

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Mohamed Boudiaf de M'sila
Faculté de Technologie
Département d'Electronique



Mémoire de fin d'Etudes de Master Académique

Filière : **Electronique**

Spécialité : **Electronique des Systèmes Embarqués**

Thème :

***Estimation et Détection CFAR Dans un
Clutter Pareto Type II avec Intégration
d'Impulsions***

Présenté par :

Hasbaia Nour Elhouda
&
Hireche Youcef

Encadré par :

Pr. MEZACHE Amar
&
Terki Zakia

N° d'ordre :.....

Promotion : **2021/2022**

Dédicace

Nous dédions ce modeste travail

A mes très chers parents,

A mes soeurs et à tous les membres de leurs familles,

A tous mes amis.

A tous ceux qui me sont chers, à tous ceux qui m'aiment et à tous ceux que j'aime.

REMERCIEMENTS

Avant tout, nous remercions en premier lieu ALLAH qui nous a donné la foi, le courage et la patience de parvenir à finir ce modeste travail.

Nous tenons à remercier particulièrement nos parents pour leurs longues années de sacrifices et de patience.

Nous tenons à exprimer nos vifs remerciements et notre gratitude à notre promoteur **Prof.** Mezache Amar, nous le remercions pour ses conseils ; ses précieux commentaires qui nous ont permis de surmonter nos difficultés, et de progresser dans cette présente étude.

Nos remerciements s'adressent aux president **Prof.** Oudira Hocine et examinateur **Prof.** Khedrouche Djamel membres du jury qui ont accepté de juger notre travail.

Nos remerciements vont aussi, à **Mlle.** Terki Zakia pour la documentation, l'accompagnement tout au long de ce travail et les conseils prodigués. Qu'elle trouve ici nos amples gratitude.

Nos remerciements s'étendent également à tous, nos enseignants durant nos longues années d'études.

Enfin nous ne voudrions pas oublier de remercier toute personne qui nous a aidés de loin ou de près pour réaliser ce travail.

Table de matière

Introduction Générale.....	1
Chapitre 1 : les Systèmes Radars.....	4
1.1 Introduction.....	4
1.2 Histoire du radar.....	5
1.3 Principe de fonctionnement du radar	6
1.4 Classification de radar.....	6
1.4.1 Radars imageurs et non imageurs.....	7
1.4.2 Radars secondaires.....	8
1.4.3 Radar primaire.....	8
1.4.4 Radar à impulsions.....	9
1.4.5 Radar à onde continue.....	9
1.5 Principales recherches dans le radar.....	9
1.5.1 Modélisation des échos radar.....	9
1.5.2 Estimation des paramètres de clutter.....	10
1.5.3 Détection des cibles.....	10
1.6 Modèles statistiques de clutter.....	11
1.7 Modèles statistiques des cibles.....	14
1.8 Théorie de la decision.....	15
1.9 Conclusion.....	16
Chapitre 2 : Modélisation des Signaux Radar.....	17
2.1 Introduction.....	17
2.2 Modèles statistiques du clutter de mer.....	18
2.2.1 Distribution Weibull.....	18

2. 2. 2 Distribution log-normal.....	20
2.2.3 Distribution K	20
2. 2. 4 Distribution Pareto type II.....	21
2.3 Détection CFAR.....	22
2. 4 Résultats de la modélisation.....	24
2. 4. 1 Etude de la modélisation via des données simulées.....	26
2. 4. 2 Etude de la modélisation via des données réelles IPIX.....	31
2.5 Conclusion.....	37
Chapitre 3 : Détection CFAR avec Intégration d'Impulsions dans un Clutter Pareto Distribué.....	38
3.1 Introduction.....	38
3. 2 Modèle Pareto Type II et détecteurs CFAR associés.....	40
3. 3 Détecteurs CFAR étendus avec plusieurs impulsions.....	42
3. 3. 1 Détection avec une intégration non-cohérente d'impulsions.....	42
3 .3. 2 Détection avec intégration binaire.....	45
3. 4 Illustrations numériques.....	46
3. 5 Conclusion.....	54
Conclusion générale.....	55
Références.....	57

Liste des Figures

Figure 1.1 : détection d'une cible avec un radar impulsif.....	6
Figure 1.2: classification des systèmes radars.....	7
Figure 1.3: Radar avec image et radar sans image.....	7
Figure 1.4: Radar secondaire.....	8
Figure 1.5: Radar primaire.....	8
Figure 1.6: Mécanismes d'interaction du signal radar (surface de mer.....)	12
Figure 1.7: clutter gaussien avec clutter épineux (Pareto clutter).....	12
Figure 1.8: Fonctions de bases d'un système de détection radar.....	16
Figure 2.1: Contribution des vagues de la mer dans les statistiques des échos de retour.....	19
Figure 2.2: Schéma de détection d'un radar à seuil adaptatif.....	23
Figure 2.3: Schéma fonctionnel du détecteur CA-CFAR.....	23
Figure 2.4: Schéma d'un détecteur OS-CFAR conventionnel.....	25
Figure 2.5: Modélisation via des données simulées de distribution Weibull avec $b = \Gamma(1 + 2/c)^{-1/2}$ et $N = 60000$ échantillons, (a) $c = 0.5$ (cas du clutter pointu) (b) $c = 2$ (cas du clutter presque gaussien).....	27
Figure 2.6: Modélisation via des données simulées de distribution log-normal avec $\nu = -\sigma^2$ et $N = 60000$ échantillons (a) $\sigma = 1$ (cas du clutter pointu) (b) $\sigma = 0.3$ (cas du clutter presque gaussien).....	28
Figure 2.7: Modélisation via des données simulées de distribution K avec $b = \nu$ et $N =$ 60000 échantillons (a) $\nu = 0.1$ (cas du clutter pointu) (b) $\nu = 10$ (cas du clutter presque gaussien).....	29
Figure 2.8: Modélisation via des données simulées de distribution Pareto type II avec $\beta = \alpha - 1$ et $N = 60000$ échantillons (a) $\alpha = 1.1$ (cas du clutter pointu) (b) $\alpha = 10$ (cas du clutter presque gaussien).....	30
Figure 2.9 : Modélisation via des données de Dartmouth (n° : 19931107_141630_starea) avec la cellule de résolution 13 et $N = 60000$ (a) Polarisation VV (b) Polarisation HV.....	30
Figure 2.10 : Modélisation via des données de Dartmouth (n°: 19931118_035737_ stareC283) avec la cellule de résolution 6 et $N = 60000$, (a) Polarisation VV, (b) Polarisation VH.....	34
Figure 2.11 : Modélisation via des données de Grimsby, résolution 3m avec la cellule de résolution 3 et $N = 60000$, (a) Polarisation HH, (b) Polarisation VV.....	35

Figure 2. 12 : Modélisation via des données de Grimsby, résolution 30m avec la cellule de résolution 17 et $N = 60000$,(a) Polarisation HH,(b) Polarisation VV	36
Figure 3. 1: Détecteurs GM-, SO-, GO- et OS-CFAR avec intégration non-cohérente de M impulsions en présence de clutter Pareto type II.....	44
Figure 3. 2: Détecteurs GM-, SO-, GO- et OS-CFAR avec intégration binaire d'impulsions en présence de clutter Pareto typeII.....	46
Figure 3. 3: PD en fonction du SCR de détecteurs GM-, GMSO-, GMGO- et GMOS-CFAR avec une intégration non-cohérentes des impulsions pour $\alpha = 2.1$, $N=16$ et $PFA = 10^{-3}$	49
Figure 3. 4: PD en fonction du SCR de détecteurs GM-, GMSO-, GMGO- et GMOS-CFAR avec une intégration non-cohérentes des impulsions pour $\alpha = 2.1$, $N = 24$ et $PFA = 10^{-3}$	49
Figure 3. 5: PD en fonction du SCR de détecteurs GM-, GMSO-, GMGO- et GMOS-CFAR avec une intégration non-cohérentes des impulsions pour $N = 24$, $M = 2$ et $PFA = 10^{-3}$	50
Figure 3. 6: PD en fonction du SCR de détecteurs GM-, GMSO-, GMGO- et GMOS-CFAR avec une intégration non-cohérentes des impulsions pour $\alpha = 2.1$, $N = 24$ et $M= 3$	50
Figure 3. 7: PD en fonction du SCR en présence de deux cibles interférentes dans la fenêtre amont tête pour $\alpha = 2,1$, $N = 24$, $M = 3$, $PFA= 10^{-3}$ et $ICR = 20\text{Db}$	51
Figure 3. 8: PD en fonction de SCR en présence de deux cibles interférentes dans les fenêtres amont et,aval pour $\alpha = 2.1$, $N = 24$, $M = 3$, $PFA= 10^{-3}$ et $ICR = 20 \text{ Db}$	51
Figure 3. 9: PFA en fonction de la position du bord du clutter de détecteurs GM-,GMSO-,GMGO- et GMOS-CFAR pour $\alpha = 2.1$, $N = 24$, $M = 4$, $PFA = 10^{-3}$ et $CCR = 10 \text{ Db}$	52

Figure 3.10: PD en fonction du SCR de détecteurs GM-, GMSO-, GMGO- et GMOS-CFAR avec une intégration binaire pour $\alpha = 2.1$, $N = 24$, $PFA = 10^{-3}$ et règle de fusion "AND".....52

Figure 3.11: Comparaisons PD des détecteurs GM-, GMSO-, GMGO- et GMOS-CFAR avec impulsions binaires et intégrées pour $\alpha = 2,1$, $N = 24$, $M = 4$ et $PFA = 10^{-3}$ 53

Figure 3.12: PFA en fonction de la position du bord du clutter de détecteurs GM-, GMSO-, GMGO- et GMOS-CFAR pour $\alpha = 2,1$, $N = 24$, $M = 3$, $PFA = 10^{-3}$, et $CCR = 10\text{dB}$ et la règle « AND ».....53

Liste des Tableaux

Table 1. 1 : Exemples d'environnements Gaussien et non-Gaussiens non-Gaussi.....13
Table 1.2: Distributions du clutter de mer à partir du modèle GC sans bruit bruit.....13
Table 2. 1: Description des données radar IPIX31

Liste des Acronymes

CFAR	Constant False Alarm Rate.
CUT	Cell Under Test.
CW	Radar à onde continue.
GI	gamma généralisée.
GA	l'algorithme génétique.
GC	composée généralisé.

GO-CFAR	Greatest Of-CFAR.
GP	Pareto généralisé.
IPIX	Intelligent PIXel X band radar.
OS-CFAR	Order Statistic-CFAR.
PRF	Pulse Répétition Fréquence.
PRI	Pulse Répétition Intervalle.
PSR	primary surveillance radar.
RADAR	Radio Détection And Ranging.
ROC	Receiver Operating Characteristic.
SNR	Signal to Noise Ratio.
SO-CFAR	Smallest Of-CFAR.
GM-CFAR	Geometric Mean CFAR..
CA-CFAR	Cell Averaging CFAR..
PD	Probability of Detection.
PDF	Probability Density Function.
PFA	Probability of False Alarm.
SCR	Signal-to-Clutter Ratio.
CRP	Clutter Range Profile.
CCR	Clutter-to-Clutter Ratio.

Abstract

Construction of maritime radar targets detectors are based on a fundamental search for an adequate statistical model of sea echoes. The latter is formulated by the probability density function (pdf) with unknown parameters such as the shape parameter that is responsible for the agitation of the sea and the scale parameter that influences on the received power from the radar echo. Constant false alarm rate (CFAR) detection is built based on several clutter situations that mask the target of interest. In this work, we first studied the modelling of the IPIX sea clutter using standard distributions like Weibull, log-normal, K and Pareto type II. We found that the Pareto model type II fits in many cases this type of clutter. The second part of this work focuses on the generalization of GM (Geometric Mean)-CFAR, GO (Greatest Of)-CFAR, SO (Smallest Of)-CFAR and OS (Order Statistic)-CFAR detectors with non-coherent and binary integration of multiple pulses. We have demonstrated through Monte-Carlo simulations that detection performances of these algorithms are improved if the number of pulses increases.

Résumé

La détection des cibles radar dans des milieux marins repose sur une recherche primordiale d'un modèle statistique adéquat des échos de la mer. Ce dernier est formulé par la fonction densité avec des paramètres inconnus tels que le paramètre de forme qui est responsable de l'agitation de la mer et le paramètre d'échelle qui influe sur la puissance reçue de l'écho radar. La détection à taux de fausse alarme constant (CFAR) est construite en fonction de plusieurs situations de clutter qui masque la cible d'intérêt. Dans ce travail, nous avons étudié en premier lieu la modélisation du clutter de mer IPIX utilisant les distributions standards Weibull, log-normal, K et Pareto type II. Nous avons trouvé que le modèle Pareto type II s'adapte dans plusieurs cas ce type de clutter. La deuxième partie de ce travail s'intéresse sur la généralisation des détecteurs GM (Geometric Mean)-CFAR, GO (Greatest Of)-CFAR, SO (Smallest Of)-CFAR et OS (Order Statistic)-CFAR avec une intégration non-cohérents et binaire d'impulsions multiples. Nous avons démontré par des simulations Monte-Carlo que les performances de détection de ces algorithmes sont améliorées avec l'augmentation du nombre d'impulsions.

ملخص

يستند الكشف عن أهداف الرادار في البيئات البحرية إلى بحث أساسي عن نموذج إحصائي ملائم لأصداء البحر. يتم صياغة هذا الأخير من خلال دالة الكثافة مع معلمات غير معروفة مثل معلمة الشكل المسؤولة عن إثارة البحر ومعلمة المقياس التي تؤثر على القوة الواردة من صدى الرادار. يتم بناء اكتشاف معدل الإنذار الكاذب المستمر (CFAR) بناءً على العديد من حالات الفوضى التي تخفي هدف الاهتمام. في هذا العمل، درسنا لأول مرة نمذجة فوضى البحر IPIX باستخدام توزيعات Weibull القياسية، log-normal، K و Pareto من النوع الثاني. وجدنا أن نموذج باريتو من النوع الثاني يناسب في كثير من الحالات هذا النوع من الفوضى. يركز الجزء الثاني من هذا العمل على تعميم أجهزة GM (المتوسط الهندسي) - CFAR، CFAR - GO (Greatest Of) - CFAR، SO (الأصغر) - CFAR و OS (إحصائية الطلب) - CFAR مع كاشفات غير متماسكة وبنك لقد أثبتنا من خلال عمليات محاكاة مونت كارلو أن أداء الكشف عن هذه الخوارزميات قد تحسن مع زيادة عدد النبضات.

Introduction

Générale

Introduction générale

1 Introduction

Un radar est un instrument de télédétection active qui génère des impulsions d'onde électromagnétique de fréquence donnée. L'idée d'utiliser des ondes électromagnétiques pour la détection d'objets date de la fin du XIX^e siècle, mais c'est seulement à partir des années 1920 qu'il est possible de réaliser des expériences concluantes en utilisant des ondes radio. Le premier système de radar fonctionnel permettant de détecter un avion est expérimenté avec succès par le physicien britannique Robert Watson-Watt (1892-1973) en 1935. En envoyant des ondes électromagnétiques et en mesurant le temps qui s'écoule entre l'émission de ces ondes et leur retour après réflexion sur l'objet, le radar peut déterminer la position de celui-ci. En 1939, l'invention de la cavité résonnante, dite magnétron, permet de développer le radar à ondes centimétriques et millimétriques. À la veille de la Seconde Guerre mondiale, la Grande-Bretagne possède déjà un réseau de radars pour protéger ses côtes des attaques navales et aériennes. Durant ce conflit, d'autres nations belligérantes développent à leur tour des systèmes radar qui, après la guerre, trouvent d'innombrables applications civiles et scientifiques.

En météorologie, il sert à observer les nuages, estimer les précipitations, mesurer la vitesse du vent, estimer le spectre des gouttes de pluie, estimer l'état de la mer, etc. Les applications du radar sont nombreuses et variées; aussi est-il impossible de toutes les citer. Elles sont soit civiles, soit militaires. Les militaires veulent des radars pour obtenir des images du territoire ennemi, pour surveiller les déplacements d'avions, de chars, de fantassins, et pour associer ces appareils à des missiles et à des dispositifs antimissiles. Un radar peut en effet déterminer la trajectoire de tels engins jusqu'à leur ultime point d'impact, parfois jusqu'à un mètre seulement de la cible. Le radar a des utilisations plus pacifiques : contrôle de la navigation aérienne, atterrissage des avions par mauvais temps, lancement de satellites, etc. Il facilite le travail des météorologistes en localisant les formations nuageuses et en détectant la

position des fusées-sondes et des ballons-sondes. On utilise le radar dans la navigation maritime et fluviale (cf. navigation), ainsi que pour contrôler la circulation routière et réprimer les excès de vitesse.

Le radar émet des impulsions brèves qui se propagent à la vitesse de la lumière, réagissent avec le milieu et une partie infime de l'énergie revient vers l'antenne. L'énergie reçue est mesurée dans plusieurs portes de distance. Depuis des années cinquante, plusieurs travaux de recherches ont été effectués améliorant les procédures de détection des cibles. La modélisation des échos radar, l'estimation des paramètres du clutter et la détection des cibles avec le comportement à taux de fausse alarme constant (CFAR) se sont des axes de recherches très considérés par la communauté scientifique radar. Celles-ci sont accomplies par l'application des outils mathématiques et statistiques (calcul d'intégral, calcul de dérivée, etc).

2. Travaux du mémoire

Le travail de ce mémoire s'articule sur les points suivants :

- Etude en simulation des comportements des distributions Weibull, log-normal, K et Pareto type II pour la caractérisation du clutter de mer.
- Tests des capacités de ces distributions pour la modélisation du clutter réel IPIX.
- En considérant un clutter Pareto type II distribué, les détecteurs GM-, GO-, SO- et OS-CFAR sont généralisés avec une intégration non-cohérente et binaire d'impulsions multiples. Cette partie de travail est analysée via des données simulées.

3. Organisation du mémoire

Ce travail est divisé en 3 chapitres distincts :

Dans le **Chapitre 1**, nous allons présenter en grosso modo le système radar et son principe de fonctionnement. Les trois axes de recherches essentiels dans le domaine radar sont discutés à savoir la modélisation du clutter non-gaussien, l'estimation des paramètres de clutter et la détection des objets mobiles. Ensuite, nous allons évoquer quelques paramètres agissant du clutter de la mer avec une présentation de son modèle général nommé GC (general compound). Les quatre modèles de Swerling sont présentés et la théorie de la décision classique est expliquée brièvement.

Dans le **Chapitre 2**, nous allons présenter deux variantes de modèles standards de clutter de mer à la sortie des détecteurs d'enveloppe et quadratique. Ensuite, nous décrivons le principe de la détection CFAR avec ses variantes. Puis, nous présentons la modélisation du clutter via des données synthétisées et des données réelle IPIX par les distributions Weibull, log-normal, K et Pareto type II.

Dans le **Chapitre 3**, Nous allons présenter le modèle Pareto type II avec les détecteurs GM- GO-, SO- et OS-CFAR déjà développés dans la littérature pour un paramètre d'échelle connu *a priori*. Ces algorithmes sont ensuite généralisés dans ce mémoire pour inclure l'intégration non-cohérente et binaire des impulsions multiples. Une série de résultats numériques des détecteurs CFAR ci-dessus sont illustrés et comparés.

Enfin, on va terminer par une synthèse des travaux effectués où quelques travaux futurs concernant la détection CFAR en présence de clutter Pareto type II avec des paramètres inconnus seront discuté

Chapitre I :

Les Systèmes Radars



Chapitre 1

Les Systèmes Radars

1. 1 Introduction

Le radar est un système qui utilise les ondes radio pour détecter et déterminer la distance et/ou la vitesse d'objets tels que les avions, les bateaux, ou encore la pluie. Un émetteur envoie des ondes radio, qui sont réfléchies par la cible et détectées par un récepteur, souvent situé au même endroit que l'émetteur. La position est estimée grâce au temps de retour du signal et la vitesse est mesurée à partir du changement de fréquence du signal par effet Doppler. Le terme radar est issu de l'acronyme anglais 'RADio Detection And Ranging' depuis sa découverte au cours des années 1930 dans de nombreux pays, notamment les États-Unis, la Grande Bretagne, l'Allemagne et la France, mais aussi la Russie, l'Italie, la Hollande et le Japon. Initialement destiné à des applications militaires, le système radar a connu un essor rapide durant la Seconde Guerre mondiale 1945. Aujourd'hui, les systèmes radar sont aussi très largement répandus dans des applications civiles telles que la surveillance du trafic aérien, la météorologie ou encore la sécurité automobile. Le radar est donc aujourd'hui un système indispensable et très largement utilisé qu'il serve à surveiller un territoire ou pour éviter des collisions [1].

Dans ce chapitre, on va présenter en grosso modo le système radar et son principe de fonctionnement. Les trois axes de recherches essentiels dans le domaine radar sont discutés à savoir la modélisation du clutter non-gaussien, l'estimation des

paramètres de clutter et la détection des objets mobiles. Ensuite, nous allons évoquer quelques paramètres agissant du clutter de la mer avec une présentation de son modèle général nommé GC (general compound). Les quatre modèles de Swerling sont présentés et la théorie de la décision classique est expliquée brièvement.

