4862	8.2036	1.1397	1.1482	8.1809	0.6436	0.6003
<b>9.1</b>	9.8122	8.3292	8.8198	9.2543	1.3300	1.3511	9.1492	0.8720	0.8720

**Tableau 3.7: Valeurs de l'estimé, de la variance et MSE pour  $M=500$  par la méthode de MLE.**



M=500									
N	N=2000			N=6000			N=10000		
Vd	VEST	VAR	MSE	VEST	VAR	MSE	VEST	VAR	MSE
1.1	1.3136	0.0592	0.0548	1.2826	0.0054	0.0387	1.2586	0.0047	0.0019
2.1	2.1719	0.0423	0.0474	2.1199	0.0210	0.0213	2.2137	0.0163	0.0168
3.1	3.1793	0.1161	0.1221	3.1117	0.0404	0.0404	3.1676	0.0229	0.0231
4.1	4.2039	0.2837	0.2940	4.1380	0.0968	0.0980	4.1950	0.0529	0.0534
5.1	5.2792	0.6937	0.7244	5.1785	0.2220	0.2277	5.2521	0.1161	0.1168
6.1	6.3580	1.5158	1.5793	6.2070	0.4874	0.4979	6.1771	0.2337	0.2355
7.1	7.4413	2.8758	2.9865	7.1973	0.7534	0.7613	7.1870	0.4377	0.4444
8.1	8.9161	8.3040	8.9534	8.2965	1.3066	1.3426	8.1873	0.6797	0.6829
9.1	9.6956	9.4679	9.8037	9.3091	1.8111	1.8512	9.2482	1.0400	1.0413

**Tableau 3.8: Valeurs de l'estimé, de la variance et de l'MSE pour M=5000 par la méthode FOME.**

- Dans ce qui suit nous allons tracer les valeurs de  $v$  estimées pour différentes valeurs du nombre d'échantillons ( $N=2000$ ,  $N=6000$  et  $N=10000$ ), pour un nombre d'essai  $M=500$  pour les deux méthodes d'estimation MLE et FOME (figures (3.4) et (3.5)).

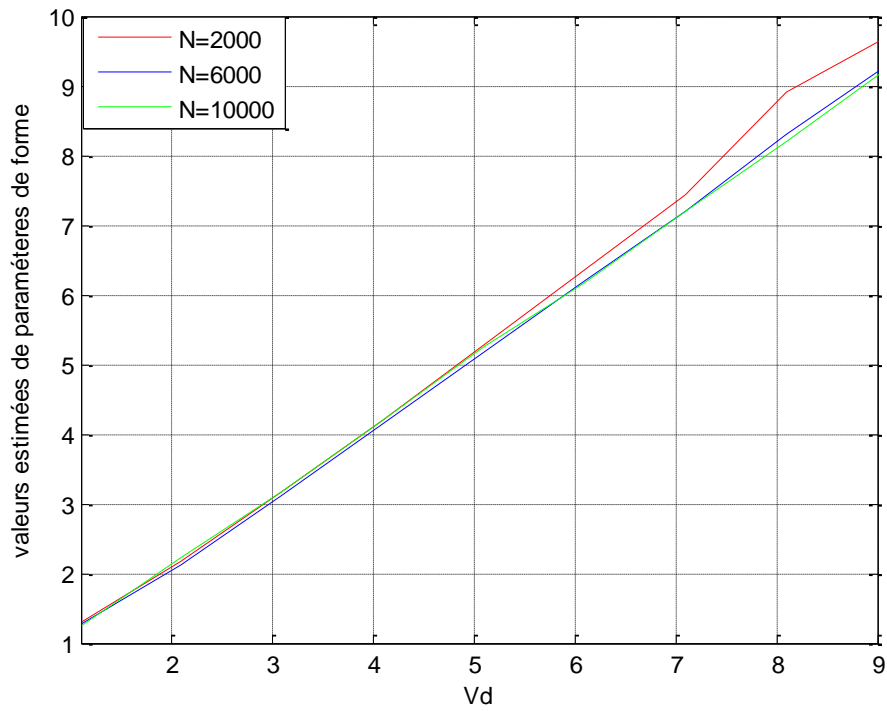


Figure 3.3: Valeurs estimées du paramètre de forme en fonction des valeurs désirées  $M = 500$  par la méthode FOME.

