

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

Domaine : **Sciences et Technologies**

Filière : **Télécommunications**

Spécialité : **Systèmes des Télécommunications**

Thème :

***Modélisation et Détection CFAR dans
un Clutter de la Mer de Distribution
Weibull Mélangée***

Présenté par :

HALITIM Hassina
&
OULED MAHEDDINE Zakaria

Encadré par

Pr. MEZACHE Amar
&
Terki Zakia

N° d'ordre :

Promotion : 2021/2022

Résumé

La surveillance du trafic maritime nécessite de disposer de systèmes de détection radar efficaces pour des cibles noyées dans un clutter non-stationnaire. Plusieurs facteurs contribuent dans les caractéristiques statistiques de clutter de mer tels que, l'agitation de la surface, la corrélation spatio-temporelle des échos, présence de déchets indésirables flottants, etc. Afin de répondre à cette problématique, nous avons proposé la distribution Weibull mélangée pour modéliser une mixture de données gaussiennes et non-gaussiennes. Cette distribution a été examinée à l'aide des données synthétisées et réelle IPIX. Il a été montré que plusieurs scénarios des échos radar IPIX possèdent des erreurs de modélisation minimales. En ce qui concerne la détection CFAR dans un clutter Weibull et Weibull mélangé, les algorithmes logt-CFAR, WH-CFAR, GMOS-CFAR, TMOS, IE-CFAR et WHOS-CFAR ont été exécutés. Les résultats de simulations montrent que la propriété CFAR est seulement assurée par un clutter de distribution Weibull. Les performances de détection ont été également illustrées via des données IPIX.

Abstract

Maritime traffic surveillance requires effective radar detection systems for targets embedded in a non-stationary sea clutter. Several factors contribute in the statistical characteristics of this type of clutter like, roughness sea surface, spatial-temporal correlation of echoes, presence of unwanted floating things, etc. In order to address this issue, we proposed weighted two and three Weibull distributions to model mixtures of Gaussian and non-Gaussian data. This distribution was examined using synthetic and real IPIX data. Numerous IPIX radar scenarios have been shown to have minimal fitting errors. For CFAR detection in Weibull and mixture Weibull clutter, logt-CFAR, WH-CFAR, GMOS-CFAR, TMOS, IE-CFAR and WHOS-CFAR algorithms were executed together. Simulation results show that the CFAR property is only provided by a Weibull distribution clutter. Detection performances were also illustrated via IPIX database.



ملخص

تتطلب مراقبة الحركة البحرية أنظمة فعالة للكشف عن الرادار للأهداف التي غرقت في فوضى غير ثابتة. تساهم عدة عوامل في الخصائص الإحصائية للفوضى البحرية مثل، التحريض السطحي، الارتباط المكاني الزمني للأصداء، وجود نفايات عائمة غير مرغوب فيها، إلخ. من أجل معالجة هذه المشكلة، اقترحنا توزيع Weibull المختلط لنمذجة مزيج من البيانات الغاوسية وغير الغاوسية. وقد تم فحص هذا التوزيع باستخدام بيانات IPIX المجمع والفعلية. ثبت أن العديد من سيناريوهات صدى رادار IPIX بها الحد الأدنى من أخطاء النمذجة. تم تنفيذ خوارزميات لكشف CFAR في فوضى Weibull و Weibull المختلطة، و Logt-CFAR، و WH-CFAR، و GMOS-CFAR، و TMOS، و IE-CFAR تظهر نتائج المحاكاة أن خاصية CFAR يتم توفيرها فقط من خلال فوضى توزيع Weibull. كما تم توضيح أداء الكشف من خلال بيانات IPIX .



Remerciements

Tout d'abord nous devons remercier ALLAH qui nous à donner la santé et la volonté au cours de notre étude et la réalisation de ce mémoire.

Nous adressons notre gratitude et nous remercions à nos encadreurs **Pr. MEZACHE Amar** et la doctorante **TERKI Zakia** pour leurs encadrements, ses conseils, leurs recommandations tout au long de ce travail et sur toutes les heures consacrées à diriger ce travail, pour le suivi scientifique et nous voudrions les remercier pour leur confiance. Qu'il a mis en nous aussi, nous aimerions également les remercier pour leurs efforts.

Nos remerciements vont aussi au président **Pr. H . KENANE** et examinateur **Pr. H. OUDIRA** de jury pour l'honneur qu'il nous fait en acceptant d'évaluer ce travail et assister la soutenance de ce mémoire.

Nous souhaiterions aussi adresser notre gratitude aux enseignants du département d'Electronique, faculté de Technologie de l'Université de med Boudiaf M'sila .

Enfin, nous remercions vont également à nos chers parents et à tous ceux qui ont aidé nous de près ou de loin à réaliser ce travail.

Dédicace

Nous dédions ce travail commun à nos très chères mères.

Tu es une source de tendresse et un exemple de dévouement qui
ne cesse de m'encourager.

A nos chers parents.

En guise d'expression de notre gratitude pour le soutien, les
sacrifices et tous les efforts qu'ils ont déployés pour notre
éducation.

à mes grands-parents.

Je prie Dieu de les protéger pour nous.

A nos chers frères et à tous nos amis.

A toute notre grande famille.

A nos collègues et à tous nos professeurs

A tous ceux qui nous ont aidé de près ou de loin à accomplir ce
travail.



Sommaire

<i>Résumé</i>	<i>II</i>
<i>Remerciements</i>	<i>IV</i>
<i>Dédicace</i>	<i>V</i>
<i>Liste des Abréviations</i>	<i>VIII</i>
<i>Liste des Figures</i>	<i>IX</i>
<i>Introduction générale</i>	<i>I</i>
1. Introduction	1
2. Travaux du mémoire	2
3. Organisation du mémoire	2
<i>Chapitre 1 : Systèmes Radars</i>	<i>4</i>
1. 1 Introduction	4
1. 2 Principes généraux des radars	5
1. 3 Eléments de base d'un système radar	6
1. 4 Types de radar	11
1. 4. 1 Radar primaire (ou imageurs)	12
- Radars à impulsions	12
- Radars à onde continue	12
1. 4. 2 Radar secondaires	13
1. 5 Recherches dans le domaine radar	13
1. 5. 1 Modélisation	13
1. 5. 2 Estimation	14
1. 5. 3 Détection	15
1. 6 Modèles statistiques des cibles	15
1. 7 Modèles statistiques du clutter	17
1. 8 Conclusion	19
<i>Chapitre 2 : Modélisation du Clutter par la loi Weibull Mélangée</i>	<i>20</i>
2. 1 Introduction	20
2. 2 Mixture de distributions Weibull	21
2. 2. 1 Distribution Weibull	21
2. 2. 2 Distribution Weibull mélangée	22
2. 2. 3 Estimation des paramètres	23
<i>Chapitre 3 : Détection CFAR dans un Clutter Weibull Mélangé</i>	<i>37</i>
3. 1 Introduction	37

3. 2 Détecteurs CFAR pour un clutter Weibull	38
3. 2. 1 Détecteur logt-CFAR.....	39
3. 2. 2 Détecteur WH-CFAR	39
3. 2. 4 Détecteur TMOS-CFAR	40
3. 2. 5 Détecteur IE-CFAR.....	40
3. 2. 6 WHOS-CFAR	40
3. 3 Analyse des performances de détection.....	42
3. 4 Conclusion	51
<i>Conclusion générale</i>	<i>52</i>
<i>Références</i>	<i>54</i>

Liste des Abréviations

CA-CFAR	Cell Averaging CFAR
CCR	Clutter-to-Clutter Ratio
CFAR	Constant False Alarm Rate
CG-IG :	Compound Gaussian-Inverse Gaussian
CMLD-CFAR	Censored Mean Level Detector CFAR
CST	Cellule Sous Test
IID	Indépendants et Identiquement Distribués
ICR	Interference-to-Clutter Ratio
IE-CFAR	Inclusion/Exclusion CFAR
GO-CFAR	Greatest Of CFAR
GMOS-CFAR	Geometric Mean Order Statistic CFAR
MIMO	Multiple Input Multiple Output
OS-CFAR	Order Statistic CFAR
PD	Probability Detection
PDF	Probability Density Function
PFA	Probability Faulse Alarm
RADAR	RADio Detection And Ranging
SER	Radar Cross Section
SCR	Signal-to-Clutter Ratio
SNR	Signal-to-Noise Ratio
SO-CFAR	Smallest Of CFAR
TMOS-CFAR	Trimmed Mean Order Statistic CFAR
WH-CFAR	Weber/hykin CFAR

Liste des Figures

Figure 1.1: Principe de radar.....	5
Figure 1. 2: Eléments de base dans tout système fonctionnel radar.....	8
Figure 1. 3: Détection des cibles maritimes par le radar.....	11
Figure 1. 4: Types de radar.....	11
Figure 1. 5 : Conception du RCS (avions).....	16
Figure 1. 6 : Conception du RCS (missiles).....	16
Figure 2. 1: CCDF simulée à partir d'un mélange d'échantillons Weibull distribués.....	27
Figure 2. 2: Organigramme de la méthode PCFE via l'algorithme de minimisation simplex de NM pour le problème (2.17).....	27
Figure 2. 3: Comparaison des CCDFs réelles et estimées par une mixture de distributions Weibull à partir d'une scène de résolution 3m, et polarisation HH (a) Cellule de portée n° 4 (b) Cellule de portée n° 17.....	30
Figure 2. 4: Comparaison des CCDFs réelles et estimées par une mixture de distributions Weibull à partir d'une scène de résolution 3m, et polarisation VV (a) Cellule de portée n° 7 (b) Cellule de portée n° 25.....	31
Figure 2. 5: Comparaison des CCDFs réelles et estimées par une mixture de distributions Weibull à partir d'une scène de résolution 15m, et polarisation HH (a) Cellule de portée n° 12 (b) Cellule de portée n° 19.....	32
Figure 2. 6: Comparaison des CCDFs réelles et estimées par une mixture de distributions Weibull à partir d'une scène de résolution 15m, et polarisation VV (a) Cellule de portée n° 3 (b) Cellule de portée n° 30.....	33
Figure 2. 7: Comparaison des CCDFs réelles et estimées par une mixture de distributions Weibull à partir d'une scène de résolution 30m, et polarisation HH (a) Cellule de portée n° 1 (b) Cellule de portée n° 13.....	34

Figure 2. 8 : Comparaison des CCDFs réelles et estimées par une mixture de distributions Weibull à partir d'une scène de résolution 30m, et polarisation VV

(a) Cellule de portée n° 5

(b) Cellule de portée n° 27.....35

Figure 3. 1: Schéma block des détecteurs CFAR dans le cas du modèle de clutter appartient aux membres de classe de distributions d'échelle et de puissance invariants.....41

Figure 3. 2 : P_{FA} en fonction du facteur d'échelle τ dans le cas du clutter Weibull avec $N=32$, $b = \sqrt{\Gamma(1+2/c)}$ et $c=0.5$, et 2.....44

Figure 3. 3 : P_{FA} en fonction du facteur d'échelle τ dans le cas du clutter Weibull mélangé avec $N = 32$, $c_1 = 2$, $c_2 = 0.5$ et $b_1 = b_2 = b = ((p_1 * \text{gamma} (1+2/c_1) + p_2 * \text{gamma} (1+2/c_2)))^{-0.5}$44

Figure 3. 4 : P_{FA} en fonction du facteur d'échelle τ dans le cas du clutter Weibull mélangé avec $N = 32$, $p_1 = 0.5$, $c_2 = 0.5$ et $b_1 = b_2 = b = ((p_1 * \text{gamma} (1+2/c_1) + p_2 * \text{gamma} (1+2/c_2)))^{-0.5}$45

Figure 3. 5 : Etude de robustesse des détecteurs CFAR dans un clutter Weibull pour $P_{FA}=10^{-3}$, $N=32$, $b = \sqrt{\Gamma(1+2/c)}$ et $ICR = 20\text{dB}$46

Figure 3. 6 : P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull avec $N=32$, $b = \sqrt{\Gamma(1+2/c)}$ 46

Figure 3. 7 : P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull avec $N=32$, $b = \sqrt{\Gamma(1+2/c)}$ et présence 2 cibles dans les cellules 8 et 30, $ICR = 10\text{dB}$47

Figure 3. 8 : P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull mélangé avec $N = 32$, $p_1 = 0.7$, $c_1 = 2$ et $c_2 = 0.5$ 47

Figure 3. 9 : P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull mélangé avec $N = 32$, $p_1 = 0.7$, $c_1 = 1$ et $c_2 = 0.5$48

Figure 3. 10 : P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull mélangé avec $N = 32$, $p_1 = 0.7$, $c_1 = 1$ et $c_2 = 0.5$ et présence 2 cibles dans les cellules 8 et 30, $ICR = 10\text{Db}$48

Figure 3. 11 : Etude la propriété CFAR en fonction des données réelles IPIX résolution 3m

(a) Résolution 3m et polarisations HH et VV

(b) Résolution 15m et polarisations HH et VV.....49

Figure 3. 12 : Etude la propriété CFAR en fonction des donnée réelles IPIX résolution 30m et polarisations HH et VV.....50



Figure 3. 13 : Etude la propriété CFAR en fonction des données réelles IPIX
résolutions 3m, 15m et 30m

(a) Polarisation HH

(b) Polarisation VV.....51

Liste des Tableaux

Table 3. 1 : Valeurs du facteur d'échelle τ des détecteurs logt-, GMOS-, TMOS- et IE-
CFAR pour $N = 32$ et $P_{FA} = 10^{-3}$45

Introduction générale

1. Introduction

Le radar (RADio Detection And Ranging) est un appareil émettant et recevant des ondes électromagnétiques, utilisé pour localiser, déterminer la distance, déterminer la position ainsi que la vitesse radiale d'objets tels que les avions, les bateaux, etc. Cet acronyme d'origine américaine a remplacé le sigle anglais précédemment utilisé : "RDF" (*Radio Direction Finding*). Depuis, le mot est entré dans la langue usuelle, perdant donc son écriture de sigle. Le mot "radar" est un acronyme mais aussi un palindrome. 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. Sa fonction principale est la détection, c'est à- dire la révélation de la présence ou l'absence d'une cible dans l'espace de surveillance à partir des observations sous forme d'amplitudes ou puissance disponibles à la sortie du récepteur. On extrait alors l'information nécessaire sur la cible à partir du signal écho, même en l'absence de cible; des échos sont observés par le radar, dus au bruit thermique du récepteur, à la rétrodiffusion du milieu environnant (mer, sol, nuages), appelée clutter, ou encore à un éventuel brouillage. Dans le cas où ce clutter s'apparente également à du bruit Gaussien, les détecteurs conventionnels, construits sur l'hypothèse Gaussienne, permettent alors une détection optimale [1-4]. Le radar est utilisé dans de nombreux contextes : en météorologie, pour le contrôle du trafic aérien, pour la surveillance du trafic routier, par les militaires, en astronautique, etc.

Dans de nombreuses situations, la statistique du clutter ne peut plus être modélisée simplement par une loi Gaussien, cela est produit pour les radars de haute résolution et/ou avec faible angle d'incidence où pour un environnement ne pas homogène. Cette non-homogénéité est due soit à un bord de clutter ou à la présence de cibles interférentes. Ces deux cas de non-homogénéité du clutter qui peut se produire dans une situation réelle sont généralement utilisés pour vérifier la robustesse de l'algorithme de détection. Dans de nombreuses études antérieures, plusieurs distributions ont été proposées pour ajuster les données réelles, parmi celles-ci, la distribution Weibull, distribution log-normale, la distribution K , la distribution Pareto type II, etc. [17].

2. Travaux du mémoire

Dans ce mémoire, nous intéressons à réaliser les points suivants :

- Etude en simulation pour la modélisation de clutter de la mer via des distributions Weibull et Weibull mélangée.
- Modélisation des échos radar IPIX utilisant les distributions ci-dessus. Pour ce faire, plusieurs scénarios de ce type de clutter seront testés.
- Etude des performances de détection logt-CFAR, WH-CFAR, GMOS-CFAR, TMOS, IE-CFAR et WHOS-CFAR en se basant sur les données simulées et réelles IPIX. Egalement, nous considérons la présence de cibles interférentes pour étudier la propriété CFAR de ces algorithmes

3. Organisation du mémoire

Le présent mémoire est organisé comme suit :

Dans le **Chapitre 1**, nous allons résumer en premier temps le principe de fonctionnement du radar, les composants radar et les types de radars. Après, on va discuter sur les sujets de recherche considérés dans la communauté scientifique radar à savoir la modélisation des échos radar, l'estimation des paramètres des distributions des échos proposées et la détection des cibles en respectant la propriété CFAR. La modélisation statistique des cibles mobiles et la formulation des modèles de clutter sont aussi essentiels pour la construction des procédures de détection CFAR.

Dans le **Chapitre 2**, nous proposons dans la Section 2. 1 une mixture de deux et trois distributions Weibull pour la caractérisation des données réelles IPIX. Puisque ces modèle disposent un nombre de paramètres plus de quatre, l'estimateur non-linéaire à monder carrées récursives est appliqué dans la Section 2. 2 basé sur l'algorithme d'optimisation de Nelder-Mead. La Section 2. 3 à pour objectif de présenter la modélisation expérimentale à partir de la base de données IPIX utilisant le modèle Weibull mélangé. La Section 2. 4 résume les principales conclusions tirées de ce chapitre.

Dans le **Chapitre 3**, nous résumons d'abord dans la Section 3. 2 les tests statistiques des détecteurs logt-CFAR, GMOS-CFAR, TMOS-CFAR, IE-CFAR, WH-CFAR et WHOS-CFAR en présence de clutter Weibull. Puis, nous analysons dans la Section 3. 3 les

performances de ces détecteurs via deux type de données ; étude en simulation Monte-Carlo (utilisation des données Weibull et Weibull mélangé) et étude expérimentale (utilisation de la la base de données IPIX).

Enfin, nous terminons par une conclusion générale avec quelques propositions de futurs travaux.

Chapitre 1 : Systèmes Radars

1. 1 Introduction

Le "RADAR" est par définition un appareil de "Radio Détection And Ranging" que l'on peut traduire par "détection et estimation de la distance par onde radio". Tout a commencé en 1886, quand le physicien allemand "Hertz" a réalisé les premières expériences sur les ondes électromagnétiques et a montré que les ondes "Radio" pouvait être réfléchies par les corps métalliques et diélectriques. En 1904, l'allemand "Hulsmeyer" dépose un brevet sur "un détecteur d'obstacles à ondes radio-continues" à la suite de réflexions constatées sur des navires croisant sur le Rhin [1]. L'évolution de ce domaine a permis en 1935 d'utiliser le premier réseau de radars par "Robert Watson". Le radar est un dispositif opérationnel d'émission et de réception d'ondes électromagnétiques qui présente de nos jours un grand nombre d'applications. Après la deuxième guerre mondiale, les applications du radar ont complètement changés, car au début il était utilisé comme un appareil de guerre; mais de nos jours il est aussi utilisé en civile qu'en militaire. Dans le domaine civil on peut prendre l'exemple de la météorologie, dans laquelle le radar est utilisé pour le contrôle du trafic aérien, pour la surveillance du trafic routier ... etc. [2].

