

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF-M'SILA

Faculté des Sciences et Technologie
Département d'Electronique



Domaine : Sciences et technologie
Filière : Télécommunications

Mémoire de fin d'étude en vue de l'obtention du diplôme de
Master

Option : Systèmes des Télécommunications STLC

Thème :

Performances d'Estimation et de Détection
GLRT-LTD dans un Clutter de Mer Non-
Gaussien Corrélé

Réalisé par :

-BEY MAKHLOUF

Encadré par :

-Pr. MEZACHE AMAR

-Pr. OUDIRA HOUCINE

N° d'ordre:2021/..... /.....

Promotion 2020/2021

Année universitaire : 2020/2021

Remerciements

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

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

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

Nous remercions également le Co-encadreur professeur **HOUCINE OUDIRA** Pour l'honneur qu'ils nous ont fait en acceptant d'encadrer notre travail.

Nous remercions également les membres du jury pour avoir accepté d'évaluer ce travail le Président monsieur **KENANE ELHADI** et L'Examineur Monsieur **BENMAHMOUD SLIMANE** et pour toutes leurs remarques et critiques, ainsi que tous les enseignants à tous les niveaux, particulièrement ceux du Département **ELECTRONIQUE**, pour tout le savoir que nous avons acquis grâce à eux durant notre étude.

Nous adressons toutes nos sympathies à tous nos collègues
Spécialement mes sœurs les étudiantes en doctorant de 3^{ème} cycle LMD **Zakia Terki** et **Sellami Chaima** et pour leurs encouragements et pour tous les moments agréables.

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

Merci à vous tous

Dédicace

Je dédie cet événement marquant de ma vie

A mes grands-parents

A la mémoire de mon défunt **père**

Comme expression de ma gratitude pour le soutien, les sacrifices et tous les efforts qu'ils ont fait pour mon éducation.

A ma très chère **mère**

Tu me représente la source de tendresse et l'exemple du dévouement qui n'a pas cessé de m'encourager.

A mes chers frères

Farid, Mohamed

A tous mes amis de notre Promotion

Systèmes des Télécommunications STLC

A tous les membres de ma grande famille **BEY**

A mes collègues Et ainsi qu'a tous mes enseignants de

Département électronique université Mohamed Boudiaf de M'sila.

A tous ceux qui m'ont **aidé de près ou de loin** à accomplir ce travail.

Makhlouf

Résumé

Le radar est un système très utile dans plusieurs applications civil et militaires, la fonction principale du radar est la recherche ou la détection des cibles se trouvant dans l'un des trois environnements maritime, spatial ou terrestre. Il y a énormément d'algorithmes de traitement de signaux radar, puisqu'il existe une diversité des données radar selon la résolution du radar utilisé et les propriétés du clutter (bruit) reçu. Parmi les techniques de détection, on trouve la procédure GLRT (Generalized Likelihood Ratio Test). Cette dernière mène à obtenir des décisions convenables à partir d'une matrice de données réfléchies. Dans ce détecteur, le radar fonctionne en multi-impulsions avec une corrélation des échantillons qui signifie le cas réel lors de l'enregistrement des données radar.

Dans ce travail, on s'intéresse à étudier les performances des détecteurs de type GLRT-LTD et GLRT-LQ en présence du clutter de mer de distribution gaussienne composée avec la texture gamma inverse. En variant le coefficient de corrélation de données, des comparaisons seront faites en fonction de la technique d'estimation des paramètres utilisée ainsi que du changement de quelques paramètres des détecteurs.

Mots Clés : Radar, Détection, CFAR, GLRT-LTD.

Abstract

Radar is a very useful system in many civilian and military applications. The main function of radar is to search or detect targets in one of the three environments maritime, space or land. There are a lot of radar signal processing algorithms, as there is a variety of radar data based on the resolution of the radar used and the characteristics of the clutter (noise) received. Detection techniques include the generalized probability ratio test (GLRT). This leads to appropriate decisions from a well- researched data matrix. In this detector, the radar operates in multiple pulses with the samples correlation which means the real condition when recording the radar data.

In this work, we are interested in studying the performance of GLRT-LTD and GLRT-LQ-type detectors in the presence of a nautically disordered Gaussian distribution composed of an inverse gamma texture. By changing the correlation coefficient of the data, the comparisons will be made according to the parameter estimation technique used as well as changing some parameters of the detectors.

Key words: Radar, Detection, CFAR, GLRT-LTD.

Table des matières

Remerciements	I
Dédicaces	II
Résumé	III
Abstract	IV
Table des matières	V
Liste des Figures	VII
Liste des Tableaux	IX
Liste des Symboles	X
Liste des Acronymes	XIII

1. Introduction générale	1
2. Travaux du mémoire	2
3. Organisation du manuscrit	3

Chapitre 1 : Généralités sur les Radars

1. 1 Introduction	4
1. 2 Historique du radar	5
1. 3 Principe de fonctionnement du radar	7
1. 4 Equipement de base d'un système radar	8
1. 6 Surface équivalente et équation du radar	10
1. 7 Théorie de la décision	12
1. 7. 1 Tests de Bayes	13
1. 7. 2 Test de minimax	15
1. 7. 3 Test de Neyman-Pearson	16
1. 8 Modèles des cibles	18
1. 8. 1 Modèles de Swerling	18
1. 9 Types de clutter	19
1. 9. 1 Puissance de clutter vu par un radar	19
1. 9. 2 Clutter atmosphérique	20
1. 9. 3 Clutter de sol ou de la mer	22
1. 9. 4 Propriétés du clutter	25
1. 10 Conclusion	28

Chapitre 2 : Estimation des Paramètres du Clutter Pareto Type II Corrélé

2.1 Introduction	30
2. 2 Génération du clutter Pareto type II corrélé	31
2. 2. 1 Méthode de génération MNLTP	32
2. 2. 2 Méthode de génération SIRP	33

Table des matières

2. 3 Procédures d'estimation du clutter Pareto type II	34
2. 3. 1 Méthode des moments d'ordre entier(HOME)	35
2. 3. 2 Méthode des moments d'ordre fractionnaire (FOME)	35
2. 3. 3 Méthode [zlog(z)]	36
2. 3. 4 Méthode MLE	36
2. 4 Résultats d'estimation via des données simulées	37
2. 5 Résultats d'estimation via des échos de la mer	45
2. 6 Conclusion	51
Chapitre 3 : Résultats de la Détection GLRT-LTD	
3. 1 Introduction	53
3. 2 Détection CFAR	53
3. 3 Détecteur GLRT-LTD	55
3.4 Performances de la détection GLRT-LTD	59
3. 4. 1 Détection par des données simulées	59
3. 4. 2 Détection par des données réelles	63
3. 5 Conclusion	67
Conclusion générale	68
Bibliographie	71

Liste des Figures

Chapitre 01

Figure.1. 1 : Principe de base d'un radar.....	07
Figure.1. 2 : Composants d'un système radar	08
Figure.1. 3 : Régions de décision et calcul de la PFA (surface en rouge) et la PD (surface en bleu).....	15
Figure.1. 4 : Détermination des régions de décision, la PFA (surfaces en rouge) et la PD (surfaces en bleu).....	18
Figure. 1. 5 : Représentation des angles en site et en gisement.....	20
Figure. 1. 6 : Volume intercepté par le radar.....	21
Figure 1. 7 : Résolution en surface.....	22
Figure. 1. 8 : Détection d'enveloppe et quadratique.....	25

Chapitre 02

Figure. 2. 1 : Performances d'estimation du paramètre de forme λ utilisant les méthodes HOME, FOME, zlogz et MLE pour $m = 16$ et $\rho = 0.01$. (a) Moyenne normalisée. (b) MSE.....	39
Figure. 2. 2 : Performances d'estimation du paramètre d'échelle η utilisant les méthodes HOME, FOME, zlogz et MLE pour $m = 16$ et $\rho = 0.01$. (a) Moyenne normalisée. (b) MSE.....	40
Figure. 2. 3 : Performances d'estimation du paramètre de forme λ utilisant les méthodes HOME, FOME, zlogz et MLE pour $m = 16$ et $\rho = 0.9$. (a) Moyenne normalisée. (b) MSE.....	41
Figure. 2. 4 : Performances d'estimation du paramètre d'échelle η utilisant les méthodes HOME, FOME, zlogz et MLE pour $m = 16$ et $\rho = 0.01$.(a) Moyenne normalisée. (b) MSE.....	42
Figure. 2. 5 : Performances d'estimation du paramètre de forme λ utilisant les méthodes HOME, FOME, zlogz et MLE pour $m = 8$ et $\rho = 0.5$. (a) Moyenne normalisée. (b) MSE.....	43
Figure. 2. 6 : Performances d'estimation du paramètre d'échelle η utilisant les méthodes HOME, FOME, zlogz et MLE pour $m = 8$ et $\rho = 0.5$. (a) Moyenne normalisée(b) MSE.....	44
Figure. 2. 7 : Approximation du modèle Pareto type II utilisant les procédures HOME, FOME, [zlog(z)] et MLE avec une résolution 3m, polarisation HH et cellule 13. (a) PDFs ; (b) CCDFs.....	47

Figure. 2. 8 : Approximation du modèle Pareto type II utilisant les procédures HOME, FOME, [zlog(z)] et MLE avec une résolution 15m, polarisation HH et cellule 7. (a) PDFs ; (b) CCDFs.....48

Figure. 2. 9 : Approximation du modèle Pareto type II utilisant les procédures HOME, FOME, [zlog(z)] et MLE avec une résolution 30m, polarisation HH et cellule 21. (a) PDFs ; (b) CCDFs.....49

Figure. 2. 10 : Approximation du modèle Pareto type II utilisant les procédures HOME, FOME, [zlog(z)] et MLE avec une résolution 3m, polarisation VV et cellule 3. (a) PDFs ; (b) CCDFs.....50

Chapitre 03

Figure. 3. 1 : Prototype de la détection adaptative CFAR.....54

Figure. 3. 2 : Structure du détecteur GLRT_LQ avec estimation de la matrice de covariance M55

Figure. 3. 3 : Propriété CFAR texture du détecteur GLRT-LTD avec $r = 0.01$, $m = 16$ et $N = 24$. (a) En haut ; utilisation de (3.10) .(b) En bas ; utilisation de (3.9).....60

Figure. 3. 4 : Propriété CFAR texture du détecteur GLRT-LTD avec $r = 0.9$, $m = 16$ et $N = 24$. (a) En haut ; utilisation de (3.10). (b) En bas ; utilisation de (3.9).....60

Figure. 3. 5 : Effet du nombre d’impulsions sur la P_{FA} avec $r = 0.5$, $l = 1.1$ et $N = 24$. (a) En haut ; utilisation de (3.10) (b) En bas ; utilisation de (3.9).....61

Figure. 3. 6 : Performance de détection avec $r = 0.01$, $m = 16$ et $N = 24$62

Figure. 3. 7 : Performance de détection avec $r = 0.9$, $m = 16$ et $N = 24$62

Figure. 3. 8 : Performance de détection avec $r = 0.5$, $l = 1.1$ et $N = 24$63

Figure. 3. 9 : Etude de la propriété CFAR utilisant des données réelle IPIX avec la polarisation HH, $m = 16$ et $N = 24$64

Figure. 3. 10 : Etude de la propriété CFAR utilisant des données réelle IPIX avec la polarisation VV, $m = 16$ et $N = 24$65

Figure. 3. 12 : Etude de la propriété CFAR utilisant des données réelle IPIX avec les polarisations HH et VV, 15m, $m = 16$ et $N = 24$66

Figure. 3. 13 : Etude de la propriété CFAR utilisant des données réelle IPIX avec les polarisations HH et VV, 30m, $m = 16$ et $N = 24$66

Figure. 3. 14 : Performance de détection à partir des données réelles IPIX Avec polarisations, HH et VV, 3m, $m = 16$ et $N = 24$67

Liste des Tableaux

Tableau 1.1 : Relation entre l'agitation de la mer, la vitesse du vent et l'hauteur des vagues.....	24
Tableau 1.2 : Distributions du clutter inspirées à partir du modèle GC.....	27
Tableau 2. 1 : Comparaison des méthodes d'estimation HOME, FOME, $[z\log(z)]$ et MLE.....	46
Tableau 3. 1 : Versions des détecteurs GLRT.....	58

Liste des Symboles

σ	Surface équivalente du radar (SER)
P_i	Densité de puissance
P_s	Puissance dissipée
$ E_s $	Amplitude du champ émis
$ E_i $	Amplitude du champ renvoyé
P_r	Puissance reçue par l'antenne
P_t	Puissance transmise
G_t	Gain de l'antenne émettrice
G_r	Gain de l'antenne réceptrice
λ	Longueur d'onde
R_t	Distance cible-radar émetteur
R_r	Distance cible-radar récepteur
s_k	Surface élémentaire
e_k	Signal élémentaire reçu
S_{min}	Signal minimum
\mathfrak{R}_{moy}	Risque moyen
$\Lambda(q)$	Test du rapport de vraisemblance
σ^2	Variance du bruit
$erfc(x)$	Fonction d'erreur complémentaire
γ	Seuil de décision
$p(\varepsilon)$	Probabilité d'erreur minimale
$J(\lambda)$	Fonction objective du test de Neyman-Pearson
λ	Multiplicateur de Lagrange
σ_1^2	Variances du signal
m_s	Puissance moyenne du signal reçu S
c	Paramètre de forme
b	Paramètre de d'échelle
θ_s	Angles en site
θ_g	Angles en gisement
G_0	Gain maximal
w	Puissance totale de clutter reçu
P_u	Puissance reçue de la cible
P_c	Puissance issue de la précipitation
C	Vitesse de la lumière
Ω_e	Angle solide
D	Distance d'observation
η	Paramètre d'échelle
σ	Surface équivalente de la cible
L	Perte de dépointage sur le signal utile
d_i	Diamètre de la goutte d'eau
λ	Longueur d'onde
$ K $	Coefficient de l'ordre 0.9.
I	Intensité de la précipitation en mm/heure

Liste des Symboles

Ψ	Angle d'incidence du lobe radar (grazing angle)
σ_0	Pouvoir réflecteur unitaire du clutter (m2/m2)
Σ	Surface de clutter interceptée
W	Vitesse du vent
a	Paramètre d'échelle
$v_{1,2}$	Paramètres de forme
$b_{1,2}$	Paramètres de puissance
Φ	Densité de puissance en Watts/Hz
Φ_0	Densité de puissance à la fréquence émise f_0
f	Déviaton de fréquence mesurée à la fréquence f_0
θ	Paramètre de seuil
σ	Paramètre d'échelle
$r(t)$	Résidu de la décomposition
M	Nombre d'échantillons
α	Paramètre de forme
β	Paramètre d'échelle du modèle GP
Z	Densité globale du clutter
μ_k	Le moment statistique d'ordre k .
λ	Paramètre de forme
T	Seuil de détection
N	Nombre impulsions
$E_i(.)$	Fonction exponentielle-intégrale
n	Nombre d'itérations Monte-Carlo
M	Nombre d'échantillons
τ	Facteur d'échelle
$X_{(K)}$	Statistique d'ordre K
χ	Nombre d'éléments de l'ensemble
c	Paramètre de forme de la distribution Weibull
b	Paramètre d'échelle de la distribution Weibull
x_{ij}	Matrice des échantillons
A	Puissance de la cible
I	In-Phase
Q	Quadrature-phase
Ψ	a fonction Psi
$p_\tau(\tau)$	Distribution gamma inverse La distribution gamma inverse
F_d	CDF
$\varphi(x)$	Fonction de MNLT
$\Gamma(\lambda, b/x)$	Fonction gamma inverse supérieure (upper incomplete gamma function)
$\Gamma(.)$	Fonction gamma
$R_G(t)$	La fonction de corrélation
$H_n(x)$	Polynôme de Hermite
N	Nombre de donnée secondaire
m	le nombre d'impulsions
ρ	La valeur de la corrélation
M_{ij}	La matrice $m \times m$ de covariance

P_d Probability of detection
 P_{fa} Probability of false alarm

Liste des Acronymes

RADAR	Radio Detection and Ranging
RF	Radio Frequency
MTI	Mouving Target Indicator
OL	Local Oscillator
IF	Intermediate frequency
SNR	Signal-to-Noise Ratio
SER	La surface équivalente du radar
LRT	Likelihood Ratio Test
SCR	Signal to Clutter Ratio
PDF	Probability Density Function
GC	Generalized Compound
CDF	Cumulative Density Function
CCDFs	Complementary Cumulative Distribution Function
GK	Generalized K
WG	Weibull speckle, gamma mean
HG	Hypergeometric gamma
CFAR	Constant false alarm rate
MNLT	Memoryless Non-Linear Transform
MNLTI	Memoryless Non-Linear Transform inverse
SIRV	Spherical Invariance Random Process
MLE	Maximum Likelihood Estimation
IPIX	Intelligent P <i>IX</i> el processing X-band
SIRP	Spherically Invariante Random Process
CPI	Coherent Processing Interval
CST	Cellule sous test
CRP	Clutter Range Profile
IOM	Integer Order Moments
NIOM	Non-Integer Order Moments
IID	Independent and Identically Distributed
HOME	Higher Order Moments Estimator
FOME	Fractionnaire Ordre Method estimator
ML	Maximum Likelihood
MSE	Mean Square Error
MN	Moyenne normalisée
NM	Normalize mean
CCDF	Complementary Cumulative Distribution Function
GLRT	Generalized Likelihood Ratio Test
GLRT-LTD	Generalized Likelihood Ratio Test linear threshold detector
GLRT-LQ	Generalized Likelihood Ratio Test linear quadratic

Liste des Acronymes

NSCM	Normalized Simple Covariance Matrix
L'ONERA	Office National d'Etudes et Recherches Aérospatiales
PRI	Pulse repetition interval
SCM	Estimation of covariance matrices
WMF	whitening Matched Filter
AMF	Adaptive Matched Filter
ANMF	Adaptive Normalized Matched Filter
RCS	Radar Cross Section
CRP	Clutter Range Profile

Introduction Générale

1. Introduction

Le principe du radar était déjà connu et vérifié expérimentalement à la fin du 19^{ième} siècle, mais c'est dans les années 1920 et 1930 que les expériences se sont multipliées. Les systèmes radars sont alors utilisés pour détecter des bateaux et des avions à grande distance de nuit ou par temps de brouillard. Les systèmes radars ont ensuite été rapidement associés à la télédétection qui consiste à observer la terre de manière aérienne ou spatiale [1].

Les premières applications de la radioélectricité furent les télécommunications puis la radionavigation, mais dès le début du siècle, des précurseurs envisagèrent la possibilité de détecter la présence d'objets métalliques par l'utilisation d'ondes électromagnétiques. Cette nécessité de « détecter » des objets sans la participation de l'objet lui-même répondait aux besoins de sécurité de la navigation et de l'anticollision, notamment dans le domaine des transports maritimes. C'est cependant le besoin militaire de la défense aérienne et maritime qui fut le principal moteur de cette technique nouvelle à partir des années trente.

Le mot radar est un néologisme issu de l'acronyme anglais « **RA**dio **D**etection **A**nd **R**anging », que l'on peut traduire par « détection et estimation de la distance par ondes radio », « détection et télémétrie radio », ou plus simplement « radiorepérage ». Cet acronyme d'origine américaine a remplacé le sigle anglais précédemment utilisé : RDF (*Radio Direction Finding*, que l'on peut traduire par « radiocompas »). En général, le radar utilise des formes d'onde modifiées et des antennes orientées afin d'émettre une puissance électromagnétique dans une zone spécifique de l'espace pour rechercher des cibles. Les objets dans la zone de recherche reflètent une partie de cette énergie vers la station radar. Le signal radar réfléchi est appelé écho (echoes or returns radar). Ces échos sont traités dans l'unité de traitement des données du radar pour obtenir des différentes informations sur la cible, telles que la distance (ou portée), la vitesse (i.e., les avions, les bateaux ou la pluie) et la position angulaire (i.e., azimut, élévation ou incidence). Aujourd'hui, le radar est utilisé dans de nombreux contextes : en météorologie pour détecter les orages, pour le contrôle du trafic aérien, pour la surveillance du trafic routier, par les militaires pour détecter les objets volants mais aussi les navires, en astronautique, ...etc.

Dans la littérature, la majorité des problèmes de recherche rencontrés dans le traitement du signal radar concernent la modélisation du clutter pour des radars de haute résolution, l'estimation des paramètres des modèles statistiques du clutter, et la détection des cibles à taux de fausse alarme constant (CFAR : Constant False Alarm Rate).

La détection des signaux noyés dans le bruit blanc non gaussien corrélé est un problème qui a pris de l'importance dans plusieurs domaines tels que comme radar, sonar et communications [3]. Les plus travaux antérieurs traitant de la détection de signaux dans l'interférence non gaussienne est basée sur l'hypothèse des échantillons indépendants de distribution identique (iid) en raison de la difficulté de caractériser les fonctions de densité de probabilité multidimensionnelles (PDF). Dans de nombreux cas pratiques, cette hypothèse est irréaliste et le traitement par des structures de détection selon cette hypothèse peut être sous-optimal. Par conséquent, il a été d'intérêt à dériver des modèles pour caractériser correctement le bruit non gaussien. Au début des années 1980,[10] et [11] ont développé un modèle de clutter corrélé non gaussien. Dans ces travaux, une approche générale utilisée plus tôt par pour formuler la PDF multivarié d'un vecteur aléatoire non gaussien corrélé a été [12] étendu pour inclure des vecteurs aléatoires complexes destinés corrélé aux problèmes de modélisation des échos radar corrélés par les lois de destinés Weibull et log-normal.

2. Travaux du mémoire

En se basant sur le travail publié par [3], ce travail s'articule sur les points suivants :

- Connaissance de l'utilisation du modèle SIRP (Spherically Invariant Random Process) pour la génération des données gaussiennes composées complexes. En particulier, nous avons intéressé sur le modèle Pareto type II corrélé.
- Présentation de quatre méthodes d'estimation des paramètres de forme et d'échelle du modèle Pareto type II nommées HOME (Higher Order Moments Estimator), FOME (Fractional Order Moments Estimator), $[z \log(z)]$ et MLE (Maximum Likelihood Estimator).
- Etudes des performances d'estimation à l'aide des données simulées par le SIRP et des données IPIX.
- Comparaison des performances de la détection GLRT-LTD pour des cibles de Swerling de type I via des données simulées et réelles IPX.

3. Organisation du manuscrit

Le mémoire est structuré en trois chapitres distincts :

Dans le **Chapitre 1**, nous évoquons brièvement les notions de base de système radar, son principe de fonctionnement, sa définition, les différents types et les classifications des systèmes radars, les composantes ainsi que les différentes opérations de traitement du signal radar. Puis on présente les modèles statistiques des cibles selon les quatre types de Swerling. Aussi, nous expliquons les caractéristiques du clutter de mer, et nous présentons la modélisation de ses statistiques qui sont décrites par la loi non-gaussienne (Modèle Pareto Type II). Les trois règles de décision classiques connues sous les noms de « Bayes », « minima x » et Neyman-Pearson » sont présentées avec des exemples en montrant des connaissances a priori de quelques paramètres. Une conclusion qui résume les principaux aspects de ce chapitre est évoquée.

Dans le **Chapitre 2**, nous nous intéressons d'abord à présenter deux techniques nommées MNLТ et SIRP pour la génération des données corrélées les plus utilisées dans la conception des détecteurs cohérents CFAR. A propos de l'estimation des paramètres du clutter Pareto type II corrélé, des procédures basées sur les moments et la maximisation de la fonction de vraisemblance sont présentées. Enfin, la comparaison des résultats d'estimation en qualité de précision entre les différentes approches seront discutés en fonction des données simulées et réelles IPIX.

Dans le Chapitre 3, nous allons présenter en premier temps la fonctionnalité et l'état de l'art de la détection automatique CFAR. La formulation de la règle de décision du détecteur cohérent GLRT-LTD qui marche en fonction des données complexe Pareto type II corrélées est ensuite présentée. Les estimateurs SCM et NSCM de la matrice de covariance sont également présentés. A l'aide des deux types de données simulées et réelles IPIX, les performances de cet algorithme CFAR seront examinées à la fin de ce Chapitre dans un environnement de clutter homogène.

Le manuscrit est terminé par une **conclusion générale** qui résume les principales constatations abouties sur l'étude de l'estimation et de la détection CFAR des cibles noyées dans un environnement de clutter de mer Pareto type II corrélés.

Chapitre 1

Généralités sur les Radars

Résumé :

Dans ce chapitre, nous évoquons brièvement les notions de base de système radar, son principe de fonctionnement, sa définition, les différents types des systèmes radars, les composantes ainsi que les différentes opérations de traitement du signal radar. Puis on présente les modèles statistiques des cibles selon les quatre types de Swerling. Aussi, nous expliquons les caractéristiques du clutter de mer, et nous présentons la modélisation de ses statistiques qui sont décrites par la loi non-gaussienne (Modèle Pareto Type II). Les trois règles de décision classiques connues sous les noms de « Bayes », « minima x » et Neyman-Pearson » sont présentées avec des exemples en montrant des connaissances a priori de quelques paramètres. Une conclusion qui résume les principaux aspects de ce chapitre est évoquée.

