

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITÉ MOUHAMED BOUDIAF M'SILA
FACULTÉ DES SCIENCES DE LA TECHNOLOGIE
DÉPARTEMENT D'ÉLECTRONIQUE



Mémoire de Master

Domaine : Sciences et Technologie

Spécialité: Electronique

Option : Systèmes de Télécommunications

Thème :

Performances de la Détection CFAR dans un Clutter Pareto type II Utilisant l'Approche Bayésienne

Présenté Par :

TAISSE Ouafa

&

TISS Imane

Encadré par :

Pr. Mezache Amar

&

Dr. Oudira Houcine

N°d'ordre :

Promotion : 2019/2020

Remerciements

Au nom d'Allah, le Tout Miséricordieux, le Très Miséricordieux

Avant tout, nous remercions (Allah) DIEU pour la raison pour laquelle nous avons atteint cette étape décisive de notre vie.

*Nous remercions énormément avec beaucoup de respect et de confiance notre encadreur **Pr. Mezache Amar** et notre Co-encadreur **Dr. Oudira Houcine** d'avoir accepté et dirigé ce mémoire. Nous sommes très reconnaissant pour leurs précieuses aides pendant les moments difficiles de nos travaux.*

*Nous remercions également les membres de jury **Dr. Chalabi Izzeddine** et **Dr. Gareh Messaoud** pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre travail et leurs remarques judicieuses.*

*Nous adressons nos remerciements les plus chaleureux à la doctorante **Zakia Terki** et l'ensemble des enseignants qu'ils ont épargné d'effort dans notre formation.*

*A nos parents **Papa et Mama**, vous êtes la première raison après Dieu, qui nous a soulevé et nous a appris et vous nous avez amené à cet endroit, nous vous le dis et nous vous remercions de toutes les profondeurs de nos cœurs*

Dédicace

Nous dédions ce travail à :

Nos très chers parents

Papa et Mama

Et

De Nos frères et nos sœurs.

Nos belles-familles petit et grand.

*Nos amis surtout (Terki Zakia, Hafida
Djeddaoui, Yacine Beboukha, Bekhedidja
Abed, Kadiri Wahiba, Hessin, chenouf Ahlam,
...).*

*Tous mes amis de la cité de **Mohamed
Belkadi.***

Résumé :

Les radars sont parmi les systèmes les plus courants pour détecter et localiser les cibles d'intérêt. Dans ce travail, les performances des détecteurs radar nommés logt-CFAR, zlog (z)-CFAR et Bayésien-CFAR sont analysés à l'aide des données simulées et réelles IPIX. Le clutter radar est supposé de distribution Pareto type II. La dépendance de la probabilité de fausse alarme en fonction des paramètres de clutter est présentée. À partir de données simulées, les détecteurs CFAR ont la propriété CFAR. Via des données réelles IPIX avec différentes résolutions, il a été montré que l'algorithme Bayésien-CFAR présente un petit écart de la probabilité de fausse alarme.

Abstract:

Radars are among the Systems the most common to detect and locate of targets of interest. In this work, the performances of logt-CFAR, zlog(z)-CFAR and Bayesian-CFAR detectors are investigated using both simulated and real IPIX data. The radar clutter is assumed to follow the Pareto type II distribution. The dependence of the false alarm probability as a function of clutter parameters is presented. From simulated data, CFAR detectors provide fully CFAR decision rules. From IPIX real data with different range resolutions, it is shown that the Bayesian-CFAR algorithm exhibits a small deviation of the false alarm probability.

Table de matière

Introduction générale	1
Chapitre 1 : Systèmes Radars.....	4
1.1 Introduction.....	5
1.2 Principe de fonctionnement du radar	5
1.3 Classification des radars	8
1.3.1 Radar primaire	8
1.3.2 Radars secondaires.....	10
1.3.3 Radars imageurs et non imageurs	10
1.4 Modèles statistiques de clutter :	11
1.5 Modèles statistiques de cibles.....	14
1.6 Principales recherches dans le radar :	16
1.7 Théorie de la décision	17
1.8 Conclusion	19
Chapitre 2 : Détecteurs CFAR dans un Clutter Pareto Type II	20
2.1 Introduction.....	21
2.2 Détection automatique CFAR.....	21
2.2.1 Détecteur CA-CFAR.....	22
2.2.2 Détecteur SO-CFAR	23
2.2.3 Détecteur OS-CFAR	24
2.3 Distribution de Pareto	24
2.4 Détection CFAR basée sur le critère de N-P	27
2.4.1 Cas du clutter gaussien	27

2. 4. 2 Cas du clutter Pareto type II	28
2. 5 Détection CFAR basée sur le théorème de Bayes	29
2. 5. 1 Cas du clutter gaussien	31
2. 5. 2 Cas du clutter Pareto type II	32
2. 6 Conclusion	35
Chapitre 3 : Analyse des Performances des Détecteurs CFAR dans un Clutter Pareto Type II.....	36
3. 1 Introduction.....	37
3. 2 Environnements hétérogènes de détection.....	37
3. 2. 1 Présence des cibles interférentes	38
3. 2. 2 Présence des bords de clutter.....	39
3. 3 Evaluation des performances de détection.....	42
3. 3. 1 Détection CFAR via des données artificielles.....	42
3. 3. 2 Détection CFAR via des données réelles	47
3. 4. Conclusion	52
Conclusion générale.....	53
Références	55

Liste des Abréviations

CFAR	Constant False Alarm Rate.
ICR	Interference-to-Clutter Ratio.
CA-CFAR	Cell Averaging CFAR.
GM-CFAR	Geometric Mean CFAR.
OS-CFAR	Order Statistic CFAR.
SO-CFAR	Smallest Of CFAR.
PD	Probability of Detection.
PDF	Probability Density Function.
PFA	Probability of False Alarm.
RADAR	RADio Detection And Ranging.
PRI	Pulse Répétition Intervalle.
PRF	Pulse Repetition Frequency.
GC	Generalized Compound.
SCR	Signal-to-Clutter Ratio.
CUT	Cell Under Test.
IPIX	Intelligent PIXel X-band radar.
GP	Generalized Pareto.
CRP	Clutter Range Profile.
CCR	Clutter-to-Clutter Ratio.

Liste des Figures

Figure 1. 1	Principe fonctionnement du Radar.....	05
Figure 1. 2	Génération d'écho.....	07
Figure 1. 3	Calcul de la direction.	08
Figure 1. 4	Différents types de radar.....	09
Figure 1. 5	Cycles émission/écoute d'un système radar à impulsion.....	10
Figure 1. 6	Détection d'enveloppe et quadratique.....	12
Figure 1. 7	Décision ente deux hypothèses alternatives.....	18
Figure 2. 1	Schéma d'un détecteur CFAR.....	22
Figure 2. 2	Architecture du détecteur CA-CFAR.....	23
Figure 2. 3	Architecture du détecteur OS-CFAR.....	24
Figure 3. 1	Situation de clutter hétérogène causé par la présence de cibles multiple..	39
	(a) Modèle du clutter hétérogène en présence des cibles interférentes	
	(b) Clutter Gaussien non homogène avec $2\sigma^2 = 1$, $ICR = 5\text{dB}$ and $SNR = 10\text{dB}$).	
Figure 3. 2	Modèles du clutter hétérogène en présence des bords de clutter.....	41
Figure 3. 3	PD en fonction du SCR des algorithmes CFAR pour la détection de cible entourant du clutter Pareto type II avec $N = 16$, $k = 3N/4$, $PFA = 10^{-3}$, $\alpha = 2.7241$ et $\beta = \alpha - 1$	44
Figure 3. 4	PD en fonction du SCR des algorithmes CFAR pour la détection de cible entourant du clutter Pareto type II avec $N = 32$, $k=3N/4$, $P_{FA} = 10^{-3}$, $\alpha = 2.7241$ et $\beta = \alpha - 1$	45
Figure 3. 5	PD en fonction du SCR des algorithmes CFAR pour la détection de cible entourant du clutter Pareto type II avec : $ICR = 5\text{dB}$, $N = 16$, $k=3N/4$ et $PFA = 10^{-3}$	45
Figure 3. 6	PD en fonction du SCR des algorithmes CFAR pour la détection de cible entourant du clutter Pareto type II avec : $ICR = 5\text{dB}$, $N = 16$, $k=3N/4$ et $PFA = 10^{-3}$	46

Figure 3. 7 *PD* en fonction du *SCR* des algorithmes CFAR pour la détection de cible entourant du clutter Pareto type II avec : $CCR = 5\text{dB}$, $N = 32$, $k=3N/4$ et $PFA = 10^{-3}$ 47

Figure 3. 8 *PD* en fonction du *SCR* des algorithmes CFAR pour la détection de cible entourant du clutter Pareto type II avec: $CCR = 10\text{dB}$, $N = 32$, $k=3N/4$ et $PFA = 10^{-3}$ 47

Figure 3. 9 *PFA* en fonction du facteur de seuil des algorithmes CFAR utilisant les données IPIX avec la polarisation HH et $N = 32$

(a) Cas du détecteur logt-CFAR (valable pour un clutter log-normal ou Weibull) 50

(b) Cas du détecteur zlogz-CFAR (valable uniquement pour un clutter Weibull) 50

Figure 3. 10 *PFA* en fonction du seuil de détection de l’algorithme Bayesian-CFAR utilisant les données IPIX avec la polarisation HH et $N = 32$ 50

Figure 3. 11 *PFA* en fonction du facteur de seuil des algorithmes CFAR utilisant les données IPIX avec la polarisation VV et $N = 32$.