Dans ce chapitre, nous allons résumer en premier temps le principe de fonctionnement du radar, les composants radar et les types de radars. Après, on va discuter sur les sujets de recherche considérés dans la communauté scientifique radar à savoir la modélisation des échos radar, l'estimation des paramètres des distributions des échos proposées et la détection des cibles en respectant la propriété CFAR. La modélisation statistique des cibles mobiles et la formulation des modèles de clutter sont aussi essentiels pour la construction des procédures de détection CFAR.

1. 2 Principes généraux des radars

Un système radar comporte un ensemble de sous-systèmes représentant leur formes générales et l'interaction entre ses sous systèmes exprime leur principe de fonctionnement. Un émetteur puissant génère un faisceau d'ondes électromagnétiques concentré transmis par une antenne. A l'aide du duplexeur une antenne unique peut travailler en deux modes. En mode de transmission, l'antenne illumine l'espace d'exploration avec des micros ondes dans une direction bien déterminée (une direction souhaitée). Lorsque ces ondes rencontrent un objet, elles sont alors réfléchies, formant ce qu'on appelle communément un écho radar dont une partie est renvoyée vers le radar, puis interceptée par l'antenne en mode récepteur [3].

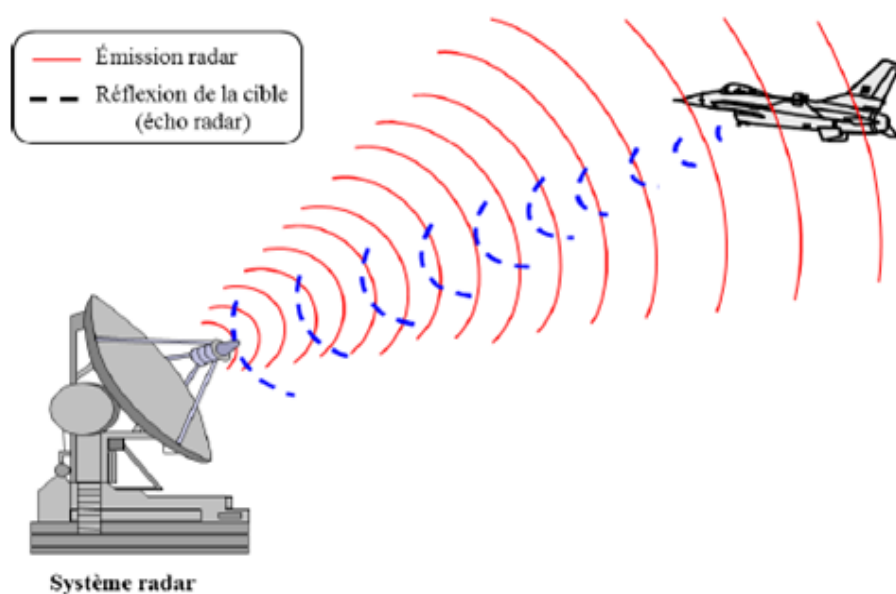


Figure 1.1: Principe de radar.

1. 3 Eléments de base d'un système radar

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

- L'émetteur :

Un émetteur est un circuit oscillateur qui produit des pulsations électromagnétiques à très hautes fréquences. Il comprend un oscillateur permanent, un amplificateur et un modulateur. Il génère une onde électromagnétique lancée à intervalles réguliers (par exemple, toutes les millisecondes) des signaux très brefs (par exemple, 1 microseconde de durée), à une fréquence donnée. Il transforme donc l'énergie électrique fournie par le modulateur et les sources d'alimentation en énergie radioélectrique dans la gamme des radiofréquences destinée à être diffusée par l'antenne. Une partie active est le tube d'émission dans lequel est générée l'impulsion hyperfréquence à la fréquence et la puissance désirées. On peut classer les émetteurs de radar en deux grandes catégories [\[4\]](#) :

- Les émetteurs oscillateurs de puissance.
- Les émetteurs à chaîne d'amplification.

- L'antenne :

C'est le composant le plus distinct du radar, qui convertit l'énergie électrique d'un signal en énergie électromagnétique transportée par une onde électromagnétique (ou inversement). Les antennes radars sont toutes faites à partir de sources primaires ou élémentaire qui sont soit installées au foyer d'une optique, soit associées en réseaux. Les sources élémentaires ont presque toujours un rayonnement qui n'est pas très directif (faisceau de rayonnement large). La directivité (finesse du faisceau) est donc obtenue soit par l'optique, soit par l'organisation en réseaux. Les sources élémentaires sont essentiellement les suivantes: dipôle demi-onde, les cornets, hélices, bougie, guides à fentes [\[5\]](#).

- Le récepteur :

La fonction du récepteur est d'amplifier ou d'augmenter la résistance des très faibles échos et les reproduire comme signaux vidéo à passer à l'indicateur, mesurer un signal extrêmement faible à une fréquence extrêmement haute. En effet, le signal est converti et amplifié par un circuit superhétérodyne à une fréquence intermédiaire d'environ 30 MHz. La fréquence très élevée du signal radar nécessite l'utilisation d'un oscillateur et d'un mélangeur de signaux avec une précision beaucoup plus élevée que pour les récepteurs radio ordinaires. Des circuits appropriés ont été mis au point, utilisant comme oscillateurs des tubes hauts puissances à hyperfréquences. La fréquence intermédiaire est amplifiée de manière classique [5].

- Indicateur

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

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

La classification des radars est pratiquement basée sur la fonction et les principales caractéristiques du radar telles que la bande de fréquence, le type d'antenne, et les formes d'ondes utilisées [1-4]

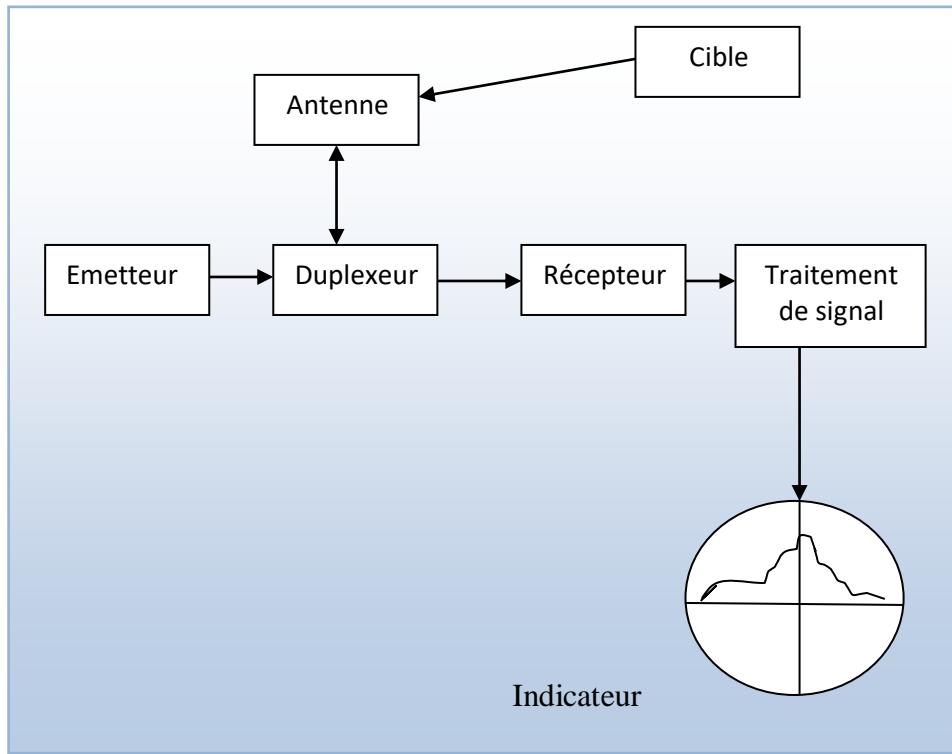


Figure 1. 2: Eléments de base dans tout système fonctionnel radar

Les caractéristiques suivantes pour la détection des cibles radar sont définies :

- **Probabilité de détection** : c'est la probabilité que le radar détecte la présence d'une cible. C'est sur cet aspect de probabilité de détection que travaillent les ingénieurs spécialisés dans le traitement du signal radar.
- **Probabilité de fausse alarme** : une fausse alarme est générée lorsque le signal reçu dépasse le seuil de détection sans que ce pic d'énergie soit dû à une cible réelle. Cette caractéristique est dépendante du bruit.
- **Direction du signal** : le signal radar est émis suivant un lobe principal où le signal est à sa puissance maximum. Les cibles à détecter doivent être dans ce

pic d'énergie afin que l'écho renvoyé par celles-ci soit suffisamment puissant pour arriver jusqu'au récepteur radar (voir [Figure 1. 3](#)).

- **Calcul de la distance :** la distance entre la cible et le radar est calculée en utilisant le fait que le signal parcourt un chemin aller-retour. Si on considère que le signal haute fréquence radar se déplace à la vitesse c et que l'écho-radar de la cible est mesuré après un temps t_1 , la cible est alors détectée à une distance

$$d = \frac{c_1 t_1}{2} \quad (1.1)$$

- **Portée maximale :** la portée maximale des radars est limitée à la fois par l'équation Radar donnée plus loin qui consiste en un bilan énergétique sur l'atténuation du signal mais aussi par la durée qui va séparer deux impulsions ou train d'impulsions successifs.

$$d_{\max} = \frac{cT}{2} = \frac{cPRI}{2} = \frac{c}{2PRF} \quad (1.2)$$

La portée maximale d'un radar est limitée par la période de répétition T des impulsions radar successives. On peut affiner cette formule en tenant compte du fait qu'un radar classique détecte et traite seulement les échos d'une impulsion avant que l'impulsion suivante soit émise. Ainsi, il ne traite pas les échos reçus pendant la durée τ de l'impulsion émise et la portée maximale de détection du radar devient alors :

$$d_{\max} = \frac{c(T - \tau)}{2} \quad (1.3)$$

Une ambiguïté sur la distance existe alors lorsque le temps aller-retour avec la cible est supérieur au temps d'écoute $(T - \tau)$ entre deux impulsions. Ces échos apparaîtront alors comme des cibles plus proches qu'elles ne le sont réellement. Pour réduire ces cas de figure, on peut faire varier la durée de la PRI , c'est-à-dire la période entre les impulsions pour lever l'ambiguïté. On parle alors de système "staggered" (décalé en anglais)

- **Distance minimale de détection:** la distance minimale ou « zone d'ombre » est liée à la durée d'émission τ des impulsions radar pendant laquelle le système radar ne peut traiter les échos de telle sorte que

$$d_{\min} = \frac{c\tau}{2} \quad (1.4)$$

- **Résolution en distance** : la résolution en distance d'un radar est sa capacité à différencier deux cibles proches dans la même direction. Cette résolution en distance est définie par la distance minimale entre deux cibles pour que le radar puisse les distinguer. La largeur d'impulsion τ est déterminante pour calculer la résolution en distance qui est donnée par

$$Sr \geq \frac{c\tau}{2} \quad (1.5)$$

- **Temps d'éclairement** : c'est la durée pendant laquelle le signal-radar est orienté en direction de la cible. Le temps d'éclairement T_E (en secondes) d'une cible radar s'exprime en fonction de la largeur du lobe principal de l'antenne θA et de la vitesse de rotation de l'antenne R (en tours par minute) par l'équation :

$$T_E = \frac{\theta A}{360^\circ} \frac{60}{R} \quad (1.6)$$

De cette équation, il est aussi possible de définir le nombre m d'impulsions reçues par cette cible à chaque passage sous la forme

$$m = \frac{T_e}{T} \quad (1.7)$$

Selon le système radar, un nombre m de 1 à 20 impulsions reçues par la cible sont requis pour une détection précise.

- **Vitesse radiale de la cible** : l'effet Doppler permet de déterminer la vitesse de la cible en plus de sa position. La cible en mouvement induit un décalage en fréquence entre les impulsions émises et reçues. Ainsi, pour une cible se déplaçant à une vitesse radiale v , la fréquence Doppler s'écrit

$$f_d = \frac{2v}{cT_r} \quad (1.8)$$

Les radars capables de détecter essentiellement les cibles mobiles en éliminant les échos des cibles fixes sont appelés MTI (Moving Target Indicateur).

1. 4 Types de radar

En fonction des informations qu'ils doivent fournir, les équipements radars utilisent des qualités et des technologies différentes. Ceci se traduit par une première classification des systèmes radars (voir **Figure 1. 4**):

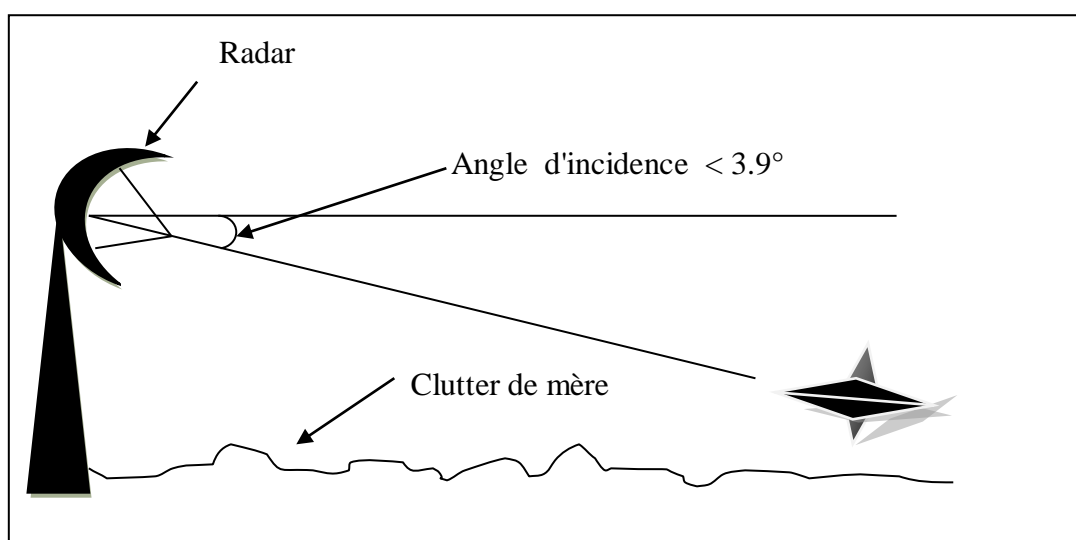


Figure 1. 3: Détection des cibles maritimes par le radar

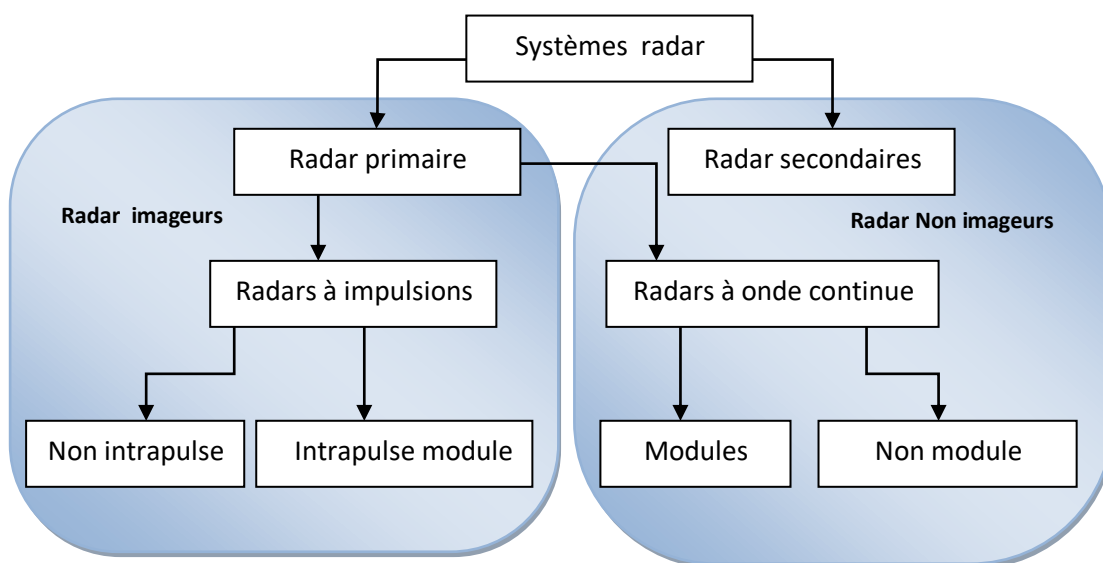


Figure 1. 4: Types de radar

1. 4. 1 Radar primaire (ou imageurs)

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. Les radars primaires peuvent être de type deux dimensions (2D) donnant des mesures de distance et d'azimut ou trois dimensions (3D), une mesure complémentaire en angle de site (angle d'élévation dans le plan vertical) est alors disponible. Pour les radars 2D, l'absence de toute mesure d'angle de site ne permet pas de discrimination en altitude. Ainsi, un avion comme un écho au sol ou un obstacle au sol dans le même azimut et à la même distance seront vus sans distinction. Sa fréquence varie entre 2.7 GHz et 3 GHz. On distingue deux types du radar primaire :

- 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.

- 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 peu 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 de télévision.

- Radars à onde continue non modulée

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

- Radars à onde continue modulée

Le signal émis est constant en amplitude mais modulé en fréquence. Cette modulation rend à nouveau possible le principe de la mesure du temps de propagation. Un autre avantage non négligeable de ce type d'équipement est que, la réception n'étant jamais interrompue, les mesures s'effectuent en permanence. 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). Un principe similaire est utilisé par des radars à impulsions qui génèrent des impulsions trop longues pour bénéficier d'une bonne résolution en distance. Ces équipements modulent souvent le signal contenu dans l'impulsion afin d'améliorer leur résolution en distance. On parle alors de compression d'impulsion [1-4].

1. 4. 2 Radar secondaires

Avec ces radars, l'avion doit être équipé d'un transpondeur (transmetteur répondeur) qui répond à l'interrogation du radar en générant un signal codé. Cette 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) [1-4].

1. 5 Recherches dans le domaine radar

1. 5. 1 Modélisation

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 IPIX par exemple (Intelligent Pixel X band radar) du clutter de mer. En pratique, les queues de ces modèles sont approximés pour modéliser précisément le clutter de mer. Le choix de la technique de l'estimation influe fortement sur les performances de modélisation.

1. 5. 2 Estimation

Dans la plupart des systèmes à seuil variable (détection CFAR), le seuil est calculé en estimant le niveau du bruit de fond autour de la cellule testée ("Cella Under Test" - CUT). Pour cela, on prend une série de cellules autour de celle sous test et on calcule le niveau de puissance moyen. Pour éviter que les résultats soient faussés par la puissance reçue dans la CUT, on élimine du calcul les cellules immédiatement adjacentes. 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. 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.

1. 5. 3 Détection

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 [9].

1. 6 Modèles statistiques des cibles

Deux types de fluctuations sont considérés : Cible lentement fluctuante ou fluctuante d'un balayage à un autre (scan to scan) et cible rapidement fluctuante ou fluctuante d'une impulsion à une autre (pulse to pulse) [1-4].