1. 2 Histoire du radar

En 1886, Heinrich Hertz démontra la similitude entre ondes lumineuses et ondes « radio », toutes deux électromagnétiques. Leur différence essentielle est que la longueur d'onde de ces dernières est beaucoup plus grande que celle des ondes lumineuses. Hertz montra que les ondes « radio » pouvaient, elles aussi, être réfléchies par les corps métalliques et diélectriques. Dès 1904, l'Allemand Christian Hülsmeier décrivait un « appareil de projection et de réception d'ondes hertziennes pour donner l'alarme en présence d'un corps métallique tel qu'un navire ou un train situé dans le faisceau du projecteur ». Cette possibilité était vérifiée expérimentalement de façon plus ou moins complète de 1922 à 1927 par un certain nombre de chercheurs parmi lesquels on peut citer : les Américains A. H. Taylor et L. C. Young du 'Naval Research Laboratory' (N.R.L.), utilisant une longueur d'onde de 5 mètres, les Français M. Mesny et P. David, se servant d'une longueur d'onde de 1,8 m, et M. Pierret et C. Gutton, employant une longueur d'onde de 0,16 m. Quoique peu écoutés et disposant de faibles moyens, ces chercheurs restèrent à l'affût. En juin 1930, l'Américain L. A. Hyland obtint une détection accidentelle d'un avion passant dans un faisceau d'ondes « radio » de 9 mètres de longueur d'onde. Dès lors, le N.R.L. (A. H. Taylor, L. C. Young et L. A. Hyland) expérimenta de 1930 à 1934 un premier système de « détection d'objets par radio » en ondes métriques (environ 5 m de longueur d'onde) permettant des détections d'avions distants de quelque 80 kilomètres. De son côté, le Français P. David (du Laboratoire national de radioélectricité) expérimentait à la même époque un système analogue (barrage David), obtenant au Bourget, en 1934, des détections d'avions à environ de 10 kilomètres. En outre, la Compagnie générale de télégraphie sans fils (C.S.F.), avec, entre autres, M. Ponte et C. Gutton, déposait le 20 juillet 1934 un brevet [2].

1. 3 Principe de fonctionnement du radar

Un système radar surveille une zone en se fondant sur la mesure du temps de parcours aller-retour d'une onde hyperfréquence impulsionnelle depuis son émission

par le système radar jusqu'à sa réflexion sur la cible et la réception de son écho par le radar. Le principe de base du fonctionnement du radar repose donc tout d'abord sur l'émission d'un signal haute fréquence très puissant dans une direction donnée pendant une durée τ d'impulsion radar. Lorsque cette onde porteuse de haute fréquence rencontre un obstacle, une partie de l'énergie émise est réfléchiée vers le système radar. Le radar va alors capter l'écho réfléchi par la cible avec un retard t_1 permettant de déterminer la position et éventuellement la vitesse de la cible à partir de l'onde électrique reçue. La **Figure 1. 1** illustre ce principe avec un synoptique temporel des impulsions radar. Dans la représentation temporelle, on représente l'amplitude de l'enveloppe des signaux haute-fréquence émis et reçus [1].

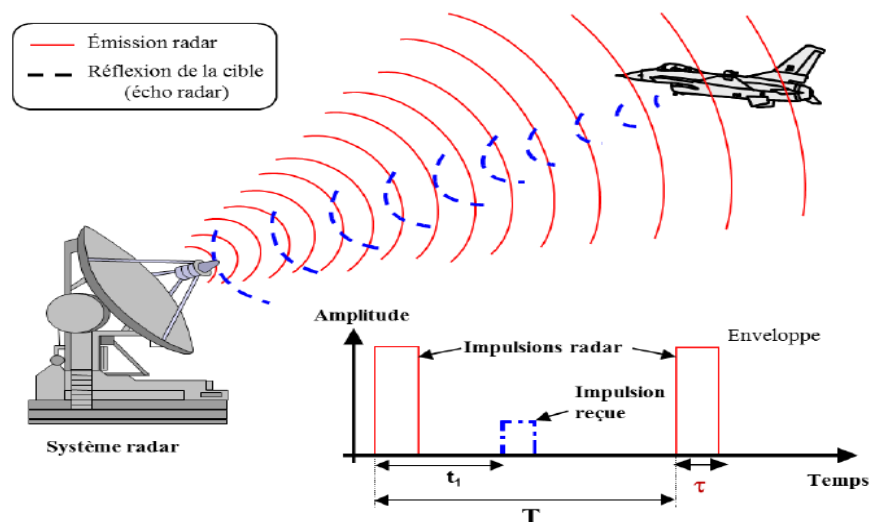


Figure 1. 1: Principe de détection d'une cible avec un radar à impulsions

1. 4 Classification des radars

En fonction des informations qu'elles doivent fournir, les équipements radar utilisent des qualités et des technologies différentes (voir **Figure 1. 2**). Ceci se traduit par une première classification des systèmes radars:

1. 4. 1 Radar imageurs/radar non imageurs

Un radar imageur permet de présenter une image de l'objet (ou de la zone) observé. Les radars imageurs sont utilisés pour cartographier la Terre, les autres

réponse peut contenir beaucoup plus d'informations que celles qu'un radar primaire peut collecter par exemple l'altitude, un code d'identification, ou encore un rapport de problème à bord comme une panne totale des radiocommunications (voir [Figure 1. 4](#)) [3].

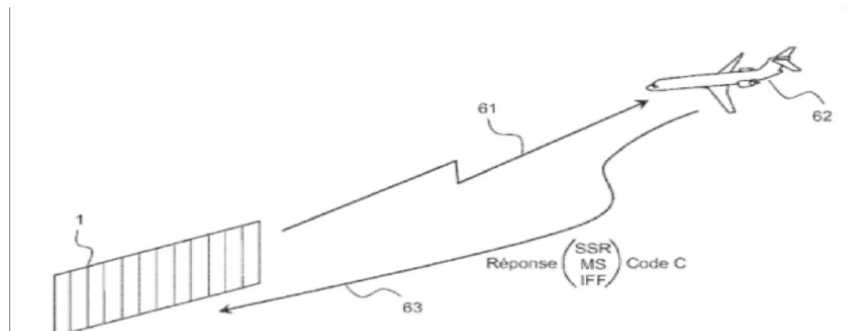


Figure 1. 4 : Radar secondaire.

1. 4. 3 Radars primaires

Un radar primaire émet des signaux hyperfréquences qui sont réfléchis par les cibles. Les échos ainsi créés sont reçus et étudiés. Contrairement à un radar secondaire, un radar primaire reçoit la partie réfléchi de son propre signal.



Figure 1. 5 : Radar primaire.

1. 4. 4 Radars à impulsions

Les radars à impulsions émettent des impulsions de signal hyperfréquence à forte puissance. Chaque impulsion est suivie d'un temps de silence plus long que l'impulsion elle-même, temps durant lequel les échos de cette impulsion peuvent être reçus avant qu'une nouvelle impulsion ne soit émise. Direction, distance et parfois, si cela est nécessaire, hauteur ou altitude de la cible, peuvent être déterminées à partir

des mesures de la position de l'antenne et du temps de propagation de l'impulsion émise [4].

1. 4. 5 Radars à onde continue

Les radars à onde continue génèrent un signal hyperfréquence continu. Le signal réfléchi est reçu et traité, mais le récepteur (qui dispose de sa propre antenne) n'est pas tenu d'être au même emplacement que l'émetteur. Tout émetteur de station radio civile peut être simultanément utilisé comme un émetteur radar, pour qu'un récepteur relié à distance puisse comparer les temps de propagation du signal direct et du signal réfléchi. Des essais ont montré que la localisation d'un avion était possible par la comparaison et le traitement des signaux provenant de trois différentes stations émettrices (deux radars à onde continue non modulée pour la mesure des vitesses et un radar modulé à onde continue). Ces radars sont utilisés lorsque les distances à mesurer ne sont pas trop grandes et qu'il est nécessaire d'effectuer des mesures ininterrompues (par exemple une mesure d'altitude pour un avion ou un profil de vents par un radar météorologique).

1. 5 Principales recherches dans le radar

Dans les sections précédentes, nous avons mis en évidence la relation très étroite entre la modélisation du clutter, l'estimation des paramètres du modèle statistique du clutter et la détection des cibles en présence de clutter [4].

1. 5. 1 Modélisation des échos radar

On sait que le clutter est la principale source d'erreurs de détection. De plus, il a été montré que la théorie statistique de la détection radar s'appuie sur une modélisation statistique du clutter pour développer les tests de détection dont on a besoin. C'est pour cela que le premier problème considéré dans le système radar dans des milieux marins non gaussiens est la modélisation statistique du clutter de mer : l'ensemble des échos perturbateurs qui limitent le volume de détection du radar de haute résolution. «Le but est alors de proposer de nouveaux modèles statistiques composés du clutter de mer en agissant sur un choix optimal de la loi de probabilité de la composante texture considérée comme étant un processus non-Gaussien». Les performances des modèles du clutter sont évaluées à l'aide des données réelles

provenant du clutter de la mer. En pratique, les queues de ces modèles sont approximés pour modéliser précisément le clutter de mer [5]. Le choix de la technique d'estimation influe fortement sur les performances de la modélisation.

1. 5. 2 Estimation des paramètres de clutter

Ces tests sont souvent liés aux paramètres du modèle de clutter adopté. Dans des scénarios réalistes, les vraies valeurs de ces paramètres ne sont jamais connues au préalable, cependant elles doivent être remplacées par leurs estimateurs. Ces estimateurs doivent être donc calculés de manière optimale, ou tout du moins s'approchés de leurs valeurs théoriques, pour pouvoir aider ensuite à l'optimisation des performances de détection des cibles. En pratique, lorsque ces estimateurs sont inexacts, les détecteurs basés sur ces tests peuvent subir de grandes difficultés pour pouvoir isoler le signal de la cible utile. Pour pallier ce problème, on recourt à l'usage des estimateurs plus efficaces pour lesquels les tests issus des différentes stratégies de détection sont robustes. Il est alors clair que l'estimation des paramètres d'un modèle statistique du clutter doit faire l'objet de toutes les attentions afin d'améliorer les performances des radars. En particulier, l'estimation des paramètres caractérisant un modèle statistique du clutter de mer est l'une des questions théoriques les plus importantes en télédétection et surveillance maritime [5].

1. 5. 3 Détection des cibles

Le principe du radar consiste à émettre une onde électromagnétique dans une direction donnée et à détecter en retour l'onde réfléchi par un obstacle à l'intérieur de son volume de couverture. Le but principal du radar est bien, de révéler la présence des objets (cibles) qui ne peuvent pas être observés visuellement, en plus d'informations additionnelles comprenant; la distance par une mesure exacte du temps écoulé entre la transmission et la réception du signal en retour et la direction par l'utilisation de modes d'antennes directives. Dans les premières séries de radars, deux antennes étaient utilisées pour comparer l'intensité de l'énergie réfléchi avec celle émise et ainsi déterminé la direction de l'écho. La classification de cibles, également être effectuée, par l'analyse des échos et leurs variations dans le temps. Un système radar est composé généralement d'un ensemble de sous-systèmes, représentant ainsi ses constituants majeurs, dans le but de contrôler ses capacités opérationnelles. Les

principaux sous-systèmes radars sont, l'antenne, l'émetteur, le récepteur et le traitement de signal [5].

1. 6 Modèles statistiques du clutter

Pour un radar opérationnel, la rétrodiffusion du signal transmis par des éléments de la surface de la mer limite souvent la détection des retours provenant des navires, des aéronefs et des missiles, des bouées de navigation et d'autres cibles partageant la cellule de résolution radar avec la mer. Ces signaux interférant sont communément appelés clutter de la mer ou écho de la mer. Étant donné que la mer présente un visage dynamique et sans fin vers le radar, une compréhension et des observations du clutter de la mer sont généralement associées à des caractéristiques particulières non seulement de la recherche de modèles appropriés pour décrire la diffusion de la surface de la mer et l'environnement, mais aussi sur la connaissance du comportement complexe de la mer telles que les vagues de la mer, la houle de la mer ou la vitesse du vent donc de là, se caractérise deux paramètres; son état et la direction des vagues. L'état de la mer peut prendre en compte l'amplitude et la distance entre les vagues [6]

Certains termes de base utilisés pour décrire la surface de la mer sont: les vagues de gravité (la houle) et les vagues de capillarité (voir [Figure 1. 6](#)). La première est une onde dont la vitesse de propagation est contrôlée principalement par gravité, les vagues d'eau qui ont une longueur supérieure à 5cm sont considérées comme vague de la houle. La deuxième est une vague de capillarité dont la vitesse de propagation est principalement contrôlée par la tension superficielle du liquide dans lequel la vague se déplace avec faible taille mais nombreuses, d'une longueur inférieure à 2,5 cm.

A partir de nombreuses petites structures (c'est-à-dire dans une vagues de capillarité) se produit la diffusion des signaux qui se déplacent entre elles et crée des interférences dans le signal dispersé appelé Speckle. Souvent décrit comme résultant d'un champ uniforme de nombreux diffuseurs aléatoires, qui présente des statistiques de diffusion gaussiennes. La [Table 1. 1](#) résume quelques cas de clutter non-Gaussien, il y a des cas des données expérimentales correspondant à ce type de clutter ont montré qu'elles obéissent à une distribution présentant une queue plus étalée ou lourde que celle de la gaussienne. De ce fait, pour détecter des cibles dans ce type de

clutter, il est nécessaire de modéliser l'environnement par des distributions non-Gaussiennes. Dans la littérature radar, les modèles statistiques pouvant se substituer à l'absence d'un clutter Gaussien sont les distributions Weibull, log-normal, K , Pareto type II, etc.

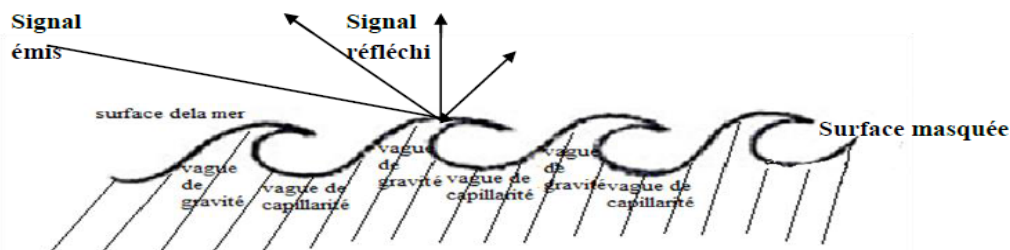


Figure 1.6 : Mécanismes d'interaction du signal radar (surface de mer)

Pour les radars qui ont une faible résolution spatiale, où les dimensions de la cellule de résolution sont beaucoup plus grandes que la longueur de vague de la houle de la mer, le clutter est habituellement modélisé par une distribution de Rayleigh (L'intensité du clutter étant le carré de l'amplitude, elle est donc modélisée par une distribution Exponentielle). Au fur et à mesure que la résolution du radar augmente, et que les angles d'incidence plus petits (low grazing angle), on observe que la répartition de l'amplitude du clutter développe une «queue» plus longue et les rendements sont souvent décrits comme étant pointus. Dans ce cas, le clutter épineux a été modélisé comme étant un PDF de distribution de Pareto (voir Figure 1.7). Ceci va engendrer une augmentation considérable du taux de fausses alarmes lorsqu'on adopte l'hypothèse Gaussienne. Pour pallier ce problème, le radar doit adapter son seuil de détection pour réduire le niveau de fausses alarmes. Par conséquent une dégradation significative dans les performances de détection. Dans ce contexte, de nombreuses recherches ont été effectuées et le sont encore actuellement pour modéliser le clutter.

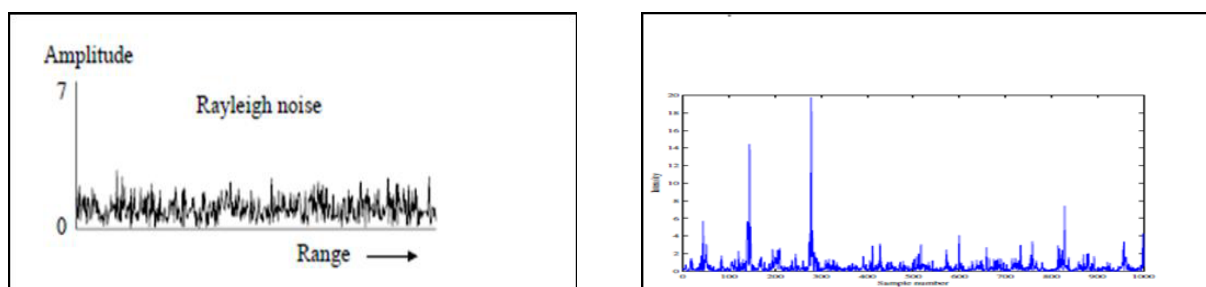


Figure 1.7: Clutter gaussien avec clutter épineux (Pareto clutter)

Table 1. 1 : Exemples d'environnements Gaussien et non-Gaussiens.

Type de radar	Largeur d'impulsion τ (μ s)	Terre ou Mer	Bande de Fréquences	Angle d'incidence (degrés)	Modélisation du clutter
Basse résolution	2	Montagnes rocheuses	S (2-4 GHz)	≥ 5 < 5	Gaussienne Weibull
Basse résolution	3	Collines boisées	L (1-2 GHz)	0.5°	Log-normal et Weibull
Haute résolution	0.17	Forêt	X (8-12 GHz)	0.7°	Log-normal et Weibull
Haute résolution	0.17	Terre cultivée	X (8-12 GHz)	0.7° - 5.0°	Log-normal et Weibull
Haute résolution	0.2	Mer : Etat 1	X (8-12 GHz)	4.7°	Log-normal, Weibull et K
Haute résolution	0.1	Mer : Etat 2	K_v (12-18 GHz)	1.0° - 30.0°	Log-normal, Weibull et K

Le modèle composé générale (GC) regroupe plusieurs modèles de clutter de mer non gaussien. Il est composé de deux distributions gamma généralisée. A partir de [7], on peut inspirer un certain nombre de modèles du clutter comme montré par la Table 1. 2.

Table 2.1: Distributions du clutter de mer à partir du modèle GC sans bruit

Modèle	Paramètres	Speckle	Texture
GC	ν_1, ν_2, b_1, b_2 et a	gamma généralisée	gamma généralisée
GK (K généralisée)	$\nu_1, \nu_2, b_1 = b_2 = b$ 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	-
Exponentielle	$\nu_1 = 1, \nu_2 = 1/2, b_1 = b_2 = b = 1$ et a	Exponentielle	-
HG (Hypergeometric gamma)	ν_1, ν_2, b_1, b_2 et a où b_1 et b_2 sont des entiers	gamma généralisée	gamma généralisée

1. 7 Modèles statistiques des cibles

La forme et la capacité de rétrodiffusion d'un signal radar par une cible est appelé 'surface équivalent radar (SER) σ ', elle a pour unité les mètres carrés. La SER est difficile à estimer, il dépend de la forme de l'objet, sa taille, la nature de son matériau, de la longueur d'onde ainsi que des angles d'incidence. La notation usuelle de la SER est σ définie, P_s est la puissance réfléchi par la cible et P_i est la puissance illuminée par le radar. Les modèles de Swerling ont été développés par le mathématicien américain Peter Swerling et publiés en 1954. Il s'agit de formules mathématiques pour décrire les propriétés statistiques de la surface efficace de formes complexes. La modélisation des cibles dépend du calcul du SER de l'objet. Le moindre changement d'orientation de la cible et les vibrations qu'elle subisse provoque le phénomène des variations du RCS appelées fluctuations. Généralement, la majorité des cibles radar sont fluctuantes car leurs dimensions sont plus importantes que la longueur d'onde. Dans ce cas, la puissance du signal retournée par impulsion sur n'importe quel scan est supposée être constante, mais ces impulsion sont indépendantes (non-corrélés) d'un scan à un autre. Le signal retourné pour ce modèle est une simple variable aléatoire indépendante, de distribution Rayleigh est la moyenne arithmétique des valeurs de σ de la cible. On considère que la SER de la cible ne fluctue pas (modèle théorique) et que par conséquent l'amplitude du signal réfléchi par la cible est inconnue et non-fluctuante. Ce modèle exploite la PDF de Rayleigh. En fait, les quatre modèles de la cible découlent de la formule générale suivante:

$$P(s) = \frac{1}{T(k)m_s} \left(\frac{ks}{m_s}\right)^{k-1} \exp\left(-\frac{ks}{m_s}\right) \quad (1. 1)$$

où m_s est la puissance moyenne du signal reçu S .

(i) *Modèle Swerling 1 :*

Ici, les fluctuations sont plus rapides, et sont supposées être indépendantes d'une impulsion à une autre. C'est une fluctuation d'une impulsion à impulsion, où la fonction densité de probabilité est la même que le modèle Swerling 1. Il est impératif de passer par le cas général et prendre $k = 1$. Par remplacement de k par 1 dans l'équation (1.1), nous obtenons :

$$P(s) = \frac{1}{m_s} \exp\left(-\frac{s}{m_s}\right) \quad (1. 2)$$

(ii) Modèle Swerling 2 :

Dans ce cas, la cible est rapidement fluctuante (pulse-to-pulse), la PDF du signal cible est la même du cas de Swerling I (1.2). Ces deux types de modélisation peuvent caractériser les statistiques des avions et des navires.

(iii) Modèle Swerling 3 :

Ce modèle est similaire à Swerling III mais σ varie d'une impulsion à l'autre plutôt que d'un balayage au suivant. La cible est lentement fluctuante (scan-to-scan) mais la PDF du signal cible suit une loi non-exponentielle donnée pour ($k=2$) :

$$P(S) = \frac{4S}{m_s^2} \exp\left(-\frac{2S}{m_s}\right) \quad (1.3)$$

(iv) Modèle Swerling 4 :

On suppose que les cibles se composent de plusieurs réflecteurs élémentaires indépendants. En théorie, ce nombre tend vers l'infinie. Ce modèle est utilisé pour représenter les fluctuations des échos d'avions et la réflexion sur la plupart des terrains. Par contre les densités de probabilité sont utilisées pour modéliser des cibles composées d'un réflecteur dominant constant et des petits réflecteurs indépendants à cette situation.

1. 8 Théorie de la décision

La théorie de la décision statistique utilisée dans des domaines tels que le radar, sonar, communication numérique et imagerie par ultrasons, tente de distinguer entre l'information portant les signaux utiles et le bruit ou les interférences. Dans le problème de détection binaire, les observations peuvent être classées en deux ensembles mutuellement exclusifs: l'hypothèse nulle (H_0), qui représente l'absence de cible, cas où le signal reçu est composé des échantillons du bruit plus des échos parasites, et l'hypothèse alternative (H_1), qui représente la présence de cible, cas où le signal de cible est inclus dans le signal reçu.