(a) Cas du détecteur logt-CFAR (valable pour un clutter log-normal ou Weibull) 51

(b) Cas du détecteur zlogz-CFAR (valable uniquement pour un clutter Weibull) 53

Figure 3. 12 *PFA* en fonction du seuil de détection de l’algorithme Bayesian-CFAR utilisant les données IPIX avec la polarisation HH et $N = 32$ 51

Liste des Tableaux

Table 1. 1 : Exemples d'environnements Gaussien et non-Gaussiens..... 12

Table 1. 2 : Distributions du clutter inspirées à partir du modèle GC..... 14

Table 1. 3 Critères de décision..... 19

Introduction générale

Les systèmes radar ont énormément évolué depuis leurs débuts, lorsque leurs fonctions étaient limitées à la détection des cibles et à la détermination de la portée des cibles. En fait, le mot radar était à l'origine un acronyme qui signifie « détection radio et télémétrie » (**RA**dio **D**etection **A**nd **R**anging). Cependant, les radars modernes ce sont des systèmes transducteurs/calculateurs sophistiqués qui non seulement détectent et déterminent la portée des cibles mais également ont la possibilité de poursuivre, identifier, photographier et classifier les cibles tout en supprimant les interférences indésirables telles que les échos de l'environnement (connus sous le nom de clutter) et les contre-mesures [M. A. Richards *et al*, 2010]. Les systèmes modernes appliquent ces fonctions radar majeures pour une large gamme d'applications telles que le contrôle du trafic civil et militaire, la cartographie bidimensionnelle et tridimensionnelle, la prévention des collisions, la surveillance des ressources de la terre, etc.

Toute application radar est basée sur un traitement numérique préalable de données reçues. La construction de ces algorithmes est fortement liée à la modélisation des échos radar (signal de la cible et/ou clutter). Alors, la modélisation de clutter radar est un problème de recherche très sérieux dans le domaine de la détection et la poursuite des cibles. En particulier, un meilleur détecteur CFAR (Constant False Alarm Rate) est réalisé si un bon modèle statistique des retours radar est sélectionné [L. J. Marier, 1995]. L'évolution des systèmes radar encourage les chercheurs de choisir des densités de probabilité adéquates à queue lourde trouvées dans la littérature ouverte de statistiques et de mathématiques. De nos jours, la distribution de Rayleigh devient un cas particulier de certaines données réfléchies de la surface d'une mer agitée, car il y a une limitation de l'application du théorème de la limite centrale. Pour contourner cette limitation, les distributions populaires log-normal, Weibull, K et de Pareto ont été proposés comme modèles de l'amplitude du clutter de la mer et du sol [L. J. Marier, 1995], [G. B. Goldstein, 1973] et [R. Ravid and N. Levanon, 1992]. Plus récemment, une distribution composée avec une loi de texture trimodale discrète a été ajoutée pour fournir une bonne description des données empiriques [S. Bocquet *et al*, 2020].

Les détecteurs CFAR adaptatifs sont développés pour pallier le problème de l'augmentation du nombre de fausses alarmes due à l'utilisation de détecteurs conventionnels à seuils fixes. De plus, si un mauvais modèle de clutter ou un estimateur

inapproprié du niveau de clutter est utilisé, un tel problème de fausse alarme ne peut pas être résolu [T. Laroussi and M. Barkat, 2006]. En réalité, la complexité du phénomène du rayonnement diffusé à partir d'une surface turbulente ou rugueuse et le manque de solutions explicites d'algorithmes ont également un impact négatif sur le développement des détecteurs CFAR optimaux.

Dans les applications de détection des cibles dans un environnement marin, plusieurs auteurs ont développé différentes règles de décision avec une probabilité de fausse alarme indépendante aux paramètres réels du clutter [A. Gouri *et al*, 2020], [G. V. Weinberg *et al*, 2017] et [V. G. Weinberg *et al*, 2019]. À partir de [G. B. Goldstein, 1973], le détecteur logt-CFAR maintient la propriété CFAR si les échos radar sont statistiquement indépendants et obéissent aux populations log-normal et Weibull. Récemment, Gouri *et al* ont proposé dans [A. Gouri *et al*, 2020] le détecteur zlog (z)-CFAR en présence d'un clutter Weibull distribué. Cette procédure fournit des résultats similaires par rapport à l'algorithme ML-CFAR (Maximum Likelihood-CFAR) présenté dans [R. Ravid and N. Levanon, 1992], mais avec un temps de calcul réduit. Certains détecteurs CFAR fonctionnant dans un clutter Pareto type II homogène et hétérogène nommés GM-CFAR (Geometric Mean CFAR) et OS-CFAR (Order Statistic-CFAR) sont également présentés lorsque le paramètre de forme ou le paramètre d'échelle du modèle Pareto type II est connu *a priori* [G. V. Weinberg *et al*, 2017]. Si ces paramètres sont inconnus, une procédure alternative basée sur l'approche bayésienne est introduite récemment dans laquelle la règle de décision résultante est obtenue sous forme d'une intégrale [V. G. Weinberg *et al*, 2019].

En résumé, nous observons que les travaux précédents basés sur le théorème de Bayes ne montraient pas des comparaisons de performances du détecteur Bayesian-CFAR avec les détecteurs logt-CFAR et zlog (z)-CFAR utilisant des données réelles. Dans ce mémoire, on suppose que le clutter suit la distribution, log-normal, Weibull ou Pareto type II. À partir de données simulées, les détecteurs CFAR conçus pour un clutter Pareto type II sont comparés et qui fournissent des règles de décision entièrement CFAR. À partir de données réelles IPIX (Intelligent Pixel processing X-band), la dépendance de la probabilité de fausse alarme est présentée en fonction de différents scénarios des données réelles. En changeant la résolution de la portée du radar, on va montrer que l'algorithme Bayésien-CFAR présente une petite déviation de la probabilité de fausse alarme par rapport à sa valeur désirée.

Le mémoire est organisé par la manière suivante :

Dans le **Chapitre 1**, nous donnons d'abord des notions de base du système radar, sa définition et son principe de fonctionnement. Ensuite, la classification du radar ainsi que les mesures effectuées par le radar sont aussi exposées dans ce chapitre. Les modèles statistiques du clutter de la mer et des cibles sont décrites par des lois gaussiennes et non-gaussiennes. Les trois règles de décision classiques connues sous les noms de « Bayes », « minimax » et « Neyman-Pearson » sont tabulées en montrant des connaissances *à priori* de quelques paramètres. Une conclusion qui résume les principaux aspects de ce chapitre est évoquée.

Dans le **Chapitre 2**, nous présentons en premier temps l'importance de la détection CFAR en présence du clutter homogène et hétérogène. Pour ce faire, quelques détecteurs CFAR nommés CA-CFAR, SO-CFAR et OS-CFAR sont brièvement discutés. Ensuite, nous allons marquer deux sortes de critères utilisés dans la formulation de la probabilité de fausse alarme. Le premier est basé sur le principe de Neyman-Pearson tandis que le deuxième est basé sur le théorème de Bayes. En considérant un clutter Pareto type II distribué, nous allons montrer qu'il y a une possibilité d'obtenir une règle de décision sans aucune connaissance *a priori* des paramètres de clutter.

Dans le **Chapitre 3**, nous définissons d'abord les différentes situations du non homogénéité du clutter dans le CRP (Clutter Range Profile). Ensuite, les performances des détecteurs logt-CFAR, zlog (z)-CFAR et Bayesian-CFAR sont également étudiées à l'aide des données simulées ou réelles. Le clutter est supposé log-normal, Weibull ou Pareto type II distribué. La dépendance de la probabilité de fausse alarme en fonction des paramètres du radar et la situation du clutter de la mer est présentée.