(i) *Le modèle de Swerling I (scan-to-scan Independence)*: Ce modèle caractérise une cible lentement fluctuante et dont l'amplitude de l'enveloppe, q , du signal réfléchi suit une loi de

Rayleigh, telle que sa fonction densité de probabilité (Fdp) est donnée par:

$$f(q) = \frac{q}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1.9)$$

Le paramètre, σ^2 représente la variance de la cible, laquelle est proportionnelle à son RCS.

(ii) *Le modèle de Swerling II (pulse-to-pulse Independence)* : Ce modèle est défini par une cible rapidement fluctuante et dont l'amplitude de l'enveloppe, q , du signal réfléchi suit la loi donnée par (1.9). En pratique, les modèles de types Swerling I et II

s'apparentent à des éléments réfléchissants indépendants dont aucun n'est prépondérant. De nombreuses cibles entrent dans cette catégorie, notamment les avions (voir [Figure 1. 5](#)).

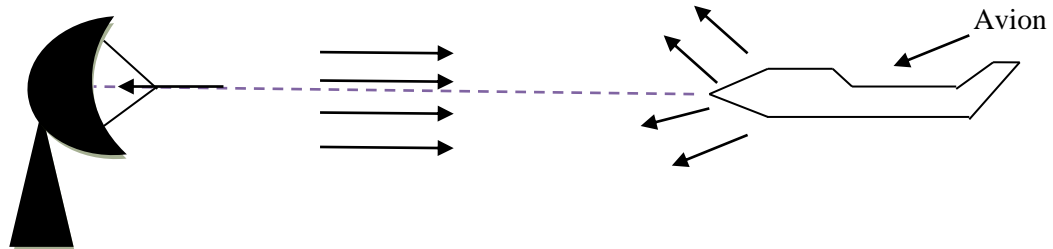


Figure 1. 5 : Conception du RCS (avions)

(iii) **Le modèle de Swerling III (scan-to-scan indépendance):** Ce modèle caractérise une cible lentement fluctuante dont l'amplitude de l'enveloppe, q , du signal réfléchi suit une loi Rayleigh modifiée (one dominante-plus Rayleigh), telle que sa fdp est d'écrite par:

$$f(q) = \frac{9q^4}{2\sigma^4} \exp\left(-\frac{3q^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1.10)$$

(iii) **Le modèle de Swerling IV (pulse-to-pulse indépendance):** Ce modèle est défini par une cible rapidement fluctuante et dont l'amplitude du signal reçu, q , à la sortie du détecteur D'enveloppe suit une loi donnée par (1.10). En pratique, les modèles de types Swerling III et IV s'apparentent à un élément réfléchissant prépondérant mais non fluctuant, associé à de Nombreux éléments moins importants et indépendants. Les missiles rentrent dans cette Catégorie de cibles (voir [Figure 1. 6](#)).

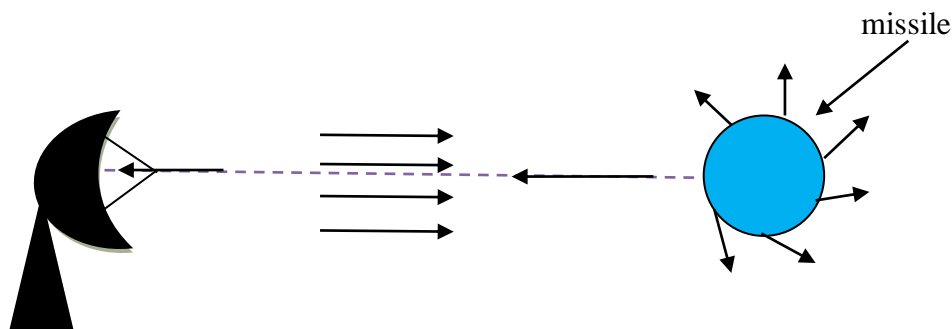


Figure 1. 6 : Conception du RCS (missiles)

1. 7 Modèles statistiques du clutter

Un radar est généralement destiné à détecter des échos mobiles de petites dimensions se déplaçant à la surface du sol ou en altitude. Les échos sont peu nombreux mais très souvent noyés dans un contexte très puissant d'échos parasites appelé clutter (bruit dus aux objets indésirables). Le clutter est constitué soit d'échos atmosphériques soit d'échos situés à la surface de notre planète. La détection radar est rarement effectuée dans des environnements composés de bruit thermique uniquement. Nous distinguons généralement deux types de clutter. Le clutter de surface (Terre, mer, ..., etc.) et le clutter de volume (précipitation, insectes, pluie, ..., etc.). La modélisation du clutter dépend de l'application radar en question. En effet, dans les radars à basse résolution, la largeur d'impulsion est supérieure à $0.5\mu\text{s}$. Si en plus la détection se fait à des angles d'incidence (grazing angles) supérieurs à 3.9° , le clutter de surface peut être modélisé par une distribution gaussienne de moyenne nulle et variance constante (clutter uniforme). En revanche, dans certains environnements, l'utilisation d'un radar à haute résolution s'avère indubitable (largeur d'impulsion inférieure à $5\mu\text{s}$). Pour ces cas, les données expérimentales correspondant à ce type de clutter ont montré qu'elles suivent une distribution présentant une queue plus étalée (long tail ou heavy tail) que celle de la gaussienne. Conséquemment, pour détecter des cibles dans ce type de clutter avec un angle d'incidence inférieur à 3.9° , il est nécessaire de modéliser l'environnement par des Distributions non-gaussiennes.

Dans la littérature radar, quelques modèles peuvent représenter les statistiques du clutter de mer ou du sol tels que les distributions Gaussienne, Rayleigh, Weibull, Log-normal, Gamma, K , etc.

(i) **Le modèle Wei bull** (modélisation du bruit de sol et de mer) :

La loi de Weibull est donnée par [7]:

$$p(x) = \frac{c}{b} \left(\frac{x}{b}\right)^{c-1} \exp\left\{-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right\} \quad x > 0 \quad (1.11)$$

Où b et c représentent les paramètres d'échelle et de forme respectivement. $\Gamma(\cdot)$ est la fonction gamma. Le moment d'ordre n caractérisant la puissance du clutter est donné par

$$E[x^n] = b^n \cdot \Gamma\left(1 + \frac{n}{c}\right) \quad (1.12)$$

$c = 1$ et $c = 2$, la distribution Weibull est identique aux distributions Exponentielle et Rayleigh respectivement.

(ii) **Le modèle log-normal** (modélisation du bruit de la terre): Le modèle log-normal est donnée par [8]:

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma x}} \exp\left\{-\frac{(\ln(x)-\mu)^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (1.13)$$

Où μ est la moyenne de $\ln(x)$ et σ^2 est la variance de $\ln(x)$.

Le moment d'ordre n caractérisant la puissance du clutter est donné par

$$E(x^n) = \exp\left(n\mu + \frac{n^2}{2}\sigma^2\right) \quad (1.14)$$

(iii) **Le modèle K** (modélisation du bruit de sol et de mer): Le clutter de mer est bien modélisé par la distribution K par rapport à les fdps présentée ci-dessus. En effet, l'amplitude du clutter suit la distribution Rayleigh appelée spéculé dont la variance de celle-ci suit la loi de gamma. L'amplitude du clutter, x , est équivalente au produit des deux variables aléatoires suivante [9]:

$$X = YS \quad (1.15)$$

où les deux composantes, s et y , représentent respectivement le spéculé et le niveau moyen de

la puissance du clutter appelé texture. D'où, la Fdp de l'amplitude du clutter peut être déterminé par

$$p(x) = \int_0^{\infty} p(y)p(x/y)dy \quad (1.16)$$

Pour un clutter de distribution K , nous avons

$$\begin{cases} p(x/y) = \frac{\pi x}{2y^2} \exp\left(\frac{-\pi x^2}{4y^2}\right) & x \geq 0 \\ p(y) = \frac{2b^{2r}y^{2r-1}}{\Gamma(r)} \exp(-b^2y^2) & y \geq 0 \end{cases} \quad (1.17)$$

A partir de (1.17), la distribution K peut être calculée comme

$$p(x) = \frac{4a}{\Gamma(v)} (ax)^v K_{v-1}(2ax) \quad x \geq 0 \quad (1.18)$$

Où $K_\nu(\cdot)$, est la fonction de Bessel modifiée de deuxième espèce, $a = b\sqrt{\pi/4}$ est le paramètre l'échelle et ν est le paramètre de forme. Les moments d'ordre n sont donnés par

$$E(x^n) = \frac{1}{a^n} \frac{\Gamma\left(\nu + \frac{n}{2}\right)}{\Gamma(\nu)} \Gamma\left(\frac{n}{2} + 1\right) \quad (1.19) \quad (1.19)$$

En général, la valeur de ν se situe entre 0 et 1 pour un clutter pointu et l'infini pour un clutter de distribution Rayleigh. Le clutter peut être considéré comme homogène et non-homogène. La non-homogénéité est causée essentiellement par l'effet de bord de clutter et/ou la présence des cibles interférentes.

1. 8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exposé brièvement les principes des radars et leurs éléments qui contribuent dans la préparation de l'onde émettrice et l'onde réceptrice. Ensuite, nous avons donné les types de radar où ses axes de recherches considérés dans la littérature ont été aussi évoqués. Après, pour construire les systèmes de détection CFAR, les modèles statistiques des cibles mobiles et de clutter de la mer et du sol ont été expliqués et présentés. Dans le chapitre suivant, nous nous intéressons à modéliser les échos de la mer enregistrés par un radar IPIX utilisant les lois Wei bull et Wei bull mélangées avec deux et 3 distributions.

Chapitre 2 : Modélisation du Clutter par la loi Weibull Mélangée

2. 1 Introduction

La modélisation statistique de clutter de mer non-stationnaire est un sujet de recherche sérieux pour la détection de cibles radar avec la propriété CFAR (Constant False Alarma Rate). Les distributions gaussiennes composées sont souvent utiles pour les échos de la mer observés par des radars de haute résolution [10]. Il a été montré que les lois de gamma, inverse-gamma, log-normal et gaussien-inverse peuvent être modélisées la composante texture de ce type de modèle avec des conditions variables de la surface de la mer ainsi que les variations des paramètres du radar [11]. La distribution K est largement appliquée dans de nombreuses disciplines de traitement du signal radar et elle est obtenue à partir de la loi gamma de la composante de texture. La distribution Pareto type II est obtenu à partir du procédé gaussien composé avec une texture gamma inverse distribuée [12]. Le modèle CGIG (Compose Gaussien Inverse Gaussien) est construit si la composante de modulation suit la loi gaussienne inverse [13]. Cependant, dans beaucoup situations où nous avons des séquences de clutter de mer avec une mixture de deux ou plusieurs distributions, les modèles gaussiens cités ci-dessus ne pratiquent pas un bon ajustement aux données empiriques. En plus, il a été observe que ce genre de données consiste souvent un mélange de données gaussiennes et non-gaussiennes. Une telle situation permet d'exister un ou plus points d'inflexion au niveau de la courbe de la CDF (Cumulative Distribue Fonction) empirique.

Dans ce chapitre, nous proposons dans la Section 2. 1 une mixture de deux et trois distributions Weibull pour la caractérisation des données réelles IPIX. Puisque ces modèle

disposent un nombre de paramètres plus de quatre, l'estimateur non-linéaire à moindres carrés récursives est appliqué dans la Section 2. 2 basé sur l'algorithme d'optimisation de Nelder-Mead. La Section 2. 3 à pour objectif de présenter la modélisation expérimentale à partir de la base de données IPIX utilisant le modèle Weibull mélangé. La Section 2. 4 résume les principales conclusions tirées de ce chapitre.

2. 2 Mixture de distributions Weibull

Dans cette section, nous présentons le modèle statistique de Weibull et puis Weibull mélangé. La fonction fitness qui représente la méthode de moindres carrés récursives est aussi donnée. L'optimisation de cette fonction objective est basée sur l'algorithme de Nelder-Mead (NM).

2. 2. 1 Distribution Weibull

La PDF de Weibull est utilisée pour modéliser les échos de la mer à faibles angles d'incidence (moins de cinq degrés) pour des fréquences de propagation variant entre 1 et 10GHz. Elle est définie par un paramètre de forme et un paramètre d'échelle. La distribution Weibull dénote par $p(\cdot)$ et la CDF correspondante, $P(\cdot)$ de la variable aléatoire qui représente l'amplitude des échos radar, X sont données par [14]

$$\begin{cases} p(x) = \frac{c}{b} \left(\frac{x}{b}\right)^{c-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right) \\ P(x) = 1 - \exp\left(-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right) \end{cases}, \quad x > 0 \quad (2.1)$$

où $c > 0$ est le paramètre de forme et $b > 0$ est le paramètre d'échelle. L'expression des moments d'ordre k est donnée par

$$E[x^k] = b^k \Gamma\left(1 + \frac{k}{c}\right) \quad (2.2)$$

Où $\Gamma(\cdot)$ est la fonction gamma. Dans le domaine de l'intensité, i.e., $Y = X^2$ (sortie du détecteur quadratique), $p(\cdot)$ et $P(\cdot)$ deviennent

$$\begin{cases} p(y) = \frac{c}{2b^c} y^{\frac{c}{2}-1} \exp\left(-\frac{y^{c/2}}{b^c}\right) \\ P(y) = 1 - \exp\left(-\frac{y^{c/2}}{b^c}\right) \end{cases}, y > 0 \quad (2.3)$$

L'expression des moments d'ordre r est la suivante

$$E[y^r] = b^{2r} \Gamma\left(1 + \frac{2r}{c}\right) \quad (2.4)$$

2. 2. 2 Distribution Weibull mélangée

Comme discuté dans la Section 2. 1, nombreux modèles, y compris la distribution Weibull ne caractérisent pas certains cas de données réelles avec un mélange de deux densités ou plus. Cela se produit lorsque des échos radar sont observés à partir de cellules de petite distance (i.e., haute résolution). À cet effet, la distribution Weibull générale mélangée peut décrire la majorité des scénarios de données donnés par [15, 16]

$$p(x) = \sum_{i=1}^n p_i \frac{c_i}{2b_i^{c_i}} x^{\frac{c_i}{2}-1} \exp\left(-\frac{x^{c_i/2}}{b_i^{c_i}}\right) \quad (2.5)$$

Avec $p_1 + p_2 + \dots + p_n = 1$, X est la puissance de l'écho, p_i est la probabilité et n est le nombre de distributions Weibull. La CCDF associées est donnée par

$$P(x) = \sum_{i=1}^n p_i \exp\left(-\frac{x^{c_i/2}}{b_i^{c_i}}\right) \quad (2.6)$$

Le moment d'ordre r est donné en fonction de la fonction gamma avec des variables fractionnaires

$$E[x^r] = \sum_{i=1}^n p_i b_i^{2r} \Gamma\left(1 + \frac{2r}{c_i}\right) \quad (2.7)$$

Notant que le modèle Weibull mélangé contient $3n-1$ paramètres, n paramètres d'échelle discrets, n paramètres de forme discrets et $n-1$ probabilités p_i . Pour $n = 2$, nous avons les formes suivantes:

$$p(x) = p_1 \frac{c_1}{2b^{c_1}} x^{\frac{c_1}{2}-1} \exp\left(-\frac{x}{b^{c_1}}\right) + p_2 \frac{c_2}{2b^{c_2}} x^{\frac{c_2}{2}-1} \exp\left(-\frac{x}{b^{c_2}}\right) \quad (2.8)$$

$$P(x) = p_1 \exp\left(-\frac{x}{b^{c_1}}\right) + p_2 \exp\left(-\frac{x}{b^{c_2}}\right) \quad (2.9)$$

et

$$E[x^r] = \begin{cases} p_1 b_1^{2r} \Gamma\left(1 + \frac{2r}{c_1}\right) + p_2 b_2^{2r} \Gamma\left(1 + \frac{2r}{c_2}\right), & b_1 \neq b_2 \\ b^{2r} \left[p_1 \Gamma\left(1 + \frac{2r}{c_1}\right) + p_2 \Gamma\left(1 + \frac{2r}{c_2}\right) \right], & b_1 = b_2 = b \end{cases} \quad (2.10)$$

2. 2. 3 Estimation des paramètres

Dans cette Section, nous considérons certains estimateurs basés sur, les moments logarithmique, les moments d'ordre r et l'approximation de la CCDF nommée PCFE pour les paramètres de la distribution Weibull mélangée.

(i) Approche $z \log z$:

Cette technique est basée sur l'évaluation des moments logarithmiques à partir de données. Pour ce faire, nous dérivons par exemple l'expression des moments d'ordre r pour $n = 2$ et on prend les mêmes paramètres d'échelles, $b_1 = b_2 = b$. D'où

$$\begin{aligned} \frac{d\langle x^r \rangle}{dr} &= \langle x^r \ln x \rangle \\ &= \frac{db^r}{dr} \Gamma\left(1 + \frac{r}{c}\right) + b^r \frac{d\Gamma\left(1 + \frac{r}{c}\right)}{dr} \\ &= b^r \ln(b) \Gamma\left(1 + \frac{r}{c}\right) + b^r \frac{1}{c} \Gamma\left(1 + \frac{r}{c}\right) \psi\left(1 + \frac{r}{c}\right) \end{aligned} \quad (2.11)$$

Où $\langle \cdot \rangle$ est le moment empirique. Le fait que, $\frac{d\Gamma(x)}{dx} = \Gamma(x)\psi(x)$, (2.11) devient

$$\begin{aligned}
\frac{d\langle x^r \rangle}{dr} &= \langle x^r \ln x \rangle \\
&= k2b^{2r} \ln(b) \Gamma\left(1 + \frac{2r}{c_1}\right) + kb^{2r} \frac{2}{c_1} \Gamma\left(1 + \frac{2r}{c_1}\right) \psi\left(1 + \frac{2r}{c_1}\right) \\
&\quad + (1-k)2b^{2r} \ln(b) \Gamma\left(1 + \frac{2r}{c_2}\right) + (1-k)b^{2r} \frac{2}{c_2} \Gamma\left(1 + \frac{2r}{c_2}\right) \psi\left(1 + \frac{2r}{c_2}\right)
\end{aligned} \tag{2.12}$$

où $\psi(\cdot)$ est la fonction Psi. Avec $r = 0$, (2.12) devient

$$\begin{aligned}
\langle \ln x \rangle &= 2p_1 \ln(b) + k \frac{2}{c_1} \psi(1) + 2(1-p_1) \ln(b) + (1-k) \frac{2}{c_2} \psi(1) \\
&= 2 \ln(b) + 2\psi(1) \left(\frac{p_1}{c_1} + \frac{1-p_1}{c_2} \right)
\end{aligned} \tag{2.13}$$

et avec $r = 1$, (2.12) devient

$$\begin{aligned}
\langle x \ln x \rangle &= 2p_1 b^2 \ln(b) \Gamma\left(1 + \frac{2}{c_1}\right) + p_1 b^2 \frac{2}{c_1} \Gamma\left(1 + \frac{1}{c_1}\right) \psi\left(1 + \frac{2}{c_1}\right) \\
&\quad + 2(1-p_1) b^2 \ln(b) \Gamma\left(1 + \frac{2}{c_2}\right) + (1-p_1) b^2 \frac{2}{c_2} \Gamma\left(1 + \frac{1}{c_2}\right) \psi\left(1 + \frac{2}{c_2}\right)
\end{aligned} \tag{2.14}$$

On peut diminuer l'espace de recherche de 4 à 3 paramètres par la substitution de b de (2.13) dans (2.14). D'où, à partir de (2.13), on peut écrire

$$b = \exp\left\{0.5 \left[\langle \ln x \rangle - 2\psi(1) \left(\frac{p_1}{c_1} + \frac{1-p_1}{c_2} \right) \right] \right\} \tag{2.15}$$

Après la substitution de (2.15) dans (2.14), la forme compacte des paramètres estimés reste inaccessible. A cet effet, on s'efforce à appliquer l'approche d'estimation PCFE (Paramétrique Curve Fitting Estimator). Pour le cas d'une seule distribution Weibull ($n = 1$), l'estimateur $z \log(z)$ suivant a été trouvé dans [17]

$$\frac{\langle x \ln x \rangle}{\langle x \rangle} - \langle \ln x \rangle - 1 = \frac{1}{\hat{c}} (\psi(1/\hat{c}) - \psi(1)) \tag{2.16}$$

Où $\psi(1) = 0.57721566490153$ et l'approche d'interpolation est utilisée pour la solution de (2.16).