• Sommaire du Chapitre :

- 1.1 Introduction
- 1.2 Historique du radar
- 1.3 Principe de fonctionnement du radar
- 1.4 Equipment de base d'un système radar
- 1.5 Surface équivalente et équation du radar
- 1.6 Théorie de la décision
- 1.7 Modèles des cibles
- 1.8 Types de clutter
- 1.9 Conclusion

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,... etc. Selon sa nature d'utilisation en se basant sur les ondes électromagnétiques [1]. 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 l'historique et le principe de fonctionnement des radars. Ensuite, l'équation reliant les paramètres du radar et la surface équivalente de la cible est formée sous le nom de l'équation du radar. La théorie des trois règles de décision binaire classiques à savoir la règle de Bayes, la règle de minimax et la règle de Neyman-Pearson sont brièvement expliquées avec des exemples. Puis, les modèles de fluctuation des cibles sont décrites par les lois Gaussienne et non-Gaussienne. La puissance de clutter vu par un radar ainsi que les propriétés du clutter caractérisées par des densités de probabilités et le spectre de la puissance du clutter sont aussi envisagées. Une conclusion qui résume les principaux aspects est présentée à la fin de ce chapitre.

1. 2 Historique du radar

Les inventions les plus importantes pour le développement de radars ont été faite par [2]:

1865 Le physicien anglais *James Clerk Maxwell* a développé sa théorie de la lumière électromagnétique (Description des ondes électromagnétiques et de leurs propagations)

1886 Le physicien allemand **Heinrich Rudolf Hertz** a découvert les ondes électromagnétiques et prouva la théorie de Maxwell. Hertz est reconnu comme l'inventeur des ondes radioélectriques ou ondes hertziennes.

1904 **Christian Hülsmeier**, ingénieur allemand spécialiste dans le domaine des hautes fréquences, inventa le «TELEMOBILOSKOP». Cet appareil de projection et de réception d'ondes hertziennes donne un signal d'alarme en présence d'un corps métallique (train, bateau, ...etc) situé dans le faisceau du projecteur [3]. Il utilisa en particulier son télémbiloscope pour la détection de navires situés à quelques kilomètres des côtes. C'était le premier test radar pratique. Hülsmeier enregistra son invention au brevet en Allemagne et aux Etats-Unis.

1917 L'ingénieur français **Lucien Lévy** inventa le récepteur superhétérodyne. Il utilisa d'abord la dénomination «Fréquence intermédiaire» et fait allusion à la possibilité d'un double hétérodynage.

1921 Le physicien américain **Albert Wallace Hull** inventa le magnétron en tant que tube de transmission efficace.

1922 Les ingénieurs électriciens américains **Albert H. Taylor** et **Leo C. Young** du laboratoire de recherche naval (États-Unis) localisèrent pour la première fois un navire en bois.

1930 Après plusieurs essais, **Lawrence** et **A. Hyland** ont arrivé au même résultat (également au laboratoire de recherche naval), ils ont localisé un avion pour la première fois.

1931 Les navires portent des équipements radars. Ces derniers sont équipés avec des antennes simples, sous forme de paraboles avec des radiateurs en corne.

1936 Le développement du Klystron a été réalisé par les deux techniciens **George F. Metcalf** et **William C. Hahn**, tous les deux de la société 'General Electric'. Il est devenu un élément primordial dans les unités radar en tant qu'amplificateur ou tube oscillateur.

1940 Différents équipements radar sont développés aux Etats-Unis, en Russie, en Allemagne, en France et au Japon.

Actuellement, le développement progresse encore rapidement pour créer des systèmes radar complexes, légers et très efficaces, afin de détecter, poursuivre ou photographier les cibles.

1. 3 Principe de fonctionnement du radar

Les systèmes radar ont pour fonction la détection automatique des diverses cibles maritimes ou dans l'espace noyées dans ce qui est communément appelé clutter. Le terme clutter signifie les signaux indésirables, qui perturbent les signaux porteurs de l'information. Ils ont également comme tâche principale, la détermination de la position actuelle, ainsi qu'à la l'évaluation des vitesses et des trajectoires des objets en mouvement [4]. Pour effectuer ces tâches, le radar transmet une énergie électromagnétique (radio- fréquence RF) produites par un oscillateur radio et transmises par une antenne, les puissances des ondes émises amplifiées par des amplificateurs, l'amplitude du signal renvoyé (écho) est souvent très faible. Néanmoins, les signaux radio sont facilement détectables électroniquement et ils peuvent être amplifiés via plusieurs étages et l'écho réfléchi par une cible sera capté par une antenne réceptrice **Figure. 1.1**. En suite, l'écho réfléchi (clutter plus cible ou clutter seulement), va être pris en charge par, le processeur de détection du système radar qui analyse et traite soigneusement l'onde reçue dans la recherche d'une éventuelle cible. En revanche, même en l'absence de cible, des échos parasites sont très probablement observés par le radar, dû au bruit thermique du récepteur, il est possible d'identifier la forme, la taille, la position, ainsi qu'on peut également calculer la vitesse de déplacement de la cible. En plus, le radar peut détecter des objets très distants ayant une large gamme de propriétés réfléchives.

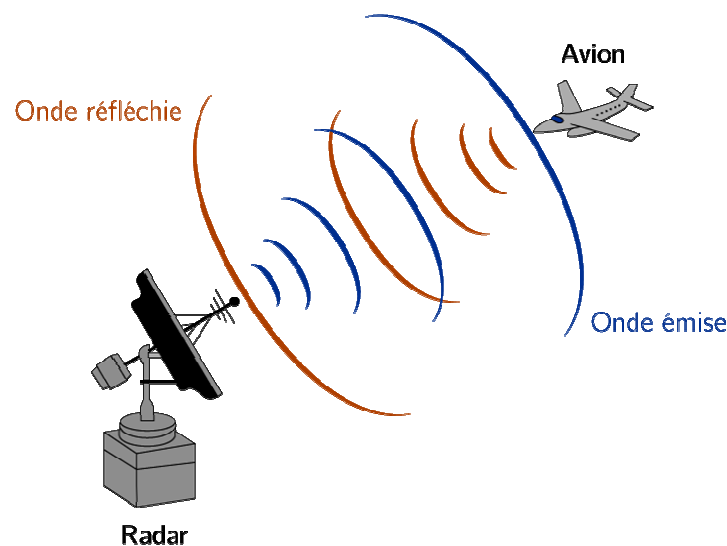


Figure. 1. 1 : Principe de base d'un radar

1. 4 Equipement de base d'un système radar

En général, Il existe quatre éléments de base dans tout système fonctionnel radar : un émetteur, une antenne, un récepteur et un indicateur. La configuration de base est illustrée par la **Figure. 1. 2**.

- Emetteur

La fonction de l'émetteur est de générer une forme d'onde RF (Radio fréquence) de grande quantité d'énergie dans un court temps. La puissance RF requise peut être extraite directement d'un oscillateur de puissance tel qu'un magnétron ou un oscillateur à interaction étendue, ou peut être obtenue via un amplificateur RF [5]. La forme d'onde est déterminée par les exigences particulières du système et peut aller d'une onde continue non modulée pour un radar à indicateur de cible mobile simple (MTI : Mouving Target Indicator) à une onde complexe à modulation de fréquence, ou de phase pour certains radars militaires avancés.

- Antenne

L'antenne radar a pour fonction de base de coupler l'énergie RF de la ligne de transmission radar au support de propagation et inversement. En outre, l'antenne fournit une directivité du faisceau et un gain pour l'émission et la réception de l'énergie électromagnétique. Ils existent des divers concepts et techniques d'antenne.

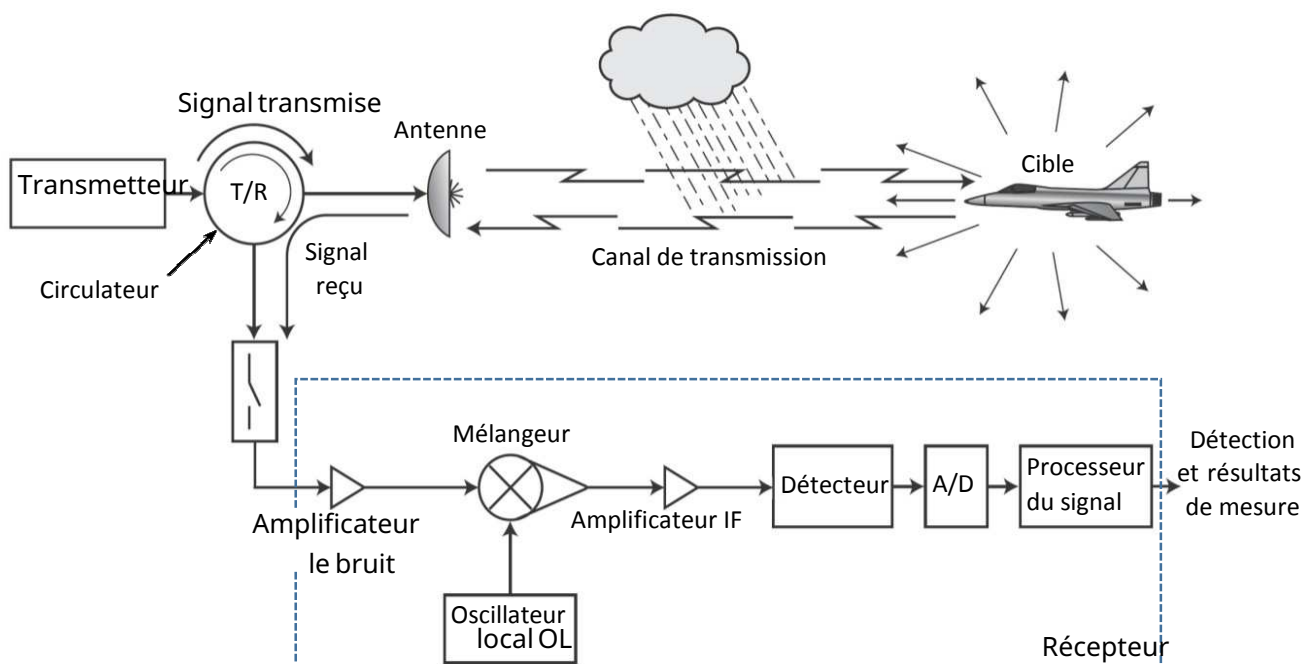


Figure. 1. 2 : Composants d'un système radar

- Récepteur

Les fonctions principales du récepteur radar sont de capter les faibles signaux des cibles de les amplifier à un niveau utilisable et de convertir les informations qu'ils contiennent des signaux RF en bande de base. Diverses configurations du récepteur sont utilisées notamment un détecteur de cristal, un amplificateur RF, homodyne et superhétérodyne. Le récepteur superhétérodyne est de loin de la configuration la plus utilisée dans les récepteurs radar. Lorsque les caractéristiques spectrales de fréquence du récepteur sont optimisées par rapport à la forme d'onde de l'émetteur, la réception idéale ou adaptée est générée, ce qui permet d'obtenir un rapport signal-sur-bruit (SNR : Signal-to-Noise Ratio) de sortie maximal.

D'une autre manière, le récepteur transforme le signal à haute fréquence du faisceau en un signal modulé de fréquence intermédiaire (FI) qui contient l'information des échos, l'amplifie et le transmet ensuite au système de traitement du circuit radar qui en retirera ensuite les cibles d'intérêt. Le récepteur idéal doit :

- ❖ Amplifier les signaux reçus sans y ajouter le bruit de fond ou distorsion.
- ❖ Optimiser la probabilité de détection de signaux grâce à une bande passante adaptée.
- ❖ Avoir une large plage d'intensités qu'il peut traiter sans saturation.
- ❖ Rejeter les signaux d'interférence pour optimiser l'extraction de l'information.

- Indicateur

La fonction principale de l'indicateur radar est d'afficher l'information de la cible si elle existe à l'utilisateur. La configuration de l'indicateur et le format de l'information dépendent des applications particulières des radars, et les besoins de l'utilisateur. Différents types d'indicateurs radar sont utilisés. Ces derniers se basent principalement sur deux informations pertinentes :

- l'indicateur de position dans le plan, où les données de distance et d'angle de cible sont affichées sur un tube à rayons cathodiques pour les applications de surveillance radar.
- un haut-parleur audio ou des écouteurs, où la présence d'un objet en mouvement est signalée par une fréquence Doppler, comme dans les radars d'alarme périmétrique.

La classification des radar est pratiquement basée sur la fonction et les principales caractéristiques du radar telles que la bande de fréquence, le type d'antenne, et les formes d'ondes utilisées.

1. 5 Surface équivalente et équation du radar

La surface équivalente du radar (SER), ou Section Efficace Radar, est une propriété physique inhérente des objets indiquant l'importance relative de la surface de réflexion d'un faisceau électromagnétique qu'ils provoquent. La surface équivalente du radar est fonction de la forme de l'objet, de la nature de ses matériaux constitutifs ainsi que de la longueur d'onde, des angles d'incidence et de réflexion du rayonnement. La SER est un paramètre spécifique à un objet quelconque (en fait un véhicule, avion ou navire) influant grandement sur sa susceptibilité d'être détecté par un radar, représenté dans une formule mathématique. Elle est désignée par la lettre grecque σ exprimée en mètre carré. Des technologies de furtivité ont par conséquent été mises au point dans le but de réduire la SER. La SER d'un objet est en règle générale un secret militaire et n'est pas divulguée.

La SER d'un objet se mesure de manière typique à l'aide de radars. Cela peut s'effectuer en plein air ou dans une chambre échoïque absorbant dans leur totalité les ondes électromagnétiques de la fréquence émise.

Valeurs typiques mesurées à l'aide d'un radar à ondes centimétriques :

- avions furtifs : 0.01 à 0.02 m².
- missiles anti-aériens : environ 0.1 m².
- avions de chasse : 0.1 à 1 m².
- bombardiers : 1 à 2 m².
- avions de transport lourds et avions commerciaux civils : jusqu'à 50 m².

La SER est fonction de nombreux facteurs. Son calcul n'est possible que pour des objets de forme simple. Elle dépend de la forme de l'objet et de la longueur d'onde, plus précisément du rapport entre les dimensions de la structure illuminée et la longueur d'onde. Quantitativement, la SER exprime une surface effective qui réfléchit le faisceau incident de manière isotrope (homogène) dans l'espace. En trois dimensions, la SER σ est définie comme égale à :

$$\sigma = \frac{P_s}{P_i} \quad (1.1)$$

où P_i est la densité de puissance par unité de surface, au niveau de la cible illuminée par le radar et P_s la puissance dissipée par la cible par unité d'angle solide. Cela peut s'écrire aussi de la manière suivante :

$$\sigma = \lim_{R \rightarrow \infty} 4\pi R^2 \frac{|E_s|^2}{|E_i|^2} \quad (1.2)$$

où $|E_s|$ représente l'amplitude du champ émis et $|E_i|$ l'amplitude du champ renvoyé à la distance R .

L'équation du radar est un bilan des puissances sur le trajet aller-retour d'une onde émise par un radar. Celle-ci dépend des caractéristiques du radar (antenne, circuits électroniques, guide d'onde, pertes de signal, ...etc), de celles de la cible et du milieu traversé le long du trajet. Les premières sont constantes alors que les deuxièmes et troisièmes varient dans le temps et l'espace.

La puissance reçue P par l'antenne réceptrice d'un radar est donnée par [7]:

$$P_r = P_t \frac{G_t G_r \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 R_t^2 R_r^2} \quad (1.3)$$

Avec

P_t : puissance transmise (watts)

G_t : gain de l'antenne émettrice (dB)

G_r : gain de l'antenne réceptrice (dB)

λ : longueur d'onde (m)

R_t : distance cible-radar émetteur (m)

R_r : distance cible-radar récepteur (m)

On voit que l'équation est fonction de plusieurs constantes et variables. Du côté du radar, on a la puissance transmise, le gain d'antenne soit le rapport entre la puissance rayonnée dans le lobe principal et la puissance rayonnée par une antenne isotrope et la longueur d'onde utilisée. Ces valeurs sont en général constantes. La réponse d'une cible est liée à sa surface équivalente définie dans l'équation (1.3) et sa distance. La cible est une composition de surfaces élémentaires. Comme elle est en mouvement, cette surface équivalente évolue à chaque instant et donne un retour qui varie. Une surface élémentaire, s_k produit un signal élémentaire e_k reçu au niveau du radar :

$$e_k = a_k \cos(2\pi f_0 t + \varphi_k) \quad (1.4)$$

Le signal total sera de la somme $\sum e_k$

Dans la plus part des cas, l'émetteur et le récepteur constituent le même dispositif (on parle alors de radar mono-statique) l'antenne d'émission est utilisée comme antenne de réception et (i.e., $R_t = R_r$ et $G_t = G_r = G$) l'équation (1.3) devient

$$P_r = P_t \frac{G^2 \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 R^4} \quad (1.5)$$

L'équation (1.5) est une simplification ne tenant pas compte des interférences et du bruit. En situation réelle, les pertes doivent être prises en considération, tout autant que les autres facteurs de transmission.

On définit la portée utile maximale, la distance pour laquelle le bilan de puissance fera apparaître le signal minimum, noté, S_{min} que l'on peut détecter, en puissance reçue :

$$R_{max}^4 = \frac{P_t G^2 \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 P_{r,min}} \quad (1.6)$$

1. 6 Théorie de la décision

L'objectif des divers mécanismes de décision est de déterminer un algorithme de traitement du processus aléatoire, $Q(t)$, observé à la sortie d'une cellule distance afin de décider sur la présence ou l'absence d'une cible. Ce problème peut se formuler en termes de la théorie des tests des hypothèses statistiques. En effet, il ne pourrait y avoir que deux hypothèses à formuler :

$$\begin{cases} \text{Hypothèse nulle : } H_0 \rightarrow \text{cible absente} \\ \text{Hypothèse alternative : } H_1 \rightarrow \text{cible présente} \end{cases} \quad (1.7)$$

Dans ce contexte, une cellule dans l'espace de surveillance peut être considérée comme étant une source qui délivre deux types de signaux ; le signal $s_1(t)$ sous l'hypothèse H_1 et le signal $s_0(t)$ sous l'hypothèse H_0 :

$$\begin{cases} H_1 : s_1(t) = s(t) + n(t) \\ H_0 : s_0(t) = n(t) \end{cases} \quad (1.8)$$

où $s(t)$ et $n(t)$ représentent respectivement le signal utile de la cible et le bruit additif.

Les fonctions densité de probabilité de Q correspondantes à chaque hypothèse sont $p_{Q/H_1}(q/H_1)$ et $p_{Q/H_0}(q/H_0)$ où q est une valeur particulière de Q .

La règle de décision définit une partition de l'ensemble des observations en deux régions disjointes Z_0 et Z_1 . Soit D_i , $i=0, 1$, la décision qui permet de retenir l'hypothèse H_i ,

$i=0, 1$. Ces deux décisions constituent l'ensemble des décisions. Si le signal reçu, $q(t)$, se trouve dans Z_0 , nous prenons la décision D_0 ; sinon ça sera la décision D_1 . Deux types d'erreurs sont possibles ; la fausse alarme et la non détection. L'erreur de fausse alarme apparaît lorsqu'une cible est déclarée présente alors qu'elle est réellement absente. L'erreur de non détection apparaît lorsqu'une cible est déclarée absente alors qu'elle est effectivement présente. Ci-dessous, on va présenter trois règles de décisions classiques qui sont considérées dans la théorie de la décision.

1. 6. 1 Tests de Bayes

Dans plusieurs applications, des coûts associés à chaque décision doivent être pris en considération. Ainsi, le coût d'une décision correcte n'est pas le même que celui d'une fausse décision. Avec la règle de Bayes, on suppose que les probabilités *a priori* $P_i = P_r(H_i)$, $i=0,1$. Et qui associe, à chaque comportement possible du système de décision, un coût équivalent à une récompense, $C_{ij} = \text{coût de décider } H_i \text{ quant } H_j \text{ est vraie}$. Le risque conditionnel, \mathfrak{R}_j , $j=0,1$, correspondant à l'hypothèse H_j , $j=0,1$, est défini par [6]

$$\mathfrak{R}_j = \sum_{i=0}^1 C_{ij} p(D_i / H_j) \quad (1.9)$$

Le risque moyen, $\mathfrak{R}_{\text{moy}}$, d'une règle de décision est obtenu en prenant la moyenne des risques conditionnels sur toutes les hypothèses possibles. Donc,

$$\begin{aligned} \mathfrak{R}_{\text{moy}} &= \sum_{j=0}^1 \mathfrak{R}_j p(H_j) = \sum_{j=0}^1 \sum_{i=0}^1 C_{ij} p(D_i / H_j) p(H_j) \\ &= C_{00} p(D_0 / H_0) p(H_0) + C_{10} p(D_1 / H_0) p(H_0) + \\ &\quad C_{01} p(D_0 / H_1) p(H_1) + C_{11} p(D_1 / H_1) p(H_1) \end{aligned} \quad (1.10)$$

Puisque $p(D_0 / H_0) + p(D_1 / H_0) = p(D_0 / H_1) + p(D_1 / H_1) = 1$, l'équation (1.10) devient

$$\begin{aligned} \mathfrak{R}_{\text{moy}} &= C_{10} p(H_0) + C_{11} p(H_1) + \\ &\quad \oint_{Z_0} \left\{ \left[p(H_1) (C_{01} - C_{11}) p_{Q/H_1}(q) \right] - \left[p(H_0) (C_{10} - C_{00}) p_{Q/H_0}(q) \right] \right\} dq \end{aligned} \quad (1.11)$$

La règle de décision de Bayes consiste à rendre minimal le risque moyen exprimé par la relation (1.11). Les deux premiers termes représentent le risque fixe et l'intégrale représente le risque contrôlé par les points attribués à la région Z_0 . Comme les coûts des décisions erronées sont plus élevés que ceux des décisions correctes, et toutes les probabilités sont positives,

nous pourrons minimiser le risque moyen que lorsque Z_0 sera choisi de façon que l'intégrante soit négative en tout point de Z , d'où la règle de Bayes [6]

$$\Lambda(q) = \frac{p_{Q|H_1} > \frac{p(H_0)(C_{10} - C_{00})}{p(H_1)(C_{01} - C_{11})}}{p_{Q|H_0} < \frac{p(H_0)(C_{10} - C_{00})}{p(H_1)(C_{01} - C_{11})}} = \eta \quad (1.12)$$

où $\Lambda(q)$ est appelé le test du rapport de vraisemblance (LRT : Likelihood Ratio Test).

Exemple : Pour clarifier l'application de la règle de Bayes, on prend à titre d'exemple le cas du système de la communication numérique. Les deux densités de probabilités associées aux hypothèses H_1 et H_0 sont exprimées par la loi de Gauss suivante :

$$\begin{cases} H_1 : p(q|H_1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{(q-m)^2}{2\sigma^2}\right) \\ H_0 : p(q|H_0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma^2}\right) \end{cases} \quad (1.13)$$

où m est une constante et σ^2 est la variance du bruit.

A partir de (1.12), le rapport de vraisemblance est formée comme

$$\Lambda(q) = \frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{(q-m)^2}{2\sigma^2}\right)}{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma^2}\right)} \underset{H_0}{>} \underset{H_1}{\frac{p(H_0)(C_{10} - C_{00})}{p(H_1)(C_{01} - C_{11})}} = \eta \quad (1.14)$$

Après simplification, on obtient

$$q \underset{H_0}{>} \underset{H_1}{\frac{\sigma^2}{m} \log \eta + \frac{m}{2}} = \gamma \quad (1.15)$$

Les régions de décision et les surfaces qui correspondent la P_{FA} et la P_D sont montrées dans la **Figure. 1.3**. La P_{FA} et la P_D sont déterminées par

$$\begin{aligned} P_{FA} &= pr[q > \gamma / H_0] = \int_{\gamma}^{+\infty} p(q|H_0) dq = \int_{\gamma}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma^2}\right) dq \\ &= \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{\gamma}{\sqrt{2}\sigma}\right) \end{aligned} \quad (1.16)$$

et

$$\begin{aligned}
 P_D &= pr[q > \gamma/H_1] = \int_{\gamma}^{+\infty} p(q|H_1) dq = \int_{\gamma}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(q-m)^2}{2\sigma^2}\right) dq \\
 &= \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{\gamma-m}{\sqrt{2}\sigma}\right)
 \end{aligned} \tag{1.17}$$

où $\operatorname{erfc}(x) = 1 - \operatorname{erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_x^{+\infty} e^{-u^2} du$ est la fonction d'erreur complémentaire.