En fin, une conclusion générale présente un résumé des résultats principaux de la détection CFAR trouvés dans ce mémoire en présence d'un clutter de distribution Pareto type II. Quelques perspectives seront envisagées pour les futurs travaux de la détection CFAR.

Chapitre 1: Systèmes Radars

Sommaire du Chapitre :

1. 1 Introduction.....	5
1. 2 Principe de fonctionnement du radar.....	5
1. 3 Classification des radars.....	8
1. 4 Modèles statistiques de clutter.....	11
1. 5 Modèles statistiques de cibles.....	14
1. 6 Principales recherches dans le radar.....	16
1. 7 Théorie de la décision.....	17
1. 8 Conclusion.....	19



Résumé du Chapitre:

Dans ce chapitre, nous donnons d'abord des notions de base du système radar, sa définition et son principe de fonctionnement. Ensuite, la classification du radar ainsi que les mesures effectuées par le radar sont aussi exposées dans ce chapitre. Les modèles statistiques du clutter de la mer et des cibles sont décrites par des lois gaussiennes et non-gaussiennes. Les trois règles de décision classiques connues sous les noms de « Bayes », « minima x » et « Neyman-Pearson » sont tabulées en montrant des connaissances à priori de quelques paramètres. Une conclusion qui résume les principaux aspects de ce chapitre est évoquée.

1. 1 Introduction

En général, le radar est un système électromagnétique conçu principalement pour détecter et localiser des objets d'intérêt ou cibles. Le nom radar provient de l'acronyme anglais (**RA**dio **D**étection **And** **R**anging). Ce nom a été officiellement adopté par la marine nationale des Etats Unis d'Amérique en 1940. Cependant, les origines du radar sont bien antérieures à cette date. En réalité, c'est *H. R. Hertz* qui a ouvert la voie à l'invention du radar en 1886. En 1904, l'ingénieur allemand *Christian Hülsmeyer* était le premier à proposer l'utilisation d'échos radio dans un appareil de détection afin d'éviter les collisions en navigation. Ensuite, en 1917, *Nikola Tesla* établit les principes théoriques du futur radar. En 1922, un dispositif similaire fut proposé par l'inventeur italien *G. Marconi*. La véritable éclosion de cette technique se situe, cependant, entre 1930 et 1940 où des recherches et des développements ont été menés simultanément dans de nombreux pays notamment les USA, la Grande Bretagne et l'Allemagne.

1. 2 Principe de fonctionnement du radar

La première fonction d'un radar est comme son nom l'indique la détection de cibles, il exploite la propriété des ondes radio à se réfléchir sur les objets. Une onde radio à haute fréquence produite par un émetteur (oscillateur et amplificateur) et acheminée à une antenne via un guide d'onde est émise dans l'espace. La [Figure 1.1](#) illustre le principe de fonctionnement du radar primaire. L'antenne du radar illumine la cible avec des micro-ondes, qui sont alors réfléchies puis interceptées grâce à un récepteur. Le signal électrique recueilli par l'antenne est appelé « écho » ou « signal de retour ». Le signal transmis par le radar est généré par un émetteur puissant, l'écho réfléchi par la cible est capté par un récepteur très sensible [[L. Déjean, 2009](#)].

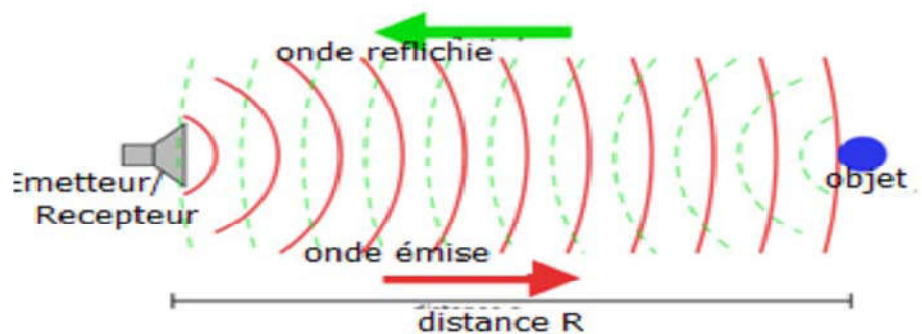


Figure 1. 1: Principe fonctionnement du Radar.

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 domaine de traitement des signaux 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.
- **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 , la cible est alors détectée à une distance [D. Julien, 2016].

$$D = ct / 2 \quad (1.1)$$

D : la distance entre l'antenne et la cible par mètre (m).

c : la vitesse de la lumière ($c = 3.10^8$ m/s).

Le signal reçu aura la même forme que le signal émis mais il sera très faible et toujours accompagné d'un bruit de fond appelé clutter provenant (voir [Figure. 1. 2](#)):

- Soit du bruit atmosphérique, qu'on ne peut réduire à zéro.
- Soit du bruit propre du récepteur, qu'on ne peut réduire à zéro.
- Soit même d'un brouillage dû par exemple a un ennemi non coopérant.

T_R : Période de répétition des impulsions.

τ : Durée de l'impulsion.

Δ : Temps correspondant à un aller-retour de l'onde entre le radar et la cible.

- **Calcul de la direction** :

La façon qui permet de connaître la direction d'une cible est basée sur un calcul d'angle entre la direction du nord et celle de la cible (azimut). La directivité (gain directif) est la

capacité de l'antenne à concentrer l'énergie rayonnée dans une direction particulière. Une antenne à forte directivité est appelée "antenne directive". En déterminant la direction dans laquelle est pointée l'antenne à l'instant où elle reçoit un écho, on peut déterminer non seulement l'azimut mais aussi le site de la cible (donc son altitude). La précision de la mesure de ces angles dépend de la directivité de l'antenne. Pour une fréquence émise donnée (ou une longueur d'onde définie), la directivité d'une l'antenne est fonction de ses dimensions propres. Les radars émettent normalement de très hautes fréquences pour les raisons suivantes :

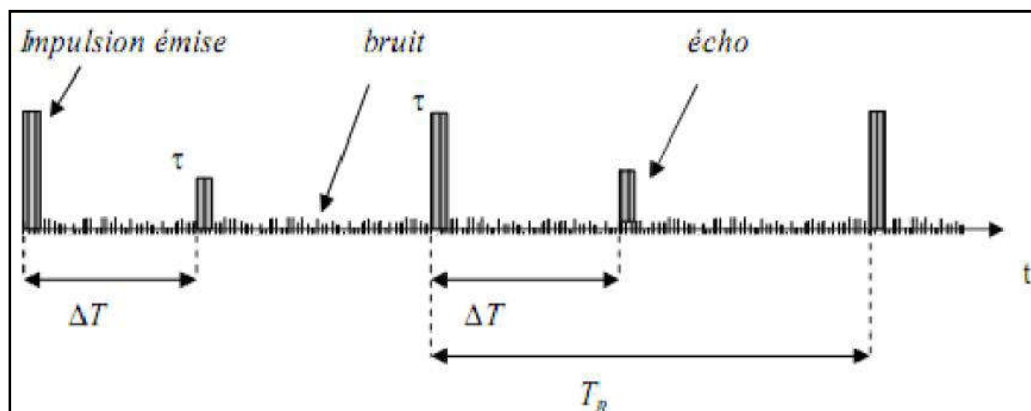


Figure 1. 2: Génération d'écho

- Propagation quasi rectiligne de ces ondes.
- Haute résolution (plus la longueur d'onde est courte, plus le radar est capable de détecter un petit objet).
- Encombrement réduit de l'antenne (plus on augmente la fréquence du signal rayonné, plus la directivité est grande pour une antenne de taille donnée).

L'azimut d'une cible détectée par un radar est l'angle entre la direction du nord et celle de la ligne directe antenne cible comme il est indiqué sur la **Figure 1. 3**. Cet angle se mesure dans le plan horizontal, dans le sens des aiguilles d'une montre, et à partir du nord. La hauteur d'une cible par rapport à la surface du globe terrestre est appelée 'Altitude'. Elle peut être calculée en multipliant la distance oblique D de la cible par le sinus de son angle d'élévation. Il existe différentes méthodes pour mesurer la vitesse de déplacement d'une cible. La plus ancienne consiste à noter sa position à un instant, à l'aide d'un crayon gras, sur l'affichage radar. À un autre instant, on refait la même chose et la différence des deux positions divisée par le temps écoulé entre les deux instants, donne la vitesse de déplacement.