(ii) Approche PCFE (CCDF et moments):

Les relations récurrentes des fonctions gamma avec des variables réelles données en (2.7) ne sont pas facilement trouvées analytiquement. A partir de (2.6) et (2.7), la fonction objective (fitness) à minimisée (optimisée) est écrite en fonction des CCDF réelles et des CCDFs théoriques et des moments

$$\begin{cases} Fitness_{CCDF} = \sum_{j=1}^{m_1} \left[real_{CCDFj} - \sum_{i=1}^n p_i \exp\left(-\frac{T^{c_i/2}}{b_i^{c_i}}\right) \right]^2 \\ Fitness_{Moment} = \sum_{j=1}^{m_2} \left[\langle x^{r_j} \rangle - \sum_{i=1}^n p_i b_i^{2r} \Gamma\left(1 + \frac{2r}{c_i}\right) \right]^2 \end{cases} \quad (2.17)$$

Où T est le seuil de détection normalise. m_1 et m_2 indiquent le nombre de points utilisés dans les courbes des CCDF et des moments réelles. Pour réduire la dimension de l'espace de recherche à $3n-2$, l'expression suivante peut être insérée dans (2.17) en fonction du moment empirique d'ordre r et des paramètres du modèle en question

$$b_1 = \left[\frac{E[x^r] - \sum_{i=2}^n p_i b_i^{2r} \Gamma\left(1 + \frac{2r}{c_i}\right)}{p_1 \Gamma\left(1 + \frac{2r}{c_1}\right)} \right]^{1/2r} \quad (2.18)$$

(iii) Algorithme de Nelder-Mead (NM)

Pour montrer l'incapacité de modéliser les échos radar par une seule distribution Weibull, nous simulons dans la **Figure 2. 1**, une mixture d'échos gaussiens avec $p_1 = 0.9$, $c = 2$ et Weibull pointu avec $c = 0.5$ en utilisant la méthode de composition [18]. La méthode de génération dite 'composition' pour l'amplitude du clutter Weibull mélangé est présentée par le code MATLAB suivant:

```

% Composition method:

n = 60000 ;

P1 = 0.9;

c1 = 2;

c2 = 0.5;

b1 = (p1*gamma (1+2/c1)+(1-p1)*gamma (1+2/c2)) ^ (-0.5) ;

b2 = b1;

p=[p1,1-p1];

```

Comme montré par la **Figure 2. 1**, la région déformée de la courbe de la CCDF est observée, où il y a des points d'inflexion puisque les échantillons gaussiens et non-gaussiens contribuent dans le calcul de la CCDF empirique. A partir de [19], il a été montré que plusieurs scènes de données IPIX ont une même nature à celle de la CCDF présentée dans la **Figure 2. 1**. Ces pourquoi que les données réelles peuvent être modélisées par une mixture de deux ou trois distributions avec des valeurs différentes de ses paramètres.

La méthode de simplex a été largement utilisée pour résoudre une variété de problèmes d'optimisation dans l'ingénierie. L'algorithme simplex de NM [20], publié en 1965, est une méthode de recherche extrêmement populaire pour l'optimisation multidimensionnelle sans contrainte. Aucune dérivée de la fonction coût n'est nécessaire, ce qui rend l'algorithme intéressant pour les problèmes complexes. L'algorithme de NM appartient à la classe plus générale des algorithmes de recherche directe. Il maintient des simplexes qui sont des approximations d'un point optimal. Les sommets sont triés en fonction des valeurs de la fonction objective. L'algorithme tente de remplacer le mauvais sommet par un nouveau point, qui dépend du mauvais point et du centre des meilleurs sommets. L'objectif de cette partie est d'utiliser la méthode d'optimisation de recherche directe de NM pour résoudre le problème d'optimisation donné par (2.17). La recherche de paramètres inconnus du modèle Weibull mélange, c_i , b_i et p_i est effectuée avec contraintes, car tous les paramètres du modèle sont positives et les probabilités p_i doivent être limitées entre '0' et '1'. Dans la **Figure 2. 2**, on résume les différentes étapes d'optimisation de (2.17) par la méthode de NM. Les deux paramètres de a distribution Weibull sont estimés à l'aide de l'approche MLE du Matlab, 'wblfit(x)'.

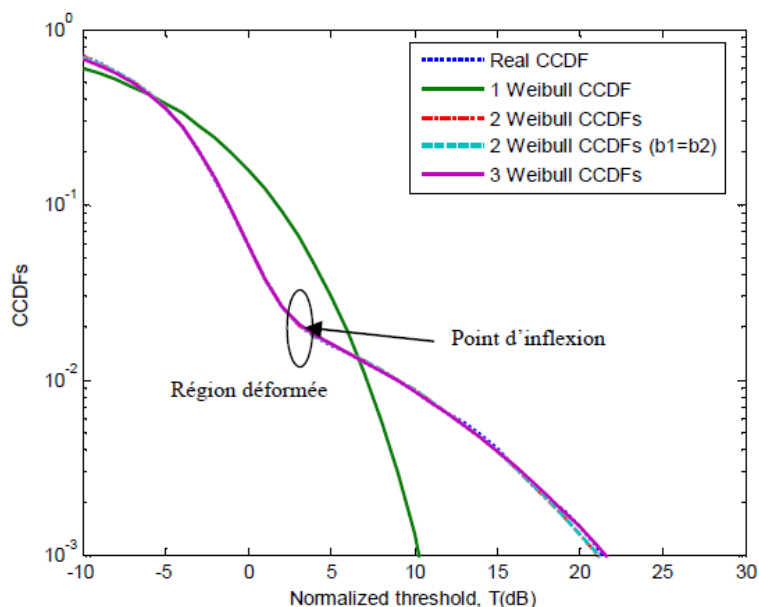


Figure 2. 1: CCDF simulée à partir d'un mélange d'échantillons Weibull distribués

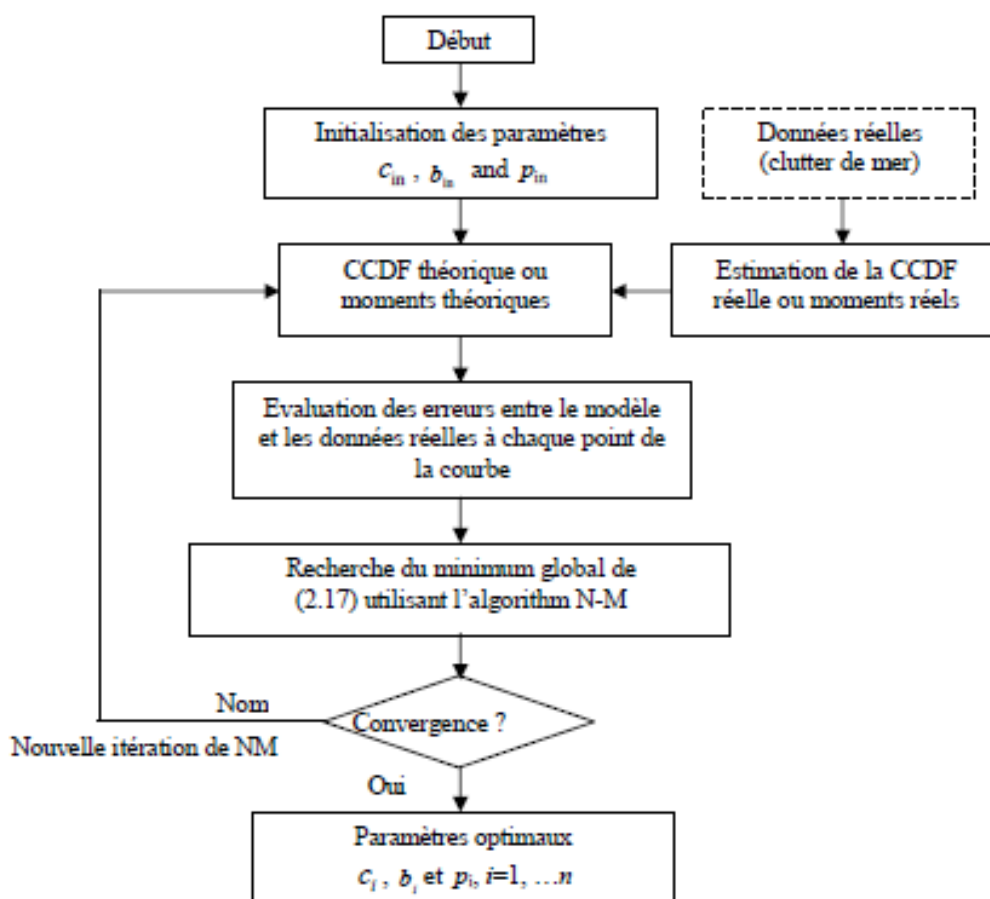


Figure 2. 2: Organigramme de la méthode PCFE via l'algorithme de minimisation Simplex de NM pour le problème (2.17)

2. 3 Modélisation des échos de la mer

Dans cette section, nous allons étudier la performance de modélisation des données IPIX par le modèle Weibull mélangé. Celle-ci est accomplie par l'utilisation de l'algorithme d'estimation PCFE montrée par la **Figure. 2. 2**. Dans le but de comparer les résultats de modélisation, nous considérons par la suite, une seule distribution Weibull avec 2 paramètres (c et b), une mixture de deux distributions Weibull avec 5 paramètres (c_1, b_1, c_2, b_2 et p_1), une mixture de deux distributions Weibull avec 4 paramètres (c_1, b, c_2 et p_1) et une mixture de 3 distributions Weibull avec 8 paramètres ($c_1, b_1, c_2, b_2, c_3, b_3, p_1$ et p_2). Dans cette Section, nous exécuté l'approche d'estimation PCFE assurant l'optimisation des erreurs des CCDF de la fonction fitness (2.17). L'optimisation des erreurs des moments ne sont pas considérée dans ce chapitre.

Les données expérimentales que nous avons traitées dans cette section ont été recueillies à Grimsby, en Ontario, au Laboratoire de recherches sur les communications de l'Université McMaster (Canada) [21]. Les ensembles d'échos de la mer à utiliser sont mesurés avec le radar IPIX de McMaster à bande X entièrement cohérent, avec des fonctionnalités avancées telles que les doubles polarisations émission/réception, l'agilité des fréquences et le mode observation/surveillance. Il est extrêmement polyvalent, car chaque fonction est hautement réglable par le biais d'un logiciel dans l'ordinateur de contrôle. À l'origine, le radar IPIX était « Ice multi-Radar Imaging X-bande », ce qu'on a appelé le radar, qui a été conçu pour détecter les growlers (i.e., petits morceaux de glace qui se sont détachés d'un iceberg). Après d'importantes mises à niveau du radar, qui ont été effectuées entre 1993 et 1998, les données à haute résolution recueillies par le radar IPIX sont devenues une référence pour tester les algorithmes de détection intelligents. Par conséquent, la signification du radar IPIX a été changée en « Intelligent Pixel procession X-band », où le terme « pixel » fait référence à un élément d'image. Le radar IPIX est équipé d'une fonction de contrôle informatique et d'acquisition de données numériques [21].

À l'hiver 1998, une base de données de mesures radar à haute résolution a été recueillie à Grimsby, sur la rive du lac Ontario, entre Toronto et Niagara Falls. Les 222 ensembles de données de cette base se concentrent spécifiquement sur la présence d'objets flottants (cibles) de taille variable, vus à diverses circonstances

météorologiques. L’affichage graphique de tous les 222 ensembles de données et images, y compris les tracés de retour radar et les spectres Doppler temporel, sont disponible dans [21]. Les caractéristiques du radar IPIX et les conditions environnementales dans lesquelles le radar a collecté les échos sont également présentées dans [21].

Nos résultats commencent par l’illustration des courbes des CCDF empiriques et théoriques comme montrées dans la **Figure 2. 3** pour la résolution 3m, polarisation HH et cellules 4 et 17. On n’observe que le modèle mélangé à deux distributions Weibull offre la meilleure approximation de la queue de la CCDF réelle. Ceci est interprété par la présence de deux types de clutter; gaussien et non-gaussien.

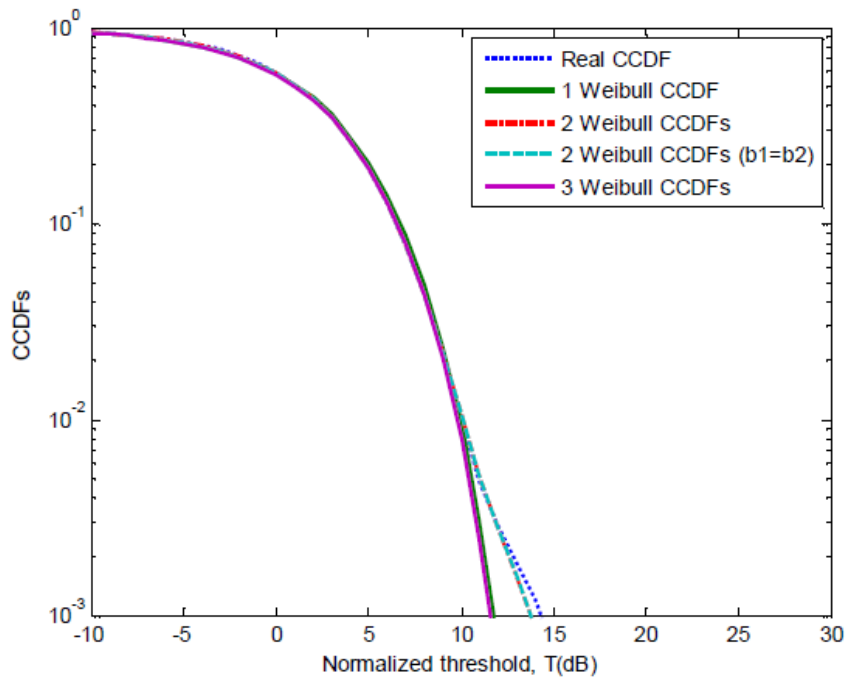
La **Figure 2. 4** présente un autre test de modélisation pour le cas de la résolution 3m, la polarisation VV et cellules 7 et 25. A partir des données de la cellule 7, la mixture de trois modèles Weibull converge mieux vers la CCDF empirique. Dans un autre côté, le scénario de données de la cellule 25 déclare que la bonne modélisation est obtenue par la mixture de deux distributions Weibull.

Une autre scène de données IPIX captée avec une résolution de 15 m, polarisation HH et cellules 2 et 19 est tracée devant quatre modèles théoriques de Weibull (voir **Figure 2. 5**). Dans cette étude, toutes les distributions mélangées montrent leurs capacités de modélisation.

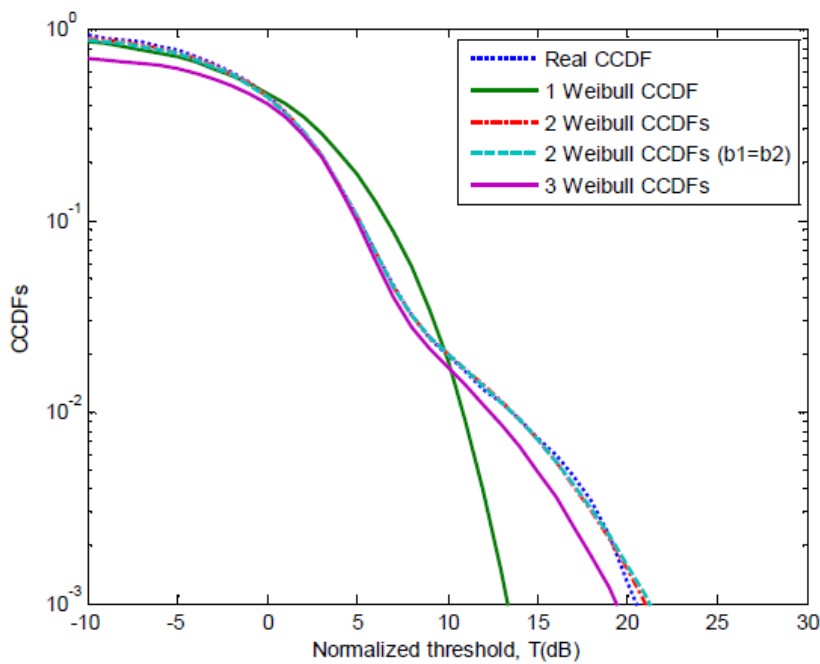
La **Figure 2. 6** illustre les résultats de modélisation des données enregistrées à une résolution de 15m, polarisation VV et cellules 3 et 30. Par rapport aux distributions Weibull mélangées, le modèle Weibull n’est pas capable de caractériser ce type de clutter, car les données reçues possèdent un mélange de clutter gaussien et non-gaussien.

Maintenant, les distributions proposées sont examinées devant des données à faible résolution de 30m, polarisation HH et cellules 1 et 13 (voir **Figure 2. 7**). La mixture de deux distributions Weibull avec 5 paramètres est la seule qui caractérise les données pour la première cellule. En ce qui concerne la cellule 13, on observe que toutes les distributions mélangées tendent vers à la courbe de la CCDF empirique.

Pour la résolution 30m, polarisation VV et cellule 5 et 27, la **Figure 2. 8** explique bien l’efficacité du modèle de trois distributions Weibull par rapport aux autres distributions. A partir des illustrations de modélisation antécédente, on remarque la distribution Weibull n’assure pas l’approximation de des queues de CCDF réelles.