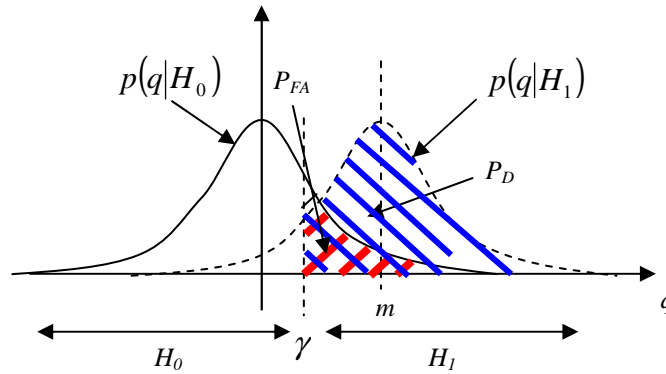


Figure. 1.3 : Régions de décision et calcul de la P_{FA} (surface en rouge) et la P_D (surface en bleu)

1. 6. 2 Test de minimax

Dans la plus part des situations pratiques, il n'est pas possible de connaître les probabilités *a priori*, P_0 et P_1 , ce qui rend le critère de Bayes inapplicable. Une approche sera de choisir une valeur, $P_1 = p(H_1) = P_1^*$ dont le risque est maximum puis minimiser ce risque pour cette valeur de P_1 . Ce principe de minimisation du maximum du coût moyen pour la probabilité sélectionnée $p(H_1)$ est connu sous le nom du critère de minimax. Dans ce cas, le coût de Bayes est donné par [8]

$$\mathfrak{R}(\eta_0) = C_{11}P_1P_D(\eta_0) + C_{01}P_1P_M(\eta_0) + C_{00}P_0(1 - P_F(\eta_0)) + C_{10}P_0P_F(\eta_0) \tag{1.18}$$

où η_0 est le seuil de décision. Si on utilise dans cette équation les relations $P_D(\eta_0) + P_M(\eta_0) = 1$ et $P_0 = 1 - P_1$, on obtient une expression qui dépend uniquement de P_1 . D'où

$$\mathfrak{R}(\eta_0) = C_{00}(1 - P_F(\eta_0)) + C_{10}P_F(\eta_0) + P_1[(C_{11} - C_{00}) + (C_{01} - C_{11})P_M(\eta_0) - (C_{10} - C_{00})P_F(\eta_0)] \tag{1.19}$$

De cette équation, on peut conclure que le coût de Bayes associé à ce test pour cette valeur fixe du seuil est une fonction linéaire de P_I . Ce test est le test optimal si la relation suivante est vérifiée.

$$C_{11} - C_{00} + (C_{01} - C_{11})P_M - (C_{10} - C_{00})P_F = 0 \quad (1.20)$$

On doit alors choisir un seuil qui conduit à des valeurs de P_M , et P_F tels que

$$\eta_0 = \frac{P_0(C_{10} - C_{00})}{P_1(C_{01} - C_{11})} = \frac{(1 - P_1)(C_{10} - C_{00})}{P_1(C_{01} - C_{11})} \quad (1.21)$$

avec

$$P_{FA} = P_r \{ \Lambda(q) > \eta_0 / H_0 \} \quad (1.22)$$

et

$$P_M = P_r \{ \Lambda(q) < \eta_0 / H_1 \} = (1 - P_D(\eta_0)) \quad (1.23)$$

Exemple : On revient à l'exemple de la Section 1. 7. 1 dont P_0 et P_1 sont inconnues, on veut calculer la probabilité d'erreur minimale $p(\varepsilon)$ pour que $C_{00}=C_{11}=0$, $C_{01}=C_{10}=1$

$$p(\varepsilon) = p_0 P_{FA} + p_1 P_M \quad (1.24)$$

Puisque P_0 et P_1 sont inconnues, on applique le critère de minimax donné par la règle (1.20).

D'où

$$\begin{cases} P_{FA} = P_M \\ \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{\gamma}{\sqrt{2}\sigma}\right) = 1 - \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{\gamma - m}{\sqrt{2}\sigma}\right) \end{cases} \quad (1.25)$$

avec $\gamma = P_0 / P_1$. En simplifiant (1.25), on trouve $\operatorname{erf}\left(-\frac{\gamma}{\sqrt{2}\sigma}\right) = \operatorname{erf}\left(\frac{\gamma - m}{\sqrt{2}\sigma}\right)$ qui donne

$\gamma = -m/2$. Alors, (1.24) devient

$$\begin{aligned} p(\varepsilon) &= p_0 P_F + p_1 P_M = (p_0 + p_1) P_{FA} \\ &= \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(-\frac{m}{2\sqrt{2}\sigma}\right) \end{aligned} \quad (1.26)$$

1. 6. 3 Test de Neyman-Pearson

Dans plusieurs situations, il est très difficile d'assigner des coûts réalistes et des probabilités *a priori*. Dans ce cas, on utilise le test de Neyman-Pearson (N-P) où on fixe la

probabilité de fausse alarme, $P_{FA} = \alpha_0$ et on maximise la probabilité de détection P_D . Pour parvenir aux résultats escomptés, nous construisons la fonction objective $J(\lambda)$ donnée par

$$J(\lambda) = P_M + \lambda (P_{FA} - \alpha_0) \quad (1.27)$$

où λ est le multiplicateur de Lagrange. Nous pouvons écrire

$$\begin{aligned} J &= \int_{Z_0} p(q/H_1) dq + \lambda \left(\int_{Z_1} p(q/H_0) dq - \alpha_0 \right) \\ &= \lambda(1 - \alpha_0) + \int_{Z_0} (p(q/H_1) - \lambda p(q/H_0)) dq \end{aligned} \quad (1.28)$$

$J(\lambda)$ sera minimale si Z_0 est choisi de façon que l'intégrante soit négative, d'où la règle de décision

$$\Lambda(q) = \begin{cases} \frac{p_{Q/H_1}(q)}{p_{Q/H_0}(q)} > \lambda \\ \frac{p_{Q/H_1}(q)}{p_{Q/H_0}(q)} < \lambda \end{cases} \quad (1.29)$$

où le seuil, λ est déterminé de façon à vérifier la contrainte

$$P_{FA} = \int_{\lambda}^{\infty} p(\Lambda/H_0) d\Lambda = \alpha_0 \quad (1.30)$$

Exemple : Dans le domaine de la détection de cibles radar noyées dans un bruit atmosphérique, les densités de bruit et du signal de la cible sont données par la loi de Gauss suivante :

$$\begin{cases} p(n) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_0} \exp\left(-\frac{n^2}{2\sigma_0^2}\right) \\ p(s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left(-\frac{s^2}{2\sigma_1^2}\right) \end{cases} \quad (1.31)$$

où σ_0^2 et σ_1^2 sont les variances du bruit et du signal respectivement. La densité du signal de la cible plus bruit selon l'hypothèse H_1 est obtenue par le produit de convolution des deux densités. D'où

$$\begin{aligned} p(y|H_1) &= p(n) * p(s) \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma^2}\right) \end{aligned} \quad (1.32)$$

où $\sigma^2 = \sigma_0^2 + \sigma_1^2$

A partir de (1.12), le rapport de vraisemblances est donnée par

$$\frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0}} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma_0^2}\right)}{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma^2}\right)} \stackrel{H_1}{>} \frac{p_0 (C_{10} - C_{00})}{\stackrel{H_0}{<} p_1 (C_{01} - C_{11})} = \eta \quad (1.33)$$

Après simplification, (1.33) devient

$$|q| = \stackrel{H_1}{>} \stackrel{H_0}{<} \sqrt{\frac{2\sigma_0^2}{\sigma_1^2} (\sigma_0^2 - \sigma_1^2) \log\left(\eta \frac{\sigma}{\sigma_0}\right)} = \gamma \quad (1.34)$$

Le critère de N-P exige la connaissance de la valeur désirée de la P_{FA} .

$$P_{FA} = 2 \int_{\gamma}^{\infty} p(y|H_0) dy = 2Q(\gamma\sigma_0) \quad (1.35)$$

où $Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^{+\infty} e^{-u^2/2} du$ est la fonction $Q(\cdot)$. On utilise la table pour déterminer γ en

fonction de la $P_{FA} = \alpha_0$. Les régions de décisions sont montrées par la **Figure. 1.4**.

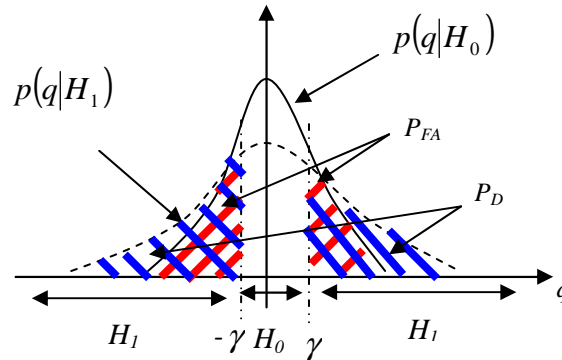


Figure. 1.4 : Détermination des régions de décision, la P_{FA} (surfaces en rouge) et la P_D (surfaces en bleu)

1.7 Modèles des cibles

En présence d'une cible, le signal de retour contient à la fois le signal de la cible et le bruit. Généralement, les cibles radars ont des structures compliquées. Dans la technologie des radars, la phénoménologie de diffusion est quantifiée par le paramètre de la cible appelé SER (SCR) où la modélisation des cibles dépend du calcul de ce paramètre. Il y a pratiquement quatre modèles de Swerling qui décrivent les fluctuations de la cible [8].

(i) *Swerling I*: Dans ce cas, la cible est lentement fluctuante (scan-to-scan), la PDF du signal cible suit une loi exponentielle (i.e., le détecteur quadratique est utilisé) donnée comme suit:

$$p(s) = \frac{1}{m_s} \exp\left(-\frac{s}{m_s}\right) \quad (1.36)$$

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

(iii) **Swerling III**: Pour ce cas, la cible est lentement fluctuante (scan-to-scan) mais la PDF du signal cible suit une loi non exponentielle donnée par:

$$p(s) = \frac{4s}{m_s^2} \exp\left(-\frac{2s}{m_s}\right) \quad (1.37)$$

(iv) **Swerling IV**: Dans ce cas, la cible est également rapidement fluctuante (pulse-to-pulse) et la PDF du signal cible est la même que le troisième modèle de Swerling (1.37). Ces deux derniers types de modélisation peuvent caractériser les statistiques des missiles.

1. 8 Types de clutter

Le volume de détection d'un radar est limité par la présence d'échos indésirables, provenant de perturbations atmosphérique, nuages, pluie, neige, ou dus à la réflexion des ondes sur le sol ou la mer. L'ensemble de ces échos perturbateurs est désigné sous le nom de clutter (ou fouillis). On peut donc classer le clutter en deux catégories principales à savoir le clutter de volume qui représente le clutter atmosphérique et le clutter de surface qui désigne le clutter du sol ou de la mer. En général, le signal rétrodiffusé est un mélange de signaux provenant de plusieurs source telles que les cibles, bruit thermique propre aux composants des systèmes radar et le clutter [9].

1. 8. 1 Puissance de clutter vu par un radar

Dans le lobe principal, le gain d'une antenne peut être exprimé en utilisant l'approximation du lobe Gaussien, soit la relation :

$$G = G_0 \exp\left(-2.8 \left(\frac{\theta_s^2}{\theta_{0s}^2} + \frac{\theta_g^2}{\theta_{0g}^2} \right)\right) \quad (1.38)$$

Les angles en site et gisement sont représentées par la **Figure. 1. 5**

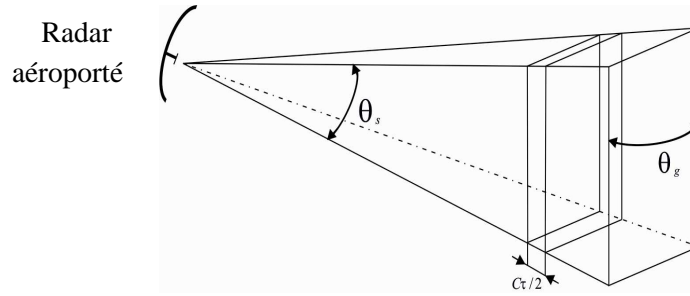


Figure. 1. 5 : Représentation des angles en site et en gisement

où θ_s et θ_g sont les angles en site et gisement entre l'axe du faisceau et la direction visée. θ_{0s} et θ_{0g} sont les ouvertures à -3dB du lobe radar en site et gisement. G_0 est le gain maximal. La puissance élémentaire de clutter vu par un radar à impulsions courtes est donnée par

$$dW = KG^2(\theta_s, \theta_g) d\theta_s d\theta_g \quad (1.39)$$

où K est un coefficient. Soit la puissance totale de clutter reçu par l'aérien (antenne)

$$W = KG_0^2 \int_{-\pi}^{\pi} \exp\left(-5.6 \frac{\theta_s^2}{\theta_{0s}^2}\right) d\theta_s \int_{-\pi}^{\pi} \exp\left(-5.6 \frac{\theta_g^2}{\theta_{0g}^2}\right) d\theta_g \quad (1.40)$$

Si θ_{0s} et θ_{0g} sont suffisamment faibles, (1.42) devient

$$W = KG_0^2 \frac{\theta_{0s} \theta_{0g}}{2} \quad (1.41)$$

1. 8. 2 Clutter atmosphérique

L'origine du clutter de volume est liée aux phénomènes atmosphériques. Ce type de clutter peut être produit par la pluie, la neige, la paille, les oiseaux, les insectes, ...etc. Les précipitations réduisent la portée des radars, en venant atténuer les ondes et également en réfléchissant une certaine part de l'énergie émise. On calcul les perturbations dues aux précipitations, qui amèneront à la définition du rapport :

$$\frac{P_U}{P_C} = \frac{\text{Puissance utile reçue de la cible}}{\text{Puissance issue de la précipitation}} \quad (1.42)$$

Considérant le cas schématisé par la **Figure. 1. 6**. L'aérien est très directif et la cellule élémentaire radar est supposée totalement incluse dans la précipitation. Le volume équivalent

de précipitation intercepté est limité par le pouvoir séparateur ($\Delta D = C\tau/2$) et l'angle solide équivalent ($\Omega_e = \theta_{0s}\theta_{0g}/2$). D'où son expression

$$V = D^2 \Omega_e \frac{C\tau}{2} \quad (1.43)$$

où D est la distance d'observation. Si η est le pouvoir réflecteur de la précipitation, en m^2/m^3 , la surface équivalente du clutter s'écrit

$$\sigma_c = \eta D^2 \frac{\theta_{0s}\theta_{0g}}{2} \frac{C\tau}{2} \quad (1.44)$$

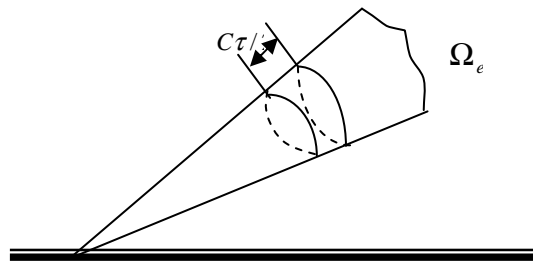


Figure. 1. 6 : Volume intercepté par le radar

Le rapport puissance cible sur puissance clutter dans le cas d'une cible intérieure au volume intercepté est :

$$\frac{P_U}{P_C} = \frac{\sigma}{\sigma_c} = \frac{4\sigma}{\eta\theta_{0s}\theta_{0g}C\tau L D^2} \quad (1.45)$$

Avec :

σ : surface équivalente de la cible.

L : perte de dépointage sur le signal utile (en moyenne égale à 2).

Le calcul du pouvoir réflecteur du clutter de pluie est lié au calcul de la surface équivalente d'un nuage de gouttes d'eau. L'étude part de la surface équivalente de la goutte d'eau, exprimée par la relation

$$\sigma_i = \frac{\pi^5}{\lambda^4} |K|^2 d_i^6 \quad (1.46)$$

où d_i est le diamètre de la goutte d'eau, λ est la longueur d'onde et $|K|$ est un coefficient de l'ordre 0.9. La surface équivalente d'un nuage de gouttes d'eau est alors, dans un volume unitaire, la somme des surfaces équivalentes de chacune d'elles, soit :

$$\eta = \sum \sigma_i = \frac{\pi^5}{\lambda^4} |K|^2 \sum d_i^6 \quad (1.47)$$

η est la surface équivalente par unité de volume. Il reste à exprimer $\sum d_i^6$ en fonction de l'intensité de la précipitation. La loi pratique reliant ces deux paramètres est :

$$\sum d_i^6 \cong 200I^{1.6} \quad (1.48)$$

avec $\sum d_i^6$ en mm^6/m^3 et I est l'intensité de la précipitation en mm/heure . D'où la relation pratique pour la surface équivalente de la pluie est :

$$\eta = \sum \sigma_i = 5.10^{-6} \frac{I^{1.6}}{\lambda^4} \quad (1.49)$$

En ce qui concerne du calcul du pouvoir réflecteur ou surface équivalente de clutter de neige en m^2/m^3 , la relation (1.48) reste valable pour les cristaux de neige, à condition de prendre $|K| \cong 0.2$ et $\sum d_i^6 \cong 2000I^2$. D'où la relation :

$$\eta = 2,5.10^{-6} \frac{I^2}{\lambda^4} \quad (1.50)$$

1. 8. 3 Clutter de sol ou de la mer

Le clutter de surface est généralement produit par les surfaces de la terre et de la mer. Le clutter de terre est plus difficile à modéliser car il dépend des propriétés diélectriques de la terre. De plus, il comprend les arbres, les végétations, le relief du terrain, les structures artificielles, ...etc. Les échos de sol ou de la mer sont des échos de surface, la puissance réfléchie par ce type de clutter peut être considérée comme proportionnellement à la surface interceptée par le signal radar. Le pouvoir séparateur du radar à impulsion peut venir limiter la surface de clutter éclairée ou illuminée (footprint). En se basant sur la [Figure. 1. 7](#), l'étendue (résolution) en distance de clutter ne peut être supérieure à $C\tau/2\cos\Psi$. Deux cas peuvent alors se produire

$$\frac{C\tau}{2\cos\Psi} \geq \frac{D\theta_{es}}{\sin\Psi} \Rightarrow \Sigma = D^2\theta_{0s}\theta_{0g} \frac{1}{2\sin\Psi} \quad (1.51)$$

et

$$\frac{C\tau}{2\cos\Psi} < \frac{D\theta_{es}}{\sin\Psi} \Rightarrow \Sigma = D \frac{\theta_{0g}}{\sqrt{2}} \frac{C\tau}{2\cos\Psi} \quad (1.52)$$

Où Σ la surface de clutter interceptée, Ψ est l'angle d'incidence du lobe radar (grazing angle). L'angle limite séparant les deux cas est alors défini par la relation

$$t_g \Psi_0 = \frac{2\theta_{es} D}{C\tau} = \frac{\sqrt{2}\theta_{0s} D}{C\tau} \quad (1.53)$$

On peut en outre considérer, dans le cas du radar à impulsion, que la cible et le clutter ne sont confondus que s'ils se trouvent à la même distance et comparer directement les surfaces équivalentes de cible et de clutter. D'où les rapports puissance cible, puissance clutter :

$$\frac{P_U}{P_C} = \frac{2\sigma \sin \Psi}{\sigma_0 \theta_{0s} \theta_{0g} D^2 L}, \text{ pour } \Psi \geq \Psi_0 \quad (1.54)$$

et

$$\frac{P_U}{P_C} = \frac{2\sqrt{2}\sigma \cos \Psi}{\sigma_0 \theta \theta_g C \tau D L}, \text{ pour } \Psi < \Psi_0 \quad (1.55)$$

où σ_0 est le pouvoir réflecteur unitaire du clutter (m^2/m^2)

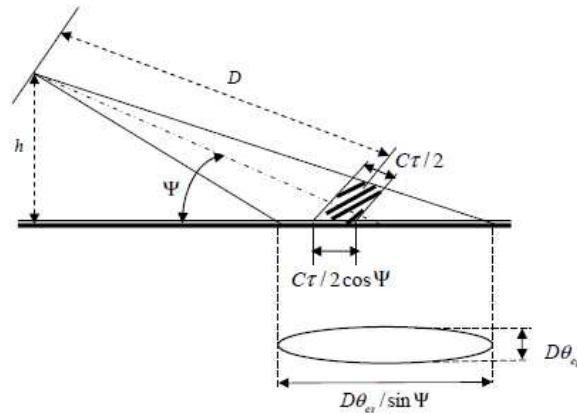


Figure 1.7 : Résolution en surface

Le pouvoir réflecteur du clutter de mer, dépend de plusieurs paramètres qui sont :

- L'incidence de l'onde.
- La hauteur des vagues, elle-même liée à la vitesse du vent.
- La longueur d'onde utilisée.

L'analyse du phénomène est assez complexe, et les résultats d'expérience ne coïncident pas toujours, les conditions de mesure étant difficiles à reproduire. En conséquence, les modèles proposés ne pourront être qu'approximatifs.

Aux incidences élevées (supérieures à 60°), le pouvoir réflecteur de la mer est très important. Il semble que l'agitation de la mer, et la longueur d'onde utilisée n'étaient pas une influence nettement établie. D'autres paramètres peuvent intervenir, en particulier l'ouverture

angulaire du faisceau radar. Nous pourrions retenir comme valeur moyenne $\sigma_0 = 5m^2 / m^2$. Les valeurs observées se situent entre 1 et 30 m^2/m^2 .

Aux incidences faibles et moyennes (0, 1 à 60°), l'agitation de la mer et la longueur d'onde utilisée ont une influence certaine. Les expressions dont les résultats sont publiés montrent que :

- σ_0 croît avec l'agitation de la mer.
- σ_0 décroît avec la longueur d'onde.

Le modèle de pouvoir réflecteur proposé est un modèle de la forme :

$$\sigma_0 = k \frac{W^\alpha}{\lambda^\beta} \quad (1.56)$$

où k est un coefficient et W est la vitesse du vent. Les relations état de la mer-hauteur des vagues sont bien établies, par contre on rencontre une certaine dispersion dans les relations état de la mer-vitesse du vent. A partir de la relation pratique entre hauteur moyenne des vagues et vitesse du vent ($H=2,4.10^{-2}W^2$), la **Table 1.1** résume la relation entre l'agitation de la mer, la vitesse du vent et la hauteur des vagues.

Table. 1.1 : Relation entre l'agitation de la mer, la vitesse du vent et l'hauteur des vagues

Force du vent	Etat de la mer		Hauteur des vagues en m	Vitesse du vent en m/sec
0-1	0	Calme	<0.07	<1.75
2	1	Faible à modérée	0.07 à 0.3	1.75 à 3.5
3	2		0.3 à 0.9	3.5 à 6
4	3		0.9 à 1.5	6 à 8
5	4	Agitée	1.5 à 2.4	8 à 10
6	5	Très agitée	2.4 à 3.7	10 à 12.5
7	6	Forte	3.7 à 6.1	12.5 à 16
8-9	7	Très forte	6.1 à 12.2	16 à 22.5
10-12	8	Tempête	>12.2	>22.5

Aux incidences élevées ($>60^\circ$), le pouvoir réflecteur du clutter de sol peut atteindre des valeurs de l'ordre de 1 à $10 \text{ m}^2/\text{m}^2$, dépendant de la longueur d'onde et de la nature du sol. Différents modèles théoriques ont été proposés, qui recourent à la réalité à quelques décibels près.

1. 8. 4 Propriétés du clutter

Deux paramètres sont considérés pour caractériser la puissance du clutter ; la densité de probabilité (ou distribution) du clutter et le spectre du clutter.

(i) **Modèles statistiques du clutter :** La réflexion des ondes sur la mer et le clutter atmosphérique, est le cas type de la réflexion sur une cible complexe composée d'un grand nombre de réflecteurs élémentaires indépendants. Les mesures pratiques montrent que les statistiques du clutter atmosphérique obéissent à la loi de Gauss. Spécifiquement, les deux composantes du signal reçu en phase I et en quadrature de phase Q ont la même loi de Gauss donnée par

$$p_I(i) = p_Q(q) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1.57)$$

où σ^2 est la variance du clutter. Comme montré dans la **Figure. 1. 8**, la densité de probabilité de la puissance reçue suit la loi de Laplace (exponentielle) suivante :

$$p(x) = \frac{1}{2\sigma^2} \exp\left(-\frac{x}{2\sigma^2}\right) \quad (1.58)$$

Il en résulte que l'amplitude Y du signal réfléchi suit la loi de Rayleigh

$$p(y) = \frac{2y}{2\sigma^2} \exp\left(-\frac{y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1.59)$$

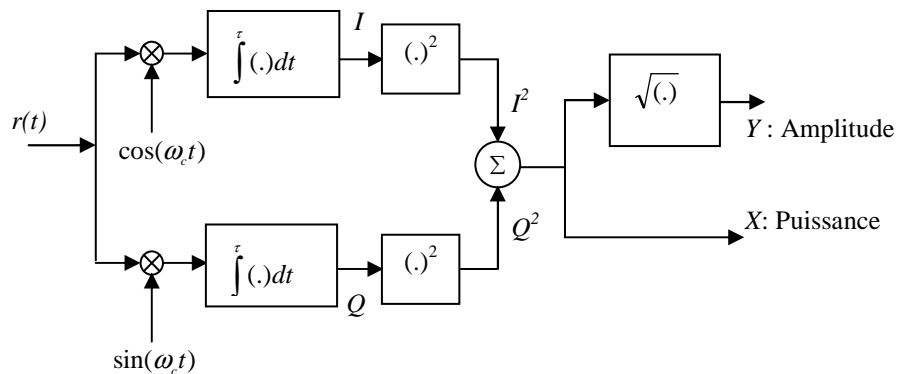


Figure. 1. 8 : Détection d'enveloppe et quadratique

Dans le cas des échos de sol ou la mer, les lois précédentes ne sont pas entièrement vérifiées, en effet, à la composante aléatoire du signal, se superpose une composante stable due à la réflexion diffuse sur des éléments dont la fluctuation de position est faible devant la longueur d'onde du radar, ou due à la réflexion des ondes sur des réflecteurs bien définis. Différents modèles de fluctuation ont été proposés, le plus couramment utilisé consiste à conserver la loi de Laplace pour l'élément fluctuant. Pour produire une description complète des échos de la mer, le modèle composé-général (GC : generalized compound) a été proposé par [8]. La composante speckle et la composante texture sont modélisées par la loi gamma généralisée.

$$\begin{cases} p(x|y) = \frac{b_1}{y\Gamma(\nu_1)} \left(\frac{x}{y}\right)^{b_1\nu_1-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{y}\right)^{b_1}\right) \rightarrow \text{le modèle de la composante speckle} \\ p(y) = \frac{b_2}{y\Gamma(\nu_2)} \left(\frac{y}{a}\right)^{b_2\nu_2-1} \exp\left(-\left(\frac{y}{a}\right)^{b_2}\right) \rightarrow \text{le modèle de la composante texture} \end{cases} \quad (1.60)$$

où $\Gamma(\cdot)$ est la fonction gamma, a est le paramètre d'échelle, $\nu_{1,2}$ sont les paramètres de forme et $b_{1,2}$ sont les paramètres de puissance. La distribution globale du clutter de mer ou du sol est donnée par

$$\begin{aligned} p(x) &= \int_0^{\infty} p(x|y)p(y)dy \\ &= \frac{b_1 b_2}{\Gamma(\nu_1)\Gamma(\nu_2)} \frac{x^{b_1\nu_1-1}}{a^{b_2\nu_2}} \int_0^{\infty} y^{b_2\nu_2-b_1\nu_1-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{y}\right)^{b_1} - \left(\frac{y}{a}\right)^{b_2}\right) dy \end{aligned} \quad (1.61)$$

La **Table 1. 2** récapitule des cas particuliers du modèle GC qui représentent les fluctuations des échos provenant de la surface de la mer ou du sol en fonction de plusieurs paramètres tels que la polarisation de l'antenne, la longueur d'onde, la résolution en distance, angle rasant (grazing angle), ...etc. Les modèles les plus connus de Rayleigh, gamma, Weibull, log-normal, K , K généralisée (GK) sont tirés de la distribution (1.61).