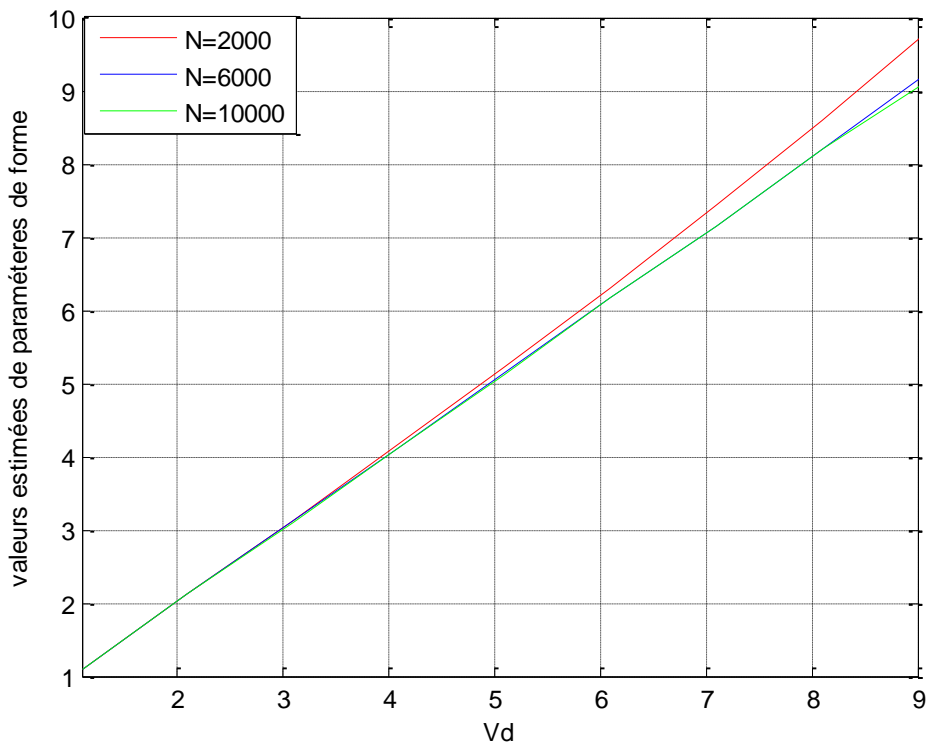


Figure 3.4: Valeurs estimées du paramètre de forme en fonction des valeurs désirées  $M = 500$  par la méthode MLE.

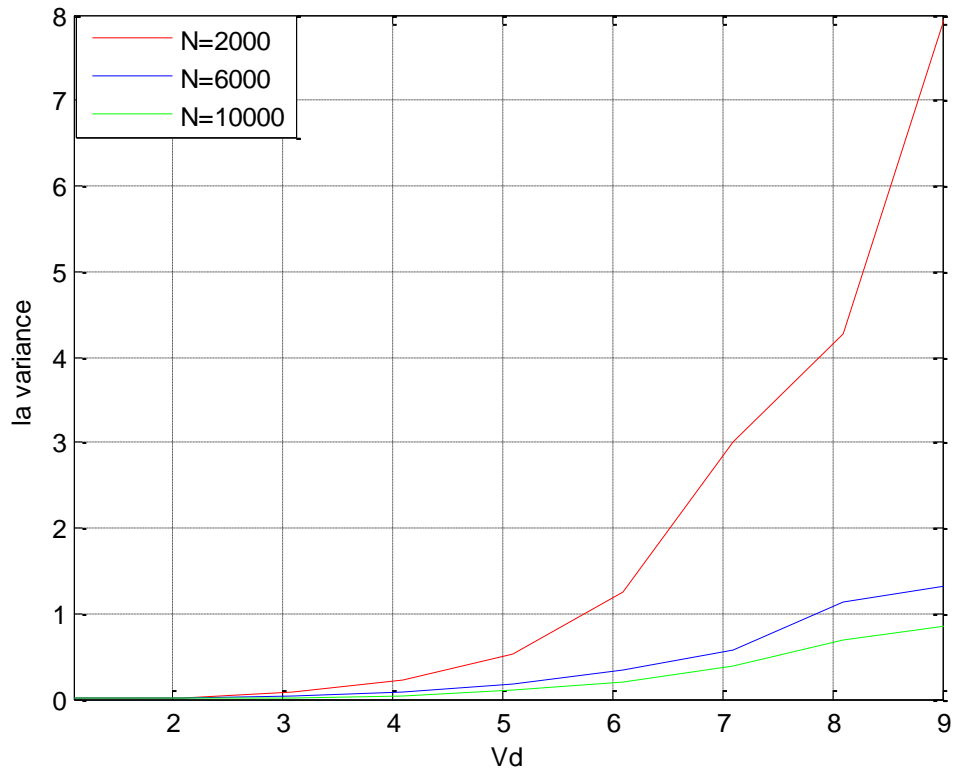


Figure 3.5: Variance de l'estimé  $v$  pour  $M = 500$  Par MLE.