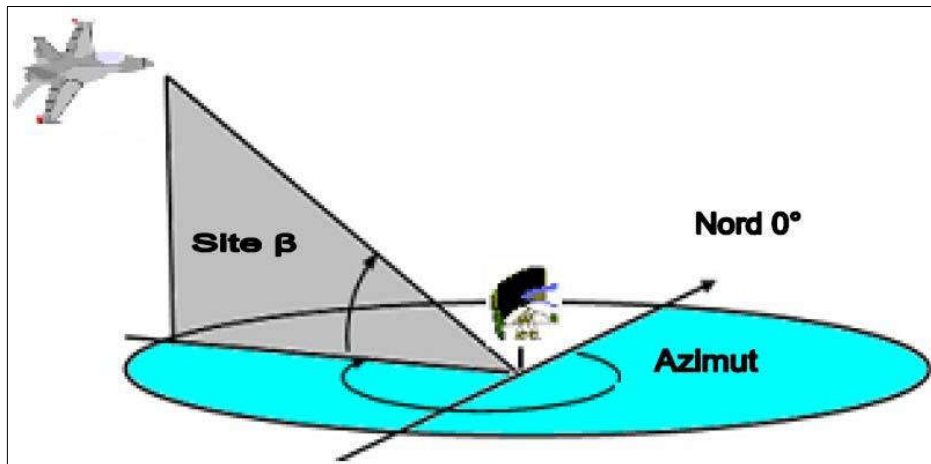


Figure. 1. 3: Calcul de la direction [M. Chiboub, M. Sabahi Al, 2018].

1. 3 Classification des radars

En fonction des informations qu'elles doivent fournir, les équipements radars utilisent des qualités et des technologies différentes (voir [Figure. 1. 4](#)).

1. 3. 1 Radar primaire

Le radar primaire utilise le principe d'émission d'une énergie électromagnétique [INRS, Edition 4212, 2013] et détectent le signal réfléchi pour fournir des informations (distance, position,...etc).

(i) Radar à onde continu (CW-radar)

Ce type de radar est généralement utilisé par les constructeurs automobiles pour la réalisation des systèmes embarqués anticollision et de contrôle intelligent de la conduite automobile [B. A. Garcia, 2004]. L'émetteur génère une oscillation continue à la fréquence et une amplitude qui est rayonné par l'antenne. De plus, il existe également deux types de radar à ondes continues, le plus simple étant le radar à ondes continues non-modulées et le radar à ondes continues modulées [M. Achbi, A. Abadli, A/Moutalab, 2007].

(ii) Radars à impulsions

Le principe de base d'un radar à impulsions consiste à envoyer des paquets d'impulsions très brèves et puissantes dans le temps, [Figure 1. 5](#), transformées en un faisceau tel que, lorsque l'antenne tourne, les ondes peuvent être dirigées dans une direction choisie à

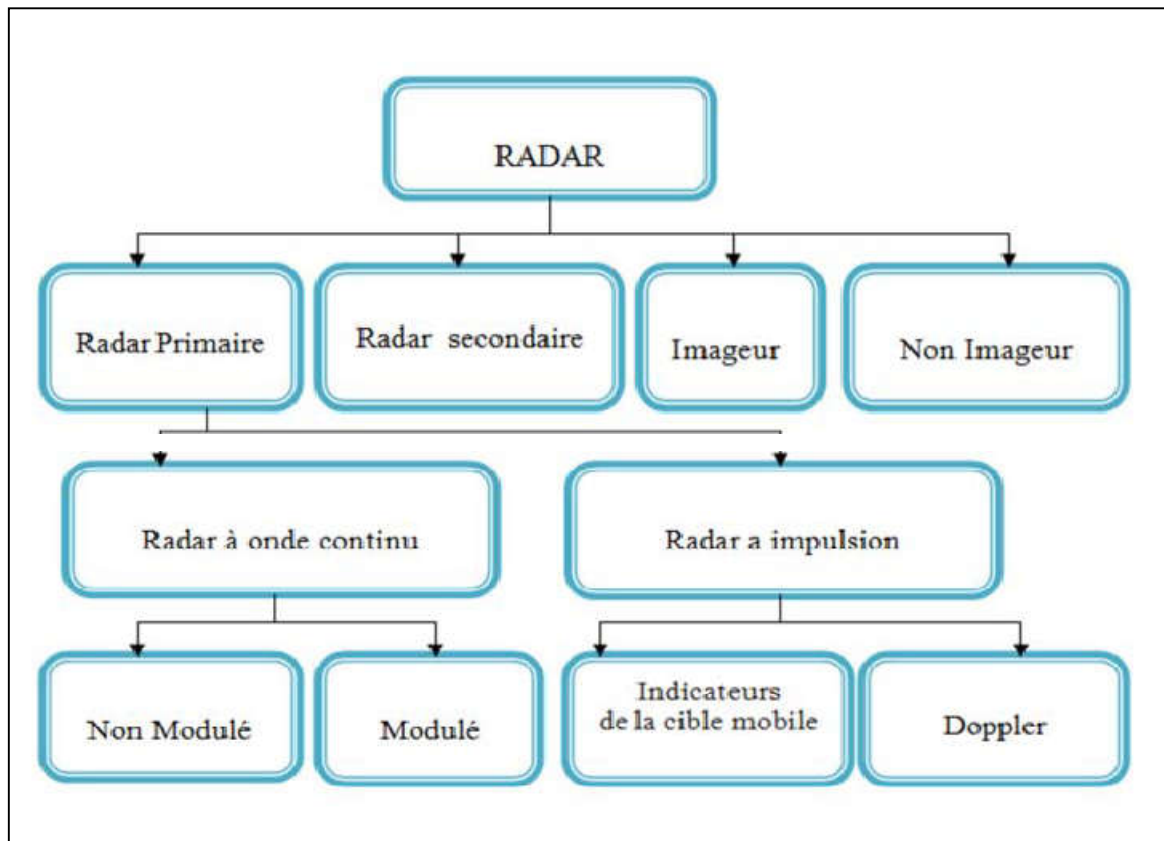


Figure 1 .4 : Différents types de radar.

l'avance. Les ondes radioélectriques sont donc émises dans l'espace par des impulsions répétitives à des intervalles réguliers appelés périodes de répétition des impulsions TR (Pulse Répétition Intervalle, PRI). La PRI du radar est un paramètre important dans le calcul de la distance maximale de détection (D_{max}) car les échos qui reviennent au radar après un temps supérieur à la PRI apparaissent sur le scope à des positions erronées (distances fausses). Ils sont alors appelés échos du 2^{ème} balayage (ou du n^{ème} balayage). Les échos revenant au radar au-delà de la PRI se traduisent par une 'ambiguïté-distance' (erreur de visualisation) alors que ceux qui reviennent dans un délai inférieur à la PRI sont affichés à la distance correcte (non ambiguë). Afin d'éviter l'effet dit du deuxième retour d'écho (n^{ème} retour d'écho), le récepteur partageant la même antenne avec l'émetteur (radar à impulsions mono statique), doit être non seulement inhibé pendant toute la durée τ de chaque impulsion radiofréquence émise mais aussi, il faudrait que celle-ci ait une puissance et une fréquence de répétition des impulsions FR (Pulse Répétition Fréquence, PRF) de manière à minimiser tout risque afférent à une anomalie de propagation. Cette dernière peut provenir de l'emplacement du radar et/ou de conditions météorologiques particulières. A chaque fois qu'un objet se situant dans l'espace de balayage (faisceau principal) du radar et percuté par l'onde RF,

une partie de l'énergie électromagnétique est réfléchiée puis analysée par le récepteur devenant opérationnel pendant l'intervalle séparant deux impulsions successives appelé temps d'écoute ($TR-\tau$) [A. Mezache, 2007]. C'est particulièrement de cette proportion d'énergie que dépend la qualité du signal reçu. Une cible est dite parfaitement localisée si sa distance (range) et sa direction (azimut et élévation) sont connues. Les radars à impulsions subissent malheureusement des limitations tels que : ils n'ont pas accès directement à la vitesse instantanée de la cible et ils ont des difficultés pour mesurer des faibles distances et nécessitent des puissances crête importantes [S. Chabbi, 2017].

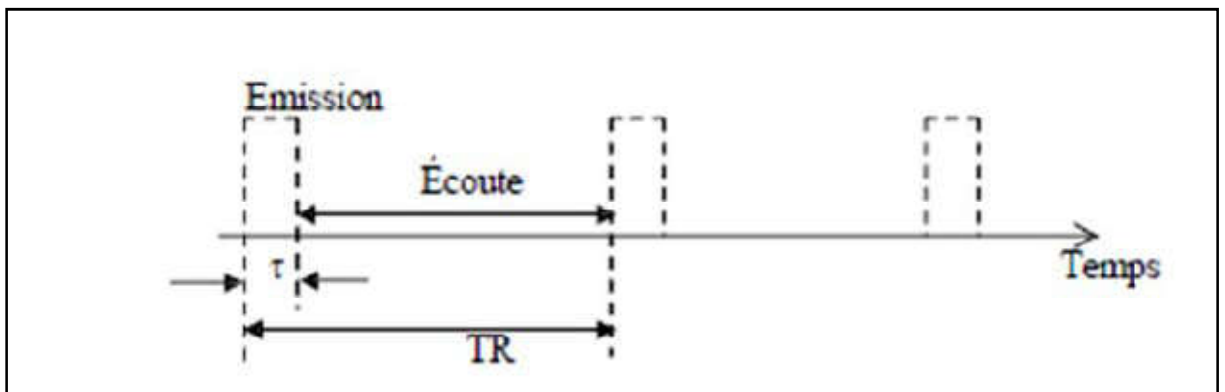


Figure 1. 5: Cycles émission/écoute d'un système radar à impulsion.