(ii) **Spectre de clutter** : Un autre paramètre caractéristique du clutter est son spectre. Le spectre de puissance des échos de clutter suit approximativement une loi de Gauss :

$$\Phi(f) = \Phi_0 \exp\left(-a\left(\frac{f}{f_0}\right)^2\right) \quad (1.62)$$

Avec :

Φ : en Watts/Hz

Φ_0 : densité de puissance à la fréquence émise f_0

f : déviation de fréquence mesurée à la fréquence f_0 .

a : coefficient

Une forme mieux adaptée à l'analyse physique du phénomène s'écrit

$$\Phi(f) = \Phi_0 \exp\left(-\frac{f^2}{2\sigma_f^2}\right) \quad (1.63)$$

où $\sigma_f = f_0 / \sqrt{2a}$ est l'écart type de la déviation de la fréquence. On peut alors relier ce paramètre à l'écart type de la vitesse du clutter, en appliquant l'équation, $\sigma_f = 2\sigma_v / \lambda$, où

$\sigma_v = \frac{C\sigma_f}{2f_0} = \frac{C}{\sqrt{8a}}$ est un paramètre qui est normalement indépendant de λ , et peut donc servir

plus aisément à quantifier le spectre des échos de clutter.

Table 1. 2 : Distributions du clutter inspirées à partir du modèle GC

Distribution	Paramètres	Speckle	Texture
GC	ν_1, ν_2, b_1, b_2 et a	Gamma généralisée	Gamma généralisée
GK	$\nu_1, \nu_2, b_1 = b_2 = b$ et a	Gamma généralisée	Gamma généralisée
K	$\nu_1 = 1, \nu_2 = \nu, b_1 = b_2 = b = 2$ et a	Rayleigh	gamma
WG (Weibull speckle, gamma mean)	$\nu_1 = 1, \nu_2 = \nu, b_1 = b, b_2 = 2$ et a	Weibull	gamma
Weibull	$\nu_1 = 1, \nu_2 = 1/2, b_1 = b_2 = b$ et a	Weibull	Gamma généralisée
Rayleigh	$\nu_1 = 1, \nu_2 = 1/2, b_1 = b_2 = b = 2$ et a	Rayleigh	-
Exponential	$\nu_1 = 1, \nu_2 = 1/2, b_1 = b_2 = b = 1$ et a	Exponential	-
HG (Hypergeometric gamma)	ν_1, ν_2, b_1, b_2 et a où b_1 and b_2 sont des entiers	Gamma généralisée	Gamma généralisée

1. 9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le principe de fonctionnement d'un radar ainsi que les différentes opérations de traitement du signal radar et les différentes composantes d'un radar. La théorie de décision trouve sa place irréprochable dans le domaine de détection de cibles radar. Dans ce contexte, nous avons donné une présentation non-exhaustive des modèles des cibles les plus fréquents dans la littérature radar. Le calcul de la puissance de clutter atmosphérique et clutter de sol ou de la mer vu par un radar à impulsions courtes est présenté. Les propriétés des échos du clutter interprétées par les densités de probabilité et le spectre de clutter ont été évoquées. Pour ce faire, on a donné un modèle statistique général composé dont plusieurs modèles populaires trouvés dans la littérature sont des cas particuliers de cette distribution générale.

Chapitre 2

Estimation des Paramètres du Clutter Pareto Type II Corrélé

Résumé :

Dans ce chapitre, nous nous intéressons d'abord à présenter deux techniques nommées MNLТ et SIRP pour la génération des données corrélées les plus utilisées dans la conception des détecteurs cohérents CFAR. A propos de l'estimation des paramètres du clutter Pareto type II corrélé, des procédures basées sur les moments et la maximisation de la fonction de vraisemblance sont présentées Enfin, la comparaison des résultats d'estimation en qualité de précision entre les différentes approches seront discutés en fonction des données simulées et réelles IPIX.

• **Sommaire du chapitre :**

- 2. 1 Introduction.
- 2. 2 Génération du clutter Pareto type II corrélé.
- 2. 3 Procédures d'estimation des paramètres.
- 2. 4 Résultats d'estimation via du clutter simulé.
- 2. 5 Résultats d'estimation via des échos de la mer.
- 2.6 Conclusion.

2. 1 Introduction

En statistique, un estimateur est une fonction permettant d'évaluer un paramètre inconnu relatif à une loi de probabilité donnée, c'est comme le cas de calcul de l'espérance ou de la variance d'une certaine population. Il peut par exemple servir à estimer l'état d'agitation de la surface de la mer à partir de données obtenues par un système rada à bande-X. La définition et l'utilisation de tels estimateurs constituent la statistique inférentielle. La qualité des estimateurs s'exprime par leur convergence, leur biais, leur efficacité et leur consistance. D'après la littérature, diverses méthodes sont conçues mathématiquement et permettent être d'utiliser en pratique pour obtenir des estimés de qualités différentes [1].

Dans le Chapitre 1, nous avons étudié la théorie de la détection du signal où une version bruitée du signal est reçue par le récepteur. Dans le cas de la détection CFAR, une décision peut être prise à partir d'une estimation adaptative du seuil de détection pour choisir une décision binaire entre l'hypothèse nulle H_0 ou l'hypothèse alternative H_1 . Dans ce chapitre, nous supposons que le récepteur a pris un vecteur ou une matrice d'échantillons en faveur de H_0 (i.e., les données secondaires ne contiennent pas les interférences). Formellement, les paramètres du clutter modélisé par une densité de probabilité sont complètement inconnus. Auquel cas, le but est d'estimer ces paramètres de manière optimale et ce seulement à partir de la connaissance d'un nombre fini d'échantillons du clutter non-corrélé ou corrélé.

Les différents points de ce chapitre présentent en premier lieu deux approches de génération des échantillons corrélés à savoir la méthode MNL (Memoryless Non-Linear Transform) et SIRV (Spherical Invariance Random Process). Après, on va élaborer les procédures d'estimation du paramètre de forme et du paramètre d'échelle de la distribution Pareto type II corrélé. Ces méthodes sont fondées par les statistiques des moments d'ordre entier, fractionnaire et logarithmique. L'approche MLE est aussi procédée donnant en général un niveau supérieur de la qualité d'estimation avec un temps d'exécution considérable. Il est à noter que ces formules sont construites pour le cas des échos radar non-corrélés, il n'existe pas des estimateurs fonctionnant pour les cas des mesures corrélées. Enfin, la confrontation des résultats d'estimation en qualité de précision entre les différentes approches seront discutés via des données simulées et réelles IPIX.

2. 2 Génération du clutter Pareto type II corrélé

Dans cette Section, on va résumer l'approche MNLT et l'approche SIRP pour la génération du clutter Pareto type II corrélé. La distribution gamma inverse de la composante texture du modèle Gaussien composé est donnée par

$$p_{\tau}(\tau) = \frac{1}{\Gamma(\lambda)} \left(\frac{\lambda}{\eta} \right)^{\lambda} \frac{1}{\tau^{\lambda+1}} e^{-\lambda/\eta\tau} \quad (2.1)$$

Où $\Gamma(\cdot)$ est la fonction gamma, λ est le paramètre de forme qui a une relation avec la dynamique de la surface de la mer et η représente le paramètre d'échelle qui rentre dans l'évaluation de la puissance du clutter. Quand le détecteur linéaire est utilisé la FDP de Pareto type II est calculée par

$$\begin{aligned} p_z(z) &= \int_0^{\infty} \frac{2z}{\tau} e^{-z^2/\tau} \frac{1}{\Gamma(\lambda)} \left(\frac{\lambda}{\eta} \right)^{\lambda} \tau^{-\lambda-1} e^{-\lambda/\eta\tau} d\tau \\ &= \frac{2z\eta\Gamma(\lambda+1)}{\lambda \left(\frac{\eta}{\lambda} z^2 + 1 \right)^{\lambda+1} \Gamma(\lambda)} \end{aligned} \quad (2.2)$$

L'expression des moments d'ordre k est donnée par

$$\mu_k = \left(\frac{\lambda}{\eta} \right)^{k/2} \frac{\Gamma(1+k/2)\Gamma(\lambda-k/2)}{\Gamma(\lambda)} \quad (2.3)$$

Où $\mu_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N z_i^k$ désigne le moment statistique d'ordre k .

Le modèle Pareto type II de la variable aléatoire, $X = Z^2$ à la sortie du détecteur quadratique est trouvé par

$$\begin{aligned} p_x(x) &= \int_0^{\infty} \frac{1}{\tau} e^{-x/\tau} \frac{\tau^{-\lambda-1}}{b^{\lambda}\Gamma(\lambda)} e^{-1/b\tau} d\tau \\ &= \frac{1}{b^{\lambda}\Gamma(\lambda)} \int_0^{\infty} \tau^{-\lambda-2} e^{-\frac{1}{\tau}(x+1/b)} d\tau \\ &= \frac{\lambda b^{\lambda}}{(x+b)^{\lambda+1}} \end{aligned} \quad (2.4)$$

L'expression correspondante des moments devient

$$\mu_k = \left(\frac{\lambda}{\eta}\right)^k \frac{\Gamma(1+k)\Gamma(\lambda-k)}{\Gamma(\lambda)} \quad (2.5)$$

2. 2. 1 Méthode de génération MNLT

La méthode de transformation non-linéaire sans mémoire (MNLT) crée une séquence corrélée avec une PDF spécifiée à partir d'une séquence Gaussienne corrélée, qui est générée par la synthèse de Fourier [4]. Pour ce faire, la distribution Gaussienne avec une moyenne nulle et une variance unité est mappée sur la distribution uniforme à l'aide de la fonction d'erreur, erf(.). La distribution uniforme est ensuite mappée sur une PDF souhaité en utilisant son CDF inverse. Pour une séquence donnée, ϕ avec une CDF F_d , le MNLT est

$$\phi(x) = F_d^{-1}\left(\text{erfc}(x/\sqrt{2})/2\right) \quad (2.6)$$

Où $\text{erfc}(\cdot)$ est la fonction d'erreur complémentaire.

Dans quelques cas, comme le cas la distribution Exponentielle, il existe la fonction analytique de la CDF inverse. Dans le but de mettre en évidence la méthode MNLT viable, une implémentation rapide de la CDF inverse est nécessaire. En se basant sur l'équation (2.4), la CDF pour la distribution gamma inverse est le rapport entre la fonction gamma inverse supérieure (upper incomplete gamma function) et la fonction gamma.

$$F(x|\lambda, b) = \frac{\Gamma(\lambda, b/x)}{\Gamma(\lambda)} \quad (2.7)$$

Un algorithme efficace pour l'inversion de cette fonction a été codé en Fortran par Didonato et Morris [10]. Il est disponible en C et en Fortran comme une partie de la Librairie CDF [11], et dans la forme 'Mex function' pour Matlab comme une partie de 'Davidson's Radar Toolbox' [12]. La relation entre la fonction d'auto-corrélation désirée dans la fonction gamma inverse et la fonction de corrélation, $R_G(t)$ pour le processus Gaussien est donnée sous forme d'une série en puissance (expansion series) par le polynôme de Hermite, $H(x)$ [7]:

$$\langle \phi(0)\phi(t) \rangle = \frac{1}{\pi} \sum_{n=0}^{\infty} \frac{R_G(t)^n}{2^n n!} I_n^2 \quad (2.8)$$

Où $I_n = \int_{-\infty}^{+\infty} \exp(-x^2) H_n(x) F_d^{-1}(\text{erfc}(x)/2) dx$

Malgré l'apparence compliquée de cette série, elle est facilement évaluée numériquement. L'intégrale I_n est évaluée avec 16 points de la quadrature Gauss-Hermite. La série converge rapidement lorsque le paramètre de forme de la distribution gamma inverse, λ

est grand, mais plus lentement lorsque, λ diminue. La fonction de corrélation normalisée pour le processus gamma inverse est

$$R_\gamma(t) = \frac{\langle \phi(0)\phi(t) \rangle - \langle \phi \rangle^2}{\langle \phi^2 \rangle - \langle \phi \rangle^2} \quad (2.9)$$

Le premier terme de la série (2.8) est juste la moyenne quadratique, donc le premier terme de la série pour $R_\gamma(t)$ peut être mis à zéro, et les termes restants normalisés par la variance. La série pour $R_\gamma(t)$ doit être égale à 1 dans le cas entièrement corrélé ($R_G = 1$), donc la différence entre la somme et l'unité dans ce cas fournit une mesure de l'erreur due à un nombre fini de termes. Si 12 termes sont utilisés, l'erreur pour $\lambda = 3$ est inférieure à 10^{-3} , tandis que l'erreur pour $\lambda = 2,5$ est de 0,01. L'erreur devient plus grande à mesure que λ diminue, car la variance de la distribution gamma inverse diverge pour λ se rapproche vers 2. Comme discuté auparavant, la variance n'existe pas pour, $\lambda \leq 2$.

2. 2. 2 Méthode de génération SIRP

Le problème de la détection CFAR est équivalent aux hypothèses du vecteur complexe mesuré $z = z_I + jz_Q = [z(1), \dots, z(m)]$, où z_I et z_Q sont les vecteurs des composantes en phase et en quadrature de phase. Chaque élément du processus SIRP d'une variable aléatoire Z est interprété comme le produit de deux variables aléatoires indépendantes X et τ telles que

$$z = \sqrt{\tau}x \quad (2.10)$$

où X est un nombre complexe de dimension m , à moyenne nulle, vecteur gaussien circulaire avec la matrice de covariance, $E\{xx^H\} = M$. Ici, $[M_{ii}] = 1$ pour $1 \leq i \leq m$ et M une matrice Hermitienne $M = M^H$, où H désigne l'opérateur de transposée et conjugué. Le terme X est généralement nommé speckle et représente les propriétés du senseur radar cohérent. La variable aléatoire positive τ dans (2.10), appelée habituellement texture, représente la puissance locale du clutter dans la cellule sous test (CST), et elle est caractéristique de la scène observée ; la puissance moyenne du clutter est donnée par $E\{\tau\}$. Le modèle de produit de (2.10) décrit avec précision le mécanisme de diffusion pour intervalles de temps d'observation de l'ordre CPI (Coherent Processing Interval) du système radar [4, 13, 32]. Nous supposons ici que la texture et le speckle sont statistiquement indépendants; cette hypothèse n'est raisonnable que pour un CPI court [32, 33]. De plus, dans ce travail, la matrice de covariance du clutter M est supposée parfaitement connue. Dans un scénario réaliste, elle doit

être estimée à l'aide de données secondaires comme décrite dans [34-36]. La perte subie par le manque de cette connaissance a été étudiée dans [35, 37].

Les étapes de génération des échantillons Pareto type II corrélées par le modèle SIRP sont les suivantes [4]:

1- Donner le nombre de données secondaire, N .

2- Donner le nombre d'impulsions, m .

3- Donner la valeur de la corrélation, $0 \leq \rho \leq 1$.

4- Obtenir la matrice $m \times m$ de covariance, $M_{ij} = \rho^{|i-j|}$,

avec $i = 0, \dots, m-1$ et $j = 0, \dots, m-1$.

5- Donner les valeurs de λ et $\eta = \frac{\lambda}{\lambda-1}$ (i.e., la puissance $E\{z^2\} = 1$ est normalisée).

6- Générer la matrice de données Gaussienne complexe (composante speckle).

$$x_{ij} = \text{chol}(M)(\text{randn}(i, j) + j\text{randn}(i, j)), i = 1, \dots, m \text{ et } j = 1, \dots, N.$$

7- Générer le vecteur de la composante texture,

$$\tau_i = \frac{1}{\text{gamrnd}\left(\lambda, \frac{\eta}{\lambda}, 1, N\right)}, i = 1, \dots, m.$$

8- Obtenir le vecteur de données secondaires complexe par le produit élément par élément des deux vecteurs, $z_i = \sqrt{\tau_i} x_i$

9- Répéter N fois les étapes 7 et 8 pour obtenir N vecteur et donc la matrice de données secondaires de dimension $m \times N$.

2. 3 Procédures d'estimation du clutter Pareto type II

Nous avons mentionné dans la Section 2.1 que l'estimation des paramètres est l'un des sujets les plus importants dans les applications de détection radar moderne. A propos des processus de la détection CFAR efficaces, le seuil adaptatif nécessite les valeurs des paramètres estimées du modèle à partir du profil de plage de clutter (CRP : Clutter Range Profile) [7]. Dans cette section, on va formuler les approches d'estimation existantes du clutter Pareto type II. Quatre méthodes d'estimation des paramètres de clutter Pareto type II sont considérés ici nommées IOM (Integer Order Moments), NIOM (Non-Integer Order Moments), $[z \log(z)]$ et MLE (Maximum Likelihood Estimator).

Soient, Z_1, Z_2, \dots, Z_k , k échantillons indépendants et identiquement distribués (Independent and Identically Distributed, IID) issus d'une même variable aléatoire Z , dont la fonction de densité de probabilité donnée par (2.2) dépend des paramètres λ et η inconnus.

2.3.1 Méthode des moments d'ordre entier (HOME)

Afin de pouvoir estimer ces deux paramètres utilisant les méthodes IOM et NIOM, l'expression des moments d'ordre k donnée par (2.3) doit être manipulée si et seulement si $\lambda > k/2$. Les paramètres caractéristiques de la texture (c'est-à-dire λ et η) peuvent être obtenus en égalisant les expectations analytiques des moments d'ordre 2 et 4 à leurs moments

statistiques, $\mu_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^k$

$$\begin{cases} r_\mu = \frac{\mu_4}{\mu_2^2} \\ \hat{\lambda} = \frac{2r_\mu - 1}{r_\mu - 1} \\ \hat{\eta} = \frac{\mu_2}{\mu_4} (2r_\mu - 1) \end{cases}, \quad \lambda > 2 \quad (2.11)$$

Noter bien que l'utilisation du moment d'ordre 4 ne donne pas une bonne estimation surtout si on utilise un nombre limité d'échantillons.

2.3.2 Méthode des moments d'ordre fractionnaire (FOME)

Notons que pour $\lambda < 2$, l'approche (2.11) n'est pas faisable. Alors, on s'oriente vers l'approche des moments d'ordre fractionnaire [21]. A titre d'exemple, les moments d'ordre 1 et 1/2 sont choisis pour estimer ces paramètres. D'où

$$\begin{cases} \mu_1 = \left(\frac{\hat{\lambda}}{\hat{\eta}}\right)^{1/2} \frac{\Gamma(3/2)\Gamma(\hat{\lambda}-1/2)}{\Gamma(\hat{\lambda})} \\ \mu_{1/2} = \left(\frac{\hat{\lambda}}{\hat{\eta}}\right)^{1/4} \frac{\Gamma(5/4)\Gamma(\hat{\lambda}-1/4)}{\Gamma(\hat{\lambda})} \end{cases} \quad (2.12)$$

En résolvant simultanément les équations dans (2.12) et après quelques calculs algébriques, nous obtenons

$$\begin{cases} \frac{\Gamma(3/2)^2 \hat{\mu}_{1/2}}{\Gamma(5/4) \hat{\mu}_1^2} = \frac{\Gamma(\hat{\lambda}-1/4)}{\Gamma(\hat{\lambda}) \Gamma(\hat{\lambda}-1/2)^2} \\ \hat{\eta} = \hat{\lambda} \left(\frac{\Gamma(5/4) \Gamma(\hat{\lambda}-1/4)}{\hat{\mu}_1 \Gamma(\hat{\lambda})} \right)^4 \end{cases}, \lambda > 1/2 \quad (2.13)$$

Des routines numériques sont demandées pour calculer $\hat{\lambda}$.

2. 3. 3 Méthode [zlog(z)]

Il a été démontré que les estimations obtenues par cette approche sont extrêmement proches de la solution du Maximum de Vraisemblance (ML) [17]. Ici, nous devons d'abord déterminer les expectations logarithmiques $\langle \log(z^2) \rangle$ et $\langle z^2 \log(z^2) \rangle$. L'estimateur [zlog(z)] est donné sous une forme d'une expression compacte donnée par [17]

$$\begin{cases} \hat{\lambda} = \left(\frac{\langle z^2 \log(z^2) \rangle}{\langle z^2 \rangle} - \langle \log(z^2) \rangle - 1 \right)^{-1} + 1 \\ \hat{\eta} = \hat{\lambda} \left(\frac{\Gamma(5/4) \Gamma(\hat{\lambda}-1/4)}{\hat{\mu}_1 \Gamma(\hat{\lambda})} \right)^4 \end{cases}, \lambda > 1/2 \quad (2.14)$$

2. 3. 4 Méthode MLE

La valeur de paramètre $\hat{\theta} = [\hat{\lambda}, \hat{\eta}]$ qui maximise la fonction de vraisemblance est dite estimateur de maximum de vraisemblance de θ . Comme la fonction logarithme $\ln x$ est monotone et croissante de x , la maximisation de la fonction de vraisemblance $L(\theta)$ est équivalente à la maximisation de $\ln L(\theta)$. Par conséquent, il peut être montré qu'une condition nécessaire mais non suffisante pour obtenir le MLE de $\hat{\theta}$ est la résolution de l'équation de vraisemblance (likelihood equation) suivante:

$$\frac{\partial}{\partial \theta} \ln f_{Y|\theta}(y | \theta) = 0 \quad (2.15)$$

A partir de la définition de la méthode MLE, la fonction de vraisemblance est calculée d'abord sous la base de (2.2). Afin de trouver le maximum de la fonction log de vraisemblance, des dérivées partielles par rapport à λ et η sont nécessaires.

A partir de [13], il a été montré que l'estimation ML de $b = \frac{\lambda}{\eta}$ est obtenue par la solution numérique de la fonction suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{N \sum_{i=1}^N \frac{z_i^2}{\hat{b} z_i^2 + 1}}{N - \hat{b} \sum_{i=1}^N \frac{z_i^2}{\hat{b} z_i^2 + 1}} - \sum_{i=1}^N \log(\hat{b} z_i^2 + 1) = 0 \\ \hat{\lambda} = \frac{N}{\hat{b} \sum_{i=1}^N \frac{z_i^2}{\hat{b} z_i^2 + 1}} - 1 \end{array} \right. , \quad \lambda > 0 \quad (2.16)$$

où le paramètre d'échelle est simplement déterminé par $\hat{\eta} = \hat{b} \hat{\lambda}$

2. 4 Résultats d'estimation via des données simulées

Pour étudier l'efficacité des algorithmes de traitement des signaux, les données simulées ou artificielles sont souvent d'abord examinées. Après, les données empiriques confirment l'applicabilité de ces méthodes puisque plusieurs conditions réelles de mesures peuvent être prises en compte. Dans cette Section, on va comparer les résultats d'estimation des paramètres λ et η obtenus à partir des quatre procédures présentées dans la Section 2. 3. Pour ce faire, on prend les valeurs suivantes des paramètres étudiées dans [3]

- Nombre de cellules de référence (taille de la fenêtre de référence), $N = 24$.
- Nombre d'impulsions, $m = 16$ et 8 .
- Coefficient de corrélation, $0 < \rho < 1$.
- Paramètre de forme, $1.1 < \lambda < 4$.
- Paramètre d'échelle, $\eta = \frac{\lambda}{\lambda - 1}$ (la puissance est normalisée à 1, $E[z^2] = 1$).
- Nombre d'essais Monte-Carlo, $n = 1000$.