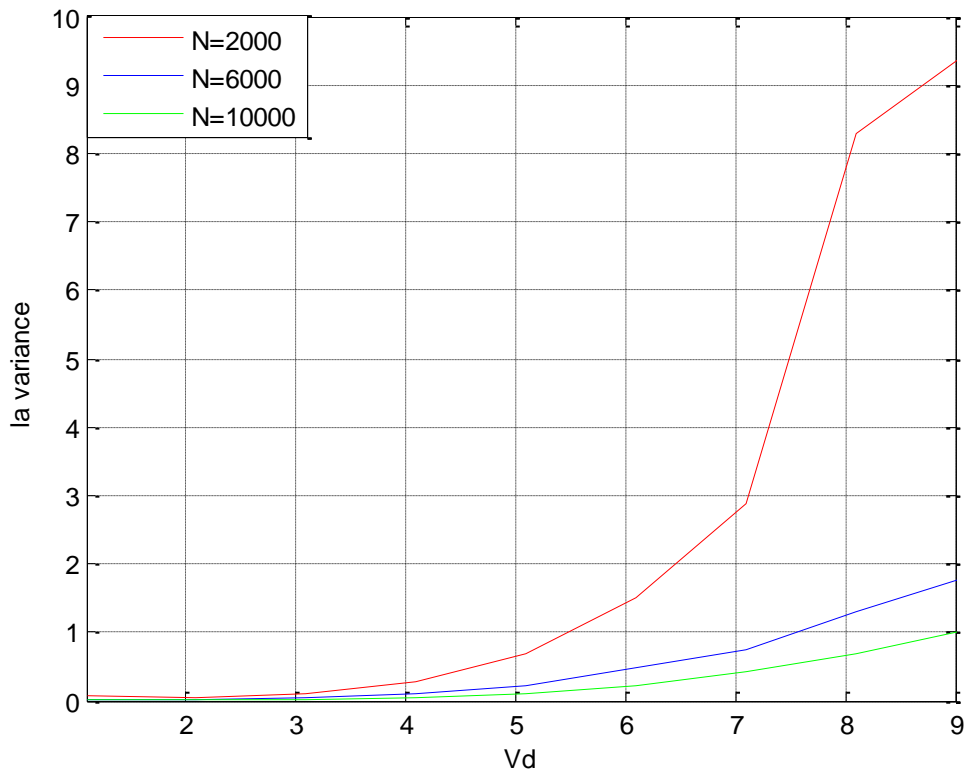


Figure 3.6: Variance de l'estimé de  $v$  pour  $M=500$  Par la méthode FOME.

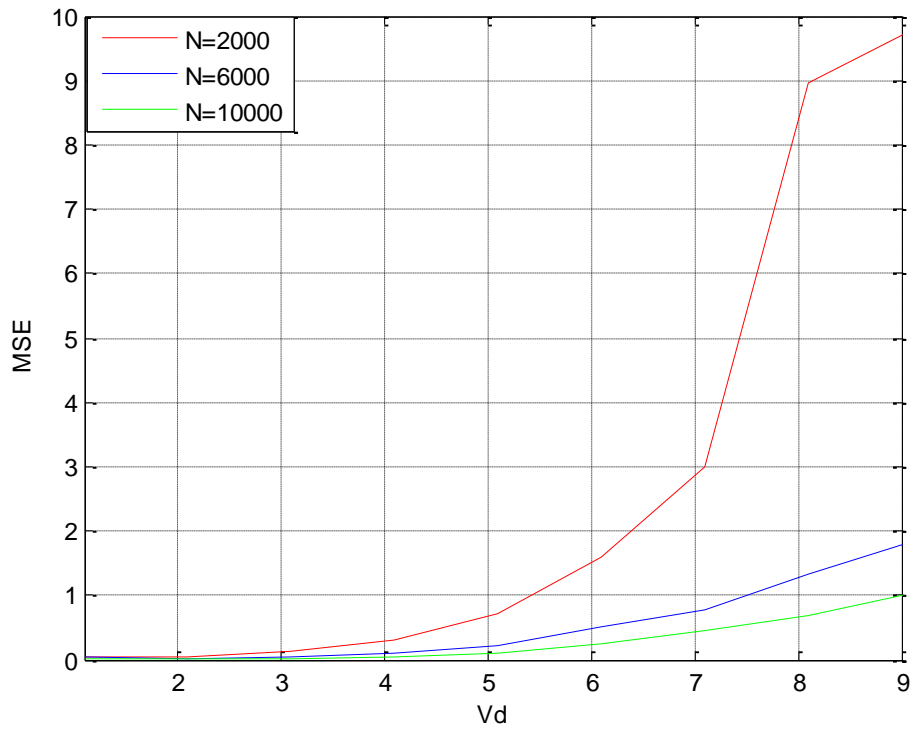


Figure 3.7 : L'erreur quadratique moyenne (MSE) de l'estimé de  $v$  :  $M=500$  Par la méthode FOME.