(a)

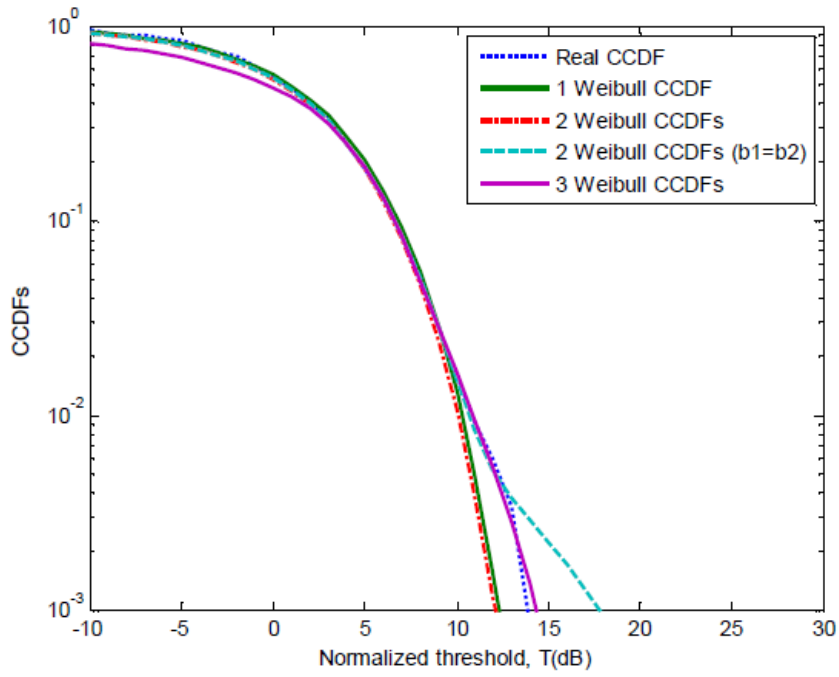


(b)

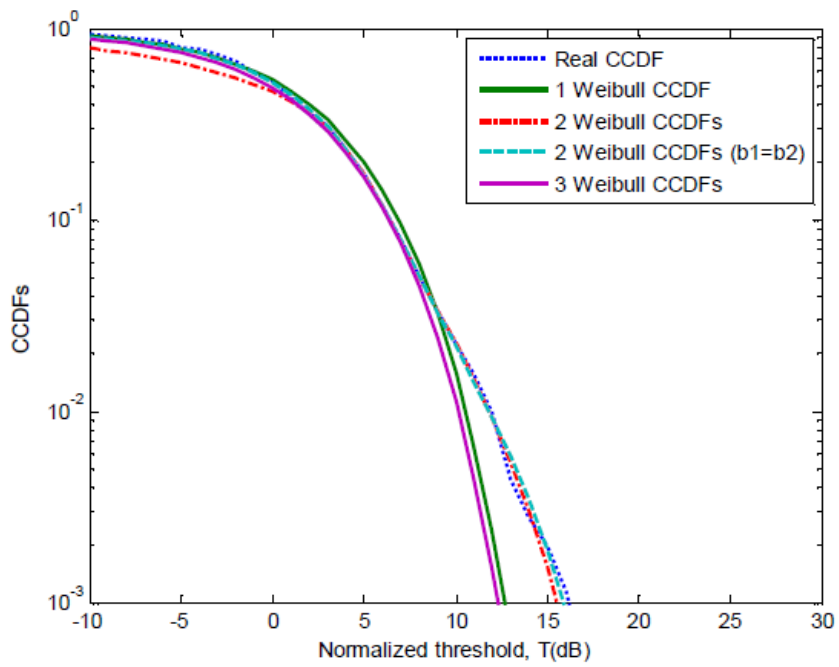
Figure 2. 3: Comparaison des CCDFs réelles et estimées par une mixture de distributions Weibull à partir d'une scène de résolution 3m, et polarisation HH

(a) Cellule de portée n° 4

(b) Cellule de portée n° 17



(a)

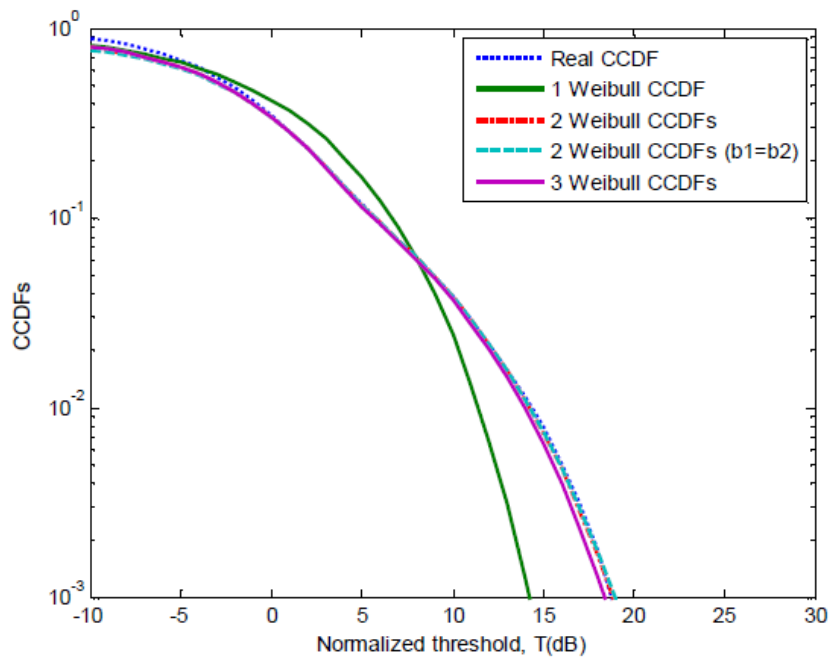


(b)

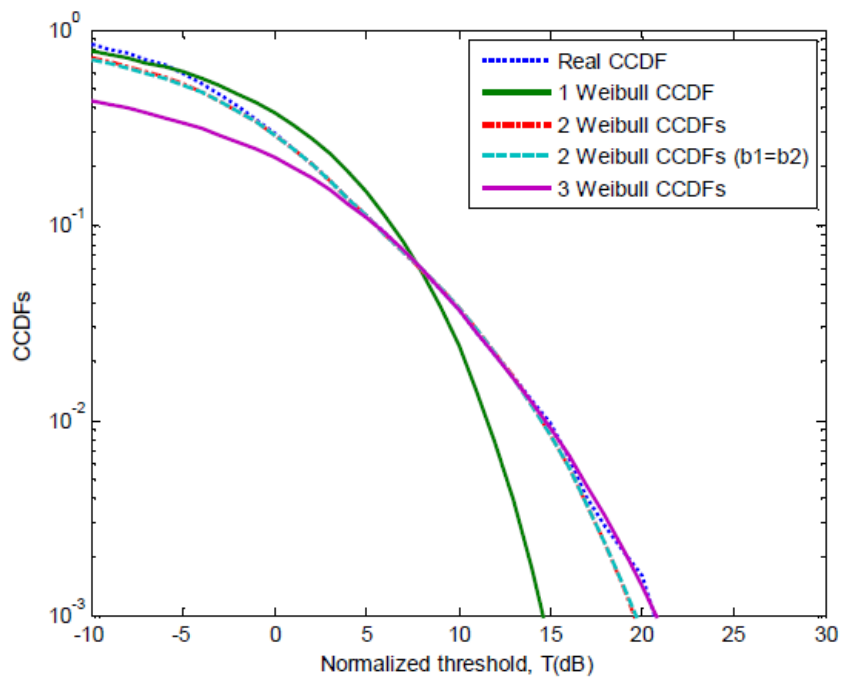
Figure 2. 4: Comparaison des CCDFs réelles et estimées par une mixture de distributions Weibull à partir d'une scène de résolution 3m, et polarisation VV

(a) Cellule de portée n° 7

(b) Cellule de portée n° 25



(a)

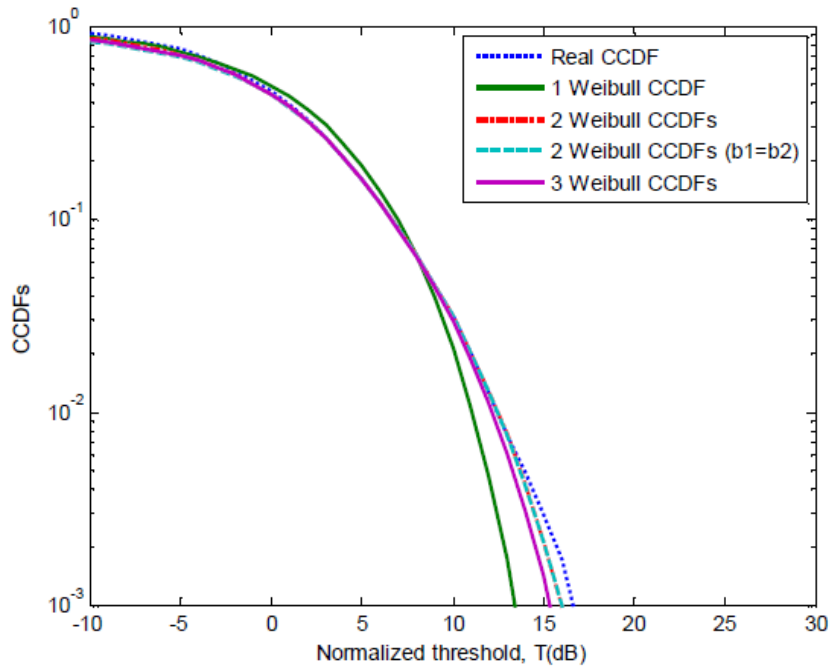


(b)

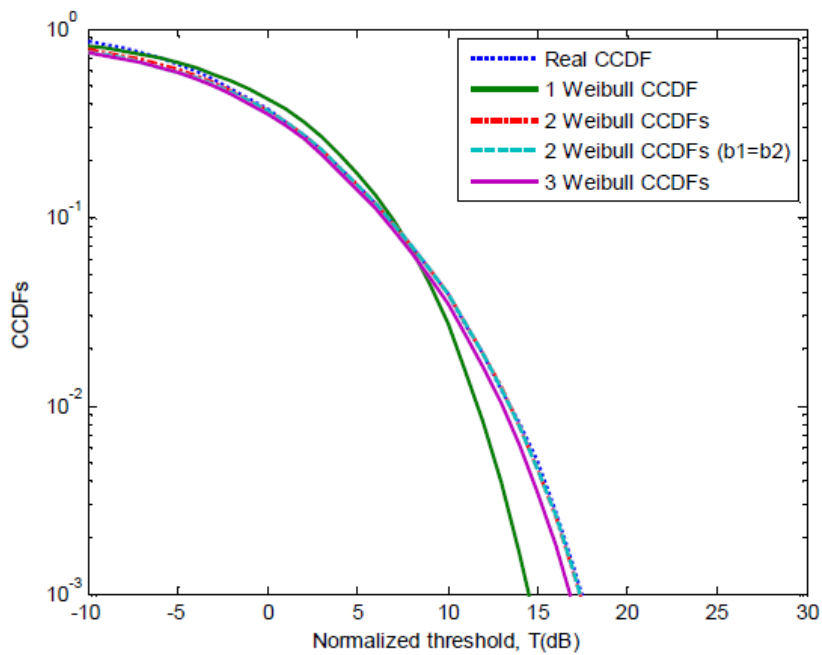
Figure 2. 5: Comparaison des CCDFs réelles et estimées par une mixture de distributions Weibull à partir d'une scène de résolution 15m, et polarisation HH

(a) Cellule de portée n° 12

(b) Cellule de portée n° 19



(a)

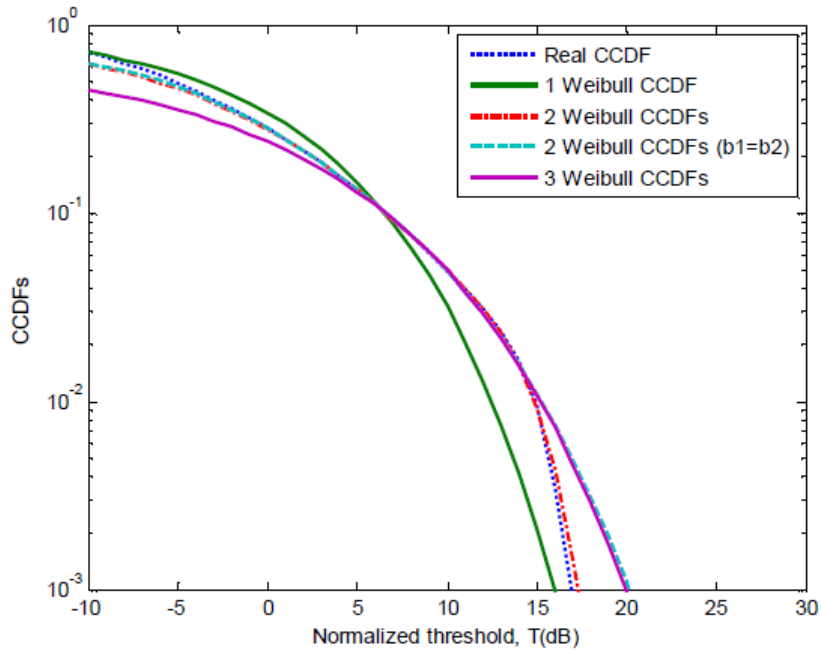


(b)

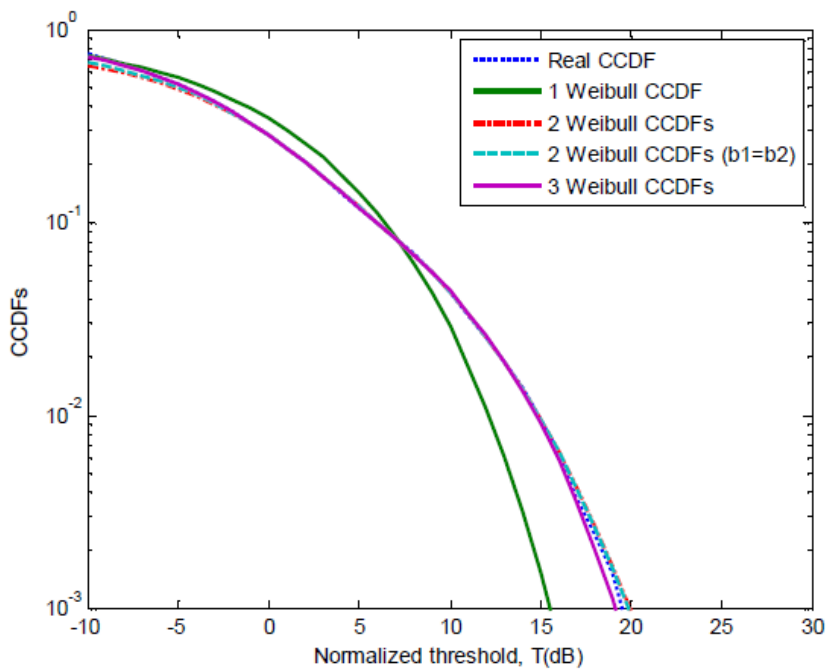
Figure 2. 6: Comparaison des CCDFs réelles et estimées par une mixture de distributions Weibull à partir d'une scène de résolution 15m, et polarisation VV

(a) Cellule de portée n° 3

(b) Cellule de portée n° 30



(a)

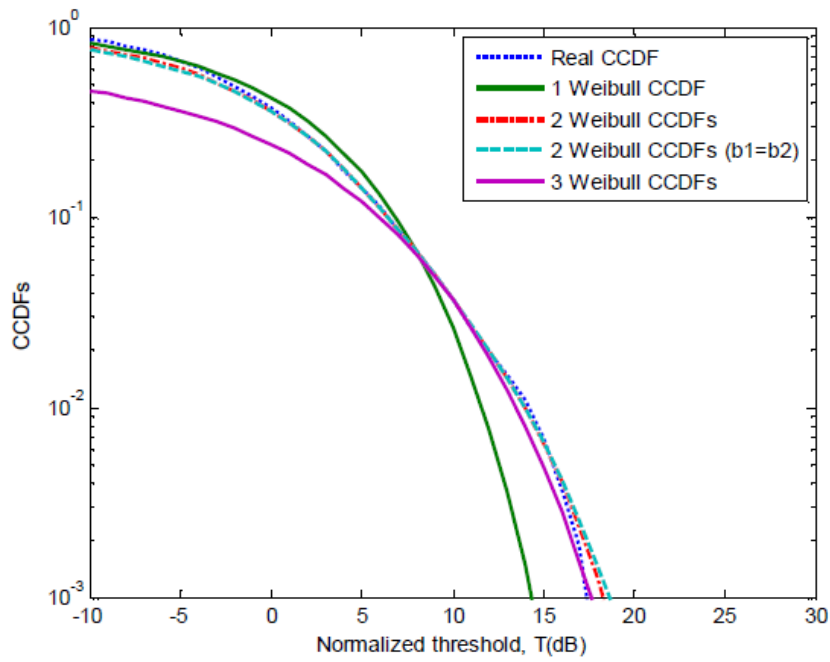


(b)

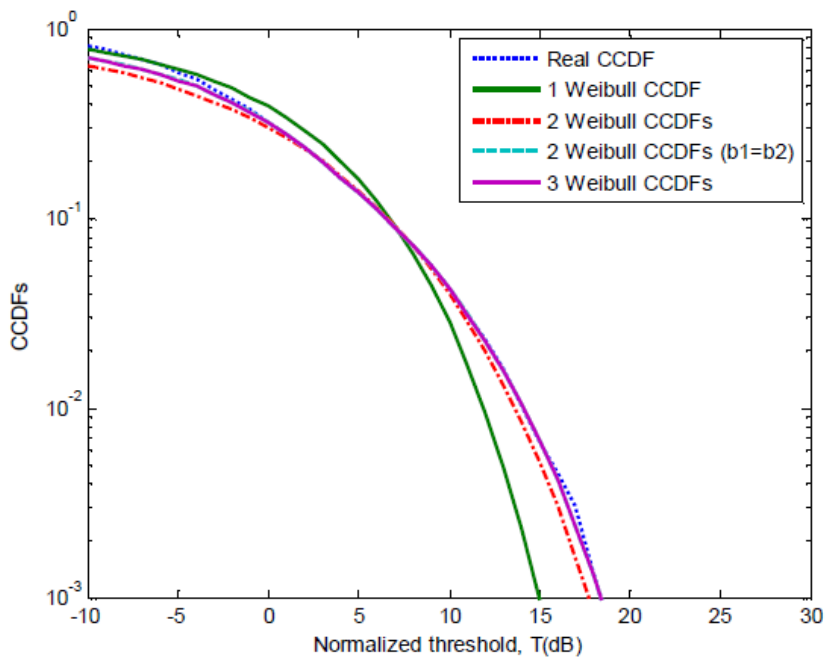
Figure 2. 7: Comparaison des CCDFs réelles et estimées par une mixture de distributions Weibull à partir d'une scène de résolution 30m, et polarisation HH

(a) Cellule de portée n° 1

(b) Cellule de portée n° 13



(a)



(b)

Figure 2.8 : Comparaison des CCDFs réelles et estimées par une mixture de distributions Weibull à partir d'une scène de résolution 30m, et polarisation VV

(a) Cellule de portée n° 5

(b) Cellule de portée n° 27

2. 4 Conclusion

La distribution Weibull mélangée a été proposée pour la modélisation du clutter de mer de haute résolutions. La tâche d'estimation était un peu complexe puisque le modèle possède un nombre de paramètres plus de trois avec l'existence de la fonction gamma dans les expressions des moments. A cet effet, nous avons utilisé l'approche PCFE à base de l'algorithme de NM. La fonction objective a été formulée en fonction des moments fractionnaires et des CCDF réelles. L'approche MLE a été utilisée pour l'estimation des deux paramètres de la distribution Weibull. Après la modélisation de plusieurs scènes du clutter IPIX avec différentes résolutions, nous avons constaté que le modèle proposé a démontré une bonne approximation par rapport au modèle classique Weibull. Le temps d'estimation des paramètres du modèle proposé était important, car l'approche PCFE sert à minimiser la somme des erreurs carrées à chaque itération de l'algorithme NM.