Les performances d'estimation, suivantes sont comparées à l'aide des tests métriques ; la moyenne normalisée (MN) et le MSE (Mean Square Error) données par

$$\begin{cases} MN_{\lambda} = \frac{E\{\hat{\lambda}\}}{\lambda} \\ MN_{\eta} = \frac{E\{\hat{\eta}\}}{\eta} \end{cases} \quad (2.17)$$

et

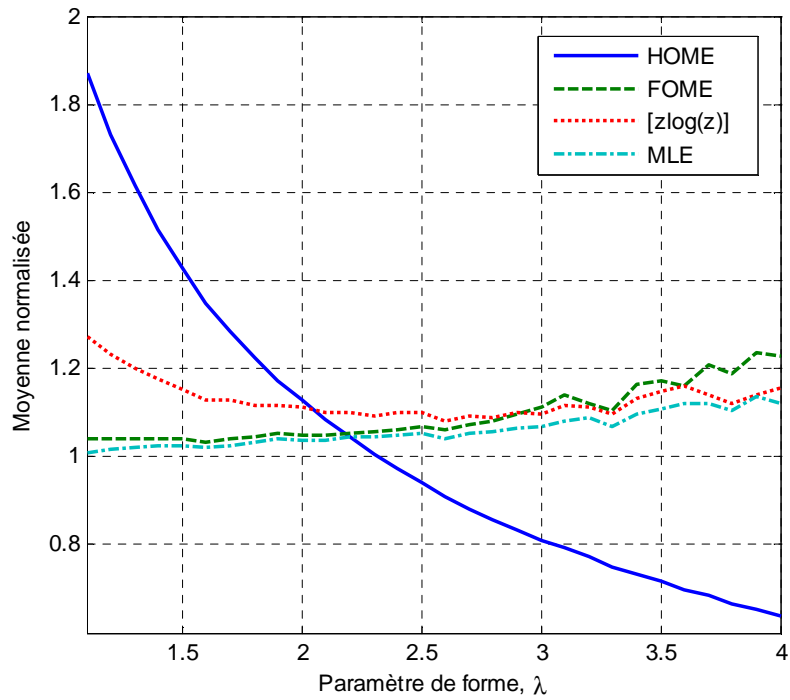
$$\begin{cases} MSE_{\lambda} = E\{(\lambda - \hat{\lambda})^2\} \\ MSE_{\eta} = E\{(\eta - \hat{\eta})^2\} \end{cases} \quad (2.18)$$

Nos simulations commencent par l'étude des performances d'estimation des méthodes exprimées par (2.11), (2.13), (2.14) (2.16). Premièrement, nous avons pris en considération l'estimation de λ et η pour $\rho = 0.01$. Ce coefficient représente des données d'amplitude complètement décorrélées.

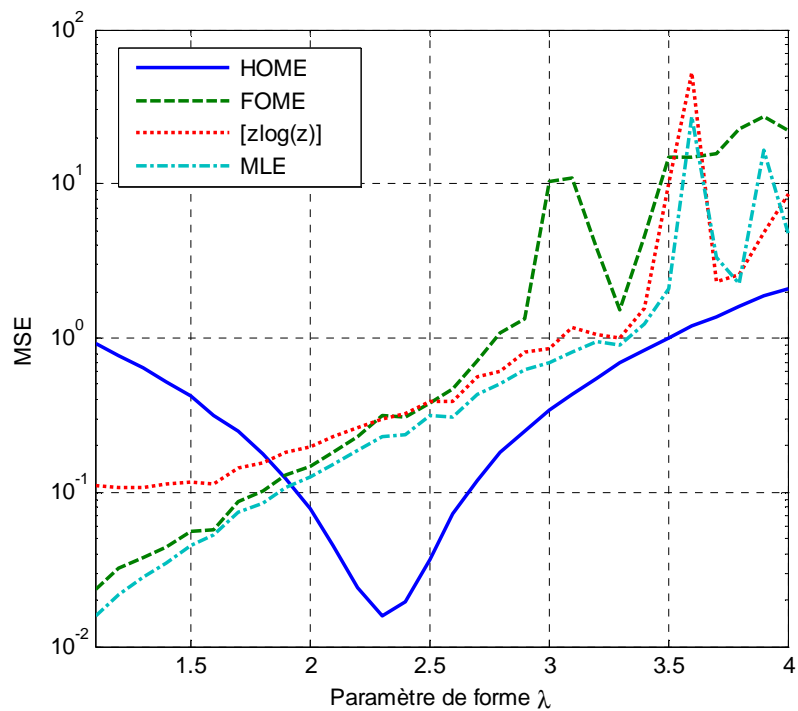
La **Figure. 2. 1** montre clairement la supériorité des approches d'estimation FOME et MLE par rapport aux autres méthodes. Nous avons observée aussi les mêmes constatations pour les courbes de NM et MSE de η présentées dans **Figures. 2. 2**.

Les **Figures. 2. 3** et **2. 4** illustrent les valeurs des estimés des paramètres, mais dans ce cas l'étude est effectuée pour des données complètement corrélées $\rho = 0.9$. Notons que les performances d'estimation présentées par les différentes approches sont entièrement changées par rapport aux cas des **Figures. 2. 1** et **2. 2**. Ici, la méthode [zlog(z)] offre en générale les meilleures performances d'estimation. Comme prévue, ces changements de performances sont dus par l'incertitude des méthodes d'estimation, puisque ces dernières sont conçues sous l'hypothèse de données décorrélées.

Les **Figures. 2. 5** et **2. 6** donnent les tracées de la qualité d'estimation pour $\rho = 0.5$ et $m = 8$. La dégradation des performances d'estimation par rapport au cas d'étude des **Figures. 2. 1** et **2. 2** est remarquable, ceci est dû par l'utilisation d'un nombre d'échantillons réduit (N.m) qui influe directement sur la qualité d'estimation des paramètres λ et η .



(a)

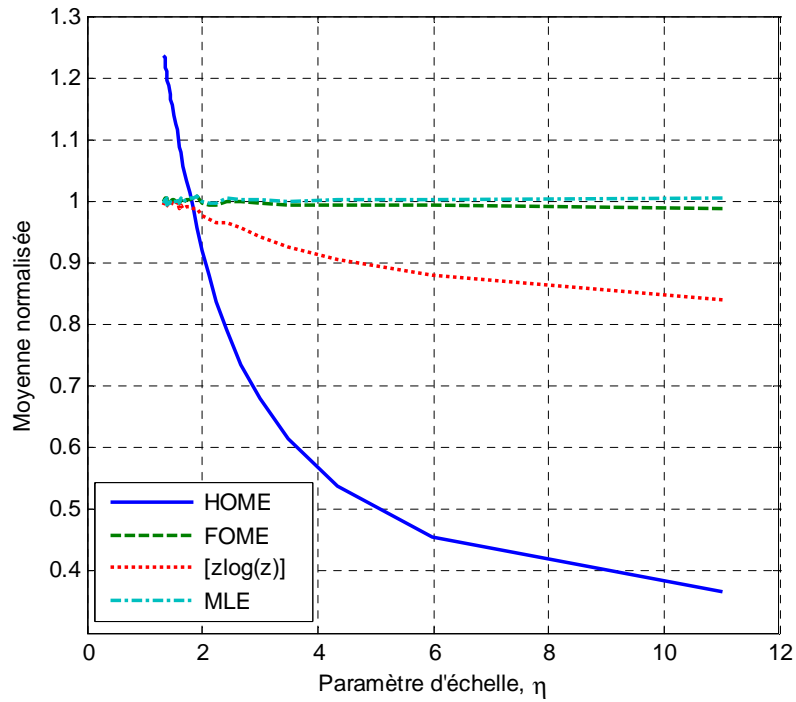


(b)

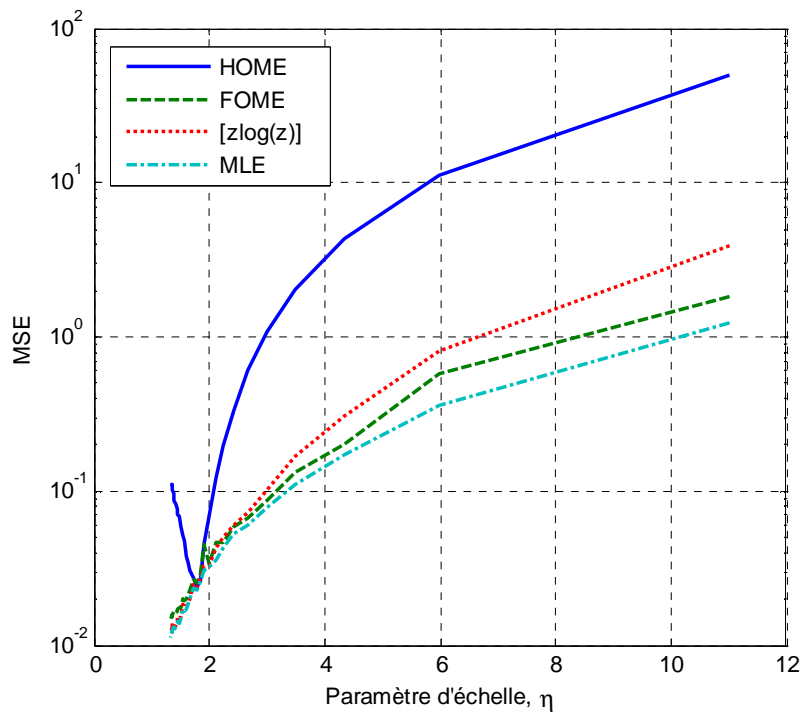
Figure. 2. 1 : Performances d'estimation du paramètre de forme λ utilisant les méthodes HOME, FOME, $z\log(z)$ et MLE pour $m = 16$ et $\rho = 0.01$.

(a) Moyenne normalisée

(b) MSE



(a)

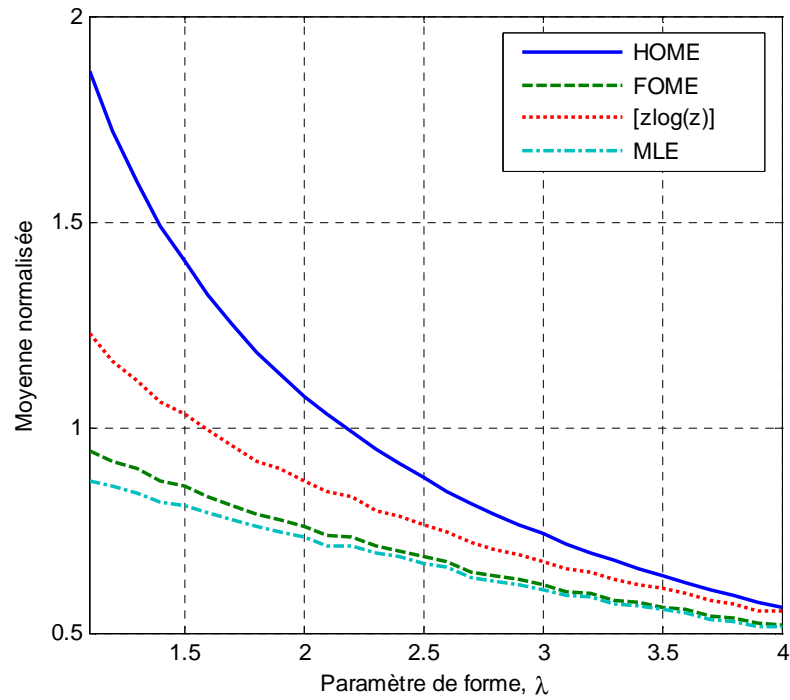


(b)

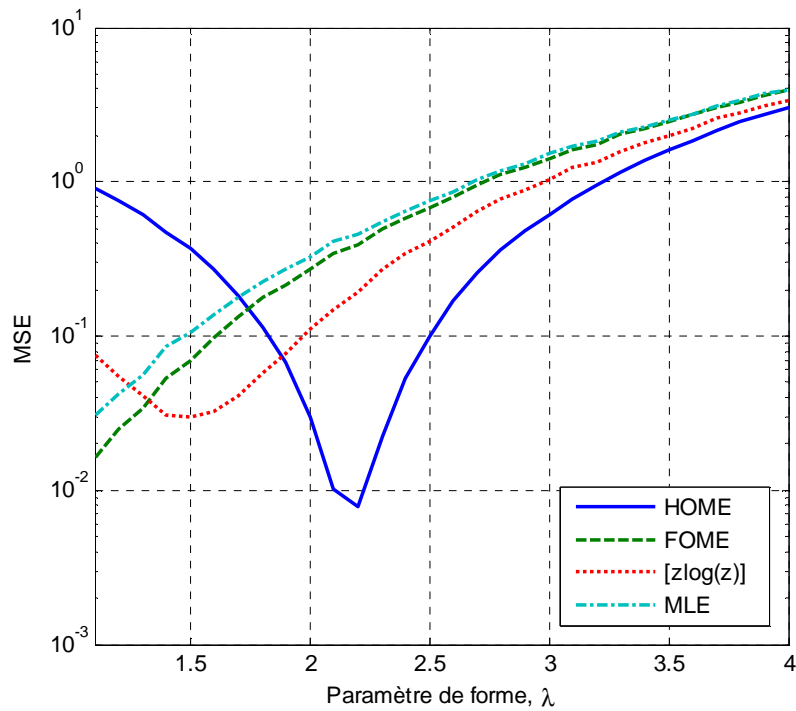
Figure. 2. 2 : Performances d'estimation du paramètre d'échelle η utilisant les méthodes HOME, FOME, $z\log(z)$ et MLE pour $m = 16$ et $\rho = 0.01$.

(a) Moyenne normalisée

(b) MSE



(a)

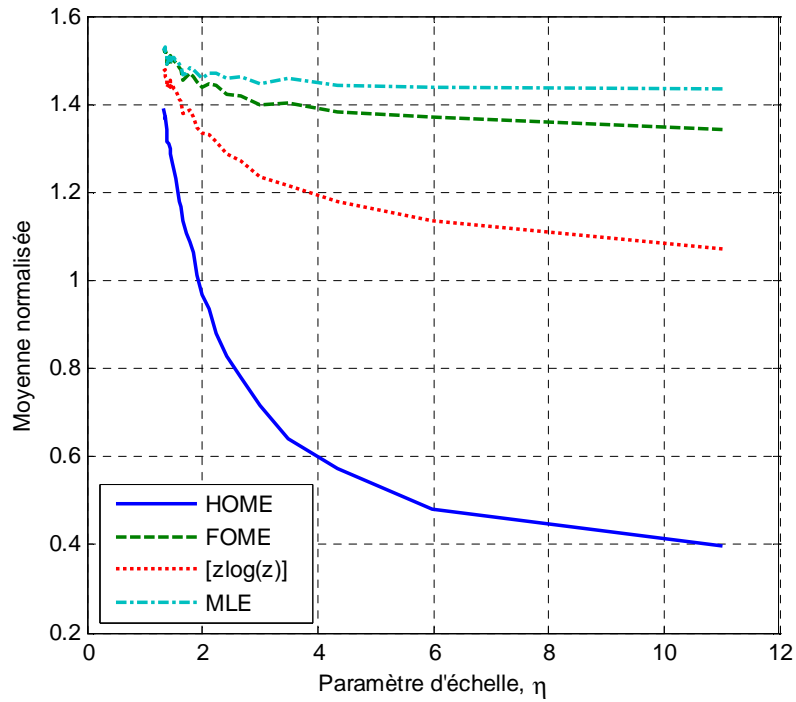


(b)

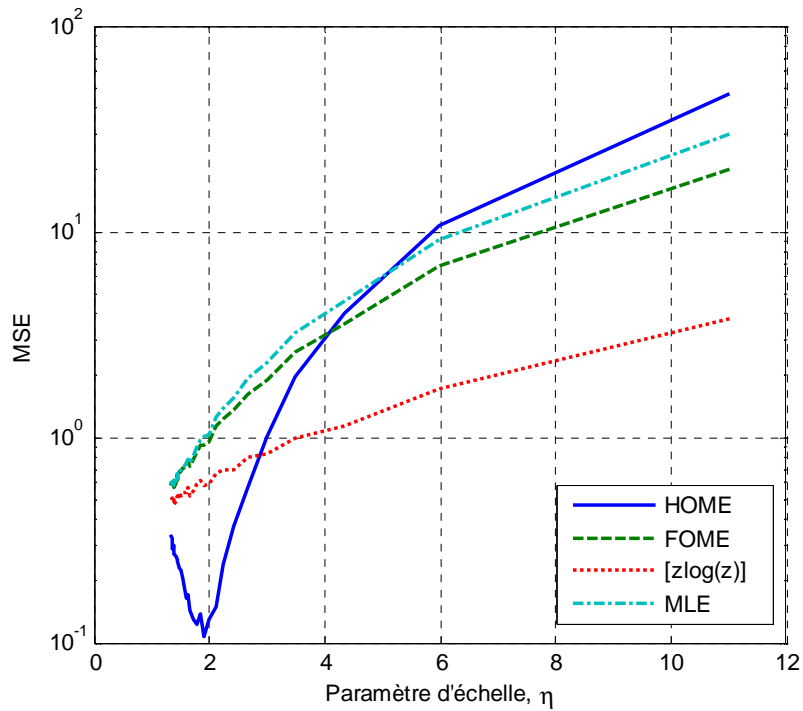
Figure. 2. 3 : Performances d'estimation du paramètre de forme λ utilisant les méthodes HOME, FOME, zlogz et MLE pour $m = 16$ et $\rho = 0.9$.

(a) Moyenne normalisée

(b) MSE



(a)

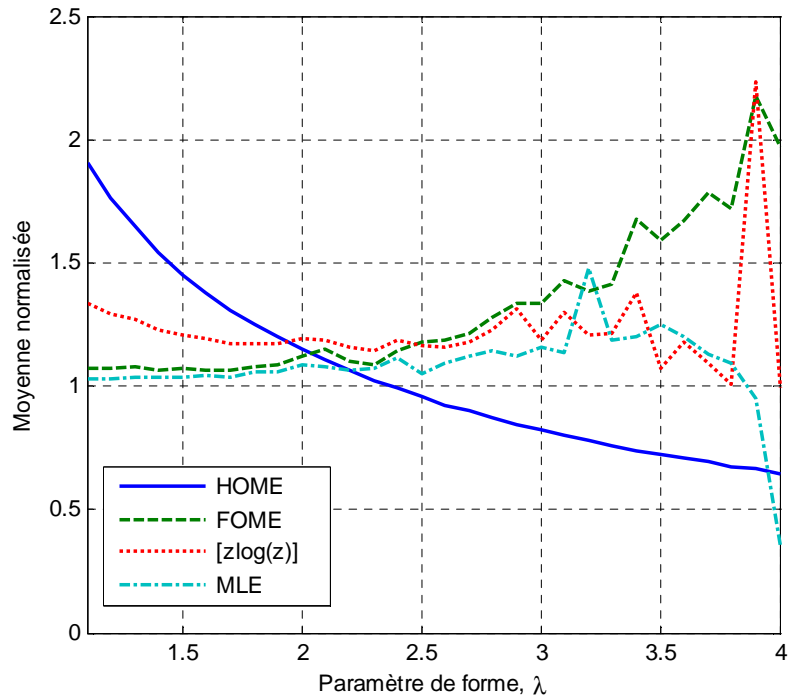


(b)

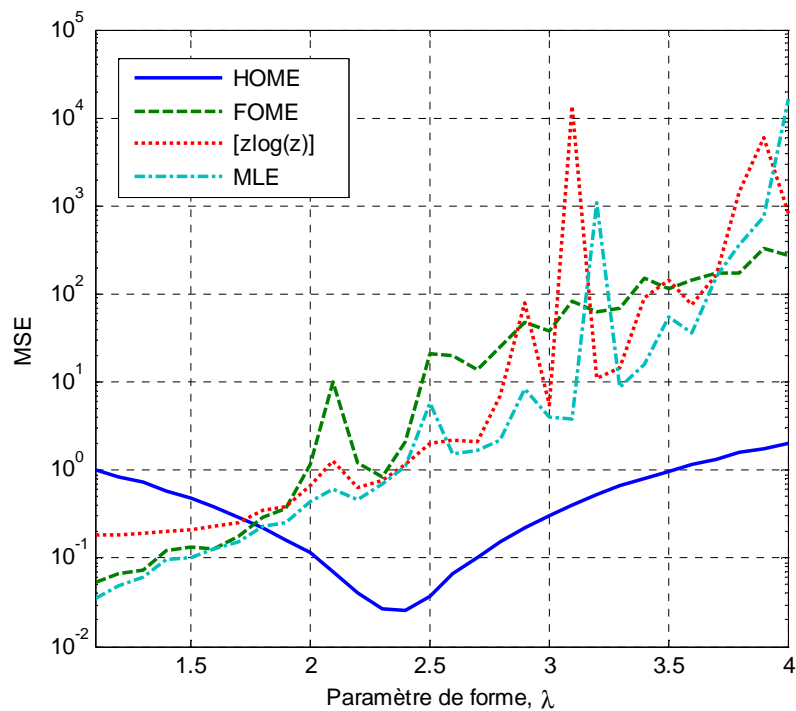
Figure. 2. 4 : Performances d'estimation du paramètre d'échelle η utilisant les méthodes HOME, FOME, $z\log z$ et MLE pour $m = 16$ et $\rho = 0.01$.

(a) Moyenne normalisée

(b) MSE



(a)

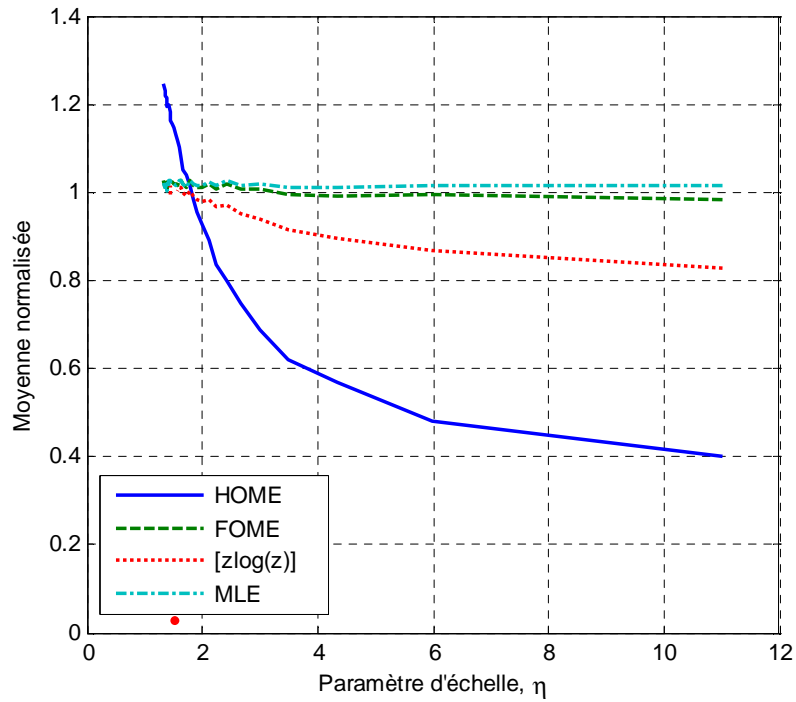


(b)

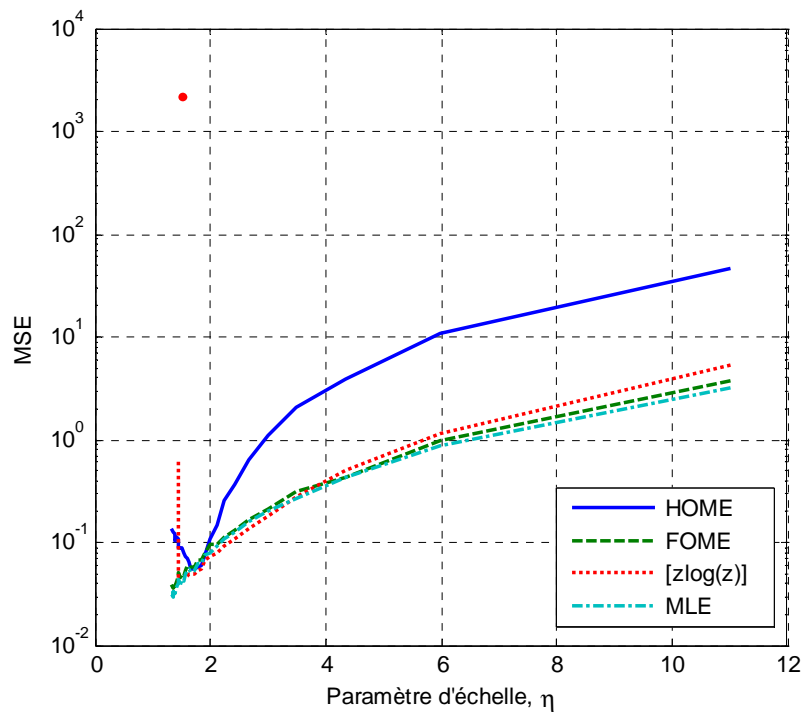
Figure. 2.5 : Performances d'estimation du paramètre de forme λ utilisant les méthodes HOME, FOME, $z\log z$ et MLE pour $m = 8$ et $\rho = 0.5$.

(a) Moyenne normalisée

(b) MSE



(a)



(b)

Figure. 2. 6 : Performances d'estimation du paramètre d'échelle η utilisant les méthodes HOME, FOME, $z\log z$ et MLE pour $m = 8$ et $\rho = 0.5$.

(a) Moyenne normalisée

(b) MSE

2. 5 Résultats d'estimation via des échos de la mer

Dans cette Section, nous étudions la capacité du modèle statistique Pareto type II pour ajuster les PDFs et les CCDFs des données réelles. Puisque la validation d'un modèle doit être envisagée face à un jeu de données, la performance de modélisation statistique est évaluée par la suite en utilisant la base de données du radar IPIX. Cette dernière est une base de données du clutter de mer collectée par "McMaster Canadian University" et est disponible sur internet [18].