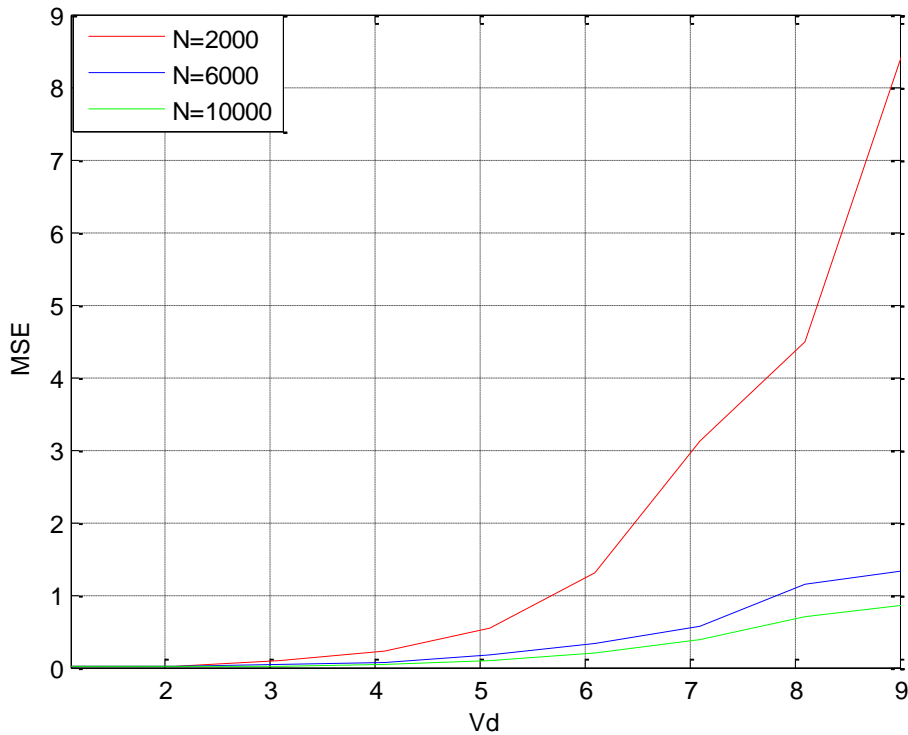


Figure 3.8 : L'Erreur quadratique moyenne (MSE) de l'estimé de  $v$  :  $M=500$  Par la méthode MLE.

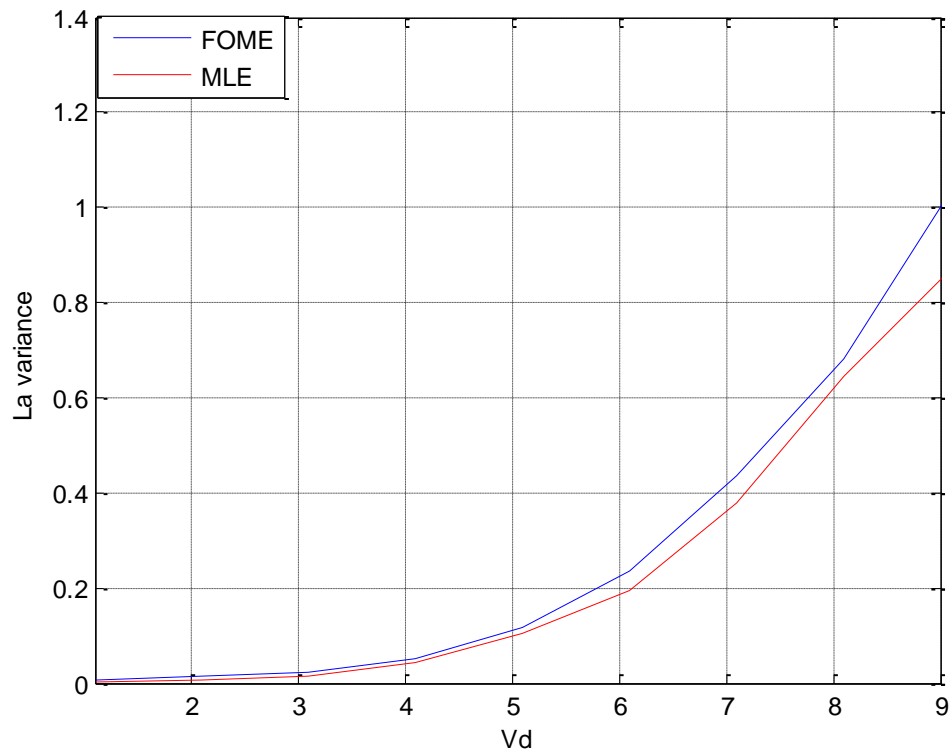
D'après les figures précédentes (3.3), (3.4), (3.5), (3.6), (3.7) et (3.8) on remarque que :