Chapitre 3 : Détection CFAR dans un Clutter Weibull Mélangé

3. 1 Introduction

Si la zone dans laquelle les cibles doivent être détectées est stable dans le temps et dans l'espace, alors on peut utiliser un seuil fixe pour une certaine probabilité de fausses alertes. Ce seuil est déterminé par la fonction de densité de probabilité du bruit qui est généralement considérée comme gaussienne (i.e., application des critères de décision classique). La probabilité de détection est alors une fonction du rapport signal sur bruit (SNR) de l'écho réfléchi par la cible. Cependant, pour la plupart des systèmes de campagne, des sources génératrices d'interférences ou de fantômes font que le niveau du bruit varie dans l'espace et le temps. Dans ce cas, il va falloir utiliser un système à seuil variable dans lequel le seuil pourra être relevé ou abaissé pour conserver une probabilité fixe de fausses alertes. Ce système est connu sous le nom de détection CFAR « Constant False Alarma Rate » [22].

Comme déjà discuté dans le Chapitre 2, la modélisation exacte des échos radar mène à une détection des cibles performante et robuste avec la propriété CFAR. La construction de n'importe quelle procédure de traitement du signal radar y compris la détection CFAR est toujours basée sur le modèle statistique supposé du clutter. Les modèles de clutter de mer Weibull, log-normal et K sont utilisées dans la littérature pour le développement de plusieurs détecteurs CFAR avec et sans connaissance du paramètre de forme [22]. Parmi ces algorithmes, on trouve le détecteurs logt-CFAR,

GMOS-CFAR, TMOS-CFAR, IE-CFAR, WH-CFAR et WHOS-CFAR [23, 24]. L'efficacité de ces procédures est justifiée par le changement des paramètres du clutter, présence de cibles interférentes et présence de bord de clutter. Puisque le modèle Weibull mélangé a donné de bonnes performances en modélisation du clutter IPIX, nous intéressons dans ce chapitre à tester les détecteurs ci-dessus en fonction du changement des paramètres de forme. Pour ce faire, à partir d'un nombre fini d'échantillons, nous utilisons la méthode de génération évoquée dans le chapitre 2. Aucune méthode d'estimation des paramètres des distributions Weibull n'est effectuée. Les seuils des détecteurs CFAR sont calculés directement à partir des échantillons non-ordonnés et ordonnés.

Dans ce chapitre, nous résumons d'abord dans la Section 3. 2 les tests statistiques des détecteurs logt-CFAR, GMOS-CFAR, TMOS-CFAR, IE-CFAR, WH-CFAR et WHOS-CFAR en présence de clutter Weibull. Puis, nous analysons dans la Section 3. 3 les performances de ces détecteurs via deux type de données ; étude en simulation Monte-Carlo (utilisation des données Weibull et Weibull mélangé) et étude expérimentale (utilisation de la base de données IPIX).

3. 2 Détecteurs CFAR pour un clutter Weibull

Les performances de la détection des cibles sont dégradées si le modèle choisi du clutter est erroné. La détection dans un environnement non-gaussien est très compliquée par rapport au cas du clutter gaussien. Ceci est dû aux difficultés mathématiques lors de calcul du seuil de détection ainsi que les expressions des probabilités de fausse alarme et de détection. Plusieurs procédures CFAR utilisent des tests statistiques non-paramétriques [23, 24]. Par la suite, nous résumons les détecteurs CFAR nommés logt-, GMOS-, TMOS-, IE-, WH- et WHOS-CFAR fonctionnant dans un clutter Weibull. Ces tests statiques sont appliqués où l'enveloppe X soit de classe de distribution d'échelle et de puissance invariants. Si le test statistique de la détection CFAR est écrit par $T(X_0, X_1, \dots, X_N)$, où X_0 est la cellule de test (CUT) et (X_1, X_2, \dots, X_N) sont les cellules de référence nommées CRP (Clutter Range Profile), la règle de décision générale est donnée par:

$$T(X_0, X_1, \dots, X_N) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \tau \quad (2.1)$$

où τ est le facteur d'échelle qui dépend de la valeur désirée de la P_{FA} , N est la taille des échantillons. Lorsque le modèle de clutter appartient aux membres de classe de distributions d'échelle et de puissance invariants, il a été montré dans [25] que le seuil de détection adaptatif peut se formuler sous une forme générale de test d'hypothèses suivante:

$$\mathbf{X}_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} h(x_1, x_2, \dots, x_N) e^{g\left(\log\left(\frac{x_1}{h(x_1, x_2, \dots, x_N)}\right), \dots, \log\left(\frac{x_N}{h(x_1, x_2, \dots, x_N)}\right)\right)} \quad (2.2)$$

où $h(\cdot)$ est une fonction non-négative. La propriété CFAR complète est obtenue en spécifiant les expressions adéquates des fonctions h et g . En se basant sur (2.2), six détecteurs CFAR ont été introduits pour un clutter Weibull à savoir le détecteurs GMOS-, TMOS-, IE-CFAR, WH- et WHOS-CFAR [25].

3. 2. 1 Détecteur logt-CFAR

Dans [8], Goldstein a suggéré que dans les cas de clutter log-normal et Weibull, le détecteur automatique logt-CFAR préserve une propriété CFAR avec une statistique de test donnée par

$$\log(X_0) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \log\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i\right) + \hat{\sigma}\tau \quad (2.3)$$

où $\hat{\sigma}$ est l'estimé de l'écart-type de la variable aléatoire $\log(X)$.

3. 2. 2 Détecteur WH-CFAR

Dans [7], Weber et Haykin ont formulé le test statistique en fonction de deux échantillons ordonnés d'ordre i et j choisis entre 1 et N

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} X_{(i)}^{1-\tau} X_{(j)}^{\tau} \quad (2.4)$$

avec $i \neq j$

3. 2. 3 Détecteur GMOS-CFAR

En se basant sur (2.2) et avec le choix, $h(x_1, x_2, \dots, x_N) = x_{(K)}$ et

$g(x_1, x_2, \dots, x_N) = \sum_{j=1}^N x_j$, le détecteur de (2.2) devient [25]:

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} X_{(K)}^{1-N\tau} \prod_{i=1}^N X_i^\tau \quad (2.5)$$

3. 2. 4 Détecteur TMOS-CFAR

Ce détecteur est considérée quand, $h(x_1, x_2, \dots, x_N) = \left(\prod_{i \in \mathcal{X}} x_{(i)} \right)^{\frac{1}{\|\mathcal{X}\|}}$ où $\mathcal{X} \subset \{1, 2, \dots, N\}$, et $\|\mathcal{X}\|$ est la cardinalité de \mathcal{X} et $g = X_{(K)}$ où K est le rang de la cellule ordonnée $X_{(K)}$ [23].

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} X_{(K)}^\tau \left(\prod_{i \in \mathcal{X}} X_{(i)} \right)^{\frac{1-\tau}{\|\mathcal{X}\|}} \quad (2.6)$$

3. 2. 5 Détecteur IE-CFAR

Dans ce détecteur, $g(x_1, x_2, \dots, x_N) = \sum_{j=1}^N x_j$ et h et

$h(x_1, x_2, \dots, x_N) = \left(\prod_{i \in \mathcal{Z}} x_{(i)} \right)^{\frac{1}{\|\mathcal{Z}\|}}$. Le fait que, $\sum_{i=1}^N x_i = \sum_{i=1}^N x_{(i)}$, la règle de décision équivalente de (2.2) sera [23]:

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \left(\prod_{i \in \mathcal{Z}} X_{(i)} \right)^{\frac{1-N\tau+\|\mathcal{Z}\|\tau}{\|\mathcal{Z}\|}} \left(\prod_{i \notin \mathcal{Z}} X_{(i)} \right)^\tau \quad (2.7)$$

3. 2. 6 WHOS-CFAR

Cette stratégie de détection est obtenue lorsque

$$\begin{cases} h(x_1, x_2, \dots, x_N) = X_{(i)}^{1-\tau} X_{(j)}^\tau \\ g(x_1, x_2, \dots, x_N) = X_{(K)} \end{cases} \quad (2.8)$$

Ce test statistique utilise trois échantillons ordonnés

$$X_0 \underset{H_0}{>} \left(X_{(i)}^{1-\tau} X_{(j)}^\tau \right)^{1-\tau} X_{(K)}^\tau \underset{H_1}{<} \quad (2.9)$$

La **Figure 3. 1** présente l'architecture des détecteurs CFAR ci-dessus. Pour des cibles gaussiennes (Swerling 1) noyées dans un clutter de distribution Weibull et Weibull mélangé, nous analyserons dans la Section suivante, les performances des détecteurs CFAR ci-dessus lorsque l'environnement est homogène. Ces règles de décision permettent d'obtenir une propriété CFAR complète dans le cas de clutter Weibull homogène. Cependant, ils ne sont pas robustes pour un environnement hétérogène causé par la présence de bord de clutter

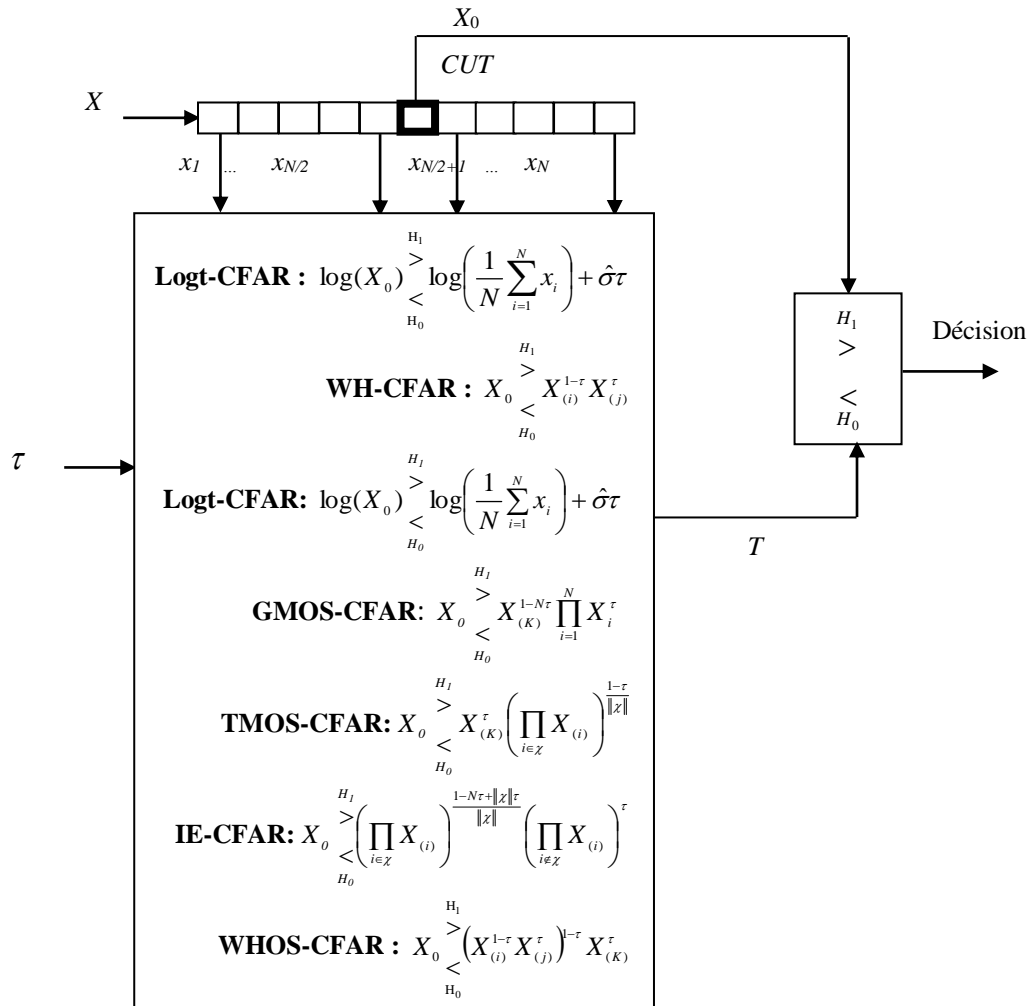


Figure 3. 1: Schéma block des détecteurs CFAR dans le cas du modèle de clutter appartient aux membres de classe de distributions d'échelle et de puissance invariants .

3.3 Analyse des performances de détection

En général, l'étude des performances de n'importe quel détecteur CFAR repose sur les points suivants :

- Etude en environnement homogène (i.e., changement des valeurs de paramètres des distributions du clutter).
- Etude en environnement non-homogène causé par la présence de cibles interférentes (i.e., changement du nombre de cibles secondaires dans les cellules de référence avec un ICR donné (Interfering-to-Clutter Ratio)).
- Etude en environnement non-homogène causé par la présence du bord de clutter (i.e., changement de la puissance du clutter dans un certain nombre de cellules de référence avec un CCR donné (Clutter-to-Clutter Ratio)).

Par la suite, le clutter est supposé de distributions Weibull et Weibull mélangé, avec des paramètres inconnus. La cible est fluctuante selon le modèle de Swerling 1. Dans cette étude, la non-homogénéité du clutter est seulement prise en compte par la présence des cibles interférentes.

Dans les simulations Monte-Carlo qui se suivent, on a considéré $n = 10^4$ essais pour une taille du CRP, $P_{FA} = 10^{-3}$ et $N = 32$ échantillons générés par la commande Matlab, $x = \text{weibrnd}(b^{-c}, c, n, N + 1)$ avec $b = \sqrt{\Gamma(1 + 2/c)}$. La génération du clutter Weibull mélangé est déjà présentée dans le Chapitre 2.

D'après la [Figure 3. 2](#), il est bien observé que la propriété CFAR est confirmée par les courbes de la Pfa qui sont complètement confondues avec deux différentes valeurs de paramètre de forme, $c = 0.5$ (clutter poitu) et $c = 2$ (clutter gaussien). Alors, les détecteurs logt-CFAR, GMOS-CFAR, TMOS-CFAR, IE-CFAR, WH-CFAR et WHOS-CFAR sont valables pour un clutter Weibull avec des paramètres inconnus. Les résultats de la [Figure 3. 3](#) montrent que ces détecteurs n'assurent pas la propriété CFAR complète, puisque le clutter dans ce cas est de distribution Weibull mélangée avec deux différentes valeurs de la probabilité ($p_1 = 0.9$ et $p_1 = 0.2$). La même remarque a été aussi tirée par la [Figure 3.4](#) où le clutter est généré par la

distribution Weibull mélangée avec deux valeurs du paramètre de forme $c_1 = 1$ et $c_1 = 2$. Pour illustrer les résultats de la détection de la cible de Swerling 1, la [Table 3. 1](#) donne les valeurs moyennes du facteur de seuil τ calculées à partir des [Figures 3. 2-3. 4](#). L'étude de robustesse des détecteurs CFAR dans un clutter Weibull en présence de deux cibles avec $ICR = 20$ dB est présentée dans la [Figure 3. 5](#). On remarque qu'il y a une dégradation de la propriété CFAR pour tous les détecteurs CFAR, mais le détecteur WHOS-CFAR maintient mieux la propriété CFAR par rapport aux autres.

Maintenant, on compare la probabilité de la détection liée aux détecteurs CFAR pour un clutter Weibull homogène. La [Figure 3. 6](#) montre que les détecteurs TMOS-CFAR et IE-CFAR ont des valeurs maximales de la P_d pour quelques soient la variation du SCR. Également, il est clair quand le paramètre de forme devient grand (mer agitée) les performances de détection s'améliorent. La [Figure 3. 7](#) illustre les résultats de la P_d en fonction du SCR et en présence de 2 cibles secondaires avec $ICR = 10$ dB. Il est observé que le détecteur WHOS-CFAR conserve les valeurs de la P_d par rapport aux résultats de la [Figure 3. 6](#). Les valeurs de la P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull mélangé avec $N = 32$, $p_1 = 0.7$, $c_1 = 2$ et $c_2 = 0.5$ sont tracées dans la [Figure 3. 8](#) et qui montrent que le détecteur IE-CFAR possède la meilleure performance. A partir de la [Figure 3. 9](#), le détecteur logt-CFAR donne des meilleurs performances de la P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull mélangé avec $N = 32$, $p_1 = 0.7$, $c_1 = 1$ et $c_2 = 0.5$. La [Figure 3. 10](#) montre aussi que la P_D en fonction du SCR obtenue par le détecteur logt-CFAR est la meilleure pour un clutter Weibull mélangé avec $N = 32$, $p_1 = 0.7$, $c_1 = 1$ et $c_2 = 0.5$ et présence 2 cibles dans les cellules 8 et 30, $ICR = 10$ dB.

Maintenant, on teste la propriété CFAR des détecteurs logt-CFAR, GMOS-CFAR, TMOS-CFAR, IE-CFAR, WH-CFAR et WHOS-CFAR devant les données réelle IPIX. Dans la [Figure 3. 11](#), on a changé la polarisation de l'antenne qui est HH et VV pour chaque cellule de résolution (3m ou 15m). On a remarqué que tous les détecteurs garde à peu près la propriété CFAR. Cette expérience est répétée dans la [Figure 3. 12](#) pour la résolution 30m où les courbes de la P_{fa} restent confondues. La [Figure 3. 13](#) garde la polarisation de l'antenne HH ou VV et illustre les résultats de la P_{fa} pour trois résolutions 3m, 15m et 30m. Il est bien remarqué que les détecteurs en question ne produisent pas la maintenance des valeurs de la P_{fa} .

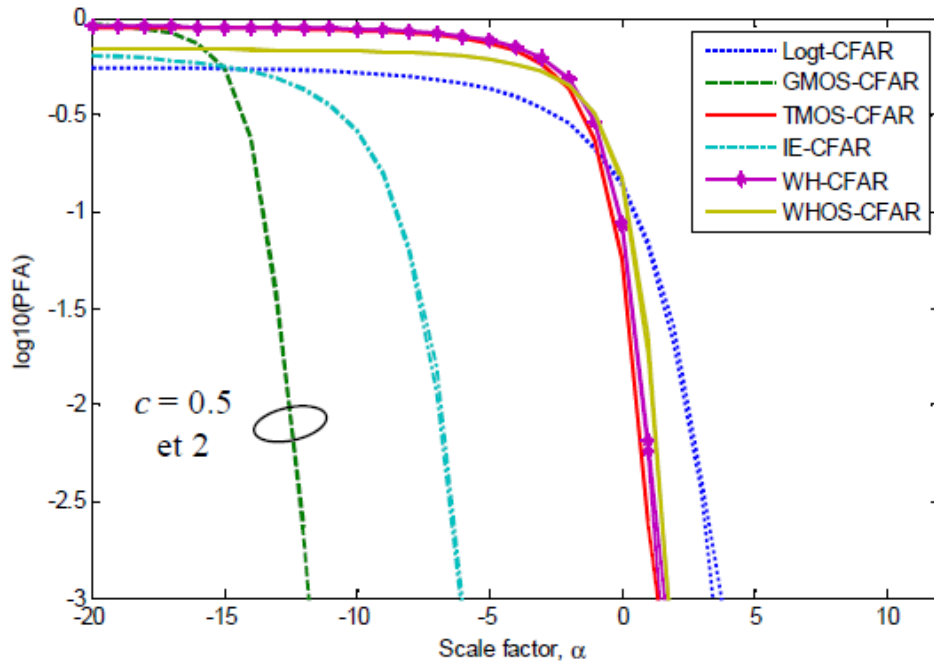


Figure 3. 2 : P_{FA} en fonction du facteur d'échelle τ dans le cas du clutter Weibull avec $N=32$, $b = \sqrt{\Gamma(1 + 2/c)}$ et $c=0.5$, et 2.