Le radar IPIX est un radar expérimental de recherche à fort pouvoir de résolution et à quatre polarisations (HH, HV, VH et VV), situé à l'Est de "la place polonaise", Grimsby, Ontario, Canada. Il a été à l'origine développé en 1984 pour la détection des icebergs. L'acronyme IPIX constitue l'abréviation de "Ice multiParameter Imaging X-Band" Radar. Après les avancements réalisés entre 1993 et 1998, les données de haute résolution collectées par le radar IPIX sont devenues un benchmark pour examiner les algorithmes intelligents de détection. Par conséquent, la signification de l'acronyme a été changée à "Intelligent Pixel processing X-band" Radar [14].

Considérant le cas d'un détecteur d'enveloppe, l'amplitude du clutter, Z , a été calculée à partir des deux composantes en-phase I et en-quadature Q des données brutes (i.e., à partir des données complexes du clutter reçu : $Z = \sqrt{I^2 + Q^2}$). Ci-dessous, une normalisation de la puissance des signaux résultants a été également effectuée de sorte que le second moment soit égal à l'unité.

Avant de mettre en évidence les confrontations des diverses CCDFs (Complementary Cumulative Distribution Function) réelles avec les CCDFs théoriques, il est affirmative de donnée l'expression de la CCDF liée au modèle de Pareto type II dans le domaine d'amplitude. D'où

$$\begin{aligned}
 CCDF(T, \lambda, \eta) &= \int_T^{\infty} \frac{2z\eta\Gamma(\lambda+1)}{\lambda\left(\frac{\eta}{\lambda}z^2+1\right)^{\lambda+1}\Gamma(\lambda)} dz \\
 &= \frac{\Gamma(\lambda+1)}{\lambda\Gamma(\lambda)}\left(\frac{\eta}{\lambda}z^2+1\right)^{-\lambda}
 \end{aligned} \tag{2.19}$$

La **Figure. 2. 7** donne les allures des différentes PDFs et CCDFs en appliquant les approches d'estimation données par (2.11), (2.13), (2.14) et (2.16). Nous avons appliqué dans ce scénario d'étude des données IPIX avec une résolution de 3m, polarisation de l'antenne radar HH et cellule numéro 13. On remarque que la bonne approximation de la queue de la PDF et la CCDF réelles est assurée par l'approche d'estimation $[z\log(z)]$. Il est aussi observé que les deux autres approches d'estimation offrent les mêmes résultats de modélisation.

La **Figure. 3. 8** examine la performance de modélisation pour une résolution de 15m, polarisation HH et cellule numéro 7. Ici, la méthode d'estimation FOME offre une meilleure approximation de la courbe de la PDF réelle. A propos des courbes des CCDFs, il est clair que la méthode $[z\log(z)]$ est meilleure par rapport aux autres estimateurs.

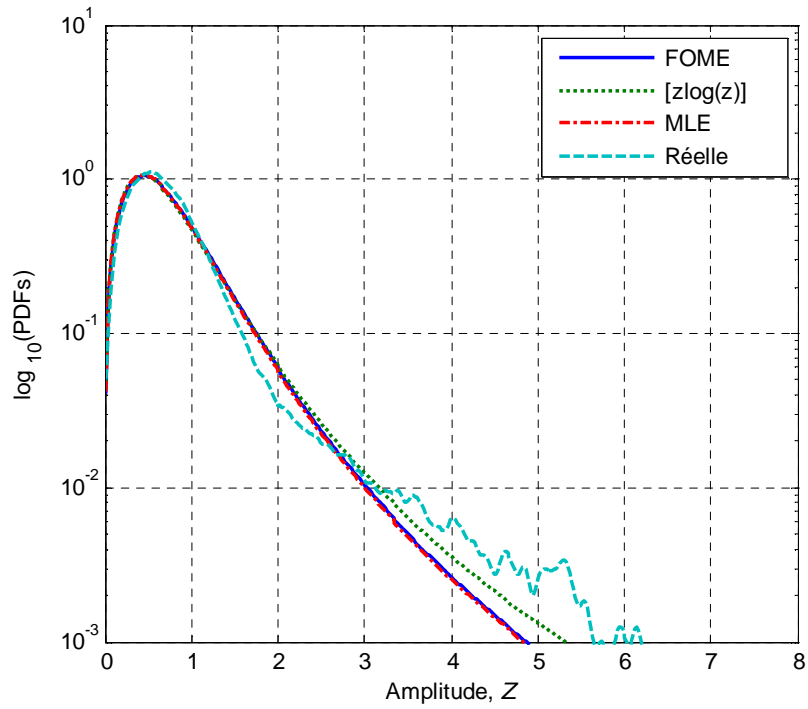
La **Figure. 2. 9** concerne l'étude de modélisation des données collectées en fonction de la résolution 30m, polarisation HH et cellule numéro 21. Au démarrage des courbes, la bonne approximation est assurée par les procédures d'estimation FOME et MLE, mais autour de la valeur de la CCDF = 10^{-3} , nous avons trouvé une erreur d'approximation minimale si on utilise la méthode $[z\log(z)]$.

La **Figure. 2. 10** illustre les résultats de modélisation pour une polarisation VV, résolution 3m et cellule numéro 3. Toutes les courbes obtenues à partir des trois approches d'estimation sont presque confondues, sauf que l'approche MLE possède une légère amélioration au niveau de la valeur finale de la PDF réelle et la CCDF réelle.

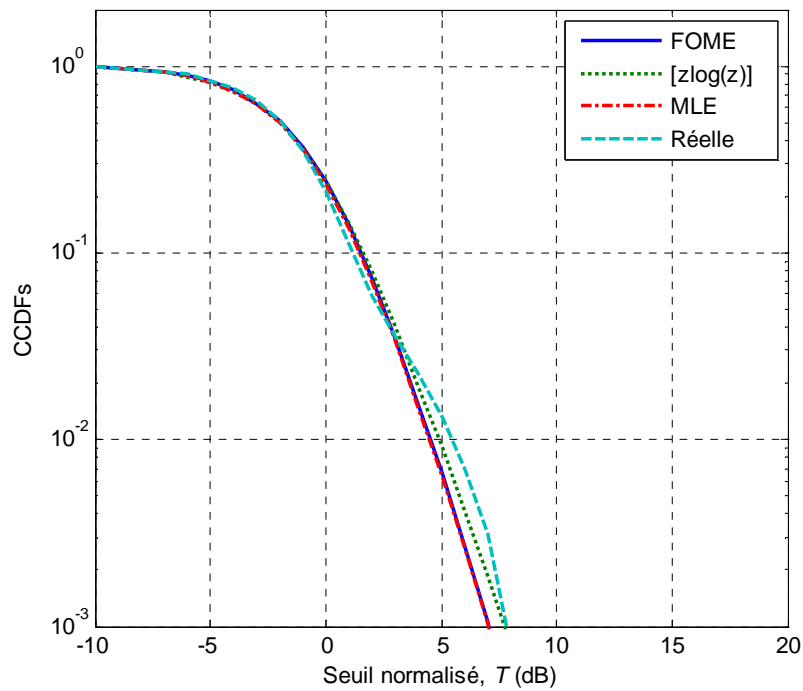
A partir des résultats d'estimation et de modélisation ci-dessus, nous pouvons confirmer que les données sont corrélées (voir la **Table. 2. 1**):

Table. 2. 1 : Comparaison des méthodes d'estimation HOME, FOME, $[z\log(z)]$ et MLE

Méthode	Données simulées		Données réelles
	Décorrélées	Corrélées	
HOME	Mauvaise	Mauvaise	-
FOME	Bonne	Modérée	Modérée
$[z\log(z)]$	Modérée	Bonne	Bonne
MLE	Bonne	Modérée	Modérée

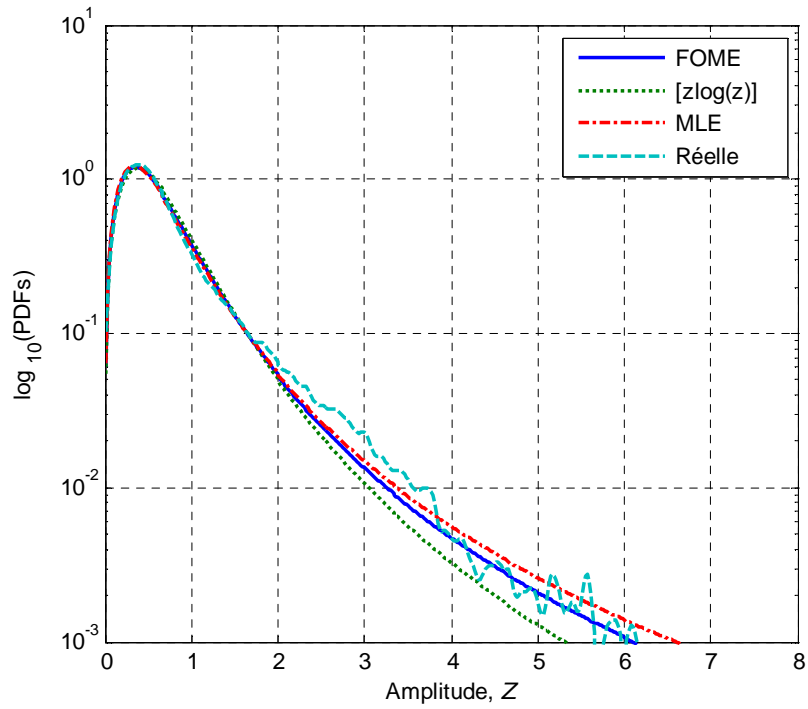


(a)

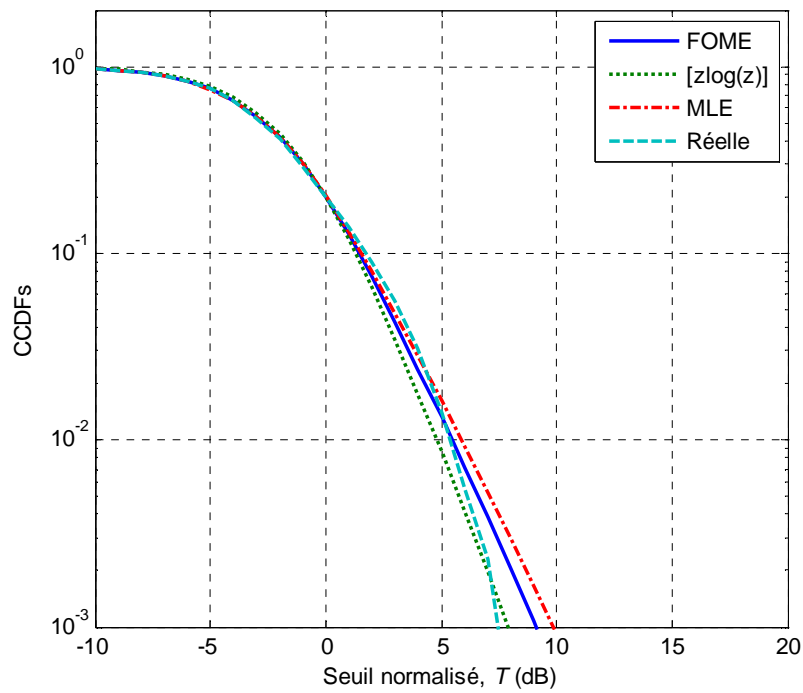


(b)

Figure. 2. 7 : Approximation du modèle Pareto type II utilisant les procédures HOME, FOME, [zlog(z)] et MLE avec une résolution 3m, polarisation HH et cellule 13.
 (a) PDFs ; (b) CCDFs

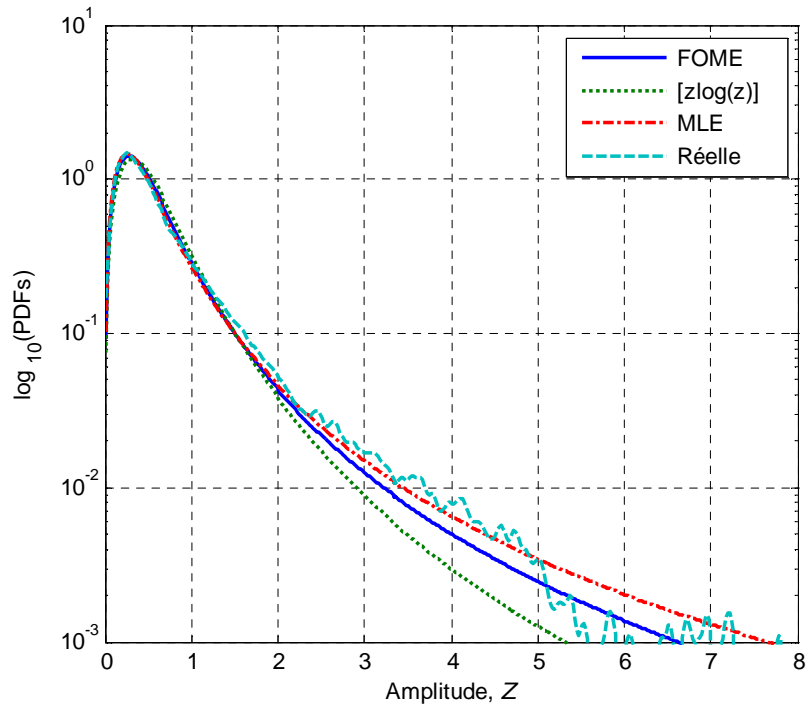


(a)

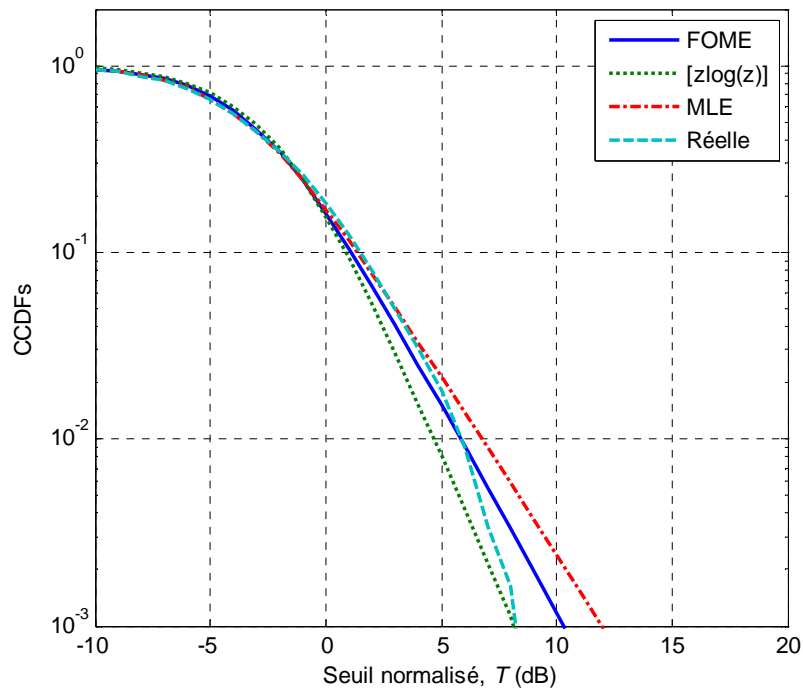


(b)

Figure. 2. 8 : Approximation du modèle Pareto type II utilisant les procédures HOME, FOME, [zlog(z)] et MLE avec une résolution 15m, polarisation HH et cellule 7.
 (a) PDFs ; (b) CCDFs



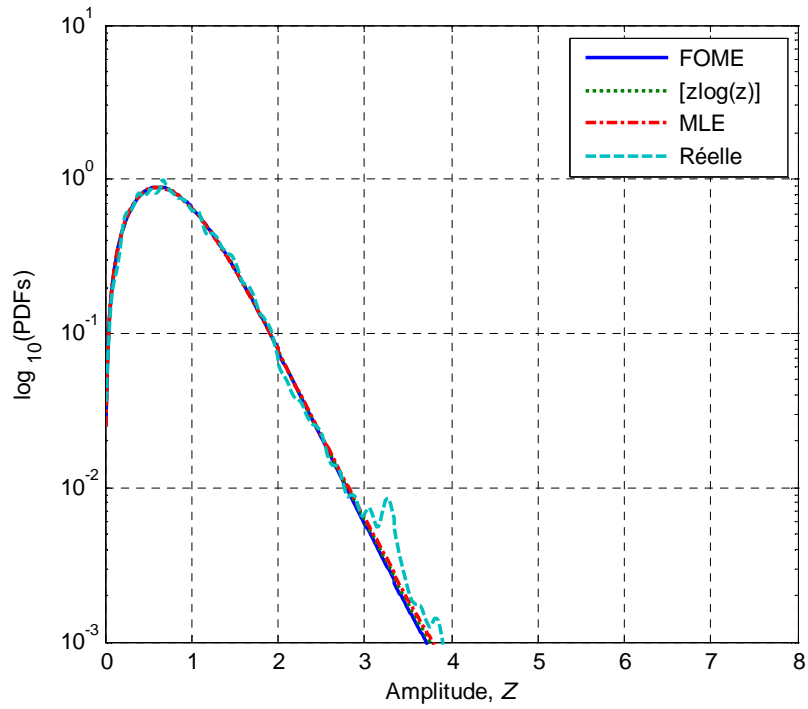
(a)



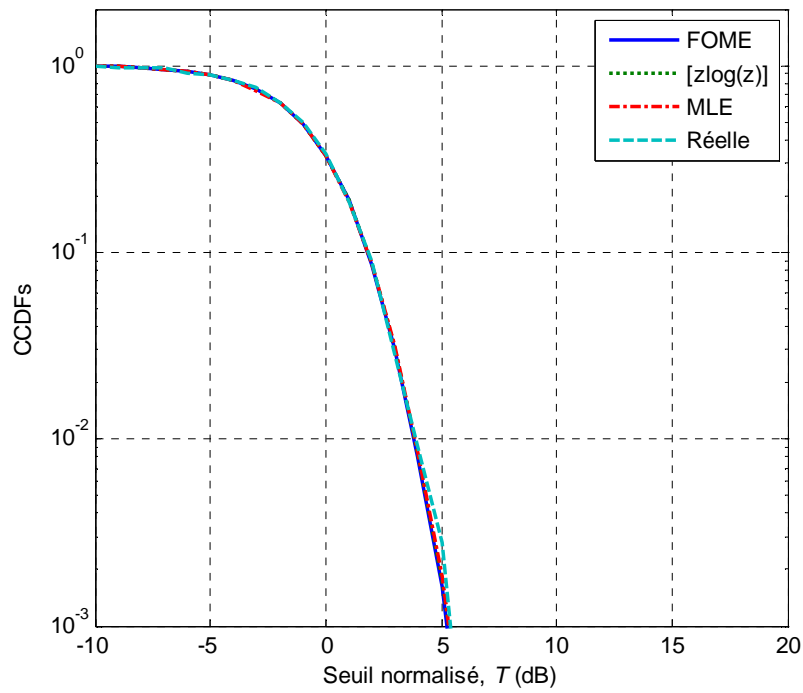
(b)

Figure. 2. 9 : Approximation du modèle Pareto type II utilisant les procédures HOME, FOME, [zlog(z)] et MLE avec une résolution 30m, polarisation HH et cellule 21.

(a) PDFs ; (b) CCDFs



(a)



(b)

Figure. 2. 10 : Approximation du modèle Pareto type II utilisant les procédures HOME, FOME, $[z\log(z)]$ et MLE avec une résolution 3m, polarisation VV et cellule 3.
(a) PDFs ; (b) CCDFs

2. 6 Conclusion

Dans ce chapitre, l'estimation et la modélisation du clutter de mer a été étudiée et le modèle Pareto type II a été utilisé. Ce modèle est une mixture de la distribution de Rayleigh et la distribution gamma inverse. Pour ce faire, nous avons présenté quatre estimateurs des paramètres pour ce modèle nommées HOME, FOME, $[z\log(z)]$ et MLE. Les performances d'estimation et de modélisation ont été évaluées et comparées via des données simulées et réelles IPIX. Par ailleurs, il apparaît, après l'analyse expérimentale effectuée, que l'approche d'estimation FOME et MLE sont meilleurs pour des données décorrélés. L'approche $[z\log(z)]$ a apporté une amélioration appréciable pour ajuster les données radar réelles décorrélés de haute et basse résolution collectées à de faibles incidences.

Chapitre 3

Résultats de la Détection GLRT-LTD

Résumé :

Ce chapitre présente en premier temps la fonctionnalité et l'état de l'art de la détection automatique CFAR. La formulation de la règle de décision du détecteur cohérent GLRT-LTD qui marche en fonction des données complexe Pareto type II corrélées est ensuite présentée. Les estimateurs SCM et NSCM de la matrice de covariance sont également présentés. A l'aide des deux types de données simulées et réelles IPIX, les performances de cet algorithme CFAR seront examinées à la fin de ce Chapitre dans un environnement de clutter homogène.

- **Sommaire du chapitre :**

- 3.1 Introduction.
- 3.2 Détection CFAR.
- 3.3 Détecteur GLRT-LTD.
- 3.4 Performances de la détection GLRT-LTD.
- 3.5 Conclusion.

3. 1 Introduction

Le problème de la détection des cibles est un sujet de recherche le plus considéré dans la communauté scientifique radar. Pour détecter une cible radar, il y a un certain nombre d'étages de traitement ou de détection du signal ; détection du signal brute autour de la fréquence intermédiaire (application du mélangeur), détection des cible en mouvement (traitement MTI), détection d'enveloppe, détection CFAR et enfin détection des informations de la cible détectée. En réalité, il y a trois sources de bruit qui masque la cible formant une certaine quantité d'énergie électromagnétique réfléchié; le bruit thermique de distribution gaussienne dû aux circuits électroniques, le bruit de l'environnement (clutter) de distribution Gaussienne et non-Gaussienne dû aux objets indésirables et le bruit interférant dû à la présence des cibles indésirables de distributions de Swerling ou autres [4].

L'avènement de la détection CFAR fait remédier la contrainte d'augmentation du nombre de fausses alarmes dû à l'utilisation d'un seuil fixe, puisque la puissance du bruit varie avec le temps. Pour ce faire, l'algorithme CFAR effectue un calcul adaptatif du seuil de détection en fonction de données secondaires pour le comparer avec le contenu de la CST (Cellule Sous Test). Si le seuil est trop bas, on détecte plus de cibles mais on augmente le nombre de fausses alertes. Inversement, si le seuil est trop élevé, on a moins de fausses alertes mais on détecte moins de cibles probables. Dans la plupart des cas, le seuil est choisi pour être compatible soit avec un taux déterminé de fausses alertes, soit pour un temps entre deux fausses alertes. D'après la littérature, on trouve plusieurs procédures CFAR chacune traite un problème particulier de détection [1-10].

Ce chapitre présente en premier temps un état de l'art sur quelques détecteurs CFAR. La règle de décision du détecteur cohérent GLRT-LTD qui utilise des données complexe selon la distribution Pareto type II corrélées est ensuite présentée. A l'aide des données simulées et réelles IPIX, les performances de cet algorithme CFAR sont examinées dans un environnement de clutter homogène.

3. 2 Détection CFAR

L'architecture générale d'un détecteur CFAR est représentée par la [Figure. 3. 1](#). Ce détecteur fait référence à une forme moderne d'algorithme adaptatif utilisée dans les radars pour isoler le signal retour d'une cible entourée par un clutter. Dans la plupart des systèmes de détection CFAR à seuil variable, le seuil T est calculé à des instants discrets à l'aide de la puissance du clutter estimée dans la CST. Pour ce faire, un ensemble d'échantillons, x_1, x_2, \dots ,

x_N en amont et en aval de la CST appelés données secondaires sont utilisés. Pour ne pas que le cutter soit non-homogène, les cellules adjacentes de la CST appelées cellules de garde sont complètement écartées. Une cible est déclarée présente si le signal dans la CST dépasse le seuil formé par un facteur, τ et de la puissance de clutter, Q . La construction de cette règle de décision dépend de la nature du clutter caractérisée par une densité de probabilité particulière.

A partir de la littérature, on trouve les détecteurs CA-CFAR, logt-CFAR, ML-CFAR, GM-CFAR construits pour un environnement de clutter homogène gaussien ou non-gaussien [5-10]. D'autres procédures CFAR telles que GO-SO-, OS-, et CML-CFAR, sont basées sur la censure de quelques échantillons dans la fenêtre de référence. Ces détecteurs sont utiles dans des environnements non-homogènes causés par la présence des cibles interférentes et/ou bord de clutter.