La détection est l'opération qui consiste à prendre une décision sur la présence ou l'absence d'une cible (voir [Figure 1. 8](#)) en comparant le signal reçu à un certain seuil dépendant de la fausse alarme désirée. Si le signal utile dépasse le seuil, la cible est détectée présente. Si le bruit dépasse le seuil en absence du signal écho, on dit que c'est une fausse alarme.

La décision finale de l'opération de détection est liée aux deux hypothèses H_1 et H_0 . Chacune de ces deux hypothèses est basée sur un critère de décision, et correspond à une ou plusieurs observations qui sont représentées par des variables aléatoires. Le récepteur décide laquelle de ces observations est vraie. Autour de ce concept, on définit les probabilités suivantes : [8]

- 1- La probabilité de détection, P_d : décider H_1 alors que H_1 est vraie.
- 2- La probabilité de détection nulle P_{nulle} : décider H_0 alors que H_0 est vraie.
- 3- La probabilité de non détection P_{miss} , : décider H_0 alors que H_1 est vraie.

A partir de [7], il y a trois critères de décision classiques ; le critère de Bayes, critère de minimax et critère de Neyman Pearson.

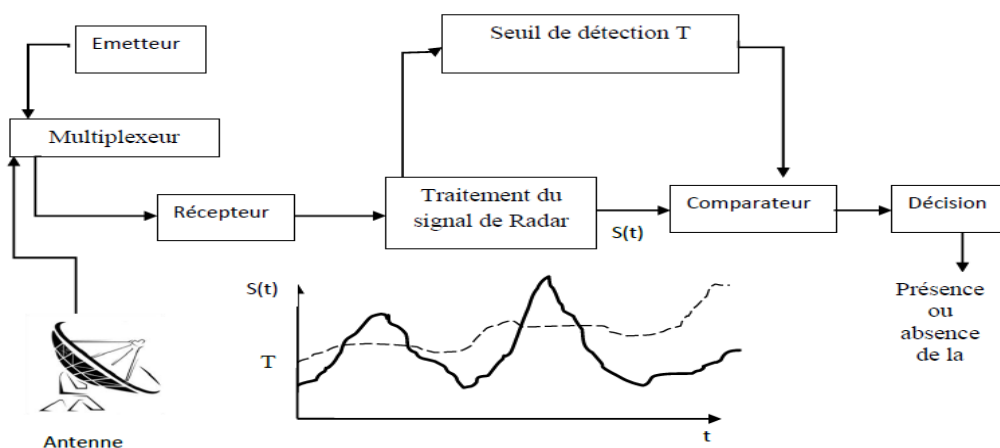


Figure 1. 8: Fonctions de bases d'un système de détection radar.

1. 9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une petite introduction sur le système radar et son principe de fonctionnement. Les principales recherches dans le domaine radar ont été discutées à savoir la modélisation du clutter, l'estimation des paramètres et la détection des cibles. Ensuite, nous avons évoqué le phénomène de clutter de la mer où le modèle composé généralisé a été discuté. Les quatre modèles de Swerling ont été présentés, puis nous avons exposé brièvement un rappel sur la théorie de décision avec une citation des trois critères de décisions classiques. Les distributions du clutter de mer et la détection moderne CFAR seront l'objet du chapitre 2.

Chapitre : II

Modélisation des Signaux

Radar

Chapitre 2

Modélisation des Signaux Radar

2.1 Introduction

Dans les travaux expérimentaux, par exemple en physique, il y a souvent des problèmes où une fonction standard de densité de probabilité (pdf) statistique est applicable. Il est souvent très utile de pouvoir les gérer de différentes façons, comme calculer le contenu probabiliste ou générer des nombres aléatoires [8, 9]. Dans les systèmes radar à faible résolution, les statistiques des échos marins ont été décrites par la pdf exponentielle ou Rayleigh (c-à-d, cas de clutter gaussien). Avec le développement technologie du radar fonctionnant à de faibles angles d'incidence, les résolutions des statistiques d'échos de mer ont été considérablement réduites et ont été observées pour dévier de la gaussianité [10]. Les distributions CG (Compound Gaussian) et GC (General Compound) avec et sans bruit thermique sont proposées pour approximer mieux les échos de la mer à haute résolution. Les modèles CG sont formés par deux composantes : la composante speckle et la composante texture appelée souvent la composante de modulation. Cette dernière peut être modélisée par les lois de gamma, gamma inverse et gaussienne inverse [10]. A partir des données réelle IPIX, le modèle GC qui utilise le modèle gamma généralisée pour les deux composantes speckle et texture a été testé où les distributions conventionnelles Rayleigh, Weibull, log-normal et K sont des cas particuliers.

La détection CFAR (Constant False Alarm Rate) fait référence à une forme moderne d'algorithme adaptatif utilisé dans les radars pour séparer le signal retour d'une cible d'un bruit de fond important (clutter), de brouillage et d'interférences. Plusieurs procédures CFAR ont été proposés selon le type d'environnement considéré [10]. Puisque les statistiques de clutter

varient avec le temps, le détecteur CFAR adapte intelligemment le seuil de détection par l'utilisation des échantillons des cellules adjacentes à la cellule sous test. On peut classer deux types d'environnements de détection; homogène et hétérogène. En ce qui concerne l'environnement homogène, les échantillons ont la même distribution et les mêmes valeurs des paramètres, tandis que l'environnement hétérogène, les échantillons n'ont pas la même distribution (case de présence des cibles secondaires) et/ou ils n'ont pas les mêmes valeurs de paramètres (cas de présence de bord de clutter).

Ce chapitre est organisé comme suit. La Section 2. 2 est dédiée à présenter quatre modèles standards de clutter de mer à la sortie des détecteurs d'enveloppe et quadratique. La Section 2. 3 décrit le principe de la détection CFAR. La Section 2. 4 illustre la modélisation du clutter simulé et réel IPIX via des distributions Weibull, log-normal, K et Pareto type II. Enfin, les différents points de ce chapitre sont conclus dans la Section. 2. 5.

2. 2 Modèles statistiques du clutter de mer

Dans la théorie des probabilités et les statistiques, une distribution des probabilités est la fonction mathématique qui donne les probabilités d'occurrence de différents résultats possibles pour une expérience donnée [8]. Il s'agit d'une description mathématique d'un phénomène aléatoire en termes d'espace échantillon et de probabilités d'événements (sous-ensembles de l'espace échantillon). Par la suite, on va exposer les formes des pdf utilisées dans la caractérisation du clutter de surface de la mer. La Figure 2. 1 montre comment la puissance du signal retour est influencée par la forme des vagues de la mer. La propriété statistique du clutter de la mer en état agitation est vraiment un phénomène très complexe. L'angle d'incidence, la durée de l'impulsion, la vitesse de la lumière, l'angle d'ouverture du lobe, la polarisation de l'antenne et la portée radar-mer sont tous des facteurs affectant le signal réfléchi.

2. 2. 1 Distribution Weibull

Le modèle Weibull est couramment utilisée comme distribution des variables aléatoires dans plusieurs applications. Il est utilisé pour modéliser les échos de la mer à de faibles angles d'incidence (moins de cinq degrés) pour des fréquences de propagation variant entre 1 et 10GHz. La distribution Weibull à deux paramètres est définie par un paramètre de

forme et un paramètre d'échelle [9]. La pdf, $p(\cdot)$ and la cdf (cumulative distributed function), $P(\cdot)$ de Weibull à la sortie du détecteur d'enveloppe sont données par

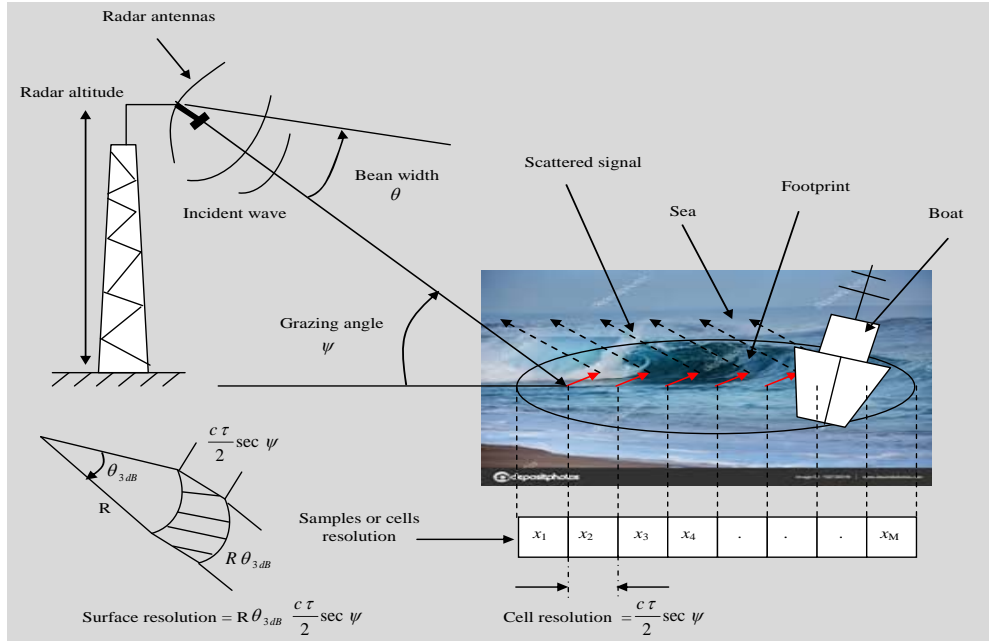


Figure 2. 1 : Contribution des vagues de la mer dans les statistiques des échos de retour

$$\begin{cases} p_X(x; c, b) = \frac{c}{b} \left(\frac{x}{b}\right)^{c-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right) \\ P_X(x; c, b) = 1 - \exp\left(-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right) \end{cases} \quad (2.1)$$

Où c est le paramètre de forme et b est le paramètre d'échelle. La distribution Weibull est liée à un certain nombre de distributions, en particulier, elle interpole entre la distribution exponentielle avec $c = 1$ et la distribution Rayleigh avec $c = 2$. La variable aléatoire, $Y = X^2$ qui représente l'intensité (puissance) de clutter obtenue à la sortie du détecteur quadratique suit la pdf and la cdf suivantes

$$\begin{cases} p_Y(y; c, b) = \frac{c}{2b^c} y^{\frac{c}{2}-1} \exp\left(-\frac{y}{b^c}\right) \\ P_Y(y; c, b) = 1 - \exp\left(-\frac{y}{b^c}\right) \end{cases} \quad (2.2)$$

2. 2. 2 Distribution log-normal

La distribution log-normale est la plus simple et a déjà été proposée comme modèle pour le clutter de la mer. Par rapport aux autres distributions, elle décrit mieux le clutter de terre à faibles angles d'incidence. Cette distribution constitue la base de la construction de plusieurs détecteurs CFAR de cibles. Quand le détecteur d'enveloppe est considéré, la statistique, X a les formes suivantes de la fdp et la cdf

$$\begin{cases} p_X(x; \sigma, \mu) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma x}} \exp\left(-\frac{(\ln x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \\ P_X(x; \sigma, \mu) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \int_T^x \frac{1}{x} \exp\left(-\frac{(\ln x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) dx \end{cases} \quad (2.3)$$

Où σ est l'écart type et μ est la moyenne de $\ln(x)$. A la sortie du détecteur quadratique, Y obéit à la pdf et à la cdf suivantes

$$\begin{cases} p_Y(y; \sigma, \mu) = \frac{1}{2\sqrt{2\pi\sigma y}} \exp\left(-\frac{(0.5 \ln y - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \\ P_Y(y; \sigma, \mu) = \frac{1}{2\sqrt{2\pi\sigma}} \int_T^y \frac{1}{y} \exp\left(-\frac{(0.5 \ln y - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) dx \end{cases} \quad (2.4)$$

2. 2. 3 Distribution K

Il est commode que les processus gaussiens composés, le modèle K par exemple soient utiles pour décrire le clutter de la mer. Cette distribution est obtenue à partir de la composante speckle, $p_X(x|y)$ à variations rapides et la composante texture, $P_Y(y; \nu, b)$ à variations lentes. D'où, la loi K qui modélise l'amplitude, X est calculée après la solution de l'intégrale suivante

$$p_X(x; \nu, b) = \int_0^{+\infty} p_X(x|y) p_Y(y; \nu, b) dy = \frac{2b^\nu}{\Gamma(\nu)} \left(\frac{x}{b}\right)^{\frac{\nu-1}{2}} K_{\nu-1}(2\sqrt{bx}) \quad (2.5)$$

où

$$\begin{cases} p_X(x|y) = \frac{1}{y} \exp\left(-\frac{x}{y}\right) \\ P_Y(y; \nu, b) = \frac{b^\nu}{\Gamma(\nu)} y^{\nu-1} \exp(-by) \end{cases} \quad (2.6)$$

Avec ν le paramètre de forme et b le paramètre d'échelle. Utilisant la détection quadratique ($Z = Y^2$), (2.5) et (2.6) deviennent

$$p_Z(z; \nu, b) = \int_0^{+\infty} p_Z(z|y) p_Y(y; \nu, b) dy = \frac{4c}{\Gamma(\nu)} (cz)^\nu K_{\nu-1}(2cz), \quad c = b\sqrt{\pi/4} \quad (2.7)$$

et

$$\begin{cases} p_Z(z|y) = \frac{\pi z}{2y^2} \exp\left(-\frac{\pi z^2}{4y^2}\right) \\ P_Y(y; \nu, b) = \frac{2b^{2\nu}}{\Gamma(\nu)} y^{2\nu-1} \exp(-b^2 y^2) \end{cases} \quad (2.8)$$

2. 2. 4 Distribution Pareto type II

Récemment, Weinberg a analysé les capacités de la distribution Pareto pour modéliser le clutter de la mer collecté par un radar à bande-X de haute résolution éclairant à de grands angles d'incidence [11]. Ce modèle s'avère utile comparativement aux modèles existants puisqu'il est capable de modéliser raisonnablement les longues queues caractérisant souvent la distribution empirique du clutter de la mer. Donc, il est compatible avec un modèle de rétrodiffusion à deux échelles, où le signal rétrodiffusé par une surface s'exprime sous forme du produit de deux composantes statistiquement indépendantes. En identifiant deux composantes des fluctuations d'amplitude avec la composante speckle est toujours gaussienne. Quand la composante de modulation (texture) suit la loi gamma inverse, le modèle Pareto type II est obtenu. Les formes des pdf et cdf en détection d'enveloppe sont données par

$$\begin{cases} p_X(x; \alpha, \beta) = \frac{2x\alpha\beta}{(\beta x + 1)^{\alpha+1}} \\ P_X(x; \alpha, \beta) = \left(1 + \frac{x}{\beta}\right)^{-\alpha} \end{cases} \quad (2.9)$$

Avec α le paramètre de forme et β le paramètres d'échelle. Dans le cas du détecteur quadratique, (2.9) devient

$$\begin{cases} p_Y(y; \alpha, \beta) = \frac{\alpha\beta^\alpha}{(y + \beta)^{\alpha+1}} \\ P_Y(y; \alpha, \beta) = \left(1 + \frac{y}{\beta}\right)^{-\alpha} \end{cases} \quad (2.10)$$

2. 3 Détection CFAR

La détection des cibles à travers le processus de réception des échos, consiste à construire la structure de réception optimale sur la base d'un critère de décision qui utilise les principes de la théorie de décision statistique et de l'estimation du bruit de l'environnement [12]. L'objectif ici, est d'extraire une information du signal utile, provenant d'un écho de cible et noyée dans des signaux parasites, bruit thermique plus clutter et qui sont généralement de nature statistique non-stationnaire. La Figure 2. 2 montre l'architecture générale du détecteur CFAR. L'adaptation du seuil de détection th est effectuée par l'estimation en temps réel de la puissance du clutter. L'expression mathématique de ce seuil change d'une distribution à une autre. Pour des modèles complexes, il est difficile à formuler th avec l'exigence de la propriété CFAR.

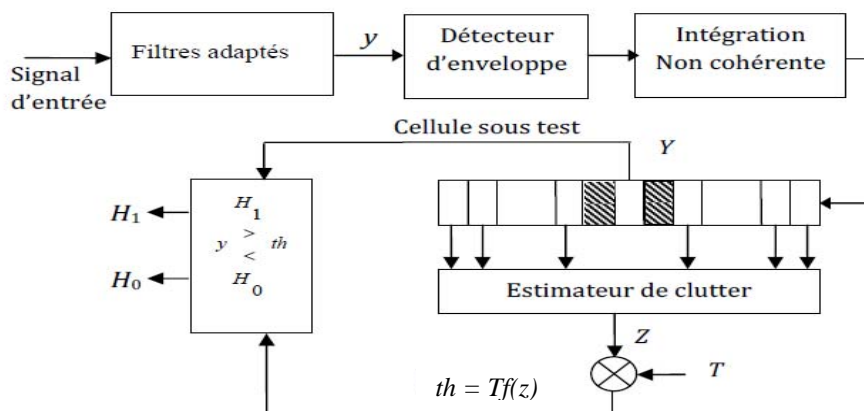


Figure 2. 2: Schéma de détection d'un radar à seuil adaptatif.

Finn et Johnson sont arrivés à présenter une méthode d'estimation adaptative du seuil de détection [12]. Cette technique, qui fut la première à être utilisée, appelée CA-CFAR et qui fait un moyennage de cellules, est plutôt valable pour un environnement homogène. La technique repose sur l'estimation du bruit dans la cellule de résolution considérée (cellule sous test), par la moyenne arithmétique du niveau de bruit dans des cellules de résolution contiguës (cellules de référence). Ces cellules sont réparties sur deux fenêtres situées de part et d'autre de la cellule sous test (voir Figure 2. 3). L'estime (Z) est ensuite multipliée par un facteur d'échelle appelé, facteur multiplicatif de seuil (T), qui permet de garder le taux de fausses alarmes constant, et ainsi, de maintenir la probabilité de fausse alarme (P_{fa}) à sa valeur désirée. La sortie de la cellule sous test est ensuite comparée au seuil adaptatif th , pour prendre une décision.

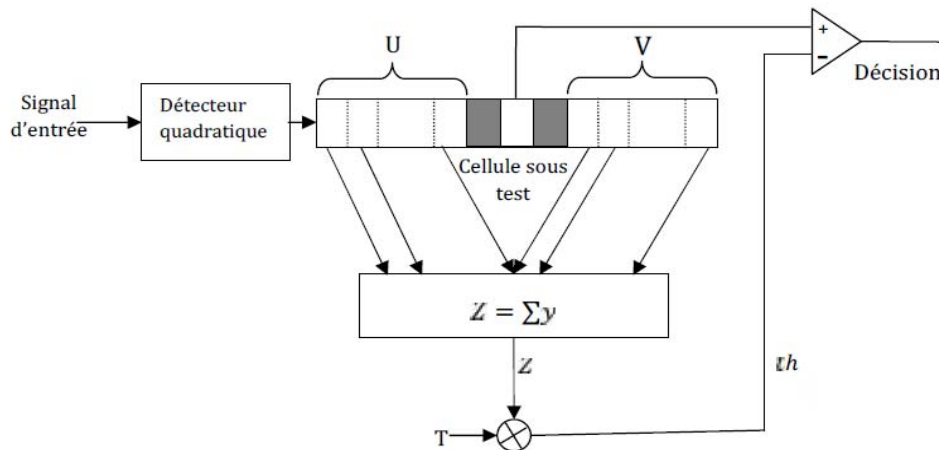


Figure 2. 3: Schéma fonctionnel du détecteur CA-CFAR.

La présence de discontinuité du clutter (bord de clutter), provoque une diminution ou une augmentation de la Pfa, même avec l'utilisation du détecteur CA-CFAR. Le détecteur GO-CFAR (Greatest-Of CFAR) est proposé pour contrôler l'augmentation de la Pfa dans ces situations [12]. Ce détecteur utilise le maximum entre les deux fenêtres de référence U et V comme estimateur du niveau de clutter, ce qui permet de faire une bonne estimation du seuil et une adaptabilité rapide aux changements dans l'environnement. Cependant, en présence des cibles interférentes dans l'une des deux fenêtres de référence U et V le masquage des cibles peut être provoqué, et par conséquent, les performances du détecteur GO-CFAR se dégradent aussi. L'utilisation du détecteur SO-CFAR (Smallest-Of CFAR) est proposé afin d'améliorer la résolution des cibles étroitement espacées [12]. Pour ce dernier, les contenus des deux fenêtres de référence U et V entourant la cellule sous test sont additionnés, et le plus petit des deux est utilisé comme estimateur du niveau de clutter. Le détecteur OS-CFAR a été proposé pour minimiser l'effet de masque décrit dans les situations multi-cibles dans un environnement non-homogène (voir Figure 2. 4). Les cellules de référence sont classées en fonction de leur niveau d'amplitude. L'échantillon ordonné d'ordre k est sélectionné pour estimer le niveau de clutter et déterminer Th , qui contrôle d'une manière continue la probabilité de fausse alarme.

2. 4 Résultats de la modélisation

Dans cette section, nous allons étudier par la suite la modélisation du clutter de mer en se basant sur deux types de données à savoir les données simulées et les données réelles IPIX. Premièrement, nous simulons un clutter pointu et un clutter gaussien par l'utilisation de deux

valeurs du paramètre de forme des distributions Weibull, log-normal, K et Pareto type II. Deuxièmement, nous considérons directement quelques scénarios des données réelles IPIX.