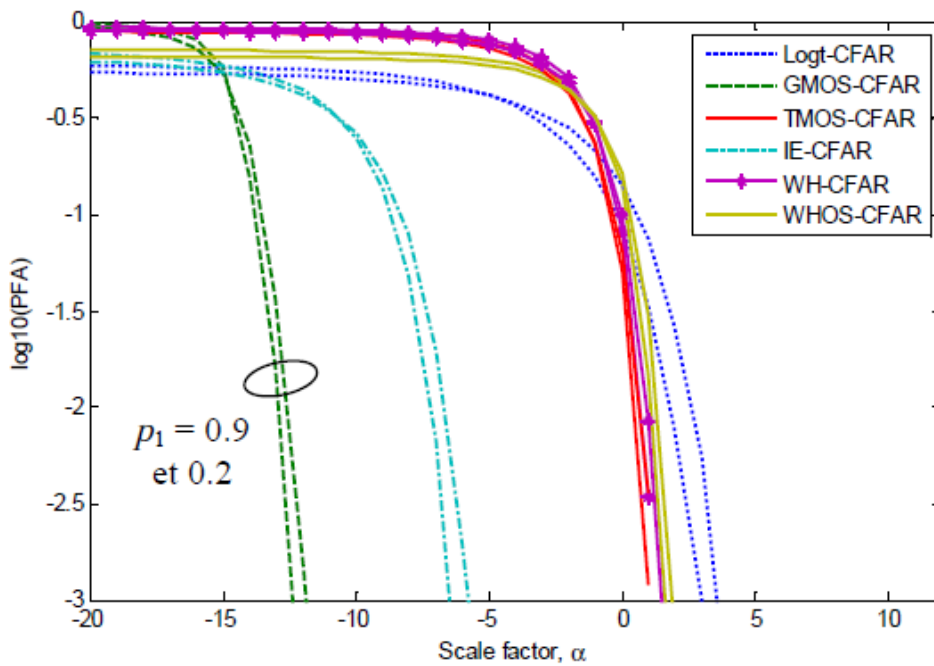


Figure 3. 3 : P_{FA} en fonction du facteur d'échelle τ dans le cas du clutter Weibull

mélangé avec $N = 32$, $c_1 = 2$, $c_2 = 0.5$ et
 $b_1 = b_2 = b = ((p_1 * \text{gamma}(1+2/c_1) + p_2 * \text{gamma}(1+2/c_2)))^{-0.5}$

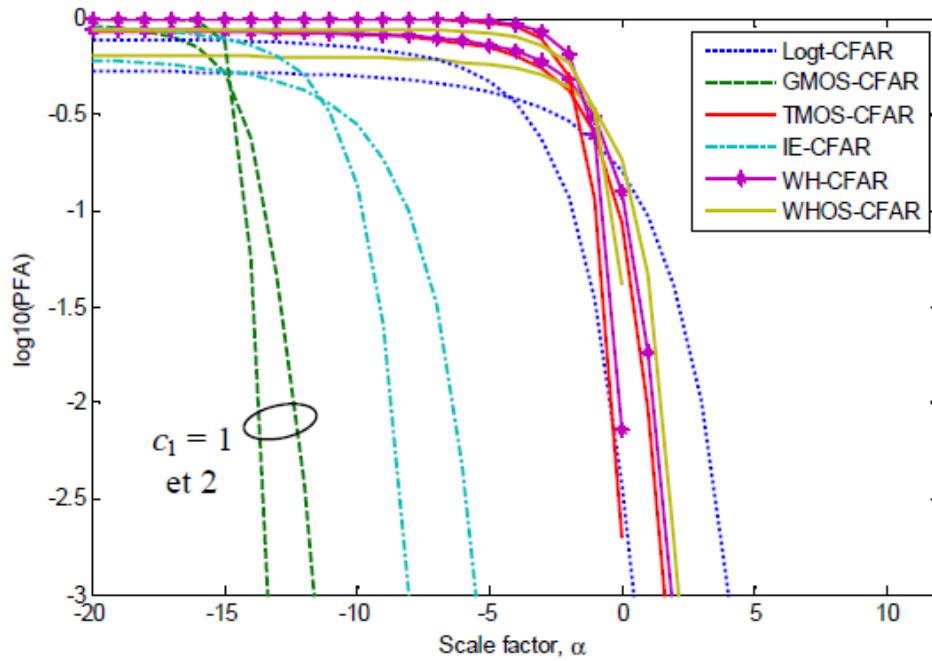


Figure 3. 4 : P_{FA} en fonction du facteur d'échelle τ dans le cas du clutter Weibull mélangé avec $N = 32$, $p_1 = 0.5$, $c_2 = 0.5$ et
 $b_1 = b_2 = b = ((p_1 * \text{gamma}(1+2/c_1) + p_2 * \text{gamma}(1+2/c_2)))^{-0.5}$

Modèle	Logt-CFAR	WH-CFAR	GMOS-CFAR	TMOS-CFAR	IE-CFAR	WHOS-CFAR
Weibull	3.63	1.45	-11.8	1.26	-5.96	1.84
Weibull mélangé	2.5	1.2	-12.5	1.1	-6.5	2

Table 3. 1 : Valeurs du facteur d'échelle τ des détecteurs logt-, GMOS-, TMOS- et IE-CFAR pour $N = 32$ et $P_{FA} = 10^{-3}$

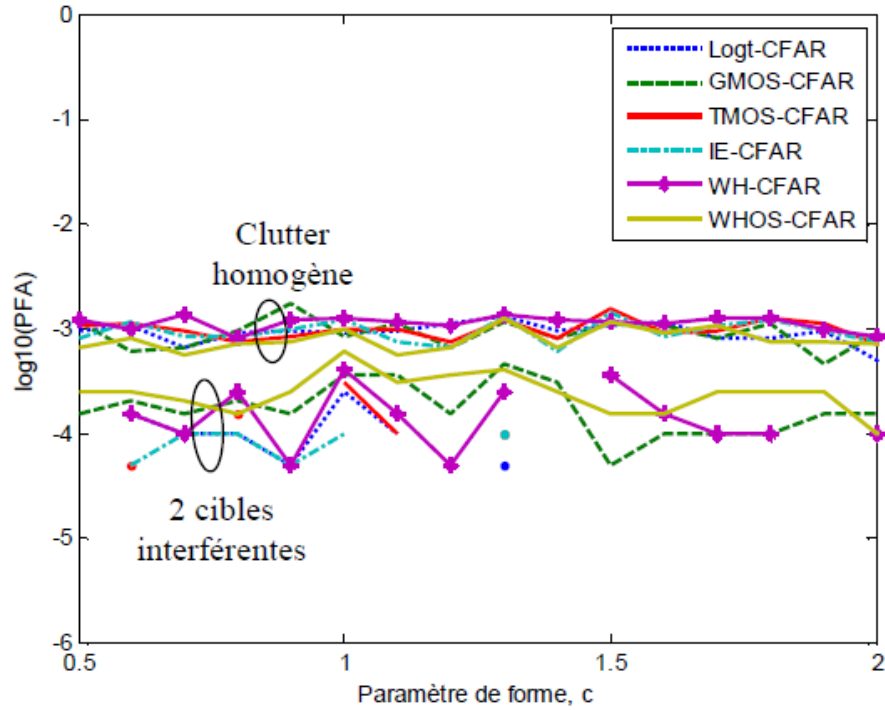


Figure 3. 5 : Etude de robustesse des détecteurs CFAR dans un clutter Weibull pour $P_{FA}=10^{-3}$, $N=32$, $b = \sqrt{\Gamma(1 + 2/c)}$ et $ICR = 20dB$

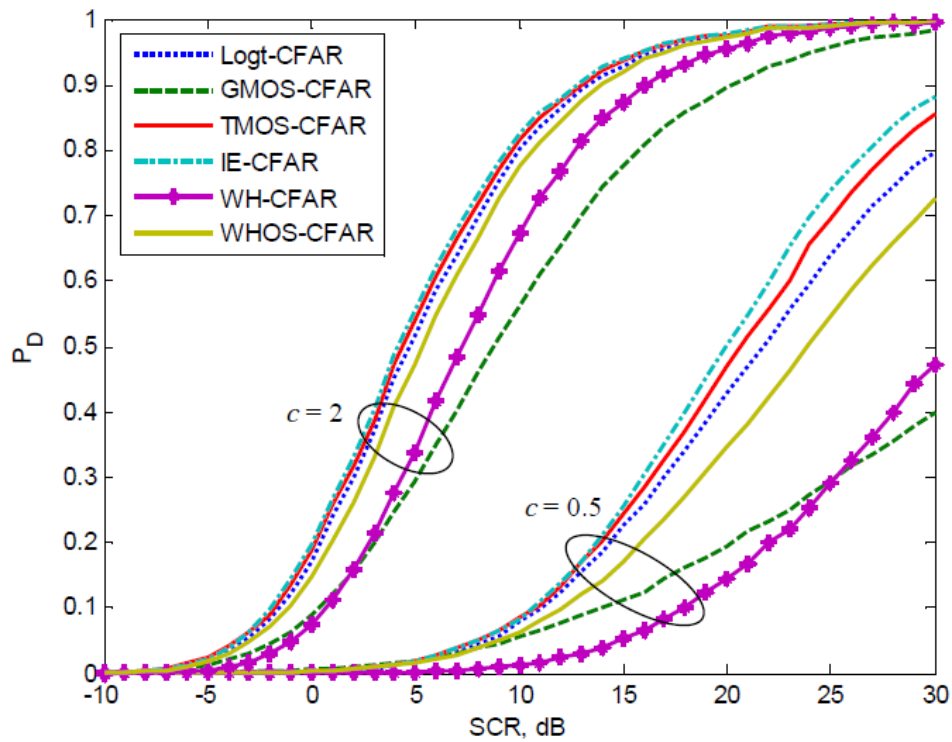


Figure 3. 6 : P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull avec $N=32$, $b = \sqrt{\Gamma(1 + 2/c)}$.

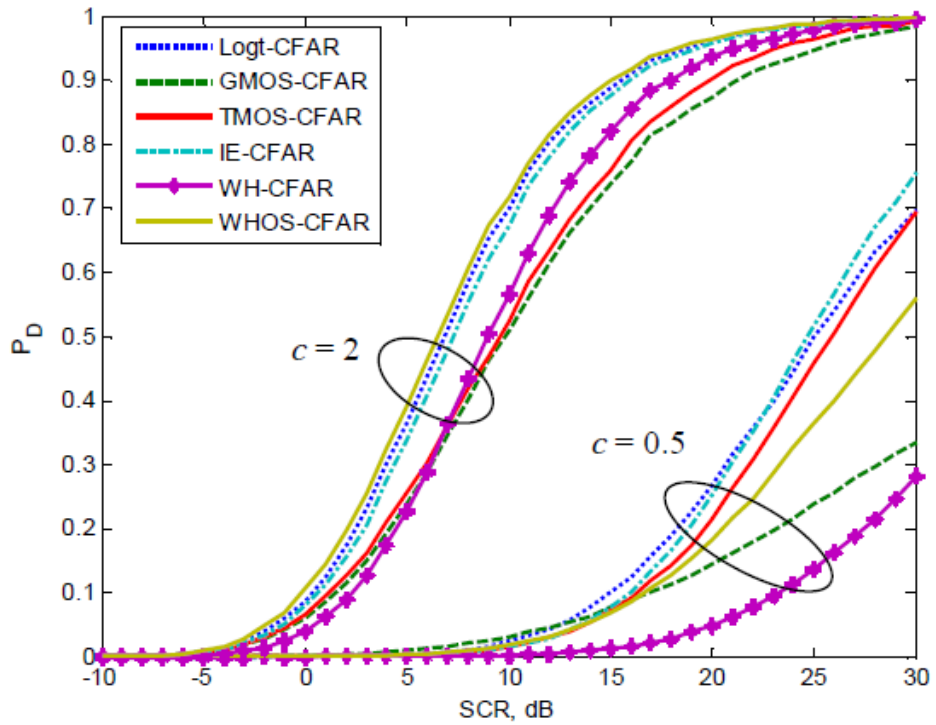


Figure 3. 7 : P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull avec $N=32$,
 $b = \sqrt{\Gamma(1+2/c)}$
 et présence 2 cibles dans les cellules 8 et 30, ICR = 10dB

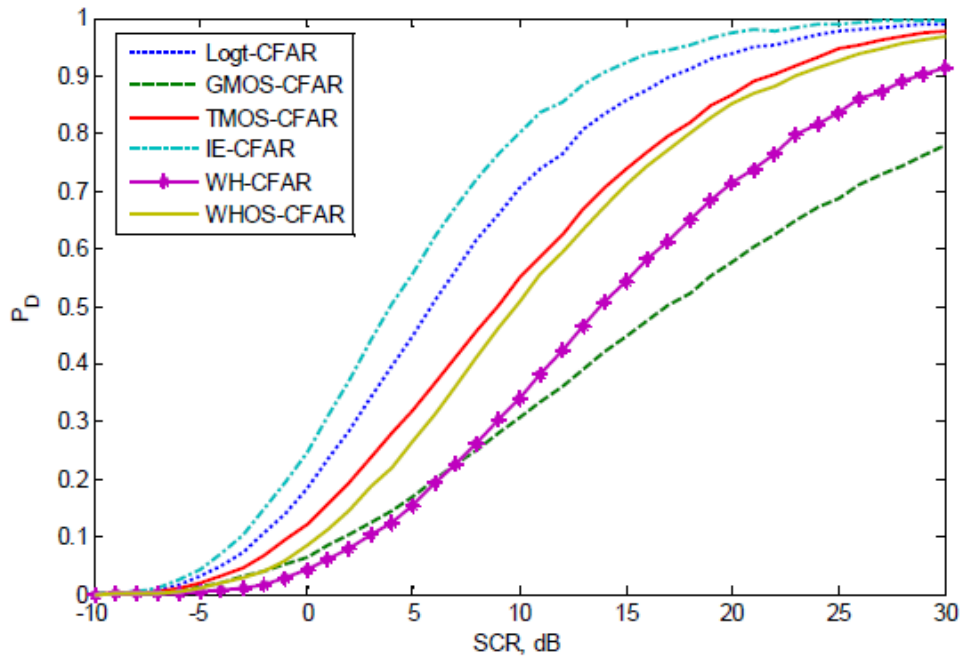


Figure 3. 8 : P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull mélangé
 avec $N = 32$,
 $p_1 = 0.7$, $c_1 = 2$ et $c_2 = 0.5$

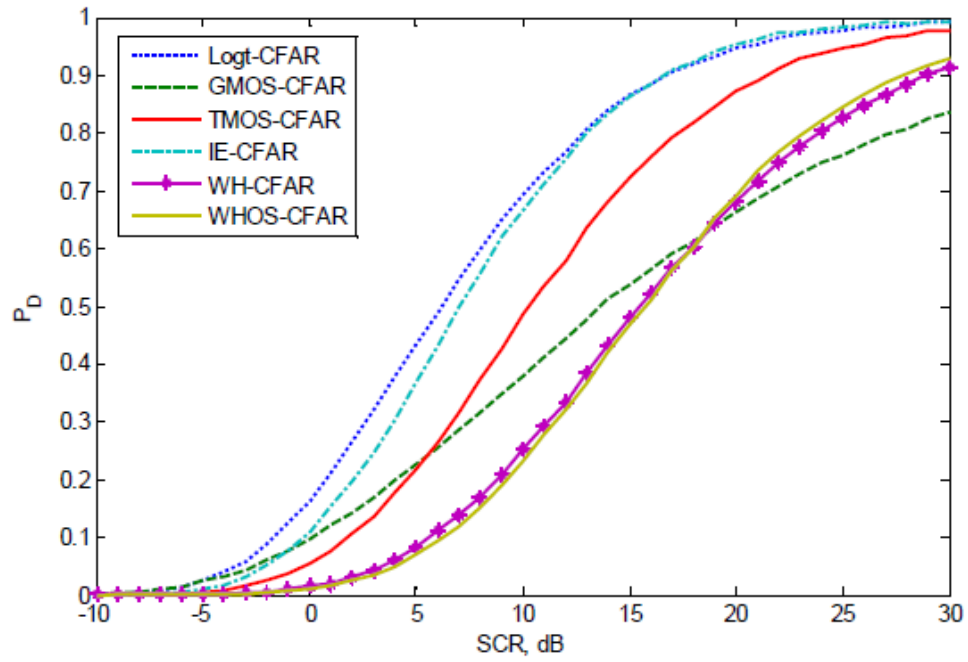


Figure 3. 9 : P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull mélangé avec $N = 32$, $p_1 = 0.7$, $c_1 = 1$ et $c_2 = 0.5$