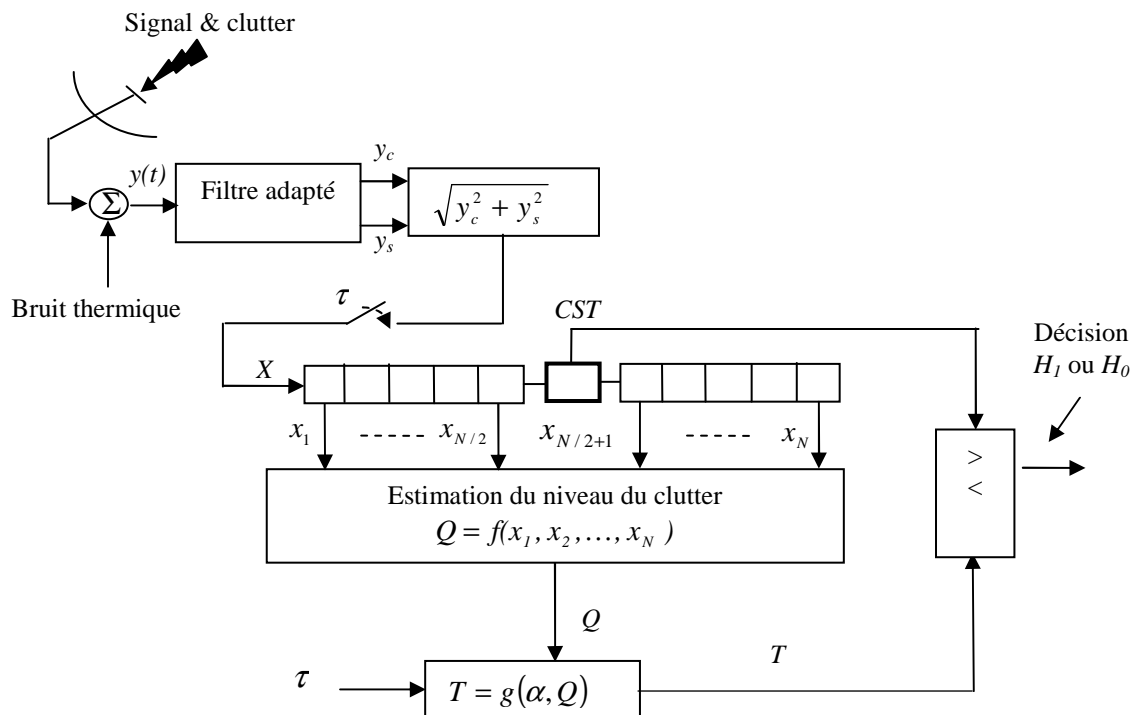


Figure. 3. 1 : Prototype de la détection adaptative CFAR

Un autre aspect de la détection CFAR est basé sur un traitement cohérent des données complexes (voir [Figure. 3. 2](#)). Ce genre de détecteurs est connu sous le nom de détecteurs GLRT (Generalized Likelihood Ratio Test). Dans ce contexte, plusieurs travaux consistent à supposer que l'environnement est modélisé par un processus gaussien-composé SIRP (Spherically Invariant Random Process) [4]. L'utilisation du modèle SIRP a été

justifiée lors de campagnes de mesures de clutter (de sol ou de la mer), réalisées par des organismes tel le MIT (Massachusetts Institute of Technology), l'ONERA (Office National d'Etudes et Recherches Aérospatiales) ou encore par [2-9]. Dans la détection GLRT-LQ, l'estimation de la matrice de covariance du clutter à travers de la matrice de données complexes secondaires est injecter dans l'expression du détecteur associé au modèle SIRP, on trouve dans la littérature plusieurs estimateurs de la matrice de covariance du clutter ; le NSCM (Normalized Simple Covariance Matrix) [10], le PF (Point Fixe) [20], la structure persymétrique de la matrice de covariance, etc [15]. En outre, le travail présenté dans [3] traite le problème de la détection d'un signal de cible radar par rapport un clutter non-gaussien corrélé, qui est modélisé par la distribution gaussienne composée. Ici, la texture du clutter est modélisée par la distribution gamma inverse et le détecteur optimal est le détecteur de filtre adapté gaussien optimal par rapport à un seuil dépendant des données qui varie linéairement avec une statistique quadratique des données. Ce détecteur optimal est appelé GLRT-LTD (un détecteur GLRT à seuil linéaire).

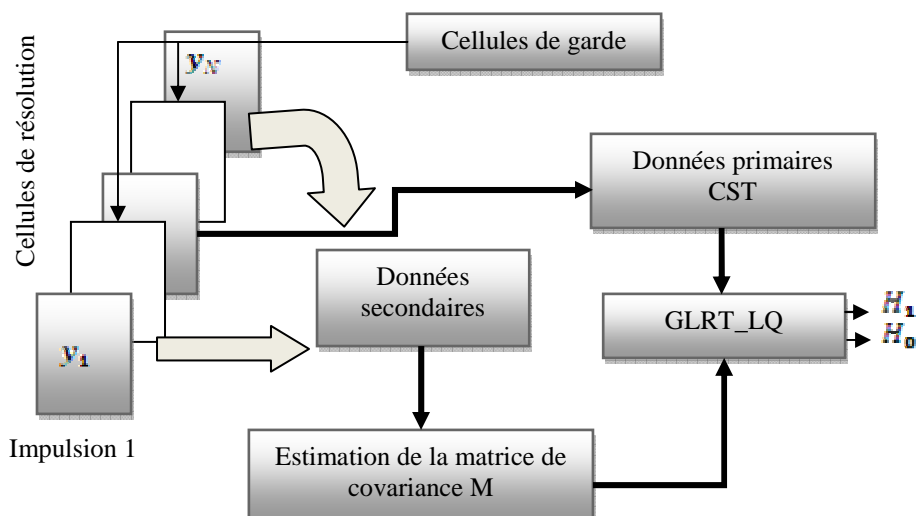


Figure. 3. 2 : Structure du détecteur GLRT_LQ avec estimation de la matrice de covariance M .

3. 3 Détecteur GLRT-LTD

Le problème de ce type de détection est équivalent à l'hypothèse de test sur un vecteur mesuré complexe, $z = z_I + jz_Q = [z_1, z_2, \dots, z_m]^T$, où z_I et z_Q représentent les vecteurs des composantes en phase (I) et en quadrature (Q), respectivement, du signal complexe $z(t)$, et m est le nombre d'échantillons collectés, c'est-à-dire le nombre des intervalles de répétition des

impulsions (PRI) contenus dans l'intervalle de traitement cohérent (CPI). Sous l'hypothèse nulle (H_0), on suppose que les données consistent seulement le clutter, c . Sous l'hypothèse alternative (H_1), il est plutôt supposé que les données consistent en la somme de signal, s et le clutter, c . Le problème de détection binaire est de choisir entre les deux hypothèses :

$$\begin{cases} H_0 : z = c \\ H_1 : z = s + c \end{cases} \quad (3.1)$$

Après la réception du vecteur Z selon le critère de Neyman-Pearson, la stratégie de la décision optimale est donnée par le test du rapport de vraisemblance (LRT) :

$$\Lambda(z) = \frac{p_{Z|H_1}(Z|H_1)}{p_{Z|H_0}(Z|H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} e^T \quad (3.2)$$

où $p_{Z|H_1}(Z|H_1)$ et $p_{Z|H_0}(Z|H_0)$ sont les PDFs du vecteur de données sous les deux hypothèses. Le multiplicateur de seuil de décision, T est calculé pour fixer la valeur souhaitée de la probabilité de fausse alarme, P_{FA} . Afin de développer, $\Lambda(z)$, il est nécessaire d'introduire les modèles explicites des signaux de clutter et de la cible. Sous l'hypothèse du signal d'une cible parfaitement connue, nous pouvons écrire [4]

$$p_{Z|H_i}(Z|H_i) = \frac{1}{\pi^m |M|} h_m(q_i(z)), \quad i = 1, 2 \quad (3.4)$$

Où

$$h_m(q_i(z)) = \int_0^\infty \alpha^m \exp(-\alpha q) p_\alpha(\alpha) d\alpha \quad (3.5)$$

et

$$q_0(z) = Z^H M^{-1} Z \quad (3.6)$$

et $q_1(z) = q_0(z) - s^H M^{-1} s$. La densité p_α est donnée dans [19]. Il a été montré que le détecteur optimal peut être écrit comme

$$q_0 - q_1 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} f_{opt}(q, T) \quad (3.7)$$

où

$$f_{opt}(q_0, T) = q_0 - h_m^{-1}(e^T h_m(q_0)) \quad (3.8)$$

Après un certain développement, la règle de décision du détecteur GLRT-LTD est donnée par [3]

$$\frac{|P^H M^{-1} Z|}{P^H M^{-1} P} \underset{H_0}{\underset{H_1}{>}} \left(1 - e^{-\frac{T}{m+\hat{\lambda}}} \right) \left(\frac{\hat{\lambda}}{\hat{\eta}} + q_0 \right) \quad (3.9)$$

Où P est le vecteur de pilotage lié à la fréquence Doppler de la cible (steering vector) de dimension m , M est la matrice de covariance de dimension $m \times m$ et Z est le vecteur de la CST de dimension m .

Concernant les performances de la procédure GLRT donnée par (3.9), à partir de [4], nous pouvons écrire que la P_{FA} peut être écrite comme ($K \rightarrow \infty$, K est le nombre de données secondaires)

$$P_{FA} = \exp\left(-T \frac{m + \lambda - 1}{m + \lambda}\right) \quad (3.10)$$

Lorsque le clutter tend vers d'être pointu, $\lambda \rightarrow 0$, on obtient pour le détecteur GLRT (3.9)

$$\frac{|P^H M^{-1} Z|}{(Z^H M^{-1} Z)(P^H M^{-1} P)} \underset{H_0}{\underset{H_1}{>}} \left(1 - e^{-\frac{T}{m}} \right) \quad (3.10)$$

Lorsque le clutter tends vers d'être gaussien, $\lambda \rightarrow \infty$, nous pouvons utiliser la version de du détecteur A-GLRT-LTD (Adaptive GLRT-LTD)

$$\frac{|P^H M^{-1} Z|}{(P^H M^{-1} P)} \underset{H_0}{\underset{H_1}{>}} T \quad (3.11)$$

La matrice de covariance, \hat{M} peut être estimées à partir des données secondaires par des procédures telles que le SCM et le NSCM données par

$$\hat{M}_{SCM} = \frac{1}{K} z_k z_k^H \quad (3.12)$$

et

$$\hat{M}_{NSCM} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left(\frac{m}{z_k^H z_k} \right) z_k z_k^H \quad (3.13)$$

D'après le travail présenté dans [4], on peut résumer les versions des détecteurs GLRT comme indiqués dans la **Table. 3. 1** (dans ce cas l'estimateur SCM est utilisé).

- Les termes entre parenthèses au dénominateur du détecteur GLRT de Kelly possède un calcul intensif en temps réel, car il doit refaire un nouveau calcul après chaque nouvel échantillon d'entrée.
- Ce terme tend vers l'unité lorsque K est grand, le GLRT de Kelly prend ainsi la forme de l'AMF (Adaptive Matched Filter).
- Il a été démontré que le GLRT de Kelly offre des meilleures performances à celles de l'AMF pour les petites valeurs du SNR, mais pour des SNR élevés, l'AMF dépasse le GLRT.

Pour effectuer l'opération de la détection GLRT-LTD, la tâche d'estimation des paramètres λ et η est préalablement exécutée à l'aide des méthodes présentées dans le Chapitre 2.

Table. 3. 1 : Versions des détecteurs GLRT

Détecteur	Règle de décision
WMF	$\begin{matrix} & H_1 \\ P^H M^{-1} Z ^2 & > T \\ & < \\ & H_0 \end{matrix}$
AMF	$\begin{matrix} & H_1 \\ \frac{ P^H \hat{M}^{-1} Z ^2}{P^H \hat{M}^{-1} P} & > T \\ & < \\ & H_0 \end{matrix}$
ANMF	$\begin{matrix} & H_1 \\ \frac{ P^H \hat{M}^{-1} Z ^2}{P^H \hat{M}^{-1} P} & > T(Z^H \hat{M}^{-1} Z) \\ & < \\ & H_0 \end{matrix}$
GKRT de Kelly	$\begin{matrix} & H_1 \\ \frac{ P^H \hat{M}^{-1} Z ^2}{P^H \hat{M}^{-1} P} & > T \left(1 + \frac{1}{K} Z^H \hat{M}^{-1} Z \right) \\ & < \\ & H_0 \end{matrix}$
GLRT-LTD	$\begin{matrix} & H_1 \\ \frac{ P^H \hat{M}^{-1} Z ^2}{P^H \hat{M}^{-1} P} & > \left(1 - e^{-\frac{T}{m+\hat{\lambda}}} \right) \left(\frac{\hat{\lambda}}{\hat{\eta}} + q_0 \right) \\ & < \\ & H_0 \end{matrix}$

3. 4 Performances de la détection GLRT-LTD

Dans cette Section, on va tester les performances du détecteur GLRT-LTD à base des données simulées Pareto type II corrélées et des données réelles IPIX. Pour ce faire, nous avons les hypothèses suivantes :

- Taille de la matrice de données secondaires $m \times N$, $m = 8$ ou $m = 16$ et $N = 24$.
- Connaissance *a priori* de la matrice de covariance, M (les estimateurs SCM et NSCM ne sont pas utilisés à cause du temps de calcul énorme).
- L'estimateur $[z \log(z)]$ est utilisé dans (3.9) pour obtenir un seuil adaptatif.
- Deux valeurs du coefficient de corrélation, $\rho = 0.01$ et $\rho = 0.9$ (les deux cas décorrélé et corrélé sont considérés).
- Utilisation du modèle SIRP pour la génération des échantillons complexe et corrélés.

3. 4. 1 Détection par des données simulées

Comme une première étape de simulations, nous allons étudier la propriété CFAR du détecteur GLRT-LTD en fonction des valeurs du paramètre de forme, λ . La valeur minimale de $\rho = 0.01$ (cas des échantillons décorrélés) est prise en compte dans la génération de données. Dans toutes les expériences qui suivent, l'approche $[z \log(z)]$ est utilisée puisque elle est rapide et offre des résultats proches de la méthode MLE (voir Chapitre 2). La [Figure. 3. 3](#) montre l'évolution de la P_{FA} en fonction du facteur, T et du paramètre λ . Nous avons considéré le détecteur idéal GLRT-LTD (utilisation des paramètres de la simulation) et le détecteur (3.9) qui utilise les paramètres estimés du clutter. Comme prévue, la propriété CFAR texture est assurée par la règle de décision (3.9). Dans ce cas, nous avons trouvé $T = 8.55\text{dB}$ à $P_{FA} = 10^{-3}$.

Maintenant on prend en considération le cas d'échantillons fortement corrélés, $\rho = 0.9$. La [Figure. 3. 4](#) illustre les variations de la P_{FA} , elle montre clairement le caractère CFAR du détecteur GLRT-LTD, puisque les courbes sont confondues et T reste égale à 8.5dB pour une $P_{FA} = 10^{-3}$ (voici [Figure. 3. 3](#)).

L'effet du nombre d'impulsions, m sur la valeur du seuil T choisi pour une $P_{FA} = 10^{-3}$ est testé comme montré dans la [Figure. 3. 5](#). On sait que la taille des données secondaires utilisée dans l'estimation des paramètres de clutter repose sur le produit $m.N$. La diminution de m fait rendre des erreurs dans l'estimation des paramètres et qui mène à augmenter la valeur du seuil, $T = 9.8\text{dB}$ à $P_{FA} = 10^{-3}$. Cette augmentation dégrade sans doute la probabilité de détection, P_D .

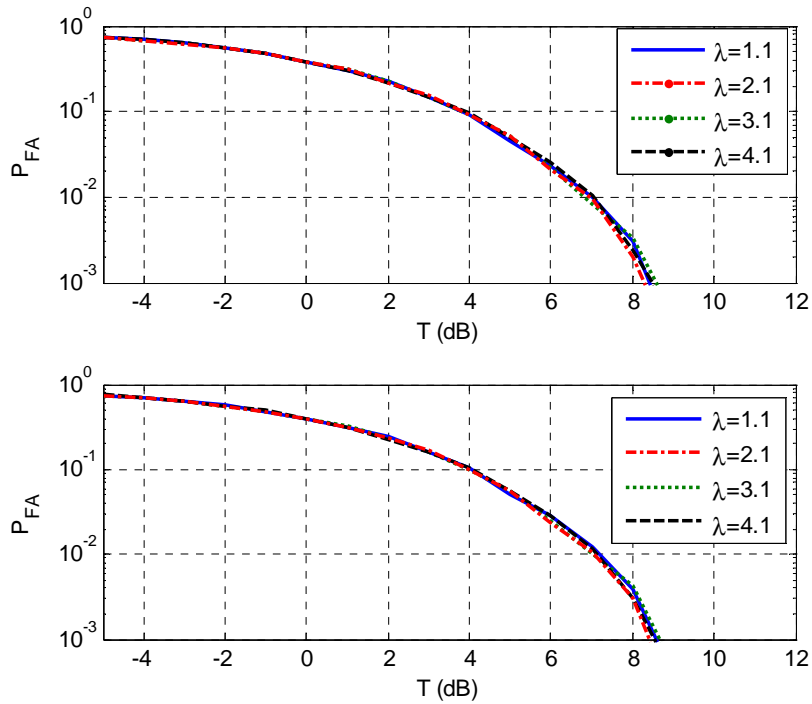


Figure. 3. 3 : Propriété CFAR texture du détecteur GLRT-LTD avec $\rho = 0.01$, $m = 16$ et $N = 24$.

- (a) En haut ; utilisation de (3.10)
- (b) En bas ; utilisation de (3.9)

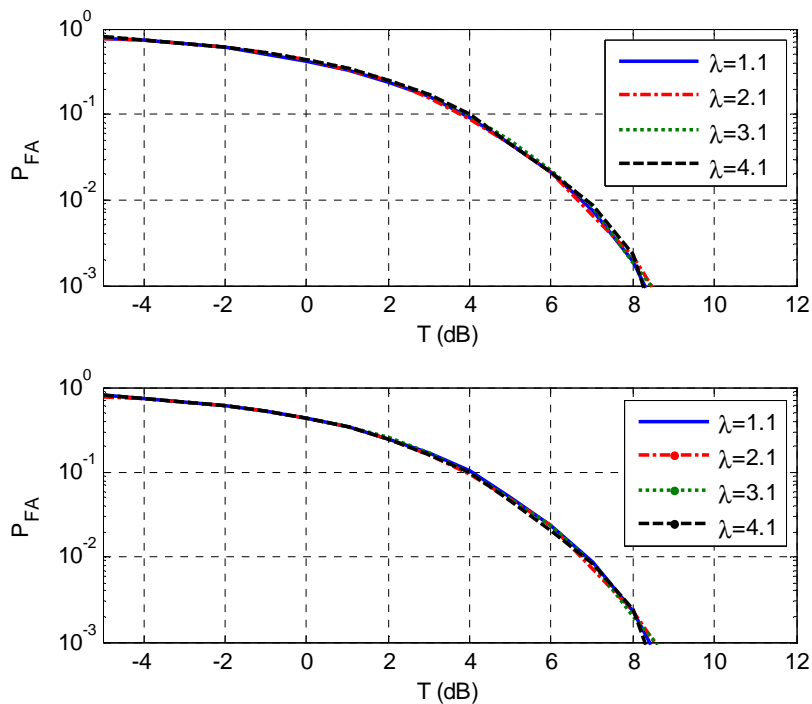


Figure. 3. 4 : Propriété CFAR texture du détecteur GLRT-LTD avec $\rho = 0.9$, $m = 16$ et $N = 24$.

- (a) En haut ; utilisation de (3.10)
- (b) En bas ; utilisation de (3.9)

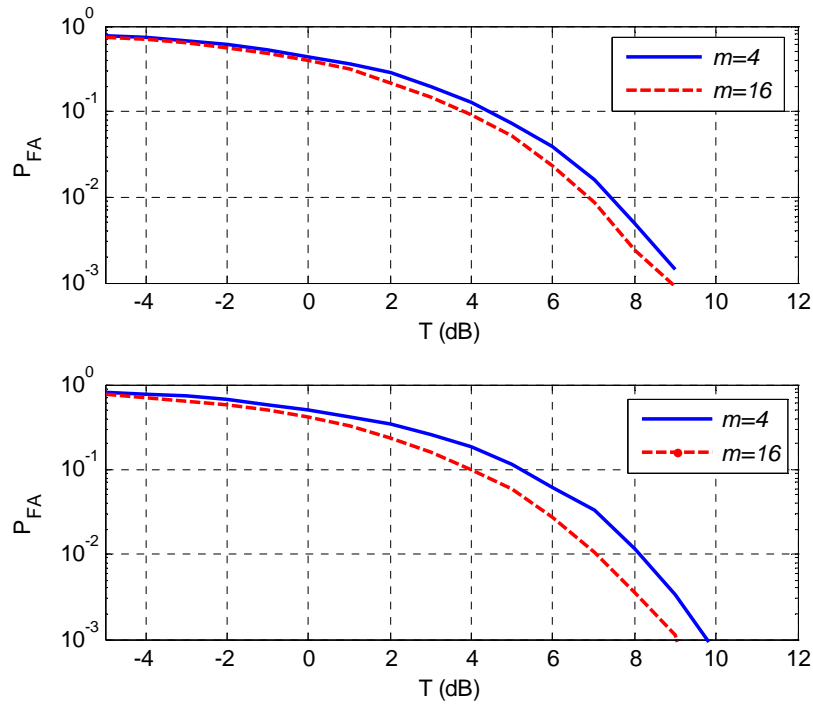


Figure. 3.5 : Effet du nombre d’impulsions sur la P_{FA} avec $\rho = 0.5$, $\lambda = 1.1$ et $N = 24$.

(a) En haut ; utilisation de (3.10)

(b) En bas ; utilisation de (3.9)

Le rapport de puissance du signal sur clutter (SCR) a été défini comme

$$SCR = \frac{E\{\gamma^2\}}{E\{\tau\}} \quad (3.14)$$

Où γ est l’amplitude du signal de la cible (nous avons modélisé l’amplitude complexe de la cible comme $\beta = \gamma e^{j\phi}$ selon le modèle de Swerling I.

Les valeurs trouvées du seuil, T ci-dessus sont utilisées maintenant pour évaluer la probabilité de détection. Les **Figures. 3.6** et **3.7** tracent la probabilité de détection en fonction du SCR. La P_D est une fonction croissante par rapport à SCR, puisque quand SCR croit, la cible se rapproche vers le radar ou le RCS (Radar Cross Section) de la cible est grand. En plus, comme déjà vérifié dans [19], les performances du détecteur GLRT augmente quand l’agitation de la mer (i.e., clutter spikiness, la décroissance de λ).

Pour deux valeurs de $m = 4$ et $m = 16$, nous avons évalué la performance de détection GLRT-LTD en fonction du SCR (voir **Figure. 3.8**). Il est évident que la P_D devient grande pour des valeurs importantes de m . Ceci est dû par l’augmentation de la taille des données qui améliore effectivement la qualité d’estimation des paramètres. Dans ce cas, la puissance de clutter est bien estimée dans la CST.

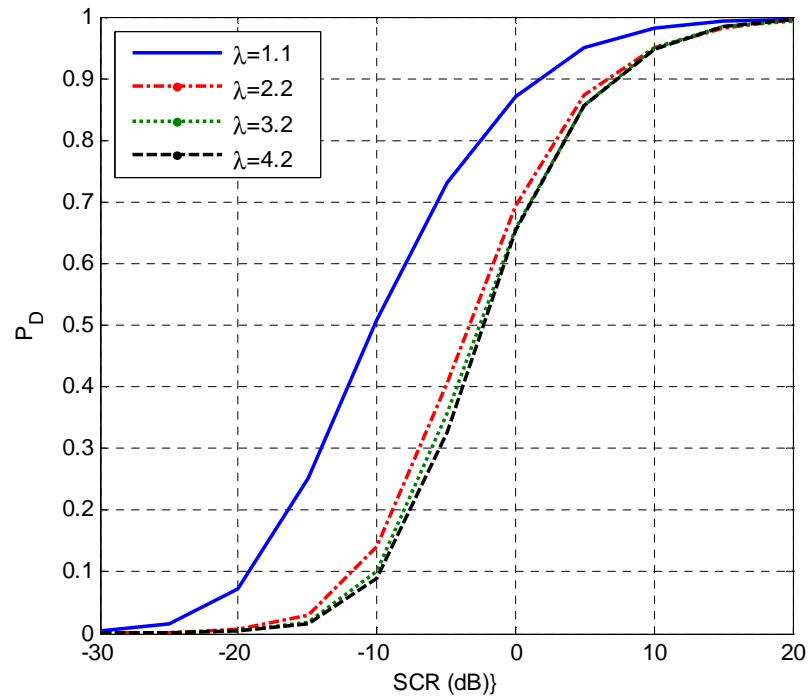


Figure. 3. 6 : Performance de détection avec $\rho = 0.01$, $m = 16$ et $N = 24$.

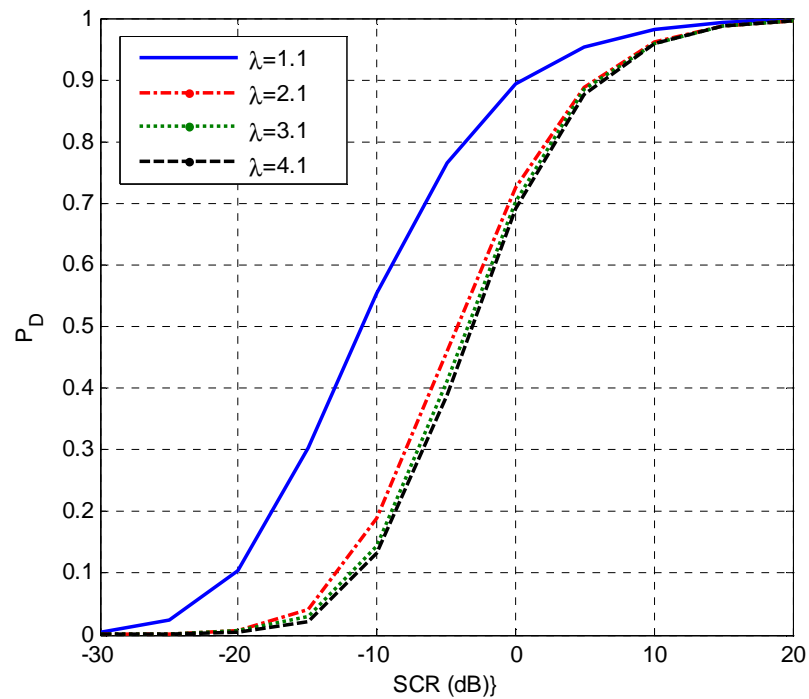


Figure. 3. 7 : Performance de détection avec $\rho = 0.9$, $m = 16$ et $N = 24$.