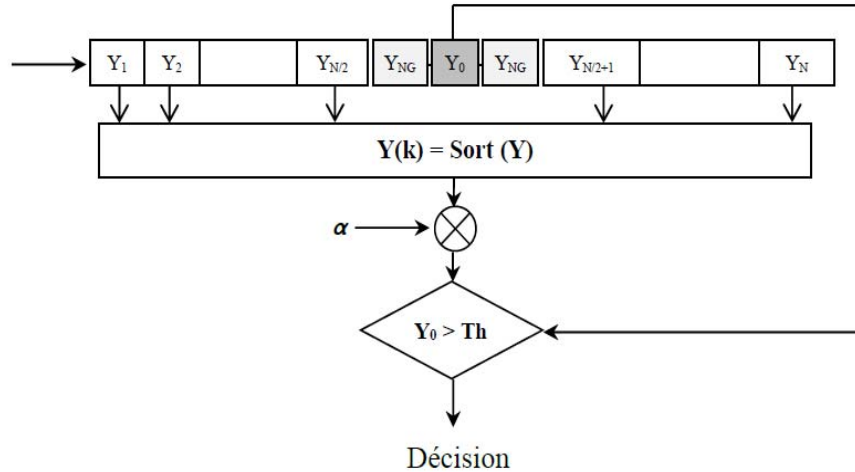


Figure 2.4 : Schéma d'un détecteur OS-CFAR conventionnel.

La simulation de données en puissance et l'estimation MLE (Maximum Likelihood Estimator et $\log(z)$) des paramètres sont exécutées par les fonctions Matlab suivantes :

(i) Distribution Weibull :

```

b = 0.5;
a = 1/sqrt(gamma(1+2/b));
x = weibrnd(a^(-b),b,n,1);      % Weibull data
z = x.^2;
p1 = wblfit(sqrt(z));
ae = p1(1),                    % Scale parameter (MLE)
be = p1(2),                    % Shape parameter
  
```

(ii) Distribution log-normal :

```

sig = 0.4;
mu = -sig^2;
x = lognrnd(mu,sig,n,1);z = x.^2; % lognormal data
p2 = lognfit(sqrt(z));
mue = p2(1),                   % Scale parameter (MLE)
sige = p2(2),                 % Shape parameter
  
```

(iii) Distribution GP :

```

a = 3.1;
b = a-1;
y = 1./gamrnd(a,1/b,n,1);z=exprnd(y); % GP data
p3 = gpfit(z);
ape = 1/p3(1);                 % Scale parameter (MLE)
bpe = p3(2)/p3(1);           % Shape parameter
  
```

(iv) Distribution K :

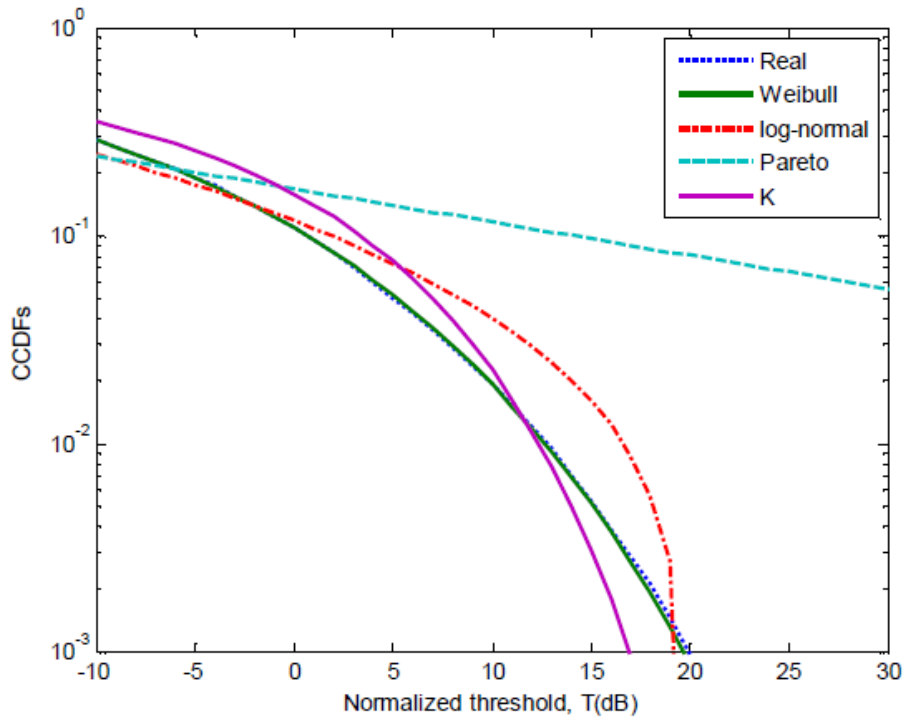
```

nu = 10;
b = nu;
y = gamrnd(nu,1/b,n,1); z = exprnd(y);           % K data(zlog(z))
nue = (mean(z.*log(z))/mean(z)-mean(log(z))-1)^(-1); % Shape parameter
bee = nue/mean(z);                               % Scale parameter

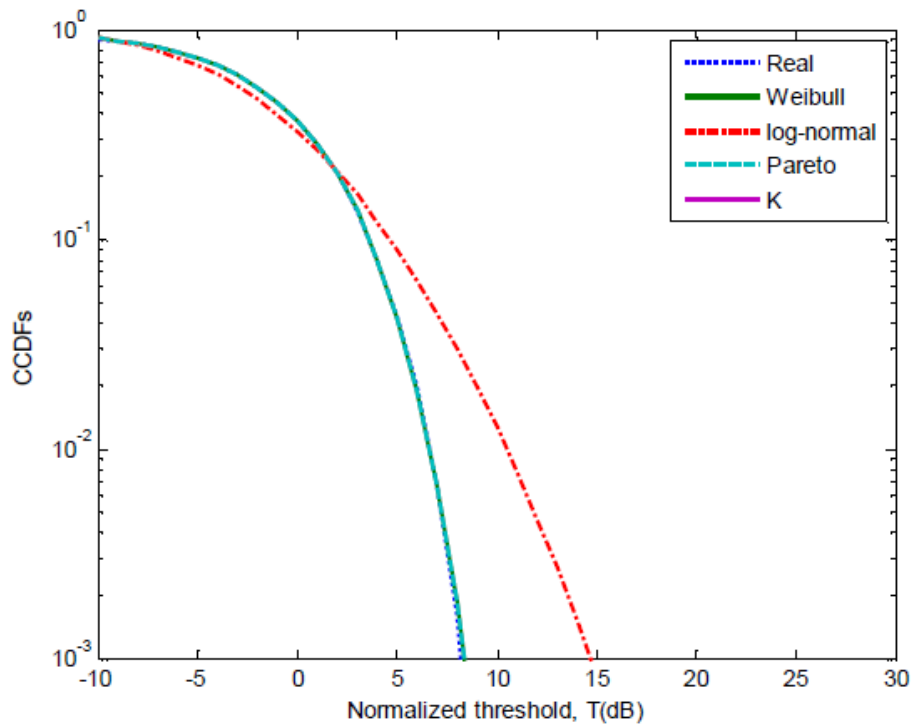
```

2. 4. 1 Etude de la modélisation via des données simulées

Nos simulations commencent par la génération du clutter Weibull distribué pour un paramètre de forme, $c = 0.5$ qui représente une mer agitée (clutter pointu) et $c = 2$ qui représente une mer calme (clutter presque gaussien). La **Figure 2. 5 (a)** montre clairement que le modèle Weibull avec $c = 0.5$ tends vers à sa propre distribution empirique et les autres courbes ne sont pas des modèles approximés. Quand le clutter devient gaussien (voir **Figure 2. 5 (b)** avec $c = 2$), il y a une bonne concordance entre les courbes associées aux distributions Weibull, K et Pareto type II. Utilisant des échantillons de distribution log-normal avec $\sigma = 1$ (clutter pointu) et $\sigma = 0.3$ (clutter gaussien), la **Figure 2. 6 (a)** offre la même remarque que précédemment, mais pour le cas de clutter Gaussien, le modèle Pareto type II est seulement un cas particulier de la loi log-normal comme tracé dans la **Figure 2. 6 (b)**. L'illustration des résultats de modélisation par l'utilisation des données K et Pareto type II est montrée dans les **Figures. 2. 7 et 2. 8**. Toujours, en remarque qu'il n y a pas une relation entre les modèles en cas de clutter pointu. Dans l'autre côté, il y une convergence entre les modèles Weibull, K et Pareto type pour un clutter gaussien. On pet conclure que chaque modèle a un comportement à part dans des situations de clutter de mer agitée avec un angle d'incidence petit.



(a)



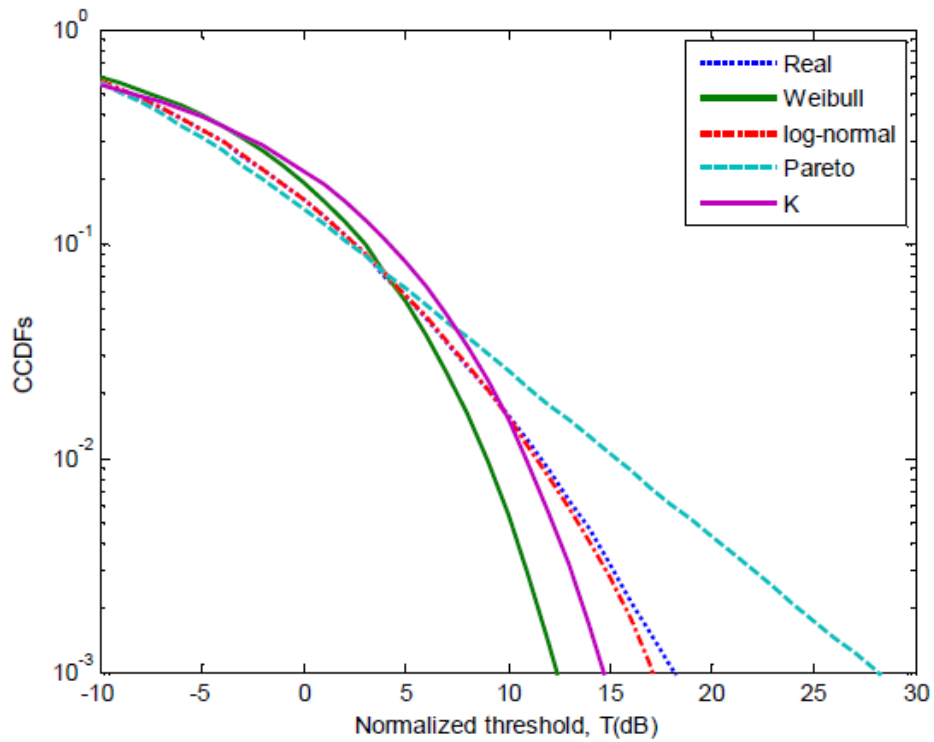
(b)

Figure 2.5 : Modélisation via des données simulées de distribution Weibull

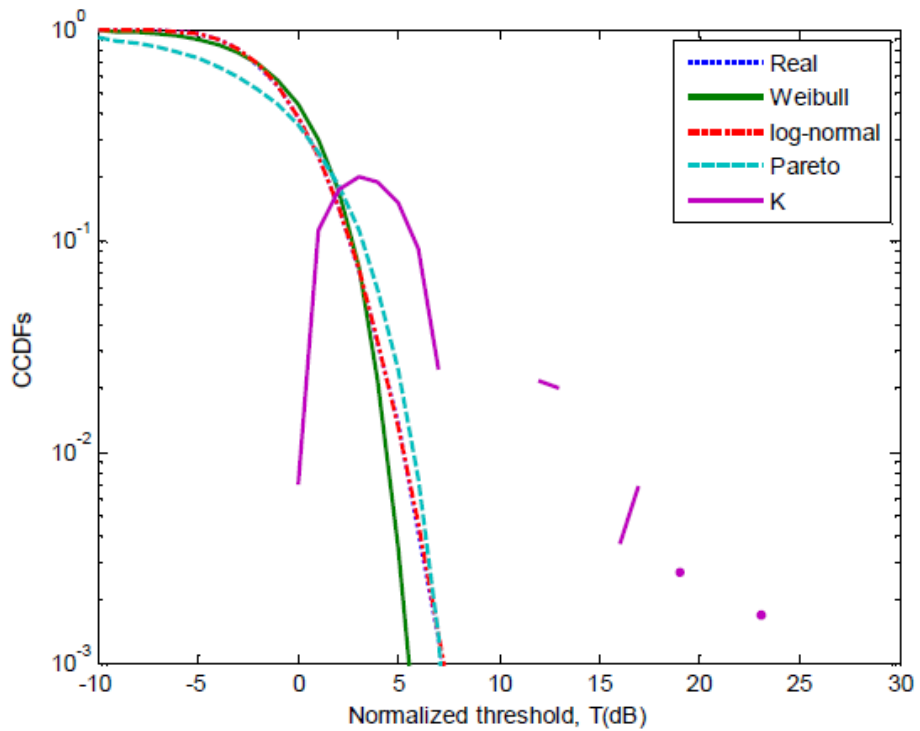
avec $b = \Gamma(1 + 2/c)^{-1/2}$ et $N = 60000$ échantillons

(a) $c = 0.5$ (cas du clutter pointu)

(b) $c = 2$ (cas du clutter presque gaussien)



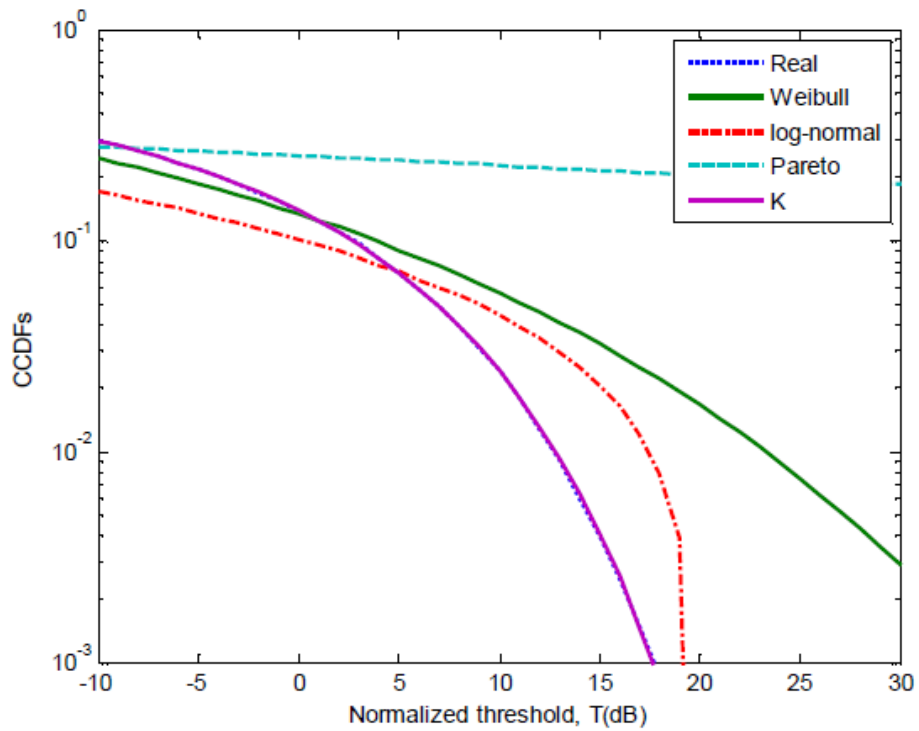
(a)



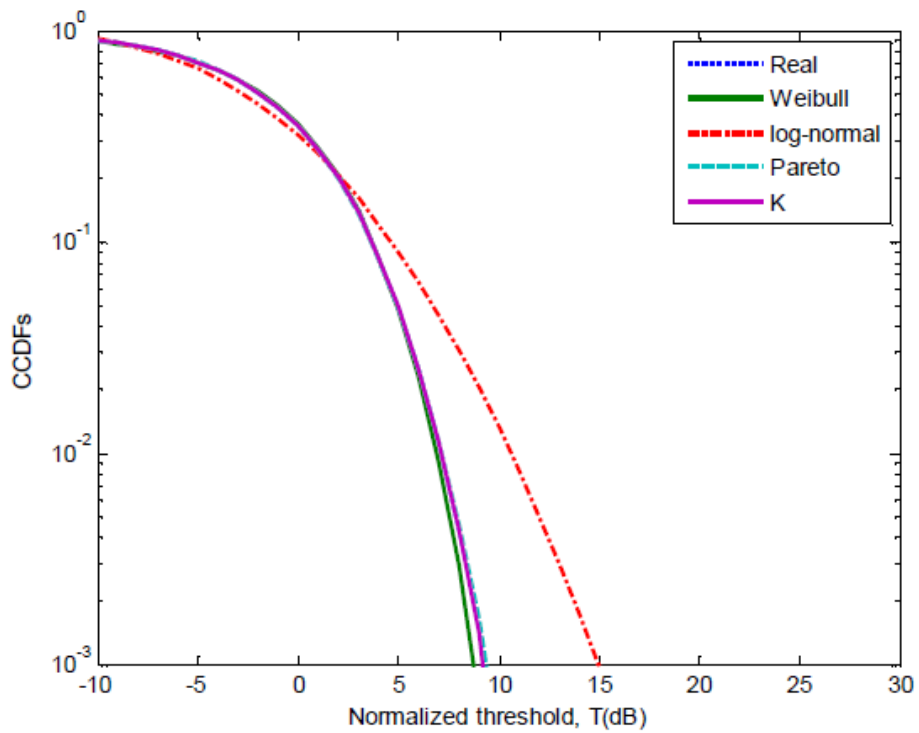
(b)

Figure 2.6 : Modélisation via des données simulées de distribution log-normal avec $\mu = -\sigma^2$ et $N = 60000$ échantillons
 (a) $\sigma = 1$ (cas du clutter pointu)

(b) $\sigma = 0.3$ (cas du clutter presque gaussien)

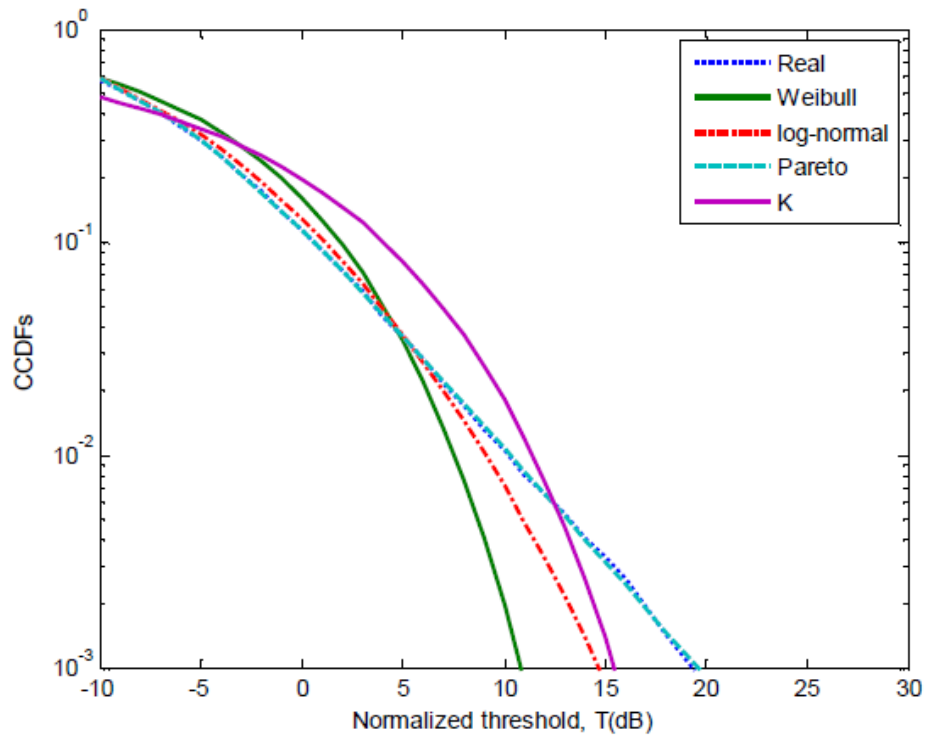


(a)

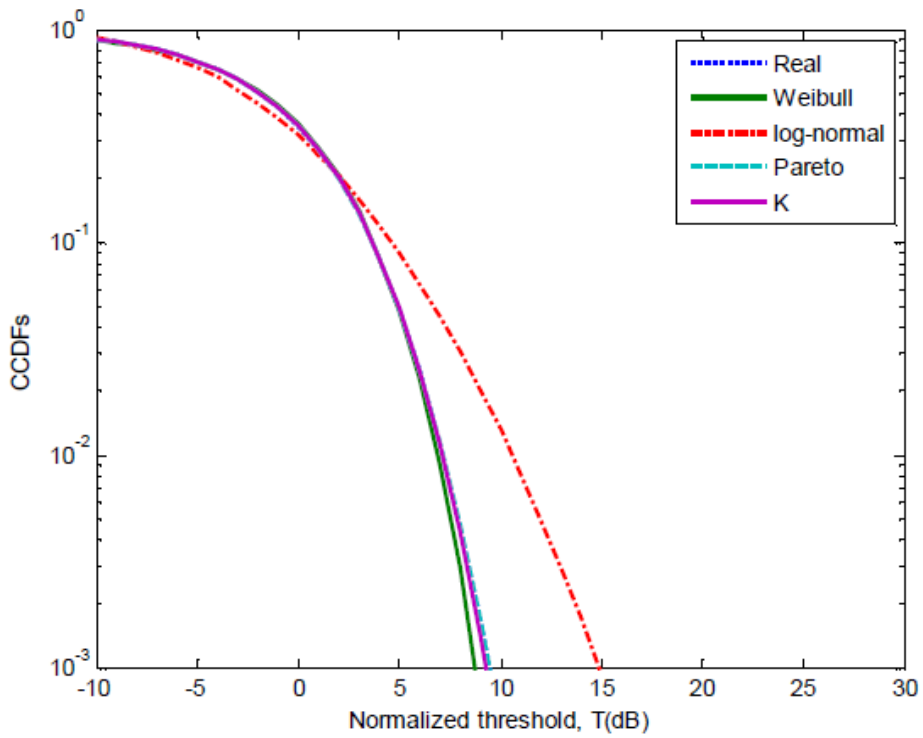


(b)