1. 3. 2 Radars secondaires

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

1. 3. 3 Radars imageurs et 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 planètes, les astéroïdes et les autres objets célestes. Ils offrent aux systèmes militaires une capacité de classification des cibles. Des exemples typiques de radar non imageur sont les cinémomètres radars (les petits, sur le bord de la route...) et les radios altimètres. Ce

type de radar est également appelé diffus mètre puisqu'il mesure les propriétés de réflexion de la région ou de l'objet observé [www.radartutorial.com].

1. 4 Modèles statistiques de clutter :

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 μ s. Si de plus la détection se fait à des angles d'incidence (grazing angles) supérieurs à 5 degrés, le clutter de surface peut être modélisé par une distribution Gaussienne de moyenne nulle et de variance constante (clutter uniforme). En revanche, dans certains environnements, l'utilisation d'un radar haute résolution s'avère indubitable (largeur d'impulsion inférieure à 0.5 μ s). Pour ce cas, les données expérimentales correspondant à ce type de clutter ont montré qu'elles obéissent à une distribution présentant une queue plus étalée ou lourde (long or heavy tail) que celle de la Gaussienne. Conséquemment, 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 suppléer à l'absence d'un clutter Gaussien sont les distributions Weibull, log-normal et K . Pour ce faire, la **Table 1. 1** résume quelques cas de clutter non-Gaussien.

Deux paramètres sont considérés pour caractériser la puissance du clutter ; la densité de probabilité (ou distribution) du clutter et le spectre du clutter. La réflexion des ondes sur la mer et le clutter atmosphérique, est le cas type de la réflexion sur une cible complexe composée d'un grand nombre de réflecteurs élémentaires indépendants. Les mesures pratiques montrent que les statistiques du clutter atmosphérique obéissent à la loi de Gauss. Spécifiquement, les deux composantes du signal reçu en phase I et en quadrature de phase Q ont la même loi de Gauss donnée par :

$$p_I(i) = p_Q(q) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1.2)$$

où σ^2 est la variance du clutter. Comme montré dans la **Figure. 1. 6**, la densité de probabilité de la puissance reçue suit la loi de Laplace (exponentielle) suivante :

$$p(x) = \frac{1}{2\sigma^2} \exp\left(-\frac{x}{2\sigma^2}\right) \quad (1.3)$$

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

$$p(y) = \frac{2y}{2\sigma^2} \exp\left(-\frac{y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1.4)$$

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	≥ 5 < 5	Gaussienne Weibull
Basse résolution	3	Collines boisées	L	0.5°	Log-normal et Weibull
Haute résolution	0.17	Forêt	X	0.7°	Log-normal et Weibull
Haute résolution	0.17	Terre cultivée	X	0.7° - 5.0°	Log-normal et Weibull
Haute résolution	0.2	Mer : Etat 1	X	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

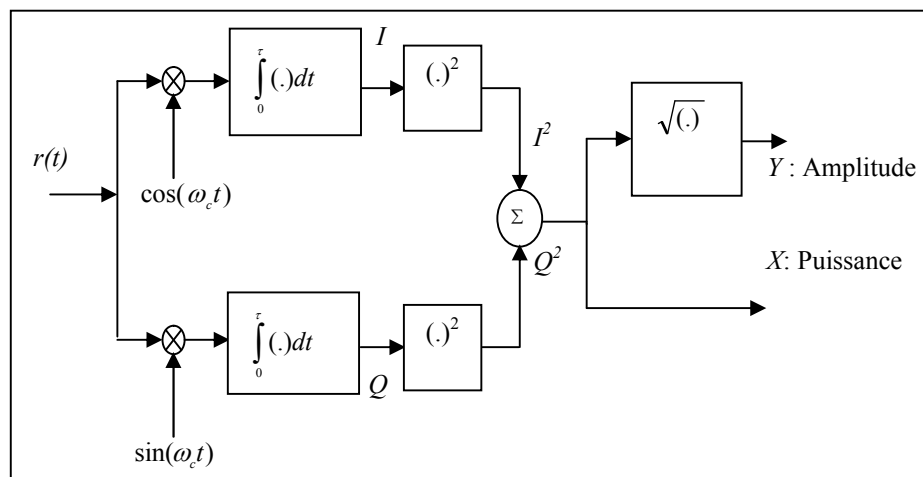


Figure. 1. 6 : Détection d'enveloppe et quadratique.

Dans le cas des échos de sol ou la mer, les lois précédentes ne sont pas entièrement vérifiées, en effet, à la composante aléatoire du signal, se superpose une composante stable due à la réflexion diffuse sur des éléments dont la fluctuation de position est faible devant la longueur d'onde du radar, ou due à la réflexion des ondes sur des réflecteurs bien définis. Différents modèles de fluctuation ont été proposés, le plus couramment utilisé consiste à conserver la loi de Laplace pour l'élément fluctuant.

Pour produire une description complète des échos de la mer, le modèle composé-général (GC : generalized compound) a été proposé par [V. Anastassopoulos *et al*, 1999]. La composante speckle et la composante texture sont modélisées par la loi gamma généralisée.

$$\begin{cases} p(x|y) = \frac{b_1}{y\Gamma(\nu_1)} \left(\frac{x}{y}\right)^{b_1\nu_1-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{y}\right)^{b_1}\right) \rightarrow \text{le modèle de la composante speckle} \\ p(y) = \frac{b_2}{y\Gamma(\nu_2)} \left(\frac{y}{a}\right)^{b_2\nu_2-1} \exp\left(-\left(\frac{y}{a}\right)^{b_2}\right) \rightarrow \text{le modèle de la composante texture} \end{cases} \quad (1.5)$$

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

$$\begin{aligned} p(x) &= \int_0^{\infty} p(x|y)p(y)dy \\ &= \frac{b_1 b_2}{\Gamma(\nu_1)\Gamma(\nu_2)} \frac{x^{b_1\nu_1-1}}{a^{b_2\nu_2}} \int_0^{\infty} y^{b_2\nu_2-b_1\nu_1-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{y}\right)^{b_1} - \left(\frac{y}{a}\right)^{b_2}\right) dy \end{aligned} \quad (1.6)$$

La **Table 1. 2** récapitule des cas particuliers du modèle GC qui représentent les fluctuations des échos provenant de la surface de la mer ou du sol en fonction de plusieurs paramètres tels que la polarisation de l'antenne, la longueur d'onde, la résolution en distance, angle rasant (grazing angle), ...etc. Les modèles les plus connus de Rayleigh, gamma, Weibull, log-normal, K , K généralisée (GK) sont tirés de la distribution (1.6).

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

$$\Phi(f) = \Phi_0 \exp\left(-a\left(\frac{f}{f_0}\right)^2\right) \quad (1.7)$$

Avec :

Φ : en Watts/Hz .

Φ_0 : densité de puissance à la fréquence émise f_0 .

f : déviation de fréquence mesurée à la fréquence f_0 .

a : coefficient

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

$$\Phi(f) = \Phi_0 \exp\left(-\frac{f^2}{2\sigma_f^2}\right) \quad (1.8)$$

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

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

donc servir plus aisément à quantifier le spectre des échos de clutter.