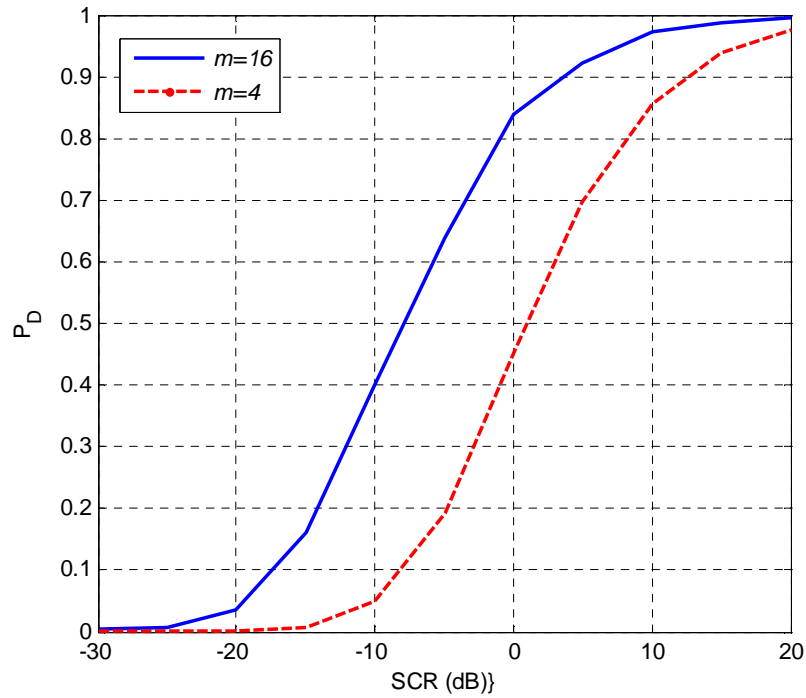


Figure 3.8 : Performance de détection avec $\rho = 0.5$, $\lambda = 1.1$ et $N = 24$.

3.4.1 Détection par des données réelles

Cette section a pour objectif d'étudier la propriété CFAR et la performance de détection GLRT-LTD à partir des échos de la mer enregistrés sous la base IPIX avec trois résolutions différentes (voir le Chapitre 2). Pour ce faire, à partir de la matrice originale, $X(i,j)$, $i = 1, \dots, 6000$ et $j = 1, \dots, 34$ de données complexes IPIX, nous avons formé des sous matrices de dimension $m \times N$ pour les exécuter dans les procédure d'estimation et de détection GLRT-LTD. Le vecteur de la CST et la matrice de données secondaires Z sont

$$\begin{cases} CST = X(i : i + m - 1, 13) + \beta P \\ Z = [X(i : i + m - 1, 1 : 12), X(i : i + m - 1, 14 : 25)] \end{cases} \quad (3.15)$$

La **Figure 3.9** examine la propriété CFAR pour des résolutions 3m, 15m et 30m avec une polarisation HH de l'antenne radar. Les courbes obtenues ne sont pas confondues, et la propriété CFAR n'est pas vérifiée. Cela est justifié par l'incapacité de modéliser les différentes résolutions de donnée réelles par le modèle Pareto type II corrélés. La même remarque est appliquée pour les cas de la polarisation VV et les trois résolutions comme illustrées par la **Figure 3.10**.

A partir de la [Figure. 3. 11](#), la propriété CFAR est garantie utilisant des scénarios du clutter de la mer enregistrés en polarisation HH, VV et résolution 3m. Les cas des deux autres résolutions 15m et 3m montrent la divergence des deux courbes de la P_{FA} , car les données n'approximent pas le modèle Pareto type II corrélé (voir [Figures. 3. 12](#) et [3. 13](#)).

Enfin, nous avons tracé la P_D en fonction du SCR utilisant des données réelles obtenues par les polarisations HH et VV et résolution 3m, parce que ce cas assure la propriété CFAR (voir [Figure. 3. 11](#)). Ici, la valeur de seuil, $T = 5.1\text{dB}$ est utilisée et les tracées sont illustrées dans la [Figure. 3. 14](#). Nous avons remarqué une différence entre les deux courbes de la P_D . Cette distinction peut être due par l'inégalité de la puissance du clutter dans les scènes HH et VV, puisque le SCR dans la CST devient différent.

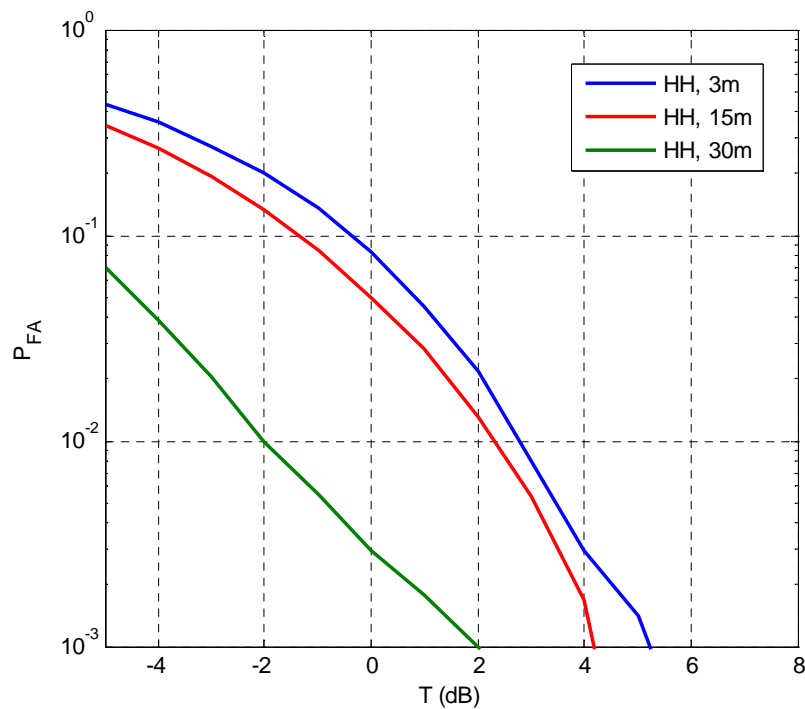


Figure. 3. 9 : Etude de la propriété CFAR utilisant des données réelle IPIX avec la polarisation HH, $m = 16$ et $N = 24$.

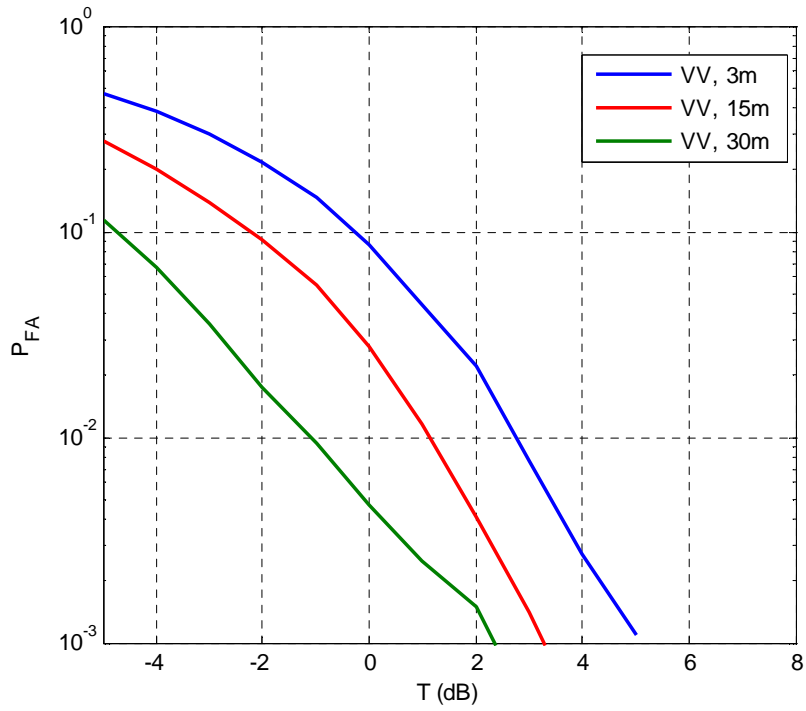


Figure. 3. 10 : Etude de la propriété CFAR utilisant des données réelle IPIX avec la polarisation VV, $m = 16$ et $N = 24$.

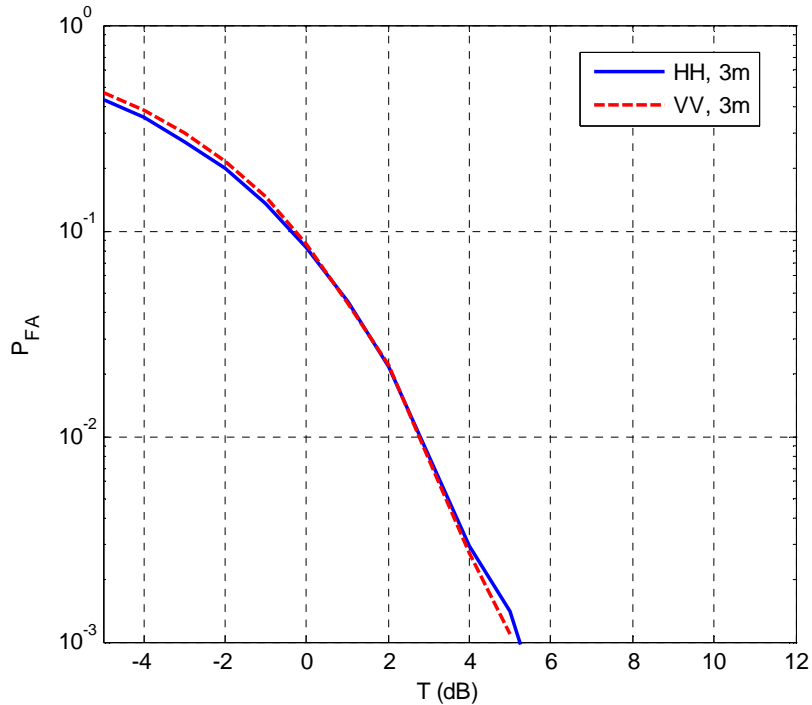


Figure. 3. 11 : Etude de la propriété CFAR utilisant des données réelle IPIX avec les polarisations HH et VV, 3m, $m = 16$ et $N = 24$.

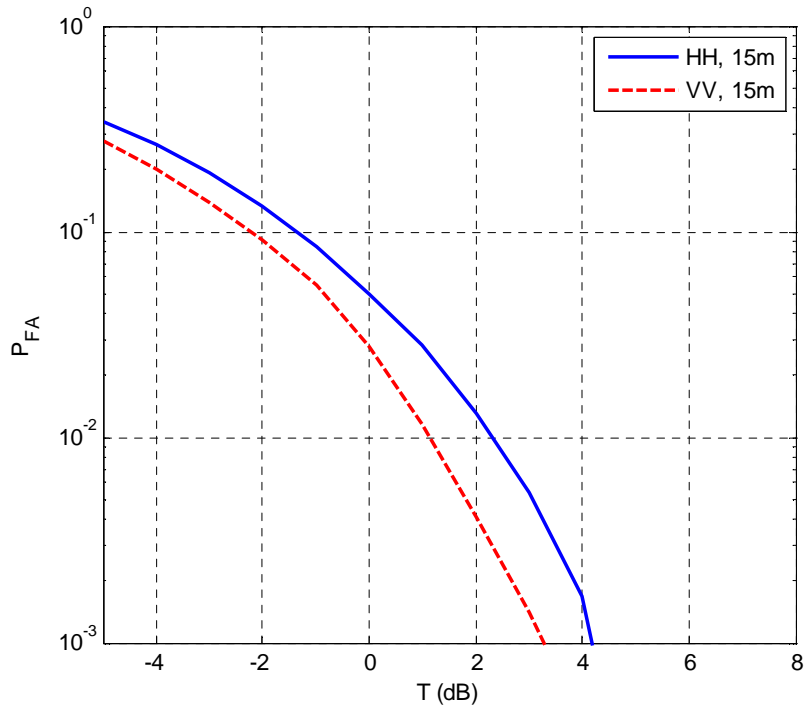


Figure. 3. 12 : Etude de la propriété CFAR utilisant des données réelle IPIX avec les polarisations HH et VV, 15m, $m = 16$ et $N = 24$.

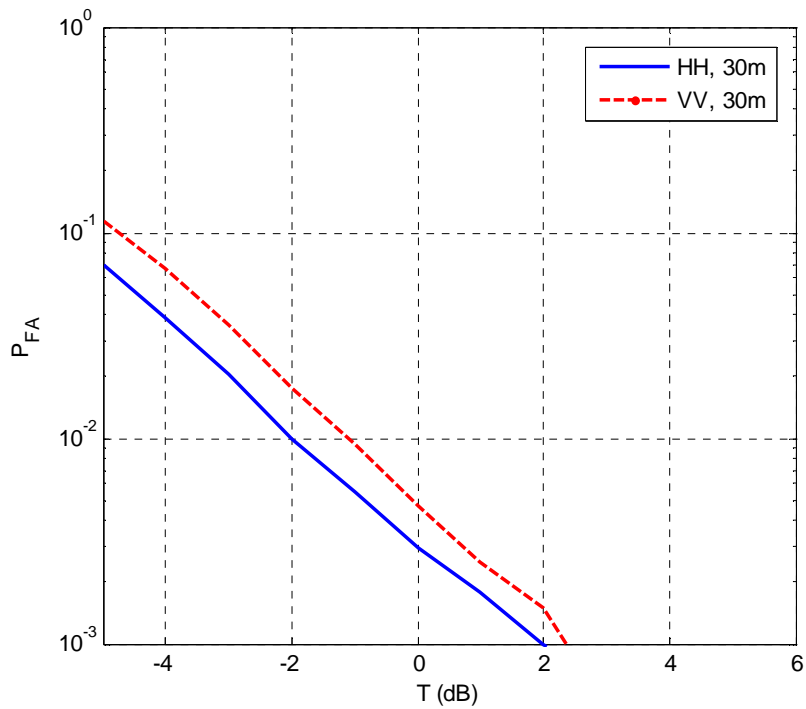


Figure. 3. 13 : Etude de la propriété CFAR utilisant des données réelle IPIX avec les polarisations HH et VV, 30m, $m = 16$ et $N = 24$.

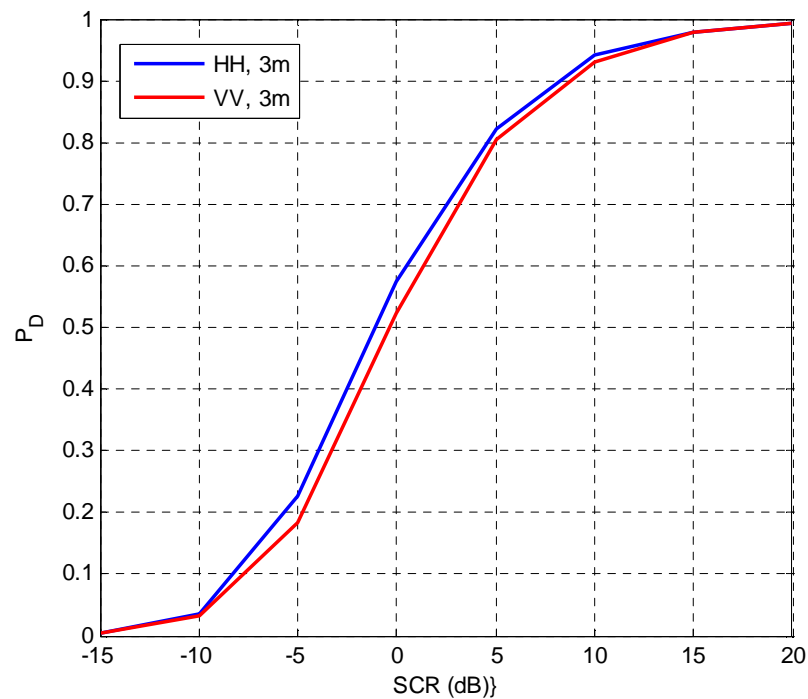


Figure. 3. 14 : Performance de détection à partir des données réelles IPIX
Avec polarisations, HH et VV, 3m, $m = 16$ et $N = 24$.

3. 5 Conclusion

Dans ce Chapitre, nous avons considéré le modèle gaussien composé du clutter de la mer pour l'étude des performances du détecteur GLRT-LTD. Pour des données simulées Pareto type II corrélées, nous avons montré que l'algorithme GLRT possède la propriété CFAR texture (i.e., changement du paramètre de forme) et la propriété CFAR matrice (i.e., changement du coefficient de corrélation). A propos des données IPIX, le caractère CFAR n'est pas justifié pour toutes les scènes de données réelles. Les résultats de la probabilité de détection ont été tracés en fonction du SCR, et ils indiquent que la détection devient meilleure si l'agitation de la mer augmente (i.e., croissance du paramètre de forme du modèle Pareto type II corrélé).

Conclusion Générale

L'objectif de ce mémoire était la comparaison des performances des procédures d'estimation et de détection CFAR en présence du clutter non-gaussien corrélé de distribution Pareto type II. La nature homogène des données simulées ainsi que des données réelles IPIX ont été élaborées pour effectuer les confrontations des résultats de l'estimation et de la détection GLRT-LTDP pour des cibles de Swerling I. Plus précisément, nous avons traité dans ce mémoire les principaux points suivants:

Dans la première partie de ce travail, nous avons présenté le principe de fonctionnement d'un radar à impulsions ainsi que les différentes opérations de traitement du signal radar et les différentes composantes d'un radar. La théorie de décision trouve sa place irréprochable dans le domaine de détection de cibles radar. Dans ce contexte, nous avons donné une présentation non-exhaustive des modèles des cibles les plus fréquents dans la littérature radar. Le calcul de la puissance de clutter atmosphérique et clutter de sol ou de la mer vu par un radar à impulsions courtes est présenté. Les propriétés des échos du clutter interprétées par les densités de probabilité et le spectre de clutter ont été évoquées. Pour ce faire, on a donné un modèle statistique général composé dont plusieurs modèles populaires trouvés dans la littérature sont des cas particuliers de cette distribution générale.

Dans la deuxième partie de ce travail, l'estimation et la modélisation du clutter de mer a été étudiée et le modèle Pareto type II a été utilisé. Ce modèle est une mixture de la distribution de Rayleigh et la distribution gamma inverse. Pour ce faire, nous avons présenté quatre estimateurs des paramètres pour ce modèle nommées HOME, FOME, $[z\log(z)]$ et MLE. Les performances d'estimation et de modélisation ont été évaluées et comparées via des données simulées et réelles IPIX. Par ailleurs, il apparaît, après l'analyse expérimentale effectuée, que l'approche d'estimation FOME et MLE sont meilleurs pour des données décorrélés. L'approche $[z\log(z)]$ a apporté une amélioration appréciable pour ajuster les données radar réelles décorrélées de haute et basse résolution collectées à de faibles incidences.

Conclusion générale

Dans la troisième partie de ce travail, nous avons considéré le modèle gaussien composé du clutter de la mer pour l'étude des performances du détecteur GLRT-LTD. Pour des données simulées Pareto type II corrélées, nous avons montré que l'algorithme GLRT possède la propriété CFAR texture (i.e., changement du paramètre de forme) et la propriété CFAR matrice (i.e., changement du coefficient de corrélation). A propos des données IPIX, le caractère CFAR n'est pas justifié pour toutes les scènes de données réelles. Les résultats de la probabilité de détection ont été tracés en fonction du SCR, et ils indiquent que la détection devient meilleure si l'agitation de la mer augmente (i.e., croissance du paramètre de forme du modèle Pareto type II corrélé).

Bibliographie

- [1] Fabrice Comblet, "Détection, localisation et identification de cibles radar par imagerie électromagnétique bistatique", Physique mathématique [math-ph]. Université de Bretagne occidentale - Brest, 2005.France.
- [2] A. Bentoumi, "Contribution à l'estimation et la détection CFAR de cibles noyées en milieux de clutter de mer non-Gaussien homogène et hétérogène", Thèse de Doctorat en Sciences, Université Mohamed-Boudiaf Msila, 2020.
- [3] K. J. Sangston, F. Gini and M. S. Greco, "Coherent Radar Target Detection in Heavy-Tailed Compound-Gaussian Clutter" IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 48, N° 1, 2012.
- [4] S. Bocquet, "Simulation of correlated Pareto distributed sea clutter", International Conference on Radar, 9-12 Sept. 2013, Adelaide, SA, Australia.
- [5] Z. Peyton, J. R. Peebles, "Radar Principles", John Wiley & Sons Ltd, New York, USA, 1998.
- [6] M. Barkat, "Signal Detection and Estimation", 2nd edition Artech House, Boston, USA, 2005.
- [7] M. I. Skolnik, "Radar Handbook", 3rd Edition, McGraw-Hill Companies, USA, 2008.
- [8] V. Anastassopoulos, G. A. Lampropoulos, A. Drosopoulos, "High Resolution Radar Clutter Statistics", IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems, Vol. 35, N° 1, pp. 43-60, 1999.
- [9] J. Darricau, Y. Blanchard, "Physique et Théorie du Radar", 1973, SODIPE, Paris, French.
- [10] A. Farina, A. Russo, F. Scannapieco, S. Barbarossa, "Theory of radar detection in coherent Weibull clutter". IEE Proceedings, Pt. F: Communications, Radar and Signal Processing, Vol. 134, N° 2, pp. 174-190. Apr. 1987.
- [11] B. Cantrell, "Radar Detection in non-Gaussian correlated clutter". Naval Research Laboratory Rep. 9015, Nov. 1986.
- [12] A. B. Martinez, P. F. Swaszek, J. B. Thomas. "Locally optimum detection in Multivariate non-Gaussian noise". IEEE Transactions on Information Theory, Vol 30, N° 1, pp. 815-822, 6 June 1984.
- [13] E. Conte, M. Longo, "Characterisation of radar clutter as a spherically invariant random process". IEE Proceedings, Pt. F: Communications, Radar and Signal Processing, Vol. 134, N° 2, pp. 191-197, 1987.

- [14] S. Haykin, "Adaptive Radar Signal Processing", John Wiley, New Jersey, Canada, 2007.
- [15] E. Jakeman, P. N. Pusey, "A model for non-Rayleigh sea echo" IEEE Transactions on Antennas and Propagation, Vol. 24, N^o. 1, pp. 806-814, 1976.
- [16] K. J Sangston, K. Gerlach. "Results on the detection of signals in spherically invariant random noise". Naval Research Laboratory, Rep. 9202, Nov. 17, 1989.
- [17] L. Rosenberg, S. Bocquet, "The Pareto Distribution for High Grazing Angle Sea-Clutter," Geoscience & Remote Sensing Conference, Melbourne, Australia, pp. 4209-4212, 2013.
- [18] R. B. Bakker, B. Currie, "The McMaster IPIX Radar Sea Clutter Database", online available: <http://soma.crl.mcmaster.ca/ipix/>.
- [19] K. J Sangston, F. Gini, M. V Greco, A. Farina, "Structures for radar detection in compound Gaussian clutter" IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 35, N^o. 2, pp. 445-458, Apr. 1999.
- [20] I. Chalabi, "Détection CFAR base de GLRT dans un environnement gaussien-composé" Mémoire de Magister. Université de M'sila, juin 2012.
- [21] A. Balleri, A. Nehorai, J. Wang, "Maximum Likelihood Estimation for Compound-Gaussian Clutter with Inverse Gamma Texture", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 43, N^o. 2, pp. 775-7794, 2007.
- [32] M. Greco, F. Bordoni, F. Gini, "X-band sea clutter non-stationarity: The influence of long waves" IEEE Journal of Oceanic Engineering, Vol. 29, N^o. 2 ,pp. 259-283, Apr. 2004.
- [33] F. Gini, M. Greco, "Texture modelling, estimation, and validation using measured sea clutter data" IEE Proceedings, Pt. F: Radar, Sonar, Navigation, Vol. 149, N^o. 3, pp. 115-124 June 2002.
- [34] F. Gini, M. V Greco, L. Verrazzani, "Detection problem in mixed clutter environment as a Gaussian problem by adaptive pre-processing" Electronics Letters, Vol. 31, N^o. 1, pp. 1189-1190, 14 July 1995.
- [35] E. Conte, M. Lops, G. Ricci. "Adaptive detection schemes in compound-Gaussian Clutter" IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 34, N^o. 4, pp. 1058- 1069 (Oct. 1998).
- [36] F. Gini, M. Greco, "Covariance matrix estimation for CFAR detection in correlated heavy tailed clutter" .Signal Processing, Vol. 82, N^o. 1 pp. 1847-1859 ,12 Dec. 2002.
- [37] F. Gini, M. Greco, V. Suboptimum , "approach to adaptive coherent radar detection in compound-Gaussian clutter". IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 35, N^o. 3, pp. 1095-1104 , July 1999.