- Pour un nombre d'échantillons  $N=2000$  la qualité d'estimation est médiocre alors qu'au fur et à mesure qu'on augmente le nombre d'échantillons la valeur de l'estimé s'améliore. En effet en arrivant à la valeur de  $N=10000$  les deux estimateurs MLE et FOME deviennent plus performants.
- On remarque aussi que les deux méthodes offrent une meilleure estimation du paramètre de forme dans l'intervalle  $[1.1, 5.1]$ . A partir de la valeur 5.5 la qualité d'estimation se dégrade. Ceci revient au fait que pour les valeurs élevées du paramètre de forme le model de la distribution deviens plutôt gaussien.
- Pour mieux montré l'efficacité de la méthode MLE par rapport à la méthode FOME, il a été question de calculer les valeurs des variances et les valeurs des erreurs quadratiques moyennes (MSE) pour les meilleures valeurs du nombre d'échantillons ( $M= 10000$ ) et du nombre d'essais ( $N=500$ ). Le tableau (3.9) ci-dessous représente les résultats de simulations pour les deux méthodes.

Vd	MLE			FOME		
	VEST	VAR	MSE	VEST	VAR	MSE
<b>1.1</b>	1.0995	0.0005	0.0005	1.2586	0.0047	0.0019
<b>2.1</b>	2.1066	0.0049	0.0049	2.2137	0.0163	0.0168
<b>3.1</b>	3.1003	0.0153	0.0153	3.1676	0.0232	0.0231
<b>3.1</b>	4.1242	0.0412	0.0417	4.1950	0.0529	0.0534
<b>5.1</b>	5.1202	0.1038	0.1040	5.2521	0.1161	0.1168
<b>6.1</b>	6.1762	0.1958	0.2013	6.1771	0.2337	0.2355
<b>7.1</b>	7.1355	0.3801	0.3806	7.1870	0.4377	0.4444
<b>8.1</b>	8.1809	0.6436	0.6003	8.1873	0.6797	0.6829
<b>9.1</b>	<b>9.1492</b>	<b>0.8720</b>	<b>0.8727</b>	<b>9.2482</b>	<b>1.0400</b>	<b>1.0413</b>

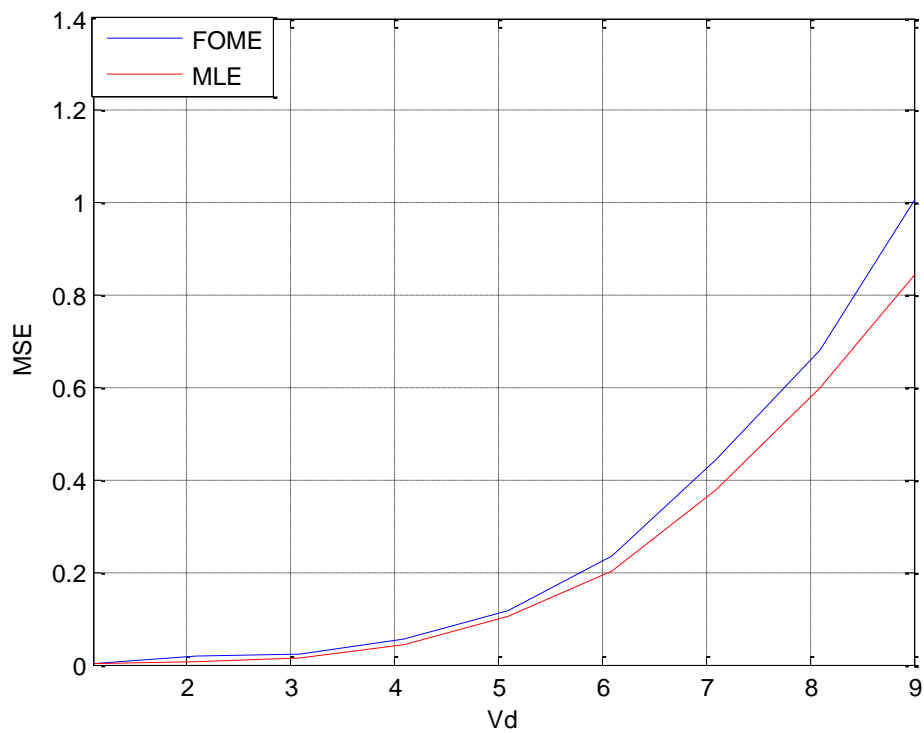
**Tableau 3.9: Valeurs de l'estimé, de la variance et de l'MSE pour  $N=10000$ ,  $M=500$  par la méthode MLE et la méthode FOME.**

- La figure (3.9) représente le tracé des courbes de la variance du paramètre de forme  $v$  estimée par les deux méthodes d'estimation.



**Figure 3.9 : Variance de l'estimé pour  $N=500$  et  $M=10000$ .**

- A partir des résultats de la figure précédente, on déduit que la variance augmente en fonction des valeurs de  $v$ .
- La figure 3.10 illustre la courbe des erreurs quadratiques (MSE), pour chaque méthode d'estimation des paramètres de la distribution Pareto généralisée.