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

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

1. 5 Modèles statistiques de cibles

En présence d'une cible, le signal de retour contient à la fois le signal de la cible et le bruit. Généralement, les cibles radars ont des structures compliquées [A. M. Balakhder, 2015]. Dans la technologie des radars, la phénoménologie de diffusion est quantifiée par le paramètre de la cible appelé SER. La modélisation des cibles dépend

du calcul du SER. La variation de position de cible due aux mouvements naturels et aux vibrations provoque un phénomène appelé fluctuation. Une description d'une bonne estimation des modèles de réflexion de cible a été introduite par [P. Swerling, 1960]. Il a présenté les premiers modèles de fluctuation d'une cible. En exploitant une fonction de densité de probabilité de Rayleigh pour modéliser la fluctuation de l'amplitude, il a présenté les expressions exactes d'une cible dans les échos radar pour deux situations. En revanche, la fluctuation rapide et la fluctuation lente d'une cible peuvent se produire dans les échos radar. Récemment, [C. Guolong *et al*, 2014] ont introduit le modèle de Weibull pour décrire les fluctuations de la cible. Ce domaine reste toujours riche et ouvert pour diriger des recherches systématiques approfondies afin de découvrir d'autres modèles statistiques de la cible. Il y a pratiquement quatre modèles de Swerling qui décrivent les fluctuations de la cible [P. Swerling, 1960]. Ce modèle exploite la PDF de Rayleigh. En fait, les quatre modèles de la cible découlent de la formule générale suivante [M. Barkat, 2005] et [I. Chalabi, 2016] :

$$p(s) = \frac{1}{\Gamma(k)} \frac{k}{m_s} \left(\frac{ks}{m_s} \right)^{k-1} \exp\left(-\frac{ks}{m_s} \right) \quad (1.9)$$

où m_s est la puissance moyenne du signal reçu S .

Le modèle de Swerling a été proposé pour déterminer la nature des fluctuations de la cible. En réalité, il y a deux types de cibles. Une cible rapidement fluctuante (pulse-to-pulse) et une cible lentement fluctuante (scan-to-scan). On envisage quatre cas possibles:

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

Afin de donner une explication exhaustive du Swerling I, il est impératif de passer par le cas général et prendre $k=1$. Par remplacement de k par 1 dans l'équation (1.9), nous obtenons :

$$p(s) = \frac{1}{m_s} \exp\left(-\frac{s}{m_s} \right) \quad (1.10)$$

(ii) Swerling II: Dans ce cas, la cible est rapidement fluctuante (pulse-to-pulse), la PDF du signal cible est la même du cas de Swerling I (1.9). Ces deux types de

modélisation peuvent caractériser les statistiques des avions et des navires.

(iii) Swerling III: Pour ce cas, la cible est lentement fluctuante (scan-to-scan) mais la PDF du signal cible suit une loi non exponentielle donnée pour ($k=2$) :

$$p(s) = \frac{4s}{m_s^2} \exp\left(-\frac{2s}{m_s}\right) \quad (1.11)$$

(iv) Swerling IV: Dans ce cas, la cible est également rapidement fluctuante (pulse-to-pulse) et la PDF du signal cible est la même que le troisième modèle de Swerling (1.11). Ces deux derniers types de modélisation peuvent caractériser les statistiques des missiles.

1. 6 Principales recherches dans le radar :

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 Poxel X-band radar) du clutter de mer. En pratique, les queues de ces modèles sont approximés pour modéliser précisément le clutter de mer [M. Sahed, 2015]. Le choix de la technique de l'estimation influe fortement sur les performances de modélisation.

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 ("Cell Under Test" - CUT). Pour ce la, 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 [M. Sahed, 2015].

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 [M. Chiboub, M. Sabahi Ali, 2018].

1. 7 Théorie de la décision

Le problème de la détection serait trivial en l'absence d'échos parasites de bruit ou de Fouillis. En effet, dans ce cas-là, le simple fait d'observer un signal indiquerait la présence d'une cible. Malheureusement, il est impossible de s'affranchir du fouillis et le problème est d'autant plus ardu que les échos de cible sont généralement de très faible puissance, tout particulièrement dans le cas de petites cibles. En raison de la nature

aléatoire du bruit et du fouillis, la détection radar s'inscrit dans le cadre de la théorie statistique de la décision.

On parle ici plus particulièrement de détection dans la mesure où le nombre de décisions possible est réduit à deux [F. Pascal, 2006].

Le principe du test d'hypothèses pour le cas d'une décision binaire, dont les hypothèses statistiques sont désignées par H_1 et H_0 , sont illustrées par la **Figure I. 7**. Une cellule dans l'espace de surveillance peut être considérée comme étant une source qui délivre deux signaux :

- (i) $s_1(t)$, sous H_1 contient le signal utile de la cible, $s(t)$, et le bruit additif, $n(t)$.
- (ii) $s_2(t)$, sous H_0 , ne contient que le bruit, $n(t)$.

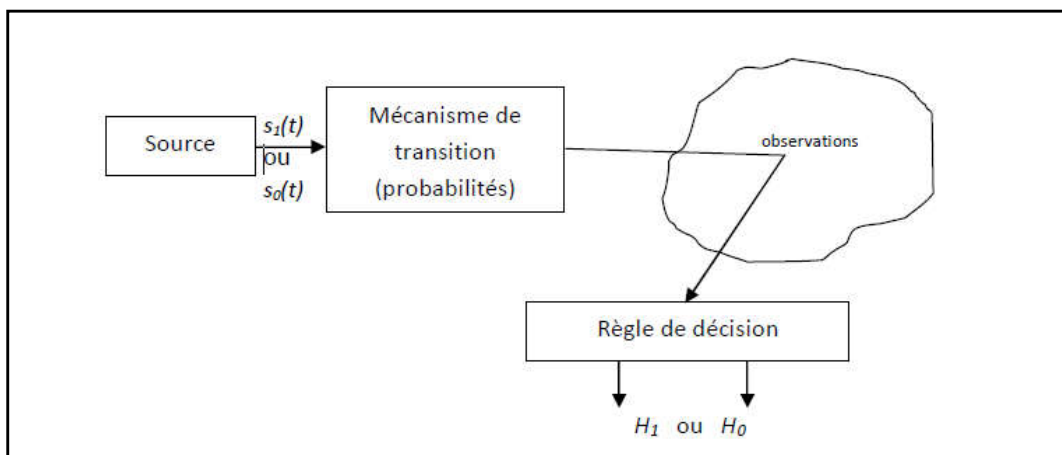


Figure. 1. 7: Décision entre deux hypothèses alternatives.

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 :

- 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 (miss), P_m : décider H_0 alors que H_1 est vraie.
- 4- La probabilité de fausse alarme, P_{fa} : décider H_1 alors que H_0 est vraie.

A partir de [M. Barkat, 2005], on résume les trois règles de décision classiques comme montré dans la **Table. 1. 3**.

Table. 1. 3 Critères de décision

Critère	Règle de décision	Compatissances à priori
Bayes	$\Lambda(q) = \frac{p_{Q/H_1}}{p_{Q/H_0}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \frac{p(H_0)(C_{10} - C_{00})}{p(H_1)(C_{01} - C_{11})} = \eta$	Les coûts C_{ij} , $i=0, 1$ et $j=0, 1$ et les probabilités à priori P_i , $i=0, 1$
Mini-max	$\eta = \frac{P_0(C_{10} - C_{00})}{P_1(C_{01} - C_{11})} = \frac{(1 - P_1)(C_{10} - C_{00})}{P_1(C_{01} - C_{11})}$ $C_{11} - C_{00} + (C_{01} - C_{11})P_M - (C_{10} - C_{00})P_F = 0$	Seulement les coûts C_{ij} , $i=0, 1$ et $j=0, 1$
Neyman-pearson	$\Lambda(q) = \frac{p_{Q/H_1}(q)}{p_{Q/H_0}(q)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \lambda$ $P_{FA} = \int_{\lambda}^{\infty} p(\Lambda / H_0) d\Lambda = \alpha_0$	Uniquement la valeur désirée de la P_{FA}

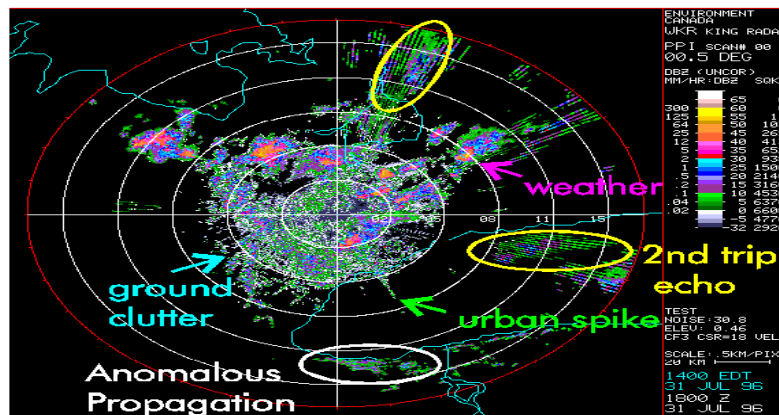
1. 8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un panorama sur les radars. Au premier lieu, nous avons donné des notions sur ces derniers, sans oublier de divulguer le principe de fonctionnement, les classifications et les différentes mesures effectuées par radar. Nous avons donné une présentation non-exhaustive des modèles des cibles et du clutter de surface les plus fréquents dans la littérature radar. En ce qui concerne le clutter de mer, on a donné un modèle statistique général composé dont plusieurs modèles populaires trouvés dans la littérature sont des cas particuliers de cette distribution générale. La théorie de décision classique est résumée dans un tableau. Dans le chapitre qui se suit, on va détailler les descriptions des différents détecteurs CFAR opérant dans un clutter Pareto type II.