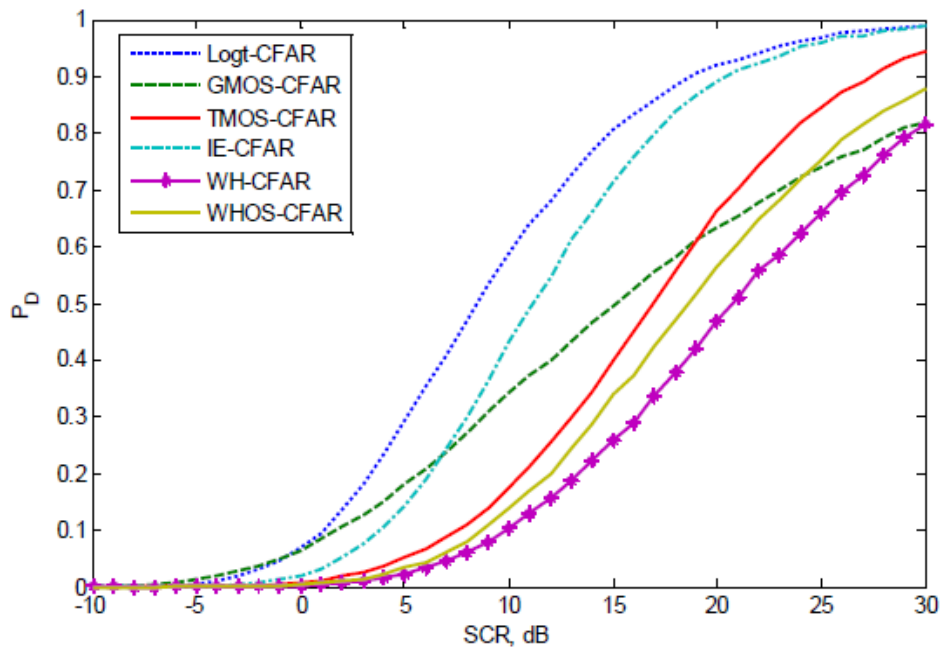
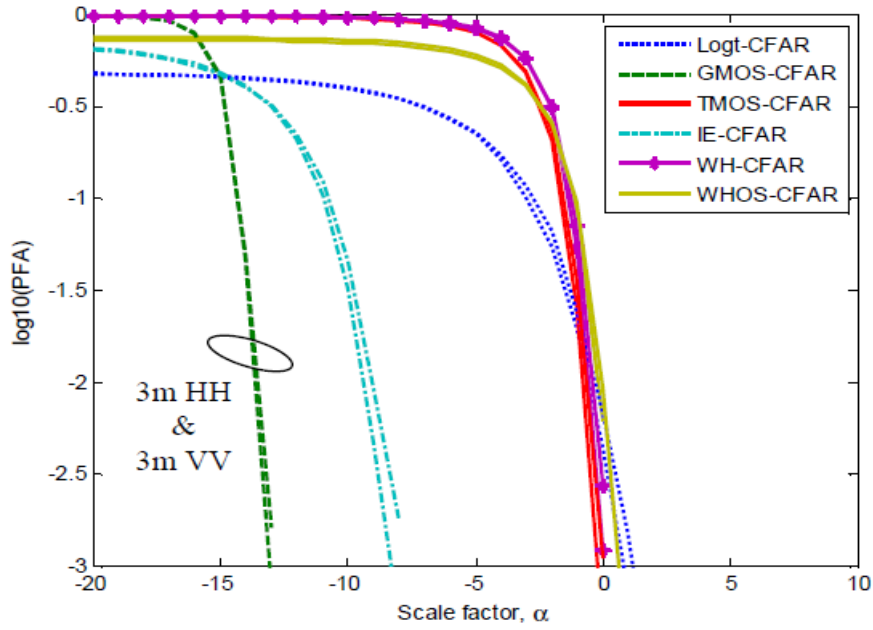
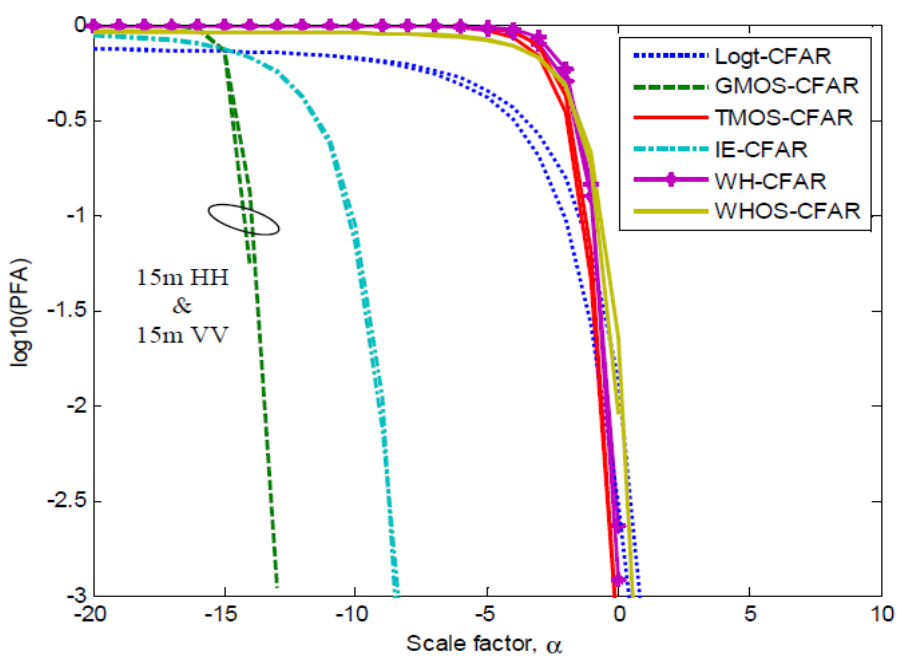


Figure 3. 10 : P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull mélangé avec $N = 32$, $p_1 = 0.7$, $c_1 = 1$ et $c_2 = 0.5$ et présence 2 cibles dans les cellules 8 et 30, ICR = 10dB



(a)



(b)

Figure 3. 11 : Etude la propriété CFAR en fonction des données réelles IPIX résolution 3m

(c) Résolution 3m et polarisations HH et VV

(d) Résolution 15m et polarisations HH et VV

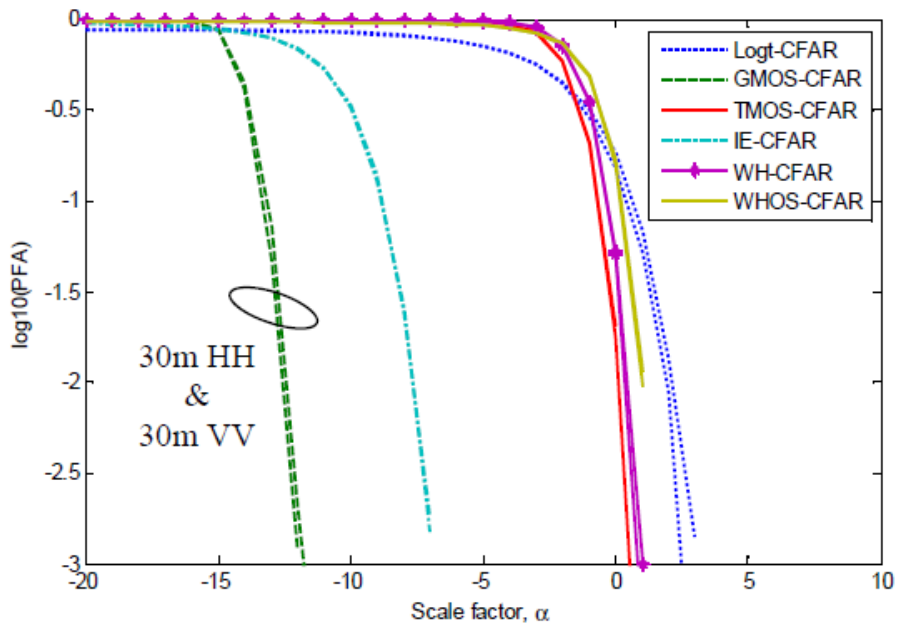
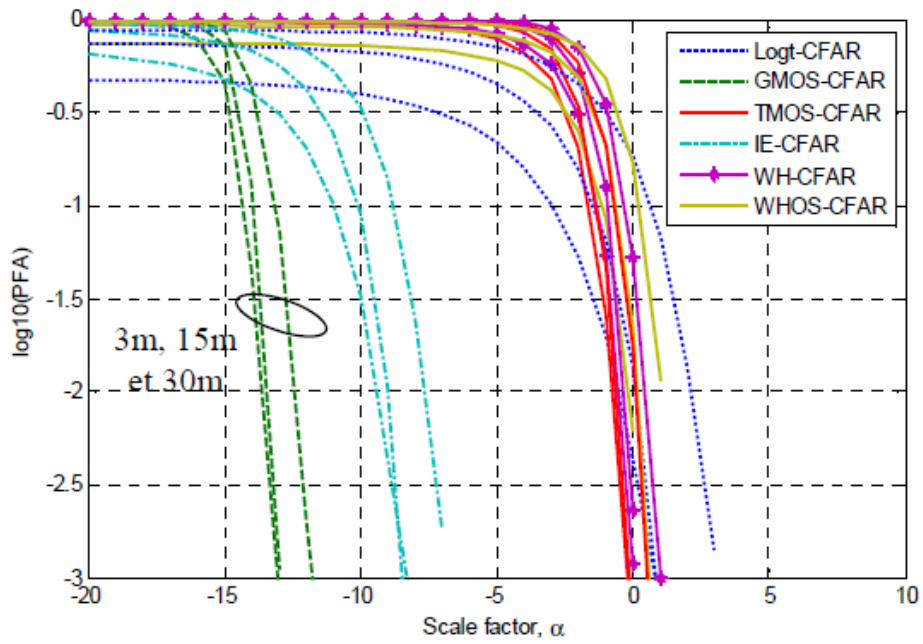
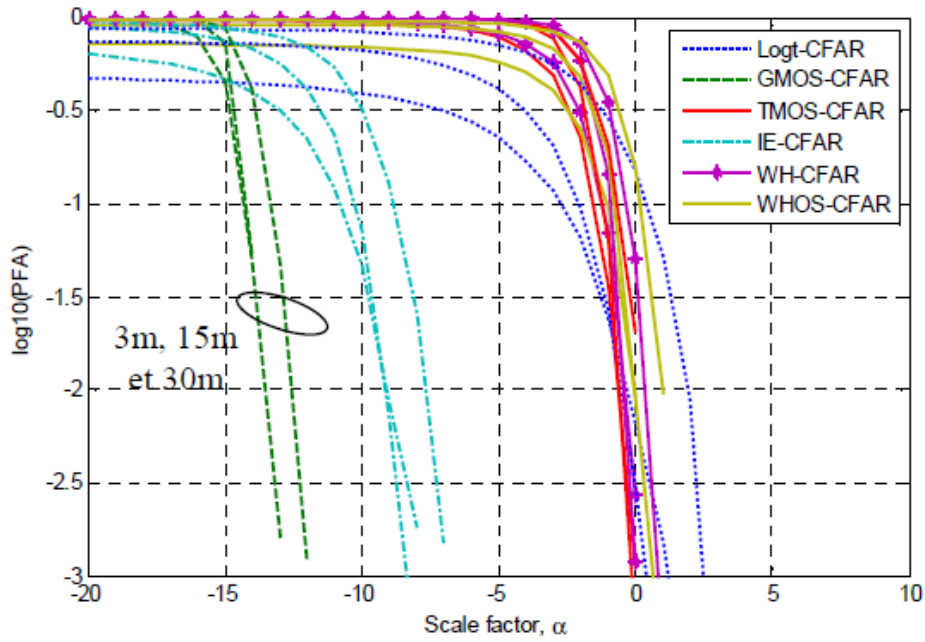


Figure 3. 12 : Etude la propriété CFAR en fonction des donnée réelles IPIX résolution 30m et polarisations HH et VV



(a)



(b)

Figure 3. 13 : Etude la propriété CFAR en fonction des données réelles IPIX résolutions 3m, 15m et 30m

(a) Polarisation HH

(b) Polarisation VV

3. 4 Conclusion

Les règles de décision des détecteurs logt-CFAR, GMOS-CFAR, TMOS-CFAR, IE-CFAR, WH-CFAR et WHOS-CFAR ont été présentées en premier lieu fonctionnant avec des paramètres inconnus de la distribution Weibull. Ces dernières ont été examinées devant un clutter simulé de distributions Weibull et Weibull mélangé et un clutter de la mer IPIX. Il a été montré que ces procédures maintiennent la propriété CFAR avec un clutter Weibull simulé et un clutter réel avec une résolution fixe et une polarisation variable. Le détecteur WHOS-CFAR a montré une bonne robustesse en présence de cibles interférentes avec un ICR important. Le détecteur IE-CFAR donne en générale des performances de détection convenables.

Conclusion générale

Les travaux de ce mémoire ont principalement concentrés sur la modélisation du clutter mer par les distributions Weibull et Weibull mélangée. A cet effet, nous avons considéré une mixture de deux et trois distributions Weibull. A partir de plusieurs scénarios des données IPIX, la modalisation a été bien effectuée par le modèle Weibull mélangé. Les résultats de la modélisation ont montré que le modèle classique Weibull n'est pas capable d'approximer ce type de données réelles. En ce qui concerne la détection CFAR en présence du clutter de distributions ci-dessus, les algorithmes logt-CFAR, WH-CFAR, GMOS-CFAR, TMOS, IE-CFAR et WHOS-CFAR ont été examinés en fonction des données simulées et réelles IPIX. L'injection des cibles interférentes a été aussi prise en compte afin de savoir le degré de dégradation de chaque détecteur.

Dans le **Chapitre 1**, nous avons exposé brièvement les principes des radars et leurs éléments qui contribuent dans la préparation de l'onde émettrice et l'onde réceptrice. Ensuite, nous avons donné les types de radar où ses axes de recherches considérés dans la littérature ont été aussi évoqués. Après, pour construire les systèmes de détection CFAR, les modèles statistiques des cibles mobiles et de clutter de la mer et du sol ont été expliqués et présentés. Dans le chapitre suivant, nous nous intéressons à modéliser les échos de la mer enregistrés par un radar IPIX utilisant les lois Weibull et Weibull mélangées avec deux et 3 distributions.

Dans le **Chapitre 2**, nous avons proposé la distribution Weibull pour la modélisation du clutter de mer de haute résolutions. La tâche d'estimation était un peu complexe puisque le modèle possède un nombre de paramètres plus de trois avec l'existence de la fonction gamma dans les expressions des moments. A cet effet, nous avons utilisé l'approche PCFE à base de l'algorithme de NM. La fonction objective é été formulée en fonction des moments fractionnaires et des CCDF réelles. L'approche MLE a été utilisée pour l'estimation des deux paramètres de la distribution Weibull. Après la modélisation de plusieurs scènes du clutter IPIX avec différentes résolutions, nous avons constaté que le modèle proposé a démontré une bonne approximation par

rapport au modèle classique Weibull. Le temps d'estimation des paramètres du modèle proposé était important, car l'approche PCFE sert à minimiser la somme des erreurs carrées à chaque itération de l'algorithme NM.

Dans le **Chapitre 3**, nous avons présenté en premier lieu les règles de décision des détecteurs logt-CFAR, GMOS-CFAR, TMOS-CFAR, IE-CFAR, WH-CFAR et WHOS-CFAR fonctionnant avec des paramètres inconnus de la distribution Weibull. Puis, ces dernières ont été examinées devant un clutter simulé de distributions Weibull et Weibull mélangé et un clutter de la mer IPIX. Il a été montré que ces procédures maintiennent la propriété CFAR avec un clutter Weibull simulé et un clutter réel avec une résolution fixe et une polarisation variable. Le détecteur WHOS-CFAR a montré une bonne robustesse en présence de cibles interférentes avec un ICR important. Le détecteur IE-CFAR donne en générale des performances de détection convenables.

Enfin, on peut suggérer quelques travaux qui peuvent utiles dans ce domaine de recherche:

- Recherche d'un nouveau détecteur CFAR dans un clutter Weibull mélangé.
- D'autres bases de données de clutter de la mer peuvent être considérées pour justifier encore le modèle Weibull mélangé.
- L'approche Dee Learning est une technique qui approxime mieux la détection CFAR avec des données réelles.

Références

- [1] M. Khiouani, "Analyse des performances des principaux détecteurs CFAR pour la détection d'une cible dans un milieu bruité", Mémoire de fin d'étude, Université Echahid Hamma Lakhdar d'El Oued, 2016.

- [2] A. Seksaf, "Optimisation du seuil de détection dans les systèmes distribués CFAR par essaims de particules (OEP)", Université Med Khider, Biskra, 2015.

- [3] J. Darricau, "Physique et théorie du radar ", 3eme edition, 1984.

- [4] M. Geoffroy, "Etude d'un radar cohérent fonctionnant en mode pulsé : application à la surveillance maritime", Université Montpellier2, France, 2013.

- [5] D. J. Daniels, "Radar de pénétration au sol", 2eme édition, IEE, Université Royaume, 2004.

- [6] S. Gamaz et S. Ghellai, " Radar mono statique pour la détection des objets mobiles", Université de Aboubakr Belkaïd, Tlemcen, 2020.

- [7] P. Weber and S. Haykin, "Ordered statistic CFAR processing for two-parameter distributions with variable skewness", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 21, n°. 6, pp. 819–821, 1985

- [8] G. B. Goldstein, "False-alarm regulation in log-normal and Weibull clutter", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 9, n°. 1, pp. 84–92, 1973.

- [9] D. Blacknell and R. J. Tough, "A Parameter Estimation for the K-distribution based on $[z \log(z)]$ ", IEE Proceedings-Radar, Sonar & Navigation, Vol. 148, n°. 6, pp.309-312, 2001.

- [10] V. Anastassopoulos, G. A. Lampropoulos, A. Drosopoulos and M. Rey, "High Resolution Radar Clutter Statistics", IEEE Transactions On Aerospace And Electronic Systems Vol. 35, N°. 1, 1999.
- [11] L. Rosenberg D.J. Crisp and N.J. Stacy, "Analysis of the KK-distribution with medium grazing angle sea-clutter", IET Radar, Sonar & Navigation, Vol. 4, N°. 2, pp. 209–222, 2010.
- [12] I. Chalabi and A. Mezache, "Estimators of compound Gaussian clutter with log-normal Texture", Remote Sensing Letters, Vol. 10, N°. 7, pp. 709-716, 2019
- [13] A. Farina, F. Gini, M. V. Greco and L. Verrazzani, "High resolution sea clutter data: statistical analysis of recorded live data", IEE Proceedings, Radar, Sonar & Navigation, Vol. 144, n°. 3, 1997.
- [14] R. Ravid and N. Levanon, "Maximum-likelihood CFAR for Weibull Background", IEE Proceedings-F, Vol. 13, No. 3, pp. 256-264, 1992.
- [15] X. Zhou, R. Peng and C. Wang, "A Two-Component K -Lognormal Mixture Model and Its Parameter Estimation Method", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 53, N°. 5, 2015.
- [16] S. Bocquet, L. Rosenberg and C. H. Gierull, "Parameter Estimation for a Compound Radar Clutter Model With Trimodal Discrete Texture", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 58, No. 10, 2020.
- [17] A. Gouri and A. Mezache, "Modeling, Estimation and CFAR Detection, in non-Gaussian Clutter", Phd thesis, Department of Electronics, Msila University, Algeria, 2020.
- [18] D. P. Kroese, T. Taimre, and Z. I. Botev, "*Handbook of Monte Carlo Methods*", (Wiley Series in Probability and Statistics). New York, NY, USA: Wiley, 2011.
- [19] A. Mezache, F. Soltani, M. Sahed and I. Chalabi, "Model for non-Rayleigh Clutter Amplitudes Using Compound Inverse Gaussian Distribution: An Experimental Analysis", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 51, N°. 1, 2015.

- [20] J. A. Nelder and R. Mead. "A simplex method for function minimization", The Computer Journal, Vol. 7, N°. 4, 1965.
- [21] R. B. Bakker and B. Currie, "The McMaster IPIX radar sea clutter database", <http://soma.crl.mcmaster.ca/ipix/>
- [22] CFAR detection :
https://fr.wikipedia.org/wiki/Constant_false_alarm_rate
- [23] G. V. Weinberg, L. Bateman and P. Hayden, "Development of noncoherent CFAR detection processes in Weibull background", Digital Signal Processing, Vol. 75, pp. 96–106 , 2018.
- [24] K. Chenini et A. A. Alim, "Analyse des Performances des Détecteurs Radar FAR dans un Clutter Non-Gaussien", Mémoire de Master, Département d'Electronique, Université de Msila, Algérie, 2019
- [25] K. Zebiri et A. Mezache, "Radar CFAR detection for multiple-targets situations for Weibull and log-normal distributed clutter", Signal, Image and Video Processing, 2021.