Figure 2.7 : Modélisation via des données simulées de distribution K avec $b = \nu$ et $N = 60000$ échantillons
 (a) $\nu = 0.1$ (cas du clutter pointu)
 (b) $\nu = 10$ (cas du clutter presque gaussien)



(a)



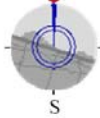
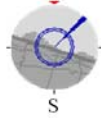
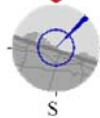
(b)

Figure 2.8 : Modélisation via des données simulées de distribution Pareto type II avec $\beta = \alpha - 1$ et $N = 60000$ échantillons
 (a) $\alpha = 1.1$ (cas du clutter pointu)
 (b) $\alpha = 10$ (cas du clutter presque gaussien)

2. 4. 2 Etude de la modélisation via des données réelles IPIX

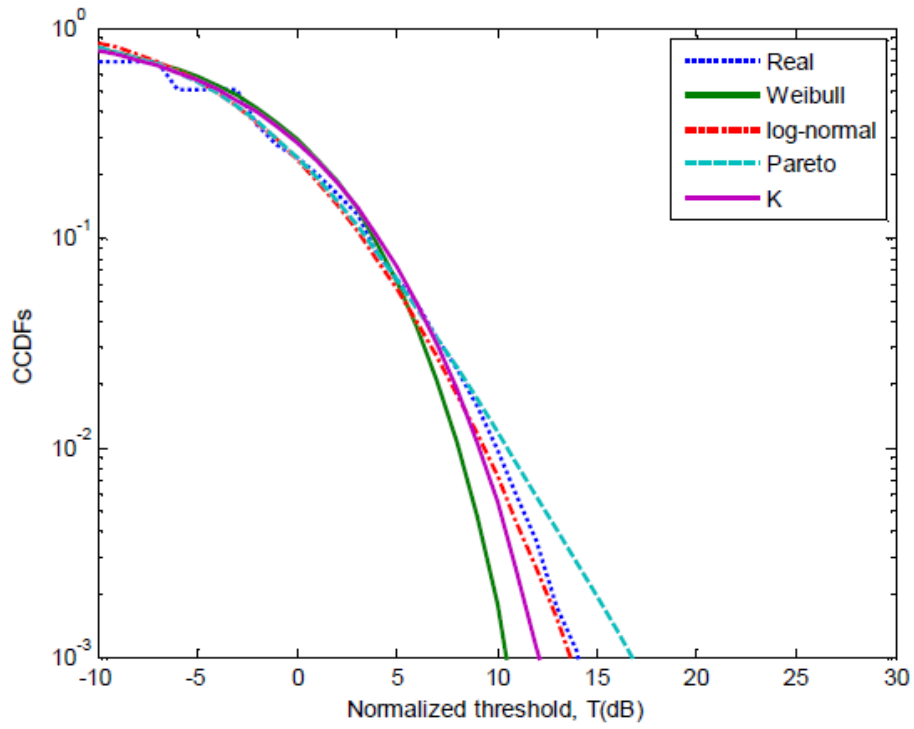
L'étude de modélisation à l'aide des données réelles est basée sur l'approximation des queues des distributions théoriques par rapport aux distributions empiriques. Les scénarios captés par le radar sont liés aux conditions de l'environnement marin (l'état de la mer, vitesse de vent, ...) ainsi que les paramètres choisis par ce système radar (angle d'incidence, angle d'ouverture du lobe, fréquence de propagation, ...). Le modèle le plus adéquat est celui qui offre des erreurs de régression minimales dans la majorité des scènes du clutter de mer. Pour ce faire, le clutter de lac McMaster IPIX (Intelligent Pixel Processing) est considéré ici pour évaluer les performances des modèles cités dans la Section 2. 2. Les données IPIX ont été enregistrées à Dartmouth en 1993 et à Grimsby en 1998, avec l'utilisation du radar à bande-X, de l'Université McMaster (Ontario, Canada) [13, 14]. Nous concentrons dans notre analyse sur les jeux de données de Dartmouth avec une spécification des numéros de chaque fichier utilisé ainsi que les fichiers de Grimsby 84, 85 et 86 qui correspondent respectivement aux résolutions de distance 30m, 15m et 3m. Quelques caractéristiques du radar IPIX sont présentées dans la [Table 2. 1](#).

Table 2. 1: Description des données radar IPIX [13, 14]

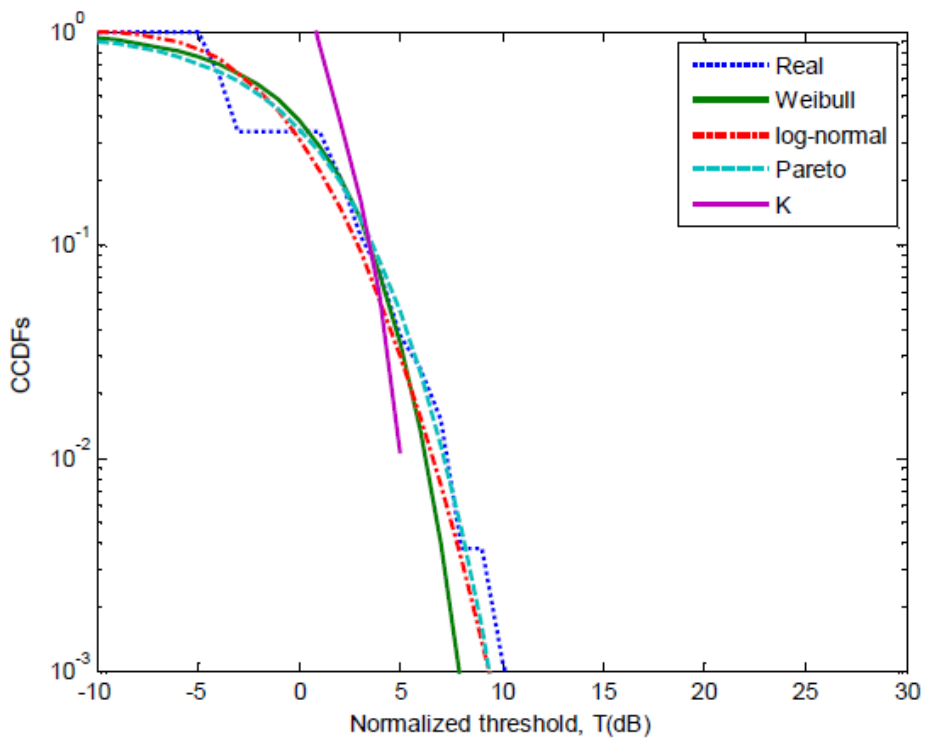
Dataset	19980204_22 0849	19980204_22 3220	19980204_22 3506
Date et le temps d'enregistrement	02/04/1998 22:08:49	02/04/1998 22:32:20	02/04/1998 22:35:06
Nombre de cellules de portée	34	34	34
Démarrage de la portée	3201 m	3201 m	3201 m
Résolution en distance	30m	15m	3m
Nombre d'impulsions	60000	60000	60000
Impulsion par cellule	60000	60000	60000
PRF	1 KHz	1 KHz	1 KHz
Fréquence, RF	9.39 GHz	9.39 GHz	9.39 GHz
Radar et géométrie de l'onde			

Dans les Figures suivantes, les courbes des CCDFs (cdf complémentaire) sont tracées en fonction du seuil normalisé T à partir des échos IPIX de taille $N = 6000$.

En changeant la polarisation de l'antenne (VV et HV), un enregistrement de données effectué à Dartmouth '19931107_141630_starea' est modélisé par les distributions Weibull, log-normal, K et Pareto type II (voir Figure 2. 9). A partir de la Figure 2. 9 (a), le modèle log-normal est le plus approprié pour le cas de la polarisation VV et cellule de résolution 13. On prend les mêmes conditions avec une polarisation HV, on trouve une bonne approximation par le modèle Pareto type II. A partir de cette étude, la polarisation de l'antenne affect vraiment les caractéristiques des échos de la mer. Un autre scénario de données IPIX '19931118_035737_stareC283' est illustré dans la Figure 2. 10 pour une cellule de résolution 6. Le modèle Pareto type II offre les meilleures approximations pour les deux polarisations VV et VH. Maintenant, on examine la modélisation des données IPIX captées à Grimsby par les distributions ci-dessus. Figure 2. 11 montre que les modèles K et Pareto type II donnent de bonne régressions aux données empiriques avec la résolution 3m, cellule 3 et polarisations HH et VV. La dernière scène étudiée est présentée dans la Figure 2. 12 par les courbes des CCDFs en question. Avec la résolution 30m, cellule 17 et polarisations HH et VV, il est bien observé que le modèle K a des erreurs de modélisation minimale par rapport à celles trouvées par les autres modèles.



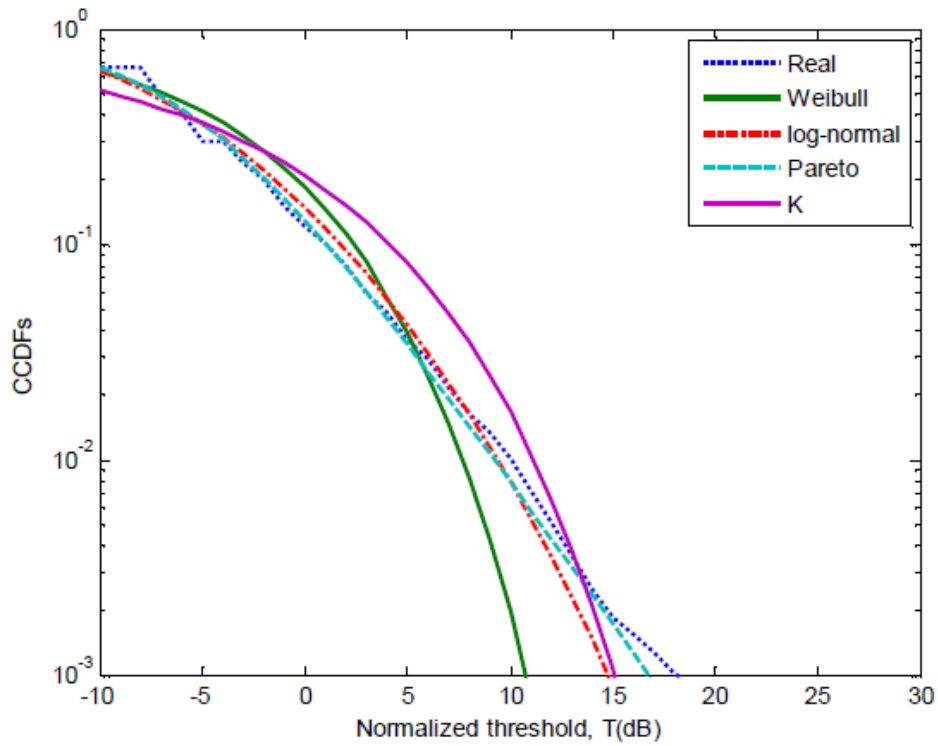
(a)



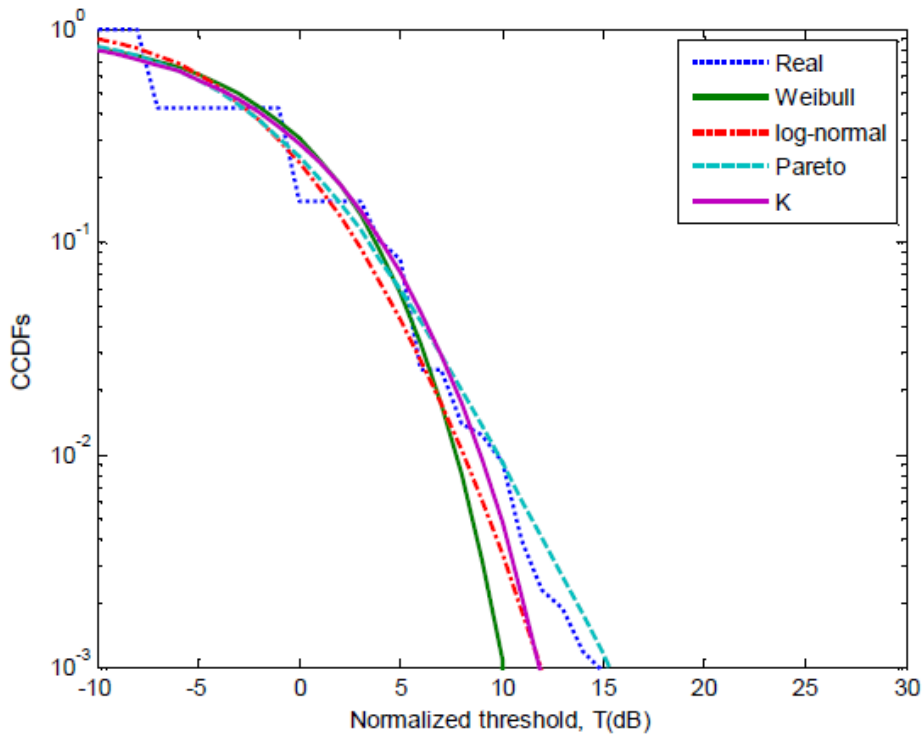
(b)

Figure 2.9 : Modélisation via des données de Dartmouth (n° : 19931107_141630_starea) avec la cellule de résolution 13 et $N = 60000$

- (a) Polarisation VV
- (b) Polarisation HV



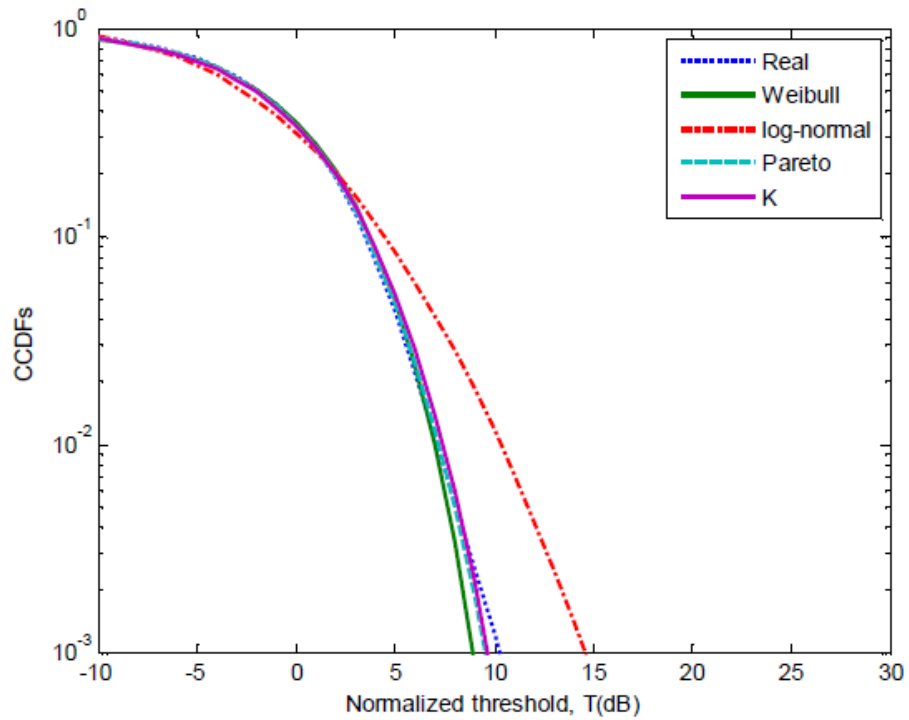
(a)



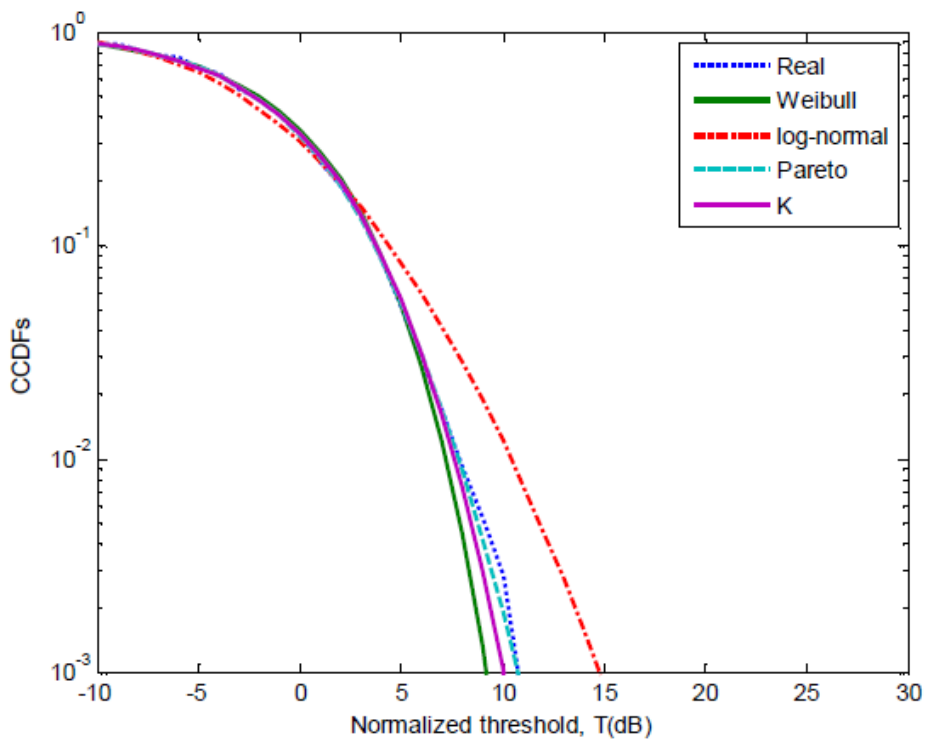
(b)

Figure 2. 10 : Modélisation via des données de Dartmouth (n° : 19931118_035737_stareC283) avec la cellule de résolution 6 et $N = 60000$

- (a) Polarisation VV
- (b) Polarisation VH



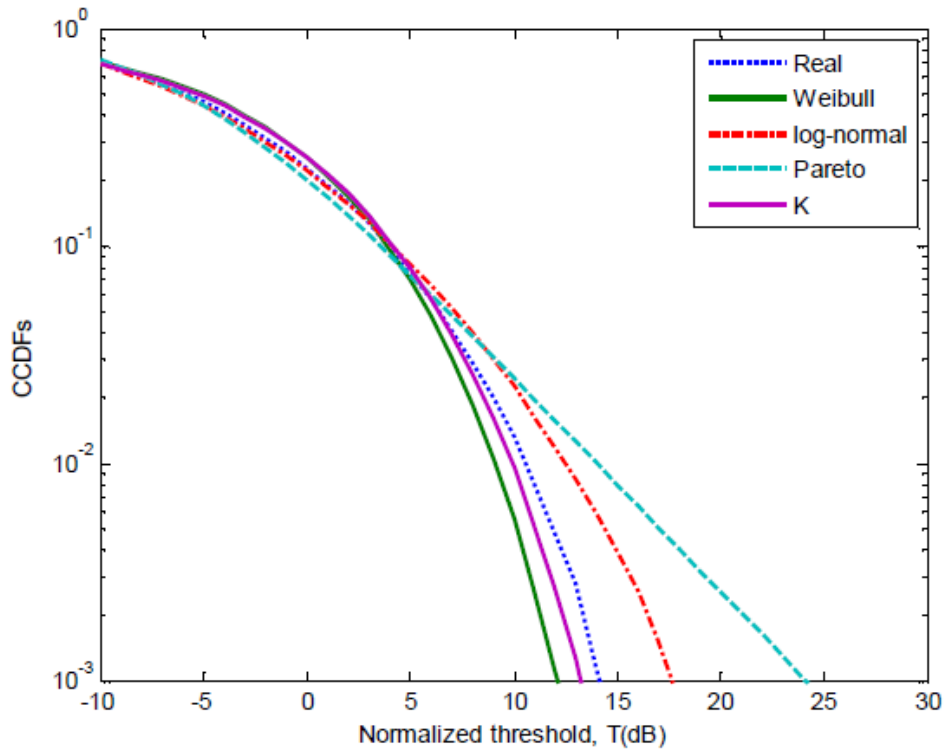
(a)



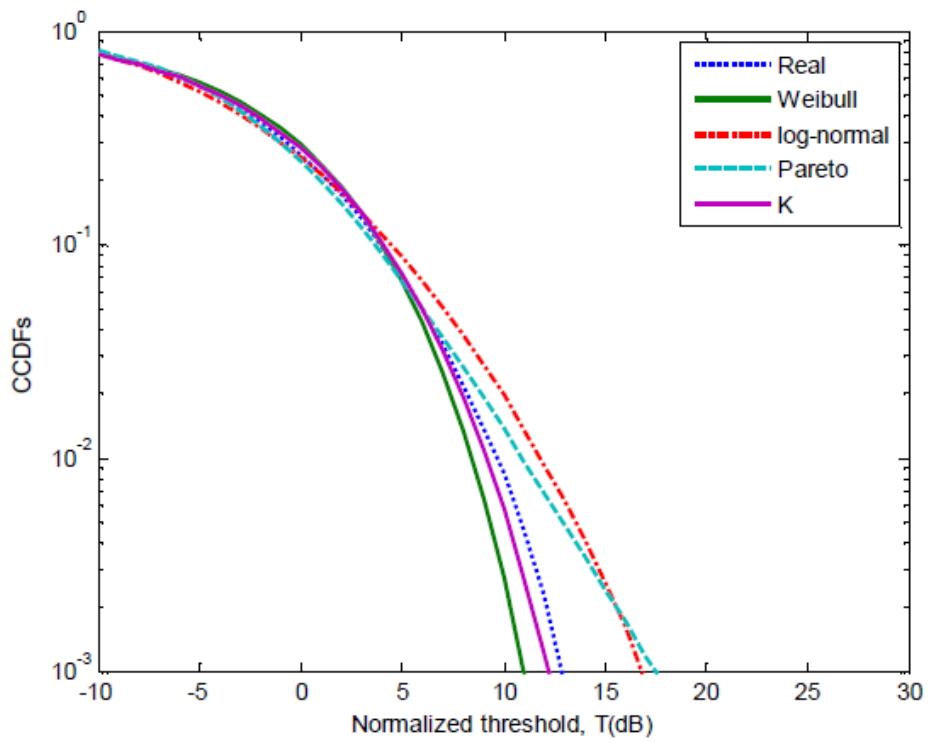
(b)

Figure 2. 11 : Modélisation via des données de Grimsby, résolution 3m avec la cellule de résolution 3 et $N = 60000$

- (a) Polarisation HH
- (b) Polarisation VV



(a)



(b)

Figure 2. 12 : Modélisation via des données de Grimsby, résolution 30m avec la cellule de résolution 17 et $N = 60000$

- (a) Polarisation HH
- (b) Polarisation VV

2. 5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un aperçu général sur la modélisation du clutter de mer ainsi que une introduction sur la détection CFAR des cibles radar. Les modèles Weibull, log-normal, K et Pareto type II sont donnés pour les deux types de détecteurs (i.e., enveloppe et quadratique). En ce qui concerne les résultats de modélisation, nous avons élaboré les données simulées et réelles IPIX avec des paramètres variables. Nous avons trouvé que ces quatre modèles ne convergent jamais dans des situations de clutter pointu et ils se convergent quand le clutter devient gaussien. L'étude expérimentale montre aussi qu'il y a une possibilité de caractériser des données IPIX, mais avec une sélection adéquate entre les modèles théoriques ci-dessus.