Chapitre 2 : DéTECTEURS CFAR dans un Clutter Pareto Type II.

Sommaire du chapitre :

2. 1 Introduction.....	21
2. 2 Détection automatique CFAR.....	21
2. 3 Distribution de Pareto.....	24
2. 4 Détection CFAR basée sur le critère de Neyman-Pearson.....	27
2. 5 Détection CFAR basée sur le théorème de Bayes.....	29
2. 6 Conclusion.....	35



Résumé du chapitre:

Dans ce chapitre, nous présentons en premier temps l'importance de la détection CFAR en présence du clutter homogène et hétérogène. Pour ce faire, quelques détecteurs CFAR nommés CA-CFAR, SO-CFAR et OS-CFAR sont brièvement discutés. Ensuite, nous allons marquer deux sortes de critères utilisés dans la formulation de la probabilité de fausse alarme. Le premier est basé sur le principe de Neyman-Pearson tandis que le deuxième est basé sur le théorème de Bayes. En considérant un clutter Pareto type II distribué, nous allons montrer qu'il y a une possibilité d'obtenir une règle de décision sans aucune connaissance a priori des paramètres de clutter.

2. 1 Introduction

Dans un récepteur radar classique, l'écho de retour est reçu par l'antenne, amplifié, mélangé pour abaisser sa fréquence puis passé dans un détecteur pour séparer l'enveloppe du signal utile. La puissance de l'écho reçu et contient à la fois le signal désiré de l'écho et des signaux non désirés comme le bruit du récepteur (bruit thermique), du clutter et des interférences électromagnétiques (cibles secondaires et bord de clutter) [www.Wikipedia]. On peut définir la détection comme l'opération qui consiste à prendre une décision sur l'existence ou pas de cibles dans l'espace de recherche. Le principe de base de la détection d'une cible est basé sur l'utilisation d'un seuil de comparaison servant à extraire des informations du signal reçu et à distinguer une fluctuation due au bruit à celle à un signal utile.

- ❖ Si le signal utile dépasse le seuil, la cible est détectée.
- ❖ Si le bruit dépasse le seuil en absence du signal écho, on dit que c'est une fausse alarme.

La probabilité de fausse alarme est inversement proportionnelle au seuil de détection. Donc si le seuil est trop élevé, les cibles peuvent ne pas être détectées, et s'il est trop bas la probabilité de fausse alarme augmente. C'est pour cette raison que la détection CFAR est proposée pour résoudre les problèmes des anciens détecteurs et pour estimer la probabilité de détection des cibles dans des différents environnements (homogènes et hétérogènes).

2. 2 Détection automatique CFAR

La détection CFAR c'est une fausse détection de cible au radar causé car le bruit ou par des interférences qui dépassent le seuil de détection. Dans la plupart des systèmes de détection CFAR à seuil variable, le seuil est calculé en estimant le niveau ou la puissance du bruit de fond autour de la cellule testée (Cell Under Test : CUT). Pour cela, on prend une série de cellules autour de CUT et on calcule le niveau de puissance moyen. Pour éviter que les résultats soient faussés par la puissance reçue dans la CUT, on élimine le calcul des cellules immédiatement adjacentes. Une cible est considérée présente dans la CUT si son signal est à la fois supérieur aux cellules adjacentes et au niveau de la puissance moyen calculé. Ce système de calcul assez simple s'appelle « Cell-Averaging CFAR », CA-CFAR (CFAR par cellule moyennée) [[H. M. Finn and R. S. Johson, 1968](#)]. D'autres systèmes sont basés sur le calcul de

moyennes respectivement pour les cellules situées à droite et à gauche de la CUT considérée (détecteurs GO-CFAR et SO-CFAR). Les valeurs les plus hautes et les plus basses sont intégrées respectivement pour permettre d'améliorer la détection dans le cas où on se trouve à proximité d'une source de brouillage [V. G. Hansen and J. H. Sawyers, 1980].

Un autre aspect de la détection CFAR est basé sur le classement des cellules de référence pour minimiser l'erreur d'estimation de la puissance du bruit en présence des cibles interférentes (détecteurs OS-CFAR, CMLD-CFAR et TM-CFAR) [H. Rohling, 1983]. Il existe des algorithmes plus sophistiqués qui permettent d'adapter automatiquement le seuil de détection en intégrant de façon rigoureuse les statistiques de l'espace dans lequel la cible doit être détectée. Ce système est assez commun dans la marine où l'espace est très changeant (fantômes dus aux vagues, aux météores, etc.) et, par conséquent, mal modélisé par un bruit blanc Gaussien (voir Figure 2.1).

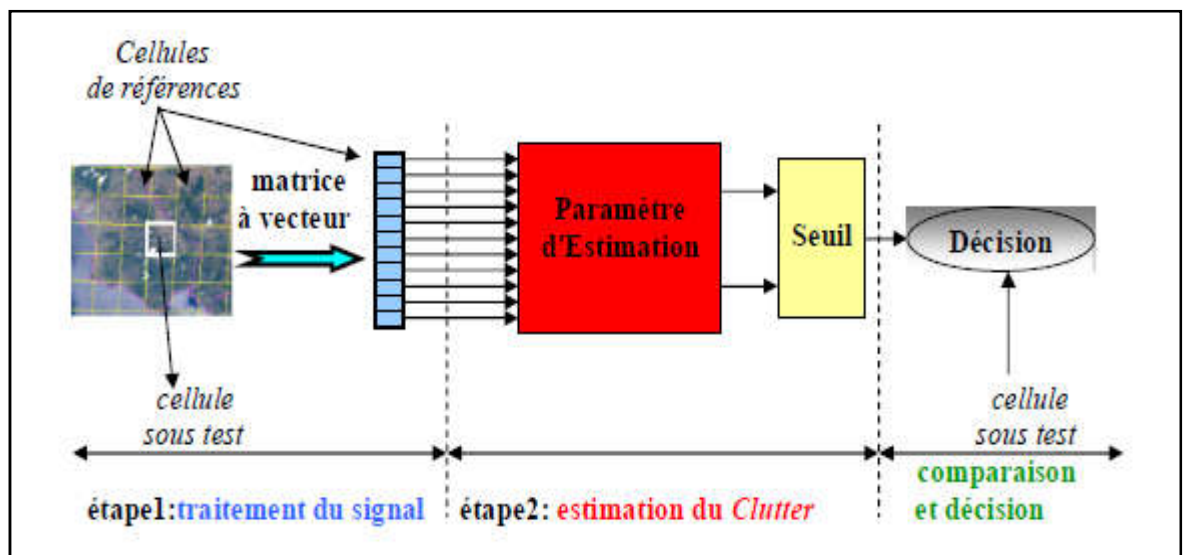


Figure 2.1: Schéma d'un détecteur CFAR.

IL existe plusieurs procédés de détection CFAR, dont la différence réside dans la méthode retenue pour effectuer l'estimation de la puissance du clutter selon le type d'environnement.

2. 2. 1 Détecteur CA-CFAR

Le premier détecteur CFAR est le détecteur CA-CFAR (Cell Averaging) proposé par Finn et Johnson ,1968 et illustré dans la Figure. 2. 2 [H. M. Finn and R. S. Johson,

1968]. Dans ce cas, le niveau du clutter est estimé par la moyenne arithmétique des échantillons dans la fenêtre de référence. En présence du clutter homogène, il a été montré que si la taille de la fenêtre de référence tend vers l'infini, la probabilité de détection tend vers celle du détecteur optimal de Neyman-Pearson. L'inconvénient majeur de ce procédé, est que dans le cas où l'environnement est non homogène c'est à dire présence d'un bord du clutter ou de cibles interférentes, le seuil de détection augmente et la probabilité de détection diminue même pour un rapport signal sur bruit élevé. Pour améliorer les performances dues à ces effets, un nombre de modifications dans la procédure classique CA-CFAR ont été proposées et analysées.