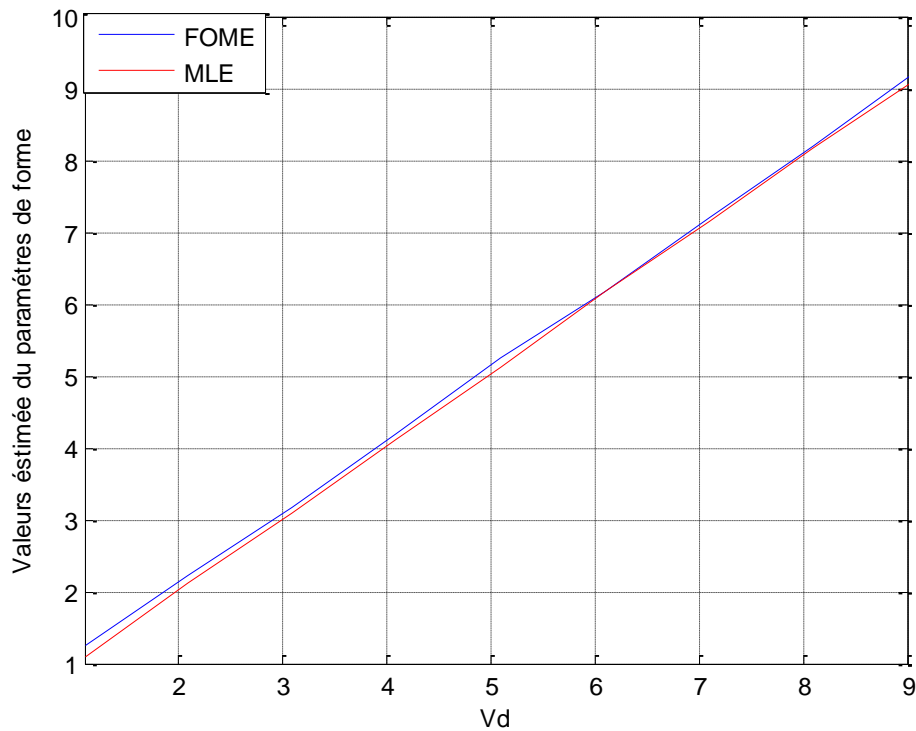


**Figure 3.10 : Erreur quadratique moyenne (MSE).**

D'après les résultats illustrés sur le tableau (3.9) et les figures (3.9) et (3.10) on constate que :

- ✓ Les valeurs des variances calculées par la méthode FOME sont supérieures à celles calculées par la méthode MLE.
- ✓ Les estimées basées sur l'utilisation du maximum de vraisemblance ont une faible erreur quadratique comparées à celles utilisant les moments fractionnaires.

Pour conclure, nous avons illustré sur la figure (3.11), la courbe du paramètre de forme «  $\nu$  » estimé par les deux méthodes



**Figure 3.11 : Valeurs estimées de « v » pour M= 500 et N= 10000 par les deux méthodes FOME et MLE.**

Selon les résultats obtenus, on conclut que :

- L'utilisation du maximum de vraisemblance offre de meilleures performances par rapport à l'utilisation des moments d'ordre fractionnaire ce qui rend de ce fait, la méthode MLE plus fiable que la méthode FOME.
- L'estimation des paramètres de la distribution Pareto généralisée par la méthode MLE donne de bons résultats surtout pour les faibles valeurs du paramètre de forme  $v$  toutes fois, pour les grandes valeurs l'estimation devient moindre et les performances se dégradent du moment que le milieu devient gaussien.

### 3.4. Conclusion

Dans ce chapitre, il a été question d'analyser l'estimation des paramètres, par les méthodes du maximum de vraisemblance et des moments fractionnaires, d'une distribution Pareto généralisée.

D'abord, nous avons calculé la valeur estimée, la variance et l'erreur quadratique (MSE) pour plusieurs nombres d'échantillons  $N$  et pour plusieurs nombres d'essais  $M$ .



Ensuite nous avons évalué les performances d'estimation pour les deux méthodes à travers une analyse comparative et ce, par l'utilisation des meilleures valeurs respectivement du nombre d'échantillons et d'essais,  $N=10000$  et  $M=500$ .

Des résultats de simulation obtenus, il en résulte que les performances des deux méthodes s'améliorent avec l'accroissement du nombre échantillons  $N$ . La méthode FOME quant à elle, possède une qualité d'estimation moins efficace que celle de la méthode MLE. En revanche, l'estimation par cette dernière présente de meilleures performances surtout pour les faibles valeurs du paramètre de forme.

Enfin, et à la lumière des résultats obtenus, il en ressort que la méthode du maximum de vraisemblance soit plus efficace que la méthode des moments fractionnaires.