Chapitre : III

Détection CFAR avec

Intégration d'Impulsions dans

un Clutter Pareto Distribué

Chapitre 3

Détection CFAR avec Intégration d'Impulsions dans un Clutter Pareto Distribué

3.1 Introduction

Dans le domaine de la détection des signaux radar, la modélisation et l'analyse des données observées constituent la première étape pour la construction de n'importe quelle règle de décision des cibles. C'est pourquoi que nombreux chercheurs ont proposé dans la littérature ouverte une variété de distributions statistiques [15]-[21]. A titre d'exemple, la loi de Weibull caractérisant les échos radar est largement utilisé pour le développement de divers algorithmes de détection en raison de sa polyvalence et sa simplicité relative [15, 16]. Plus précisément, il peut être utilisé pour modéliser les échos de la mer à des angles d'incidence moyens, dans lesquels le paramètre de forme peut prédire pourrait l'estimation de vitesse de vent ainsi que les états d'agitation de ce type de clutter de surface. Le développement de systèmes radar de haute résolution fonctionnant à faible angle d'incidence encourage aussi les chercheurs à créer des distributions gaussiennes composées comme K , Pareto type II et CGIG (compound Gaussian inverse Gaussian) [17]-[19]. Elles sont obtenues après la combinaison de deux distributions à savoir la composante speckle et la composante texture. Dans le but d'obtenir un bon ajustement aux données réelles, cette dernière qui caractérise les statistiques de la puissance de clutter peut suivre les lois de Gamma, inverse Gamma ou gaussienne inverse définies par un paramètres d'échelle et un paramètre de forme. Puisque les modèles ci-dessus ne peuvent pas s'adapter aux quelques scénarios de clutter de la mer, une

distribution composée générale (GC : general compound) a été développée par deux distributions gamma généralisée. La commutation ou la sélection entre plusieurs distributions statistiques est effectuée par l'estimation de six paramètres à partir des données [20]. D'autres types de modèles à queues lourds peuvent aussi approximer avec une précision les clutter de mer. Dans [21], un modèle appelé « la distribution généralisée de Weibull-Pareto » a été proposé en utilisant le concept de distributions exponentielles.

L'avènement de la détection automatique avec la propriété CFAR est de corriger le problème d'augmentation du nombre de fausses alarmes dû à l'utilisation des seuils fixes [22]. Cet aspect est considéré en profond par les premiers travaux de Finn et Johnson où la moyenne arithmétique des cellules adjacente est utilisée comme une prédiction du niveau de clutter dans la cellule sous test (CUT : Cell Under Test) [23]. Puisque la non-homogénéité de clutter peut se présenter dans les deux fenêtres adjacentes de la CUT, l'estimation de niveau du clutter est basée sur le minimum et le maximum des deux fenêtres (i.e., leading or lagging window) ainsi que l'échantillon ordonné est considéré [24]-[26]. D'autre part, l'utilisation d'une approche de transformation logarithmique pour la conception de détecteurs radar, Weinberg *et al* [27] ont développé les procédures GM- et OS-CFAR en présence de clutter Pareto type II avec un paramètre d'échelle connu *a priori*. Ensuite, la méthodologie Bayésienne qui applique les principes conditionnels de Jeffrey (Jeffrey's conditional priors) sont définies pour obtenir la propriété CFAR complète dans le cas de clutter Pareto type II homogène [28]. Il est montré que la règle de décision est obtenue en fonction de la probabilité de fausse alarme désirée sous forme d'une intégrale de zéro à l'infinie. Dans le but d'augmenter les performances de détection, l'intégration d'impulsions multiples non-cohérentes est considérée dans [29, 30]. Pour un clutter de distributions Exponentielle et Pareto type I, les formules de la probabilité de fausse alarme et de détection sont généralisées en fonction du nombre d'impulsions intégrées. L'intégration binaire d'impulsions multiples est également un autre aspect de la détection CFAR qui garantit aussi l'amélioration des performances de détection [31]. Dans ce contexte, à partir des décisions binaires partielles, la décision finale est obtenue après l'application d'une règle de fusion « w parmi M ».

Le but de ce chapitre est de généraliser les règles de décision précédentes GM-CFAR (Geometric moyenne), GO-CFAR (Greatest Of), SO-CFAR (Smallest Of) et OS-CFAR (Order Statistic) pour les cas d'intégration non-cohérente et binaire d'impulsions multiples dans un clutter Pareto type II avec un paramètre d'échelle connu *a priori*. Ceux-ci sont obtenus en utilisant l'approche de transformation logarithmique, qui mène à traiter les

données selon le processus gaussien. En outre, ces tests statistiques sont également généralisés pour le cas de la détection CFAR avec une intégration binaire. A partir des simulations Monte-Carlo, les performances des détecteurs CFAR étendus ont montré d'être influencées par plusieurs paramètres en particulier le SCR (Signal-to-Clutter Ratio), nombre d'impulsions intégrées et la règle de fusion sélectionnée.

Ce chapitre est organisé comme suit. Dans la Section 3.2, nous présentons le modèle Pareto type II avec ses détecteurs déjà développés GM- GO-, SO- et OS-CFAR pour un paramètre d'échelle connu *a priori*. Ces algorithmes sont ensuite généralisés dans la Section 3.3 pour inclure l'intégration non-cohérente et binaire des impulsions multiples. Une série de résultats numériques des détecteurs CFAR ci-dessus sont illustrés et comparés dans la Section 3.4. Les principales remarques de cette étude sont citées dans la Section 3.5.

3. 2 Modèle Pareto Type II et détecteurs CFAR associés

La distribution Pareto type II s'est avérée être un modèle approprié pour les données de réfléchies à partir de la surface de la mer [15]. Il s'agit d'une famille de deux paramètres de distributions de probabilité continues, où la distribution exponentielle est un cas particulier [16]. Dans le domaine de l'intensité, les statistiques de la variable aléatoire X , sont décrites par la fonction de densité de probabilité (PDF) Pareto type II

$$p_X = \frac{\alpha\beta^\alpha}{(x+\beta)^{\alpha+1}} \tag{3.1}$$

où $\alpha > 0$ et $\beta > 0$ sont des paramètres de forme et d'échelle respectivement. La probabilité pour que X soit inférieurs à un certains seuils x , c.-à-d. la distribution de répartition (CDF), est donnée par

$$P(x; \alpha, \beta) = 1 - \left(\frac{\beta}{x+\beta}\right)^\alpha \tag{3.2}$$

Les moments d'ordre r sont exprimés en termes de fonction gamma $\Gamma(\cdot)$

$$\begin{aligned} \langle x^r \rangle &= \int_0^\infty x^r \frac{\alpha\beta^\alpha}{(x+\beta)^{\alpha+1}} dx \\ &= \beta^r \frac{\Gamma(1+r)\Gamma(\alpha-r)}{\Gamma(\alpha)} \end{aligned} \tag{3.3}$$

Dans le cas d'une transmission d'une impulsion unique, les processus de détection CFAR sont spécifiés statistiquement. On définit, H_0 soit l'hypothèse que le CUT dénoté par l'intensité X_0

ne contient pas de cible, et H_1 l'hypothèse que X_0 contient une cible entourant par le clutter. La règle générale de décision binaire a la forme

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \tau g(X_1, X_2, \dots, X_N) \quad (3.4)$$

où τ est le multiplicateur de seuil et g est la fonction de mesure de puissance, agissant sur les statistiques de clutter X_1, X_2, \dots, X_N connu sous le nom de CRP (clutter range profil). Pour l'opération de détection dans un clutter modélisé par (3,1), il est montré dans [17] que la version transformateur de (3.4) est équivalente à

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} H \left(\tau g(H^{-1}(X_1), \dots, H^{-1}(X_N)) \right) \quad (3.5)$$

Où $H(t) = \beta(e^t - 1)$, $H^{-1}(t) = \log \left(1 + \frac{t}{\beta} \right)$ et g est la somme. En utilisant les propriétés de certains fonctions mathématiques, la règle de décision de l'algorithme GM-CFAR avec β connu est donnée par

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \beta \left(\prod_{j=1}^N \left(1 + \frac{X_j}{\beta} \right)^\tau - 1 \right) \quad (3.6)$$

avec

$$P_{FA} = (1 + \tau)^{-N} \quad (3.7)$$

La probabilité de détection (P_D) est difficile à obtenir, car sous H_1 la forme compacte de la CDF de CUT n'est pas accessible. Dans des situations de présence de bord de clutter et/ou cibles interférentes dans les deux sous-fenêtres (Effets de capture et masque), les détecteurs GO- et SO-CFAR sont utilisés et peuvent être inspirés à partir de (3.6). Ici, la sélection entre les sous-fenêtres pour l'estimation de la puissance de clutter est choisie puisque la fenêtre de référence complète provoque des erreurs d'estimation. D'où

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \beta \left(\left(\min \left(\prod_{j=1}^{\frac{N}{2}} \left(1 + \frac{X_j}{\beta} \right)^\tau, \left(\prod_{j=\frac{N}{2}+1}^N \left(1 + \frac{X_j}{\beta} \right) - 1 \right) \right) \right) \right) \quad (3.8)$$

où «min» est utilisé pour SO et «max» est utilisé pour GO. τ est déterminé numériquement en inversant

$$p_{FA}^{SO} = 2 \sum_{j=0}^{\frac{N}{2}-1} \binom{\frac{N}{2}+j-1}{j} (2 + \tau)^{-\frac{N}{2}-j} \quad (3.9)$$

et

$$p_{FA}^{GO} = 2(2 + \tau)^{-\frac{N}{2}} - 2 \sum_{j=0}^{\frac{N}{2}-1} \binom{\frac{N}{2}+j-1}{j} (2 + \tau)^{-\frac{N}{2}-j} \quad (3.10)$$

En présence de cibles interférentes dans le CRP, la quatrième règle de décision considérée dans ce chapitre est basée sur g comme le k th OS du CRP, c'est-à-dire $X_{(k)}$ pour que $1 \leq k \leq N$.

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \beta \left(\left(1 + \frac{X_{(k)}}{\beta} \right)^\tau - 1 \right) \quad (3.11)$$

La formule P_{FA} suivante est donnée pour résoudre τ numériquement

$$P_{FA} = \frac{N!}{(N-k)!} \frac{\Gamma(N-k+\tau+1)}{\Gamma(N+\tau+1)} \quad (3.12)$$

3. 3 Détecteurs CFAR étendus avec plusieurs impulsions

Dans cette section, nous généralisons les règles de décision CFAR données dans la Section 2 qui sont exploitées dans un clutter homogène ou hétérogène avec une intégration d'impulsions non-cohérentes et binaires [29].

3. 3. 1 Détection avec une intégration non-cohérente d'impulsions

Un des schémas de détection CFAR est d'envisager la transmission d'impulsions non-cohérentes. Les performances de détection sont améliorées, car toutes les matrices de données sont entièrement utilisées pour estimer la puissance de clutter. Notez que le détecteur GM-CFAR donné par (3.6) avec β connue est équivalent au processeur CA-CFAR [29].

$$Z_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \tau \sum_{j=1}^N Z_j \quad (3.13)$$

Où $Z_0 = \log \left(\frac{X_0}{\beta} + 1 \right)$ et $Z_j = \log \left(\frac{X_j}{\beta} + 1 \right)$ pour $j = 1, \dots, N$. Si les impulsions intégrées M sont prises en compte, la règle de décision de (3.13) devient

$$\sum_{i=1}^M Z_{i0} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \tau \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N Z_{ij} \quad (3.14)$$

En utilisant le fait que $Z_{i0} = \log \left(\frac{X_{i0}}{\beta} + 1 \right)$ et $Z_{ij} = \log \left(\frac{X_{ij}}{\beta} + 1 \right)$ pour $i = 1, \dots, M$ et $j = 1, \dots, N$ dans (3.14), (3.14) devient

$$\sum_{i=1}^M \log \left(\frac{X_{i0}}{\beta} + 1 \right) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \tau \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \log \left(\frac{X_{ij}}{\beta} + 1 \right) \quad (3.15)$$

Puisque la fonction logarithmique est de natures croissante et monotone (3.15) prend la forme

$$\log \left(\prod_{i=1}^M \frac{X_{i0}}{\beta} \right) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \tau \log \left(\prod_{i=1}^M \prod_{j=1}^N \frac{X_{ij} + \beta}{\beta} \right) \quad (3.16)$$

Ou équivalent

$$\prod_{i=1}^M (X_{i0} + \beta) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \beta^M \prod_{i=1}^M \prod_{j=1}^N \left(\frac{X_{ij}}{\beta} + 1 \right)^\tau \quad (3.17)$$

Pour le cas d'une transmission à une impulsion unique avec $M = 1$, (3.17) est identique à (3.6). En se basant sur la transformation utilisée précédemment, l'expression de la P_{FA} liée à (3.17) est équivalente à celle trouvée pour le cas de clutter Gaussien (distribution exponentielle)

$$P_{FA} = \sum_{k=0}^{MN-1} \binom{MN+k-1}{k} \frac{\tau^k}{(1+\tau)^{MN+k}} \quad (3.18)$$

Pour la généralisation des règles de décision des détecteurs SO- et GO-CFAR données par (3.8), nous utilisons la même transformation qu'avant. Par conséquent

$$\prod_{i=1}^M (X_{i0} + \beta) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \left(\min \left(\prod_{i=1}^M \prod_{j=1}^{\frac{N}{2}} \left(\frac{X_{ij}}{\beta} + 1 \right)^\tau, \prod_{i=1}^M \prod_{j=\frac{N}{2}+1}^N \left(\frac{X_{ij}}{\beta} + 1 \right)^\tau \right) \right) \quad (3.19)$$

Les expressions de la P_{FA} correspondantes sont données par

$$P_{FA}^{SO} = 2 \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{\frac{MN}{2}-1} \frac{\binom{\frac{MN}{2}+i+j-1}{i}!}{i!j! \left(\frac{MN}{2}-1\right)!} \frac{\tau^i}{(2+\tau)^{\frac{MN}{2}+j}} \quad (3.20)$$

et

$$P_{FA}^{GO} = 2 \sum_{i=0}^{M-1} \binom{\frac{MN}{2}+i-1}{i} \frac{\tau^i}{(2+\tau)^{\frac{MN}{2}+i}} - 2 \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{\frac{MN}{2}-1} \frac{\binom{\frac{MN}{2}+i+j-1}{i}!}{i!j! \left(\frac{MN}{2}-1\right)!} \frac{\tau^i}{(2+\tau)^{\frac{MN}{2}+j}} \quad (3.21)$$

Pour généraliser le détecteur OS-CFAR donné par (3.11), nous considérons d'abord sa forme pour un cas de clutter gaussien avec des CUTs multiples. D'où

$$\sum_{i=1}^M Z_{i0} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \tau \sum_{i=1}^M Z_{i(k)} \quad (3.22)$$

Où $Z_{i0} = \log \left(\frac{X_{i0}}{\beta} + 1 \right)$ et $Z_{i(k)} = \log \left(\frac{X_{i(k)}}{\beta} + 1 \right)$ représentent respectivement le CUT et l'échantillon classé résultant des impulsions reçues i , pour $i = 1, \dots, M$. Après la substitution de ces transformations dans (3.22), (3.22) devient

$$\sum_{i=1}^M \log \left(\frac{X_{i0}}{\beta} + 1 \right) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \tau \sum_{i=1}^M \log \left(\frac{X_{i(k)}}{\beta} + 1 \right) \quad (3.23)$$

En utilisant les caractéristiques de la fonction log, (3.23) devient

$$\prod_{i=1}^M (X_{i0} + \beta) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \beta^M \prod_{i=1}^M \left(\frac{X_{i(k)}}{\beta} + 1 \right)^\tau \quad (3.24)$$

On remarque dans [17] que la forme fermée du P_{FA} ne peut être facilement obtenue auprès de (3.24) pour $i > 2$. La Figure 3. 1 résume et présente l'architecture de détecteurs GM-CFAR, GO-, SO- et OS-CFAR avec une intégration non-cohérente d'impulsions M . Le block de seuillage effectue à partir de N échantillons le traitement des parties droites des équations (3.17), (3.19) et (3.24) [29].

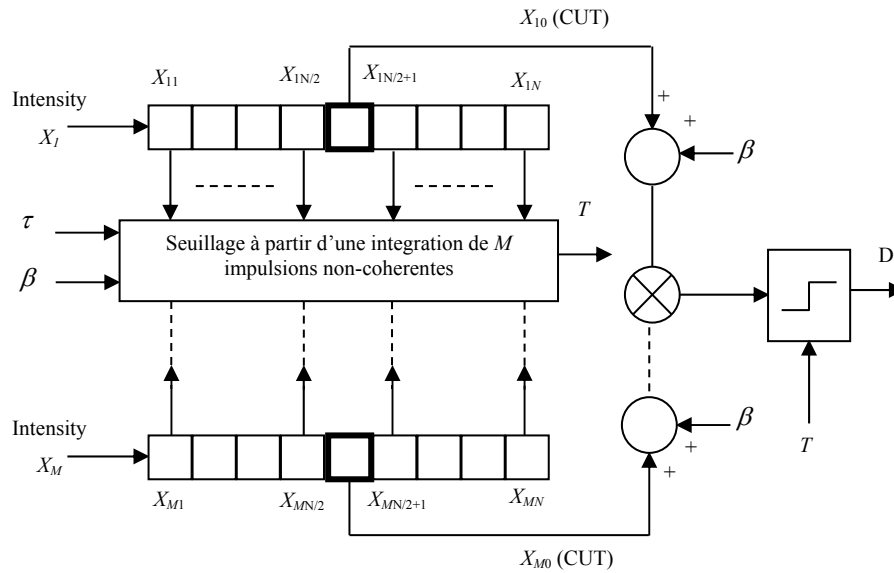


Figure 3. 1: Détecteurs GM-, SO-, GO- et OS-CFAR avec intégration non-cohérente de M impulsions en présence de clutter Pareto type II.

3.3.2 Détection avec intégration binaire

En parallèle avec la détection avec une l'intégration non-cohérente ou cohérente des impulsions, il existe aussi la détection CFAR avec une intégration binaire d'impulsions. Ici, une règle de fusion « w parmi M » est appliquée pour obtenir une décision finale. Prenant cette structure, les détecteurs GM-CFAR, GMGO-, GMSO- et GMOS-CFAR sont implémentés dans la Figure 3. 2. Deux types de seuils sont appliqués pour prendre une décision finale. Les premiers seuils réels, c-à-d., T_{ij} pour $i = 1, \dots, M$ et $j = 1, \dots, N$ sont adaptés localement selon les règles de décision établies par (3.6), (3.8) et (3.11). Le deuxième seuil entier, 'w' est sélectionné entre '1' et 'M' pour prendre une décision finale. Pour ce faire, nous désignons la règle de décision du détecteur GM-CFAR par

$$X_{i0} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \beta \left(\prod_{j=1}^N \left(1 + \frac{X_{ij}}{\beta} \right)^\tau - 1 \right) \quad (3.25)$$

Quelques cas particuliers de la règle de fusion peuvent être obtenus. Pour $w = 1$, la règle de fusion "AND" est pris en compte et l'expression de probabilité de fausse alarme totale (P_{FAt}) a la forme suivante

$$\begin{aligned}
 P_{FAt} &= \prod_{i=1}^M (1 + \tau)^{-N} \\
 &= (1 + \tau)^{-MN}
 \end{aligned}
 \tag{3.26}$$

D'autre part, la règle de fusion « OR » peut également être prise en compte lorsque $w = M$ et P_{FAt} est écrit comme

$$\begin{aligned}
 P_{FAt} &= 1 - \prod_{i=1}^M (1 - (1 + \tau)^{-N}) \\
 &= 1 - (1 - (1 + \tau)^{-N})^M
 \end{aligned}
 \tag{3.27}$$

Différentes expressions de la P_{FAt} peuvent être induites pour d'autres valeurs de w [16]. Pour le cas des détecteurs GMSO-, GMGO- et GMOS-CFAR, nous suivons la même manière que précédemment pour obtenir leurs règles de décision partielles et leurs expressions P_{FAt} [29].

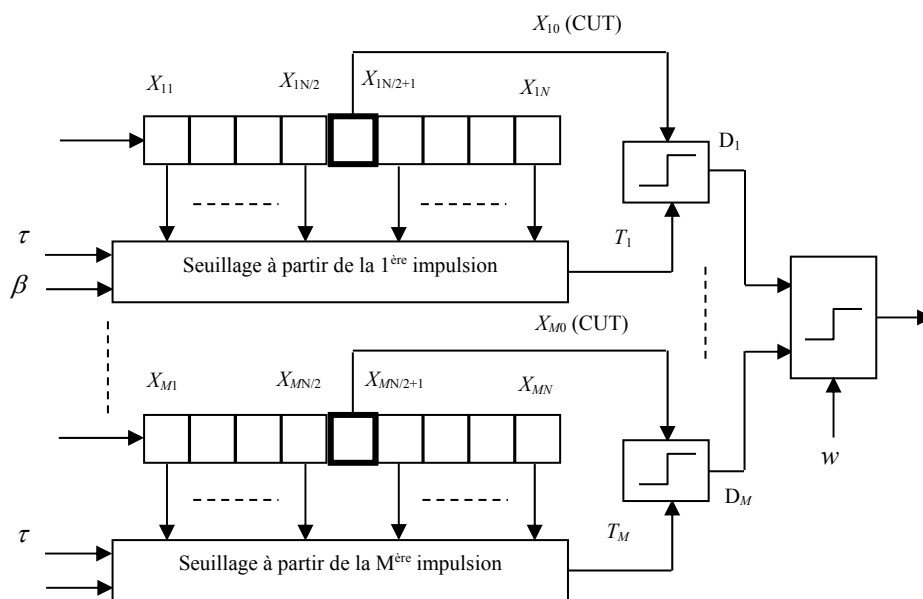


Figure 3. 2: Détecteurs GM-, SO-, GO- et OS-CFAR avec intégration binaire d'impulsions en présence de clutter Pareto type II

3. 4 Illustrations numériques

Dans cette section, nous examinons les performances des détecteurs CFAR présentés dans la section précédente en se basant sur les tests statistiques données par (3.17), (3.19), (3.24) et (3.25). Les comparaisons sont effectuées en fonction des paramètres du détecteur, y compris la taille du CRP N , le nombre d'impulsions intégrées M , la Pfa désirée et la règle de fusion binaire et les conditions de clutter de la mer, y compris les paramètres d'échelle et de forme α et β . Rappelant que les détecteurs GM-CFAR, GMGO-, GMSO- et GMOS-CFAR développés sont seulement CFAR concernant le paramètre de forme, mais ils exigent connaissance du paramètre d'échelle. Le clutter Pareto type II est simulé avec deux valeurs du paramètre de forme, $\alpha = 2.1$ et $\alpha = 4.1$. Le paramètre d'échelle est sélectionné pour que la puissance du clutter soit. $\beta = E[X](\alpha - 1)$. Dans [28], ces valeurs peuvent être estimées à partir de la base de données Ingara collectées par un radar réelle à bande-X de surveillance maritime. En plus avec les détecteurs CFAR ci-dessus, nous considérons les détecteurs idéaux équivalents comme des limites supérieures de la performance. Avec une intégration non-cohérente des impulsions M , les expressions P_{FA} sont utilisées pour déterminer des seuils fixes comme

$$\begin{aligned}
 P_{FA} &= \int_T^{\infty} \frac{\alpha^M z^{M-1}}{\Gamma(M)} \exp(-\alpha z) dz \\
 &= 1 - \gamma(\alpha T, M)
 \end{aligned}
 \tag{3.28}$$

où $\gamma (.,.)$ est la fonction gamma incomplète inférieure. Le seuil fixe T est alors calculé numériquement

$$\sum_{i=1}^M Z_{i0} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \frac{1}{\alpha} \chi(1 - P_{FA}, M)
 \tag{29}$$

où $\chi (.,.)$ est la fonction inverse de $\gamma (.,.)$. Les seuils correspondants pour le cas de impulsions binaires intégrées avec des règles de fusion "AND" et "OR" sont respectivement données par

$$T = \beta \left(P_{FA}^{\frac{1}{\alpha}} - 1 \right)
 \tag{30}$$

et

$$T = \beta \left((1 - P_{FA})^{\frac{1}{\alpha}} - 1 \right) \tag{31}$$

Comme premier exemple de simulation avec $\alpha = 2,1$ et $N = 16$, la **Figure 3. 3** représente les performances de détection des procédures GM-, GMSO-, GMGO-, et GMOS-CFAR ($k=3N/4$) dans le cas où le clutter est homogène, ce qui signifie que le clutter Pareto type II a les mêmes paramètres dans tous les échantillons dans le CRP. Clairement, l'augmentation de M fournit des améliorations dans la détection probabilité (P_D) pour n'importe quelle valeur du SCR. Evidemment, le détecteur GM-CFAR fournissant les meilleures estimations de la puissance d'encombrement surpasse les autres détecteurs. En regard de la **Figure 3.4**, on observe que la P_D sera meilleure si N et SCR augmentent. Pour $M = 2$ et $N = 24$, la **Figure 3. 5** montre que l'état de la surface de la mer caractérisé par les valeurs α a un effet sur la variation de la P_D . Dans cette expérience, on peut dire qu'avec $\alpha = 2.1$, tous les détecteurs ont des pertes CFAR remarquables par rapport au cas lorsque $\alpha = 4,1$. La Pfa souhaitée sélectionnée a aussi un impact sur la probabilité de détection. Pour illustrer ce test, la **Figure 3. 6** trace les performances des différents détecteurs CFAR dans la situation où $M = 3$ et deux valeurs de la P_{FA} , 10^{-4} et 10^{-3} . Le long des valeurs SCR, la dégradation de la P_D est observée pour une P_{FA} petite.

Si un nombre de fausses cibles est présenté dans le CRP, la puissance de clutter est imparfaitement estimée par les détecteurs GM-CFAR et GMGO-CFAR. Pour $M = 3$, $N = 24$ et $\alpha = 2.1$, la **Figure 3. 7** esquisse les résultats de la P_D où deux cibles interférentes sont insérées dans la fenêtre aval (leading window) avec ICR = 20 dB (Interfering-to-Clutter Ratio). Il est clair que la robustesse des performances de détection est vérifiée par les détecteurs GMSO et GMOS-CFAR, car les cellules contenant des cibles interférentes sont censurées par ces algorithmes. Dans une situation où de fausses cibles sont injectées dans les fenêtres amont et aval (leading and lagging windows), la puissance de clutter est surestimée par le détecteur GMSO-CFAR et le détecteur GMOS-CFAR maintient mieux les performances de détection comme indiqué dans la **Figure 3.8**. Maintenant, les procédures GM-, GMSO- et GMGO-CFAR sont examinées en fonction de la position du bord de clutter comme montré par la **Figure 3. 9**. Le clutter Pareto type II à faible puissance est simulé avec $\alpha_1 = 2,1$ et $\beta_1 = \alpha_1 - 1$ alors que le clutter de grande puissance est simulé avec $\alpha_2 = CCR(\alpha_1 - 1) + 1$ et $\beta_2 = \beta_1$, (CCR : Clutter-to-Clutter ratio). La position du bord de clutter à haute puissance dans le RCP varie de $m = 0$ à $m = N + 1$. Dans la fenêtre aval (c.-à-d $0 \leq m \leq N/2$),

l'algorithme GMSO-CFAR est observé en tant que détecteur robuste par rapport aux autres détecteurs. Lorsque $N/2+1 \leq m \leq N+1$, le détecteur GMGO-CFAR présente une faible déviation des valeurs de la P_{FA} par rapport aux autres courbes de la P_{FA} .

Pour étudier la détection avec une intégration binaires de M impulsions (voir Figure 3. 2) pour une clutter Pareto type II homogène, la Figure 3.10 examine les détecteurs dans la situation où la règle de fusion "AND" est appliquée pour $M = 1, 2$ et 4 . À mesure que le nombre d'impulsions augmente, on constate que les performances s'améliorent pour toutes les règles de décision. Il est approprié de comparer aussi tous les détecteurs avec $M = 4, \alpha = 2,1$ et $N = 24$ comme illustré à la Figure 3. 11. Il est clair que les détecteurs CFAR avec la règle de fusion binaire "AND" sont les meilleurs pour les petites valeurs de SCR. Lorsque ce dernier dépasse 7.5 dB, des meilleures performances de détection sont obtenues dans le cas de la détection avec une intégration non-cohérente des impulsions. Enfin, pour illustrer les résultats de la P_{FA} avec l'intégration binaire comme une fonction de la position de bord de clutter, nous considérons les mêmes paramètres utilisés dans la Figure 3. 9. D'après la Figure 3.12, il est observé que la propriété CFAR du détecteur GMSO-CFAR est acceptable si le bord de clutter se trouve dans la fenêtre aval. D'autre part, le détecteur GMGO-CFAR garantit d'excellentes valeurs de la P_{fa} lorsque le bord de clutter est dans la fenêtre amont.

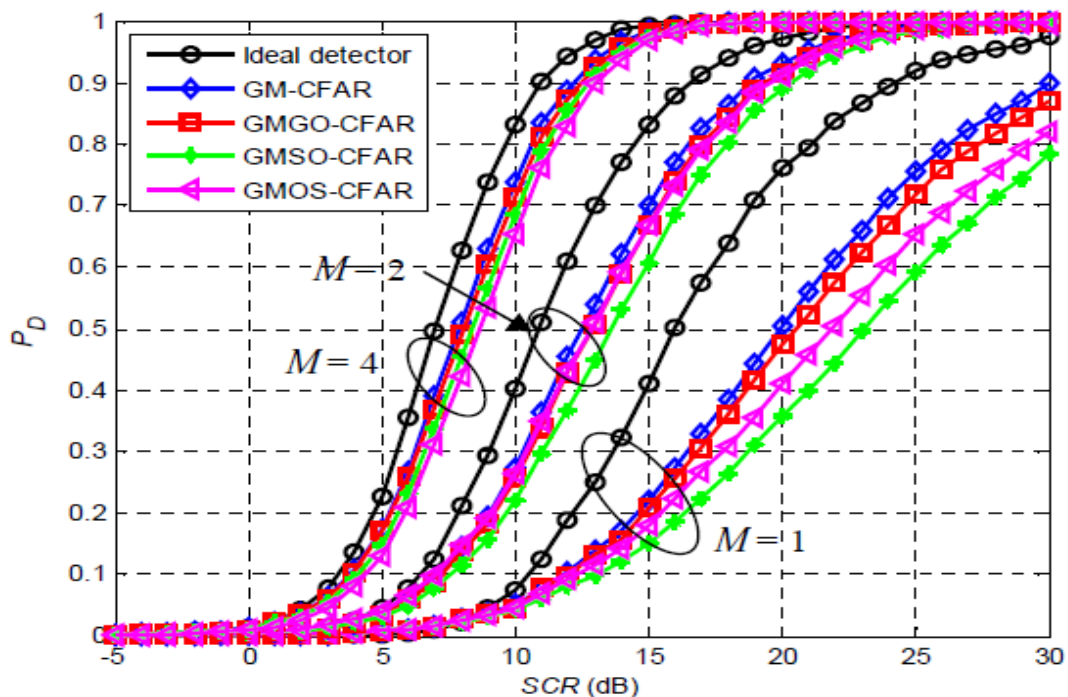


Figure 3.3: P_D en fonction du SCR de détecteurs GM-, GMSO-, GMGO- et GMOS-CFAR avec une intégration non-cohérentes des impulsions pour $\alpha = 2.1$, $N = 16$ et $P_{FA} = 10^{-3}$.

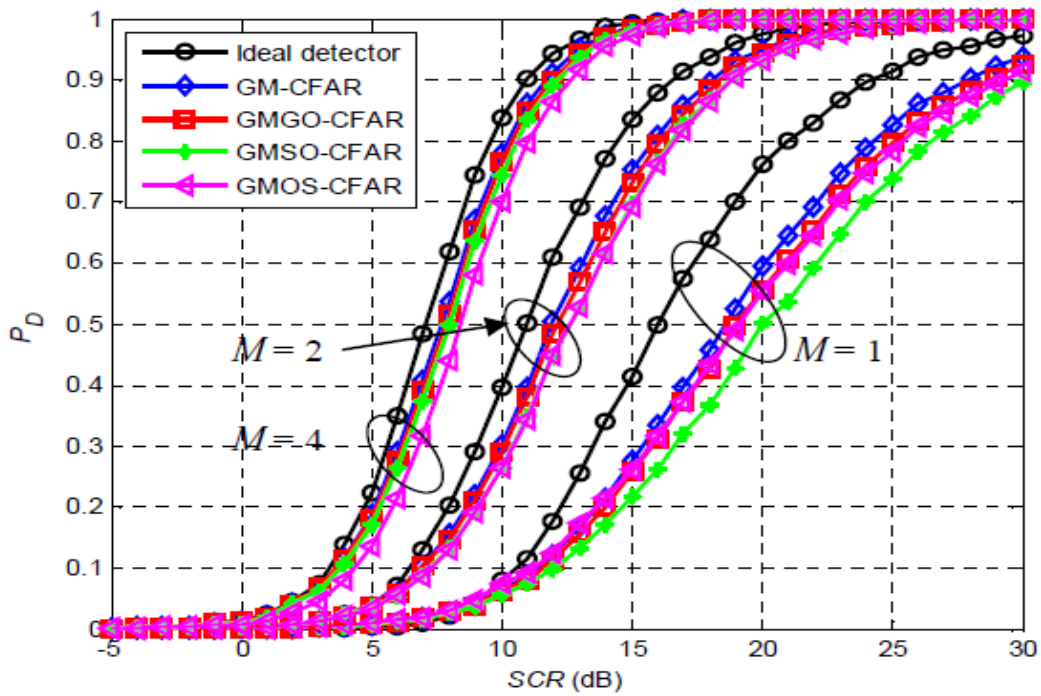


Figure 3.4: P_D en fonction du SCR de détecteurs GM-, GMSO-, GMGO- et GMOS-CFAR avec une intégration non-cohérentes des impulsions pour $\alpha = 2.1$, $N = 24$ et $P_{FA} = 10^{-3}$.

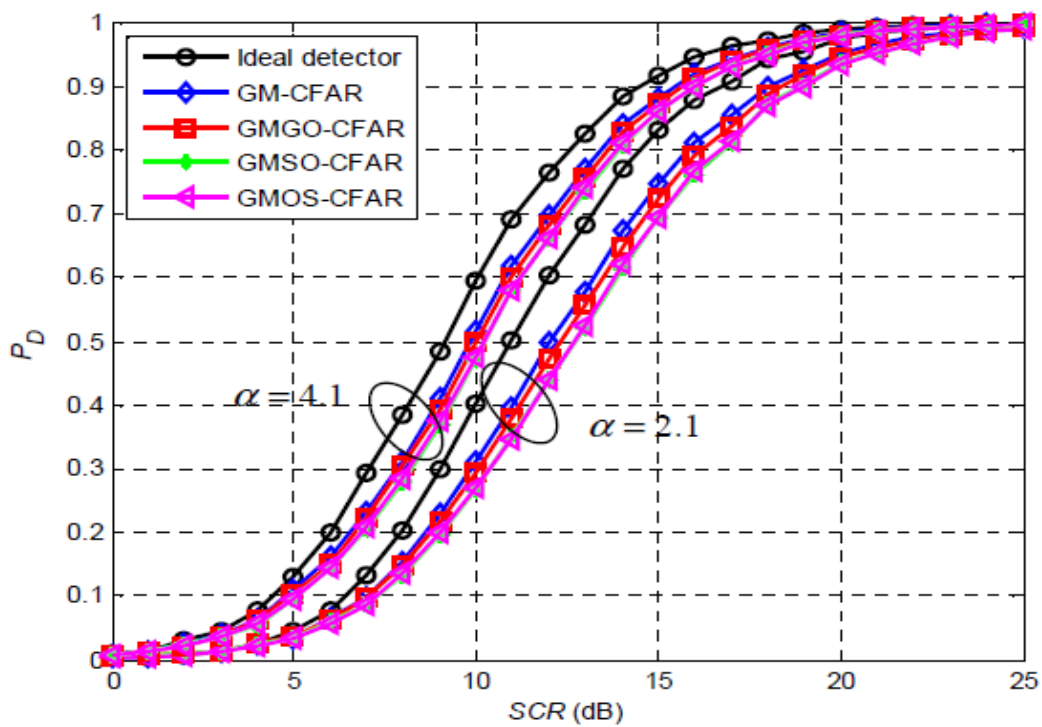


Figure 3. 5: P_D en fonction du SCR de détecteurs GM-, GMSO-, GMGO- et GMOS-CFAR avec une intégration non-cohérentes des impulsions pour $N = 24$, $M = 2$ et $P_{FA} = 10^{-3}$.

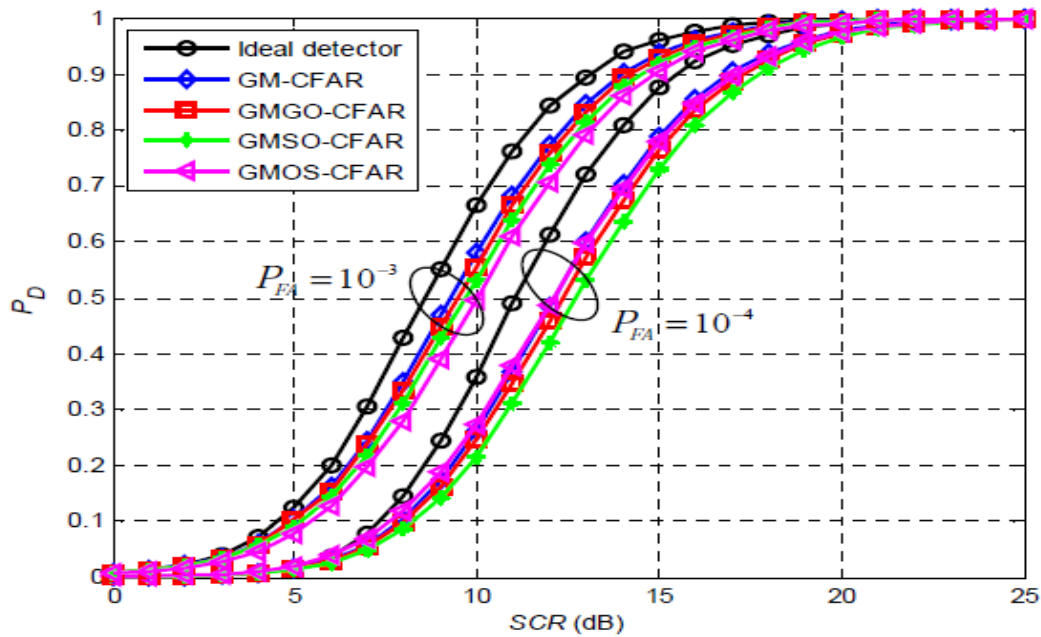


Figure 3. 6: P_D en fonction du SCR de détecteurs GM-, GMSO-, GMGO- et GMOS-CFAR avec une intégration non-cohérentes des impulsions pour $\alpha = 2.1$, $N = 24$ et $M = 3$.

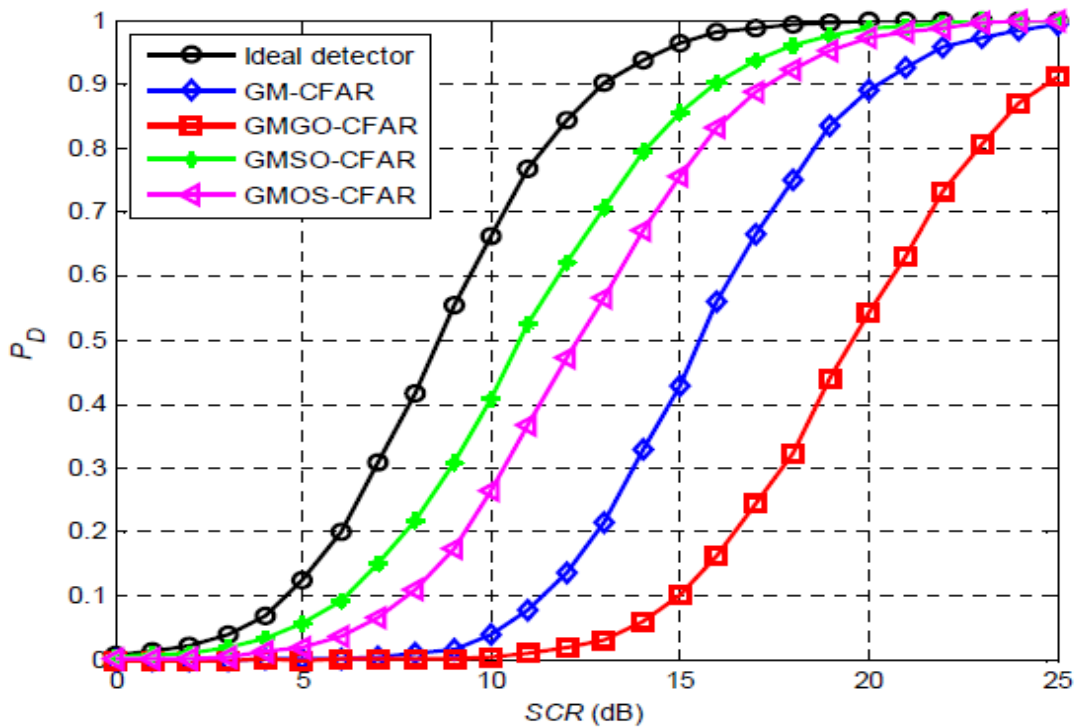


Figure 3. 7: P_D en fonction du SCR en présence de deux cibles interférentes dans la fenêtre amont tête pour $\alpha = 2.1$, $N = 24$, $M = 3$, $P_{FA} = 10^{-3}$ et $ICR = 20$ dB.