*Conclusion  
générale*

Notre thème a pour objet l'étude des techniques d'estimation du bruit par la méthode du maximum de vraisemblance dans les radars.

En guise d'introduction, nous avons présenté dans le premier chapitre un bref rappel sur le système radar et son principe de fonctionnement, puis une classification des systèmes radars ainsi que les différents types de bruit, ensuite nous avons décrit les modèles statistiques du clutter de mer, où il a été question de mettre en relief, quelques distributions telles que : la distribution Weibull, Distribution de Rayleigh, Distribution K, Distribution Ki-2, Distribution de Pareto Généralisée (GP) et la distribution Pareto.

Dans le deuxième chapitre, nous avons donné un rappel sur les notions d'estimation des paramètres d'un modèle statistique dont les valeurs sont exprimées selon l'estimation ponctuelle et l'estimation par intervalle de confiance.

Par ailleurs, il a été mis en exergue quelques méthodes d'estimation des paramètres constants qui permettent d'obtenir de bonnes approximations des valeurs des paramètres du clutter,

A ce titre, nous nous sommes intéressés à la distribution de Pareto généralisée proposée comme alternative aux modèles les plus complexes pour les radars maritimes à haute résolution. Son avantage est que la modélisation du clutter est beaucoup plus simple et ne nécessite que deux paramètres à estimer à savoir le paramètre de forme et le paramètre d'échelle.

Dans le but d'évaluer les performances de chaque méthode, nous avons effectué une étude comparative entre la méthode des moments fractionnaires FOME, basée sur les moments d'ordre fractionnaire, et la méthode du maximum de vraisemblance MLE.

En outre, et dans le but d'évaluer les performances de chaque estimateur, il a été question de calculer d'abord la valeur de l'estimé et la variance du paramètre de forme  $v$ , ensuite la moyenne des erreurs quadratiques (MSE) obtenues entre les valeurs estimées et les valeurs désirées de  $v$ .

Des résultats obtenus, il ressort que l'estimateur MLE est plus performant que l'estimateur FOME et ce dans tous les tests effectués.

# *Bibliographie*

- [1] R. Raghavan, "A method for estimating parameters of K-distributed clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 27, no. 2, pp. 238-246, 1991.
- [2] "Wikipédia,"[Online].Available:[https://fr.wikipedia.org/Maximum\\_de\\_vraisemblance](https://fr.wikipedia.org/Maximum_de_vraisemblance). [Accessed 15 juin 2021].
- [3] D. O. Gonzalez, "DESIGN OF AN UNEQUAL WILKINSON POWER DIVIDER FOR VHF RADAR APPLICATIONS," *Telematica*, vol. 20, no. 1, pp. 66-75, 2021.
- [4] M. Skolnik, "Introduction to Radar systems," *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine* , vol. 16, no. 10, p. 19, 2001.
- [5] C. Chesneau, *Sur l'Estimateur du Maximum de Vraisemblance (emv)*, 2017.
- [6] H.TATAR ,A. Harrouche , *Techniques d'estimation des bruits dans les radars maritimes*, Université de Jijel , 2021.
- [7] H.TATAR ,A. Harrouche , *Techniques d'estimation des bruits dans les radars maritimes*, Université de Jijel , 2021.
- [8] T. Laroussi, *Détection adaptative CFAR de cibles CHI-Square corrélées à plusieurs degrés de liberté en présence d'un fouillis Rayleigh corrélé*, 2005.
- [9] I. CHALABI, *Estimation et détection adaptative des cibles pour radars MIMO dans un environnement de clutter non-Gaussien*, M'sila: Université de M'sila, 2017.
- [10] G. a. M. J. Minkler, "CFAR: the principles of automatic radar detection in clutter," *NASA STI/Recon Technical Report A*, vol. 90, p. 23371, 1990.
- [11] S.W. Haykin, "Uncovering nonlinear dynamics-the case study of sea clutter," *Proceedings of the IEEE*, vol. 90, no. 5, pp. 860-881, 2002.
- [12] N. P. Jian, "CFAR detection in k-distributed clutter," vol. 2, pp. 1513-1516, 1998.
- [13] M. Barkat, *Signal detection and estimation*, 2 ed., London: Artech House Publishers, 2005.
- [14] S. Chabbi, "Détection adaptative CFAR à censure automatique basée sur les statistiques d'ordre en milieu non gaussiens," 2008.
- [15] S. Chabbi, *Détection CFAR en milieux non-Gaussiens corrélés*, Constantine: Université Constantine 1, 2015.

- [16] C. Walck, "Hand-book on statistical distributions for experimentalists," *University of Stockholm*, vol. 10, pp. 96--01, 2007.
- [17] F. a. G. I. Millioz, *Estimation des paramètres d'un bruit gaussien généralisé basée sur le kurtosis des statistiques minimales*, 2017.
- [18] T. Can, "CH5 l'Estimation des Paramètres," 2013.
- [19] L. N. Bol'shev, "Estimateur statique," *Encyclopédie de mathématiques*, EMS Press, 2001 .
- [20] C. Jutten, "Cours de deuxième année (3i4), Université Joseph Fourier Polytech Grenoble," 2009.
- [21] M. Mezache, "Estimating the Pareto plus noise distribution parameters using non-integer order moments and [zlog (z)] approaches," *IET Radar, Sonar & Navigation*, vol. 10, no. 1, pp. 192-204, 2016.
- [22] M. Iskander, "Estimation of the parameters of the K-distribution using higher order and fractional moments [radar clutter]," *IEEE Transactions on Aerospace and electronic systems*, vol. 35, no. 4, pp. 1453-1457, 1999.
- [23] I. J. Myung, "Tutorial on maximum likelihood estimation," *Journal of mathematical Psychology*, vol. 47, no. 1, pp. 90-100, 2003.
- [24] M. Box George, "Time series analysis: forecasting and control," *San Francisco: Holden Bay*, 1976.
- [25] C. Chesneau, "Sur l'Estimateur du Maximum de Vraisemblance (emv)," 2017.
- [26] J. R. Hosking, "Parameter and quantile estimation for the generalized Pareto distribution," *Technometrics*, vol. 29, no. 3, pp. 339-349, 1987.
- [27] M. Meriem, "simulation et réalisation d'un radar de détection d'objets à base d'arduino," *University Of El Oued, El Oued*, 2020.

## Résumé

L'estimation est l'art d'extraire une information utile sur la distribution de probabilité correspondante, elle a pour objet de faire tendre les valeurs des paramètres à des données expérimentales et /ou d'informations découlant de l'expertise. C'est donc une étape importante, qui succède généralement au volet de la détection. La technique d'estimation fait partie intégrante de la détection radar, et cela par le traitement des observations reçues afin de faire une estimation des paramètres représentant la distribution du Clutter dans lequel est incluse l'information.

En effet, plusieurs distributions ont été proposées pour montrer les variations statistiques du clutter tel que la distribution Pareto généralisé (GP) qui a prouvé son efficacité à modéliser le clutter de mer dans le cas non-Gaussien.

Ce présent mémoire a pour objet d'étudier le problème de l'estimation des paramètres du modèle Pareto généralisé par la méthode MLE (Maximum Likelihood Estimation) qui a montré ses performances par rapport à la méthode des moments fractionnaires (FOME).

**Mots clés :** Détection / Distribution / Distribution Pareto généralisée / Estimation/ Clutter/ FOME / MLE.

## Abstract

Estimation is the art of extracting useful information on the corresponding probability distribution; its purpose is to make the values of the parameters tend to experimental data and/or information resulting from expertise. It is therefore an important step, which generally follows the detection component. The estimation technique is an integral part of radar detection, by processing the observations received in order to make an estimate of the parameters representing the distribution of the Clutter in which the information is included.

Indeed, several distributions have been proposed to show the statistical variations of Clutter such as the generalized Pareto distribution (GP) which has proven its effectiveness in modeling sea Clutter in the non-Gaussian case.

The purpose of this work is to study the question relating to the estimation of the parameters of the Pareto model by the MLE method (Maximum Likelihood Estimation, which has shown its performance compared to the fractional moments method (FOME).

**Keywords:** Detection/ Distribution/ Generalized Pareto distribution / Estimation/ Clutter/ Fractional moments FOME/ Method likelihood estimate MLE.

## الملخص

التقدير هو فن استخراج المعلومات المفيدة عن توزيع الاحتمالات، والغرض منه هو جعل قيم المعلمات تميل إلى البيانات التجريبية أو المعلومات الناتجة عن الخبرة. لذلك فهي خطوة مهمة تتبع بشكل عام مكون الكشف. حيث تعتبر تقنية التقدير جزءاً لا يتجزأ من الكشف عن الرادار، من خلال معالجة الملاحظات المتلقاة من أجل تقدير المعلمات التي تمثل توزيع الفوضى التي يتم تضمين المعلومات فيها.

في الواقع، تم اقتراح توزيعات عديدة لإظهار الاختلافات الإحصائية للفوضى مثل التوزيعة باريتو المعمم الذي أثبتت فعاليته في نمذجة فوضى البحر في الحالة غير الغاوسية.

الغرض من هذه الرسالة هو دراسة السؤال المتعلق بتقدير معلمات نموذج باريتو بطريقة (تقدير الاحتمالية القصوى)، والتي أظهرت أداءها مقارنة بطريقة العزوم الكسرية.

الكلمات المفتاحية : الكشف/ التوزيعة/ التوزيعة باريتو/ التقدير/ العزوم الكسرية/ تقدير الاحتمالية القصوى .