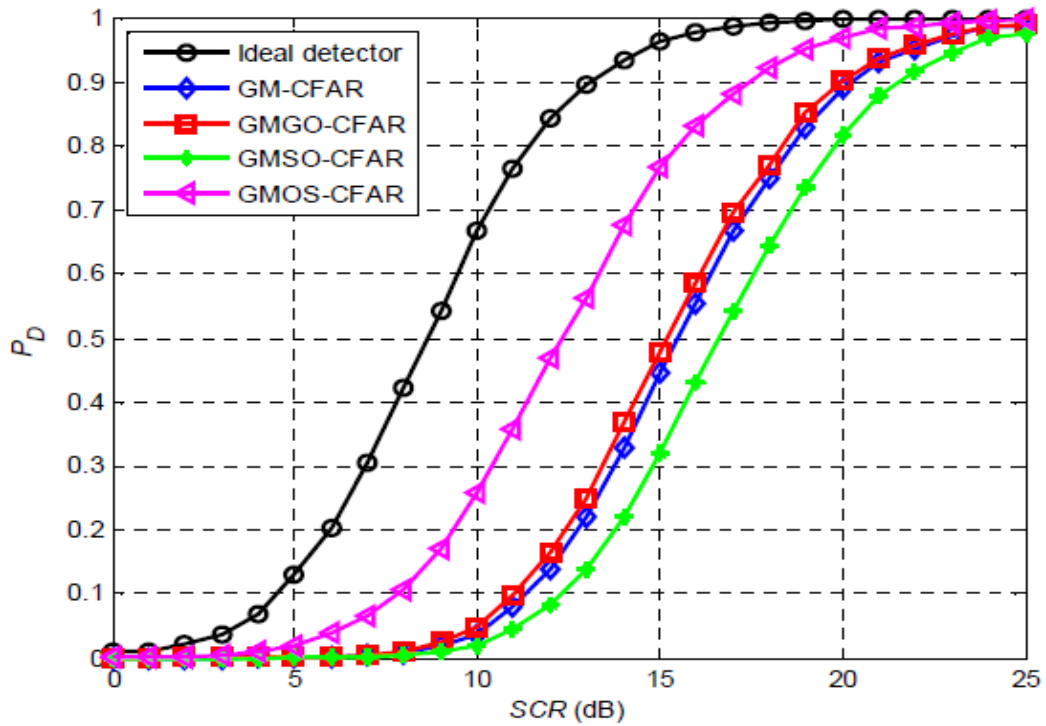


Figure 3. 8: P_D en fonction de SCR en présence de deux cibles interférentes dans les fenêtres amont et aval pour $\alpha = 2.1$, $N = 24$, $M = 3$, $P_{FA} = 10^{-3}$ et $ICR = 20$ dB

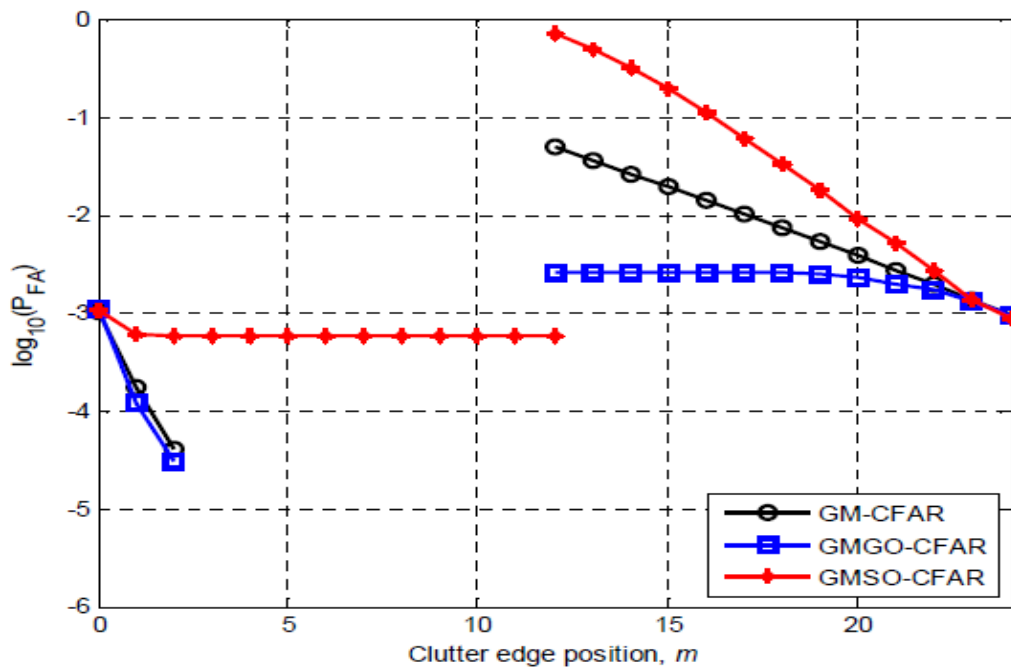


Figure 3. 9: P_{FA} en fonction de la position du bord du clutter de détecteurs GM-, GMSO-, GMGO- et GMOS-CFAR pour $\alpha = 2.1$, $N = 24$, $M = 4$, $P_{FA} = 10^{-3}$ et $CCR = 10$ dB.

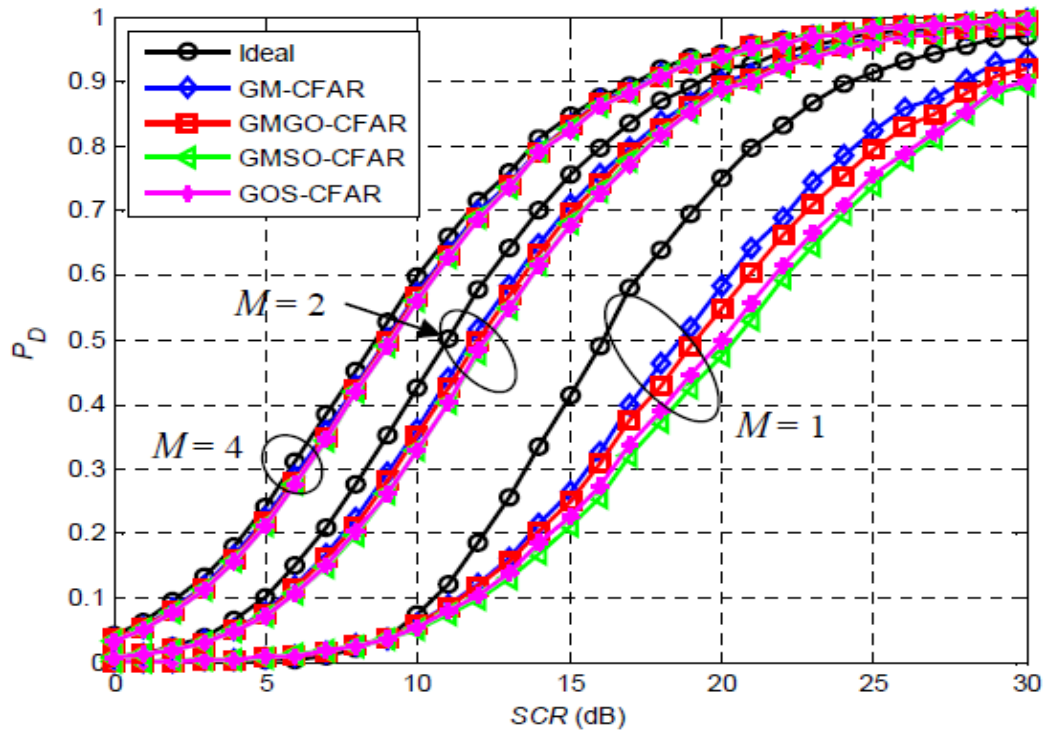


Figure 3.10: P_D en fonction du SCR de détecteurs GM-, GMSO-, GMGO- et GMOS-CFAR avec une intégration binaire pour $\alpha = 2.1$, $N = 24$, $P_{FA} = 10^{-3}$ et règle de fusion "AND".

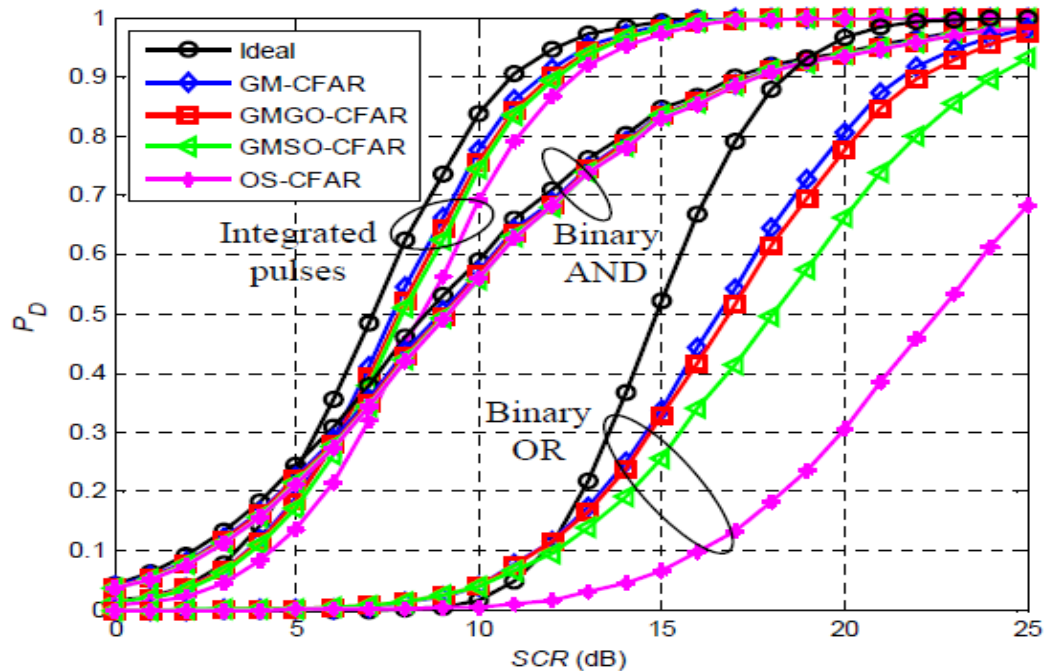


Figure 3.11: Comparaisons P_D des détecteurs GM-, GMSO-, GMGO- et GMOS-CFAR avec impulsions binaires et intégrées pour $\alpha = 2,1$, $N = 24$, $M = 4$ et $P_{FA} = 10^{-3}$.

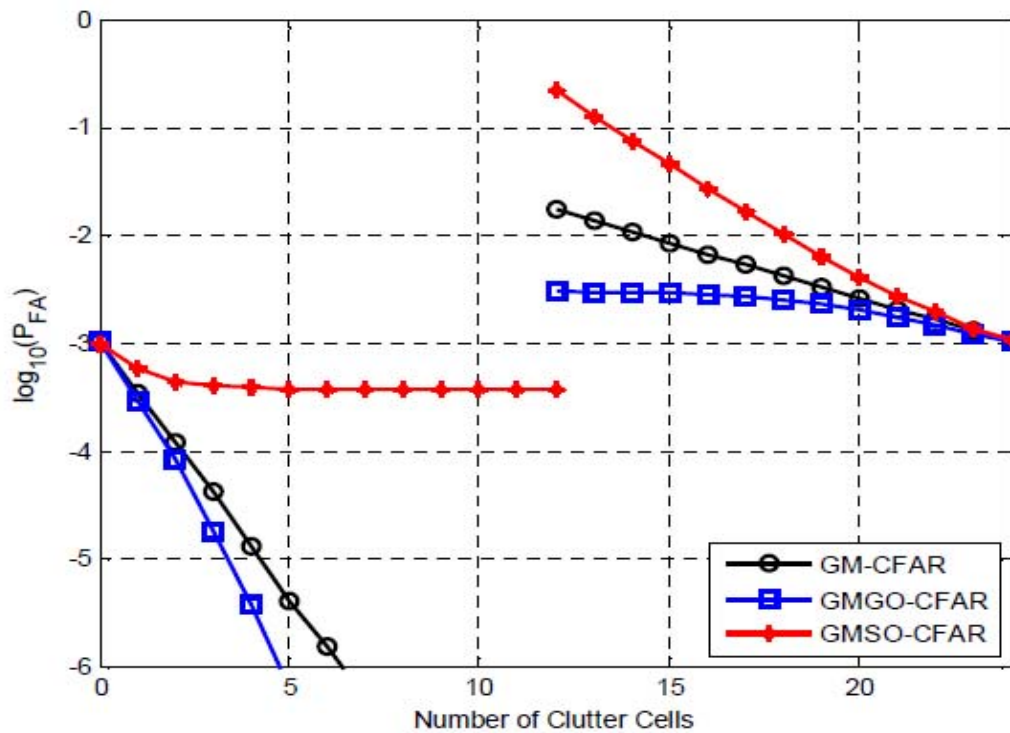


Figure 3.12: P_{FA} en fonction de la position du bord du clutter de détecteurs GM-, GMSO-, GMGO- et GMOS-CFAR pour $\alpha = 2,1$, $N = 24$, $M = 3$, $P_{FA} = 10^{-3}$, et $CCR = 10\text{dB}$ et la règle « AND ».

3. 5 Conclusion

Nouvelles règles de décision des détecteurs CFAR fonctionnant dans des environnements de clutter homogène et hétérogène ont été développées avec intégration non-cohérente et binaire des impulsions. Le clutter était supposé de distribution Pareto type II avec un paramètre d'échelle connu *a priori*. Les performances des détecteurs généralisés GM-, GMSO-, GMGO- et GMOS-CFAR ont été examinés et comparés en fonction des paramètres du détecteur et les paramètres du modèle Pareto type II. À partir de simulations Monte-Carlo, les performances de détection ont été améliorées pour les deux structures avec une intégration non-cohérentes et binaires des impulsions.

Conclusion générale

Conclusion Générale

1. Synthèse des travaux

Dans ce mémoire, nous avons étudié la modélisation du clutter de mer à partir des données réelles IPIX. La détection CFAR a été analysée via des données simulées Pareto type II. Les résultats obtenus dans ce mémoire sont résumés comme suit :

Dans le **Chapitre 1**, nous avons présenté une petite introduction sur le système radar et son principe de fonctionnement. Les principales recherches dans le domaine radar ont été discutées à savoir la modélisation du clutter, l'estimation des paramètres et la détection des cibles. Ensuite, nous avons évoqué le phénomène de clutter de la mer où le modèle composé généralisé a été discuté. Les quatre modèles de Swerling ont été présentés, puis nous avons exposé brièvement un rappel sur la théorie de décision avec une citation des trois critères de décisions classiques.

Dans le **Chapitre 2**, nous avons présenté un aperçu général sur la modélisation du clutter de mer ainsi que une introduction sur la détection CFAR des cibles radar. Les modèles Weibull, log-normal, K et Pareto type II sont donnés pour les deux types de détecteurs (i.e., enveloppe et quadratique). En ce qui concerne les résultats de modélisation, nous avons élaboré les données simulées et réelles IPIX avec des paramètres variables. Nous avons trouvé que ces quatre modèles ne convergent jamais dans des situations de clutter pointu et ils se convergent quand le clutter devient gaussien. L'étude expérimentale montre aussi qu'il y a une possibilité de caractériser des données IPIX, mais avec une sélection adéquate entre les modèles théoriques ci-dessus.

Dans le **Chapitre 3**, nous avons développé de nouvelles règles de décision des détecteurs CFAR fonctionnant dans des environnements de clutter homogène et hétérogène avec intégration non-cohérente et binaire des impulsions. Le clutter était supposé de distribution Pareto type II avec un paramètre d'échelle connu *a priori*. Les performances des détecteurs généralisés GM-, GMSO-, GMGO- et GMOS-CFAR ont été examinés et comparés en fonction des paramètres du détecteur et les paramètres du modèle Pareto type II. À partir de simulations Monte-Carlo, les performances de détection ont été améliorées pour les deux structures de détection avec une intégration non-cohérentes et binaires des impulsions.

3. Travaux de recherche futurs

A partir des travaux réalisés dans ce mémoire, on peut envisager les recherches suivantes :

- Généralisation de la détection Bayesian-CFAR avec une intégration binaire d'impulsions multiple.
- Validation de la détection CFAR via des données réelles.
- Application de l'intelligence artificielle pour résoudre les problèmes d'estimation et de détection CFAR.

Références

Référence

- [1] J. Delprato, "Analyse de la stabilité d'impulsion à impulsion des amplificateurs de puissance HEMT GaN pour applications radar en bande S", Université de Limoges, France, 2016.
- [2] Y. Blanchard, "*Le radar, 1904-2004 : Histoire d'un siècle d'innovations techniques et opérationnelles*", Éditions Ellipses, 2004.
- [3] Radar tutorial : www.radartutorial.eu
- [4] C. Makhoulf et M. A. Al Sabahi, "Optimisation de la Détection Distribuée CA-CFAR et OS-CFAR par l'algorithme BBO", Mémoire de Master, Département d'Electronique, Université de Msila, 2018
- [5] S. Mohamed, "Détection automatique CFAR en environnement non-Gaussien", Thèse de doctorat en sciences, Département d'Electronique, Université de M'Sila, 2015.
- [6] M. Skolnik, "*Radar Handbook*", 2nd Edition, Mcgraw-Hill, New York, 1990.
- [7] O. Taisse et I. Tiss, "Performances de la Détection CFAR dans un Clutter Pareto type II Utilisant l'Approche Bayésienne", Mémoire de Master, Département d'Electronique, Université de Msila, 2020.
- [8] E. Michael and R. Jeffrey S, "*Probability and statistics: the science of uncertainty*" , 2nd edition, New York: W.H. Freeman and Co. p. 38, 2010
- [9] C. Forbes, M. Evans, N. Hastings and B. Peacock, "*Statistical distributions*", 4th edition, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, Canada, 2011.
- [10] A. Gouri and A. Mezache, "Modeling, Estimation and CFAR Detection, in non-Gaussian Clutter", Phd thesis, Department of Electronics, Msila University, Algeria, 2020.
- [11] G. V. Weinberg, "*Radar detection theory of sliding window processes*", CRC Press, Boca Raton 2017.
- [12] M. Barkat, "*Signal detection and estimation*", 2nd edition Artech House, Boston, USA, 2005.
- [13] M. Greco, F. Gini and M. Rangaswamy "Statistical analysis of measured polarimetric clutter data at different range resolutions", IEE Proc.-Radar Sonar Navig., Vol. 153, No. 6, December 2006.
- [14] Bakker, R. B., and Currie, B.: "The McMaster IPIX radar sea clutter database", <http://soma.crl.mcmaster.ca/ipix/>

- [15] R. Ravid and N. Levanon, "Maximum-likelihood CFAR for Weibull Background", IEE Proceedings-F, Vol. 13, No. 3, pp. 256-264, 1992.
- [16] A. Gouri, A. Mezache and H. Oudira, "Radar CFAR detection in Weibull clutter based on $\text{zlog}(z)$ estimator", Remote Sensing Letters, Taylor & Francis, Vol. 11, No.6, pp.581-586, 2020.
- [17] M. Jahangir, D. Balacknell and R. G. While, "Accurate Approximation to the Optimum Parameter Estimate for K-distributed Clutter", IEE Proc-Radar, Sonar & Navigation, Vol. 143, No. 6, pp. 383-390, 1996.
- [18] A. Mezache, A. Bentoumi and M. Sahed, "Parameter Estimation for Compound-Gaussian Clutter with Inverse-Gaussian Texture", IET Radar Sonar & Navigation, Vol. 11, No. 4, pp. 586-596, 2017.
- [19] S. Bocquet, "Simulation of Correlated Pareto distributed sea clutter", Radar, Commonwealth of Australia, 2013.
- [20] V. G. Anastassopoulos, A. Lampropoulos, A. Drosopoulos and M. Rey, "High Resolution Radar Clutter Statistics", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 35, No. 1, pp. 43-60, 1999
- [21] A. Isah and 2S. S. Bala, "The Generalized Weibull Pareto Distribution; Its Properties and Application", ATBU, Journal of Science, Technology Education (JOSTE), Vol. 5, No. 2, pp. 139-154, 2017.
- [22] Weinberg, G. V. (2017), "Radar Detection Theory of Sliding Window Processes", CRC Press.
- [23] H. M. Finn and R. S. Johnson, "Adaptive Detection Model with Threshold Control as a Function of Spatially Sampled Clutter-Level Estimates", RCA Review, Vol. 29, pp. 414-464, 1968.
- [24] G. V. Trunk, "Range Resolution of Targets Using Automatic Detectors", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 14, No. 5, pp. 750-755, 1978.
- [25] V. G Hansen and J. H. Sawyers, "Detectability Loss due to Greatest-of Selection in a Cell Averaging CFAR", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. AES-16, pp. 115-118, 1980.
- [26] H. Rohling, "Radar CFAR Thresholding in Clutter and Multiple Target Situations", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. AES-19, pp. 608-621, 1983.
- [27] G. V. Weinberg, L. Bateman and P. Hayden, "Constant false alarm rate detection in Pareto type II clutter", Digital Signal Processing, Vol. 68, pp. 192-198, 2017.

- [28] V. G. Weinberg, S. D. Howard and C. Tran, "Bayesian framework for detector development in Pareto distributed clutter", *IET Radar Sonar & Navigation*, Vol. 13, no. 9, pp. 1548-1555, 2019.
- [29] N. Janatian, M. Modarres-Hashemi and A. Sheikhi, "CFAR Detectors for MIMO Radars", *Circuits Syst Signal Process*, Vol. 32, 1389–1418, 2013.
- [30] M. Sahed and A. Mezache, "Analysis of CFAR Detection with Multiple Pulses Transmission Case in Pareto Distributed Clutter", *4th International Conference on Electrical Engineering*, Algeria, 2015.
- [31] F. Gini, F. Lombardini and L. Verrazzani, "Decentralized CFAR Detection with Binary Integration in Weibull Clutter", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 33, NO. 2, pp. 396-407, 1997.