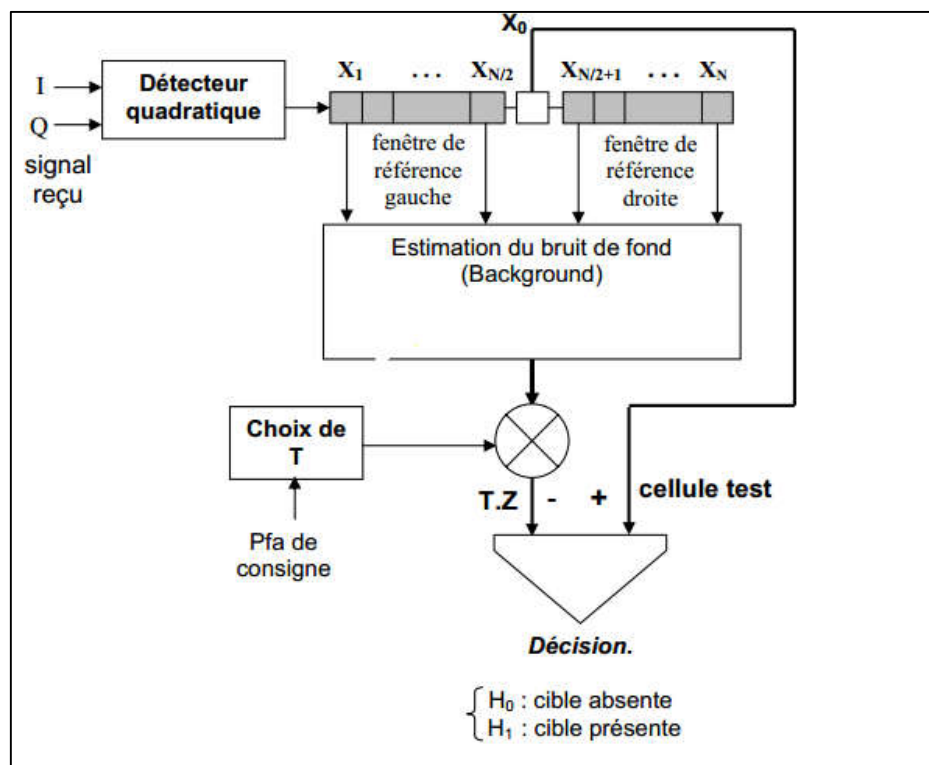


Figure. 2. 2: Architecture du détecteur CA-CFAR.

2. 2. 2 Détecteur SO-CFAR

Pour corriger le problème de l'effet de masque (i.e., si une cible se situe dans la région du bruit thermique seulement), [G.V. Trunk, 1978] a proposé le détecteur, c'est-à-dire il prend le minimum des deux fenêtres de part et d'autre de la cellule sous test au lieu du maximum.

2. 2. 3 Détecteur OS-CFAR

Il a aussi montré, en étudiant la résolution des cellules de référence, que des cibles ne peuvent pas être détectées par le détecteur CA-CFAR, surtout dans le cas où une cible se trouve dans une seule fenêtre et ne se présente pas dans l'autre fenêtre. Si des cibles interférentes sont présentes dans les deux fenêtres, ni le détecteur GO-CFAR ni le détecteur SO-CFAR ne résolvent le problème de l'effet de capture. Pour contourner cette limitation [H. Rohling, 1983] a introduit le détecteur OS-CFAR, c'est-à-dire le détecteur CFAR à statistiques ordonnées comme montré dans la Figure. 2. 3 dans lequel les échantillons de la fenêtre de référence sont classés dans un ordre croissant. Le kème échantillon ordonné est utilisé pour estimer le niveau du clutter. Le rôle majeur du détecteur OS-CFAR est de résoudre le problème de l'effet de capture en éliminant les cellules qui contiennent des cibles interférentes.

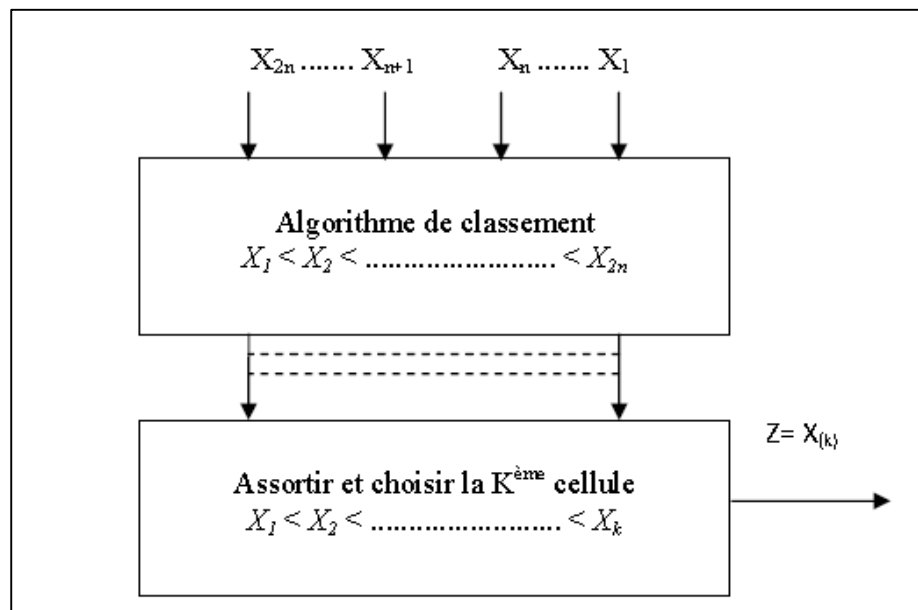


Figure 2. 3 : Architecture du détecteur OS-CFAR

2. 3 Distribution de Pareto

Le clutter radar est composé des échos parasites revenant de cibles qui sont par définition inintéressantes pour l'opérateur radar. Il est constitué d'échos d'énergie retournés par le sol, par la mer, par les précipitations, par les aéronefs, par les échos se situant au-delà de la portée utile du radar ou de tout autre phénomène obscurcissant le signal recherché comme le bruit de fond.

La modélisation des échos radar est un problème de recherche sérieux dans le domaine des applications de détection et de la poursuite des cibles. Des algorithmes de traitement du signal radar fiables, y compris des détecteurs CFAR, sont construits sur la base de la meilleure sélection de modèles de clutter. L'évolution des systèmes radar encourage les chercheurs à utiliser des fonctions théoriques de densité de probabilité à queue lourde disponibles dans la littérature ouverte des statistiques et des mathématiques. De nos jours, la distribution de Rayleigh devient un cas particulier de certaines données de clutter de la mer, car il y a une limitation de l'application du théorème de limite centrale. Les distributions log-normal, Weibull, K et de Pareto ont été proposés comme modèles pour l'amplitude du clutter de la mer et du sol [A. Mezache *et al*, 2017]. Récemment, une distribution composée avec une loi de texture trimodale discrète a été ajoutée pour fournir une bonne description des données empiriques [S. Bocquet *et al*, 2020].

La fonction de densité de probabilité (PDF) pour la distribution Pareto généralisée (GP) avec un paramètre de forme (indice de la queue) $k \neq 0$, un paramètre d'échelle, σ , et un paramètre de seuil θ , est donnée par [P. Embrechts *et al*, 1997] [S. Kotz and S. Nadarajah, 2000].

$$p_x(x|k, \sigma, \theta) = \left(\frac{1}{\sigma}\right) \left(1 + k \frac{x - \theta}{\sigma}\right)^{-\frac{1}{k}} \quad (2.1)$$

Pour, $\theta < x$, lorsque $k > 0$, ou pour $\theta < x < -\sigma/k$ lorsque $k < 0$.

A partir de cette distribution, la moyenne et la variance ne sont pas définies lorsque $k \geq 1$, et $k \geq 1/2$ respectivement. Pour $k \geq 0$, le modèle de GP a une densité positive. Quatre distributions qui sont largement utilisées dans la détection des cibles radar peuvent être inspirées à partir de (2.1).

(i) Distribution de Pareto type II :

Si $\theta=0$, (2.1) prend la forme de la distribution Pareto (GP) généralisée à deux paramètres ou Pareto type II donnée par

$$p_x(x|k, \sigma) = \left(\frac{1}{\sigma}\right) \left(1 + k \frac{x}{\sigma}\right)^{-\frac{1}{k}} \quad (2.2)$$

En remplaçant $\alpha = 1/k$ et $\beta = \sigma/k$ dans (2.2), (2.2) devient.

$$\begin{aligned} p_X(x|\alpha, \beta) &= \frac{\alpha}{\beta} \left(1 + \frac{x}{\beta}\right)^{-1-\alpha} \\ &= \frac{\alpha\beta^\alpha}{(x + \beta)^{\alpha+1}} \end{aligned} \quad (2.3)$$

Dans le cas de la détection quadratique avec une seule impulsion, (2.3) est exactement la même formule obtenue à partir du modèle Gaussien-composé dont la composante speckle suit la loi exponentielle et la composante texture obéit à la loi gamma inverse. Alors, la distribution (2.3) peut être calculée par

$$p_X(x) = \int_0^{\infty} p_{X|Y}(x|y) p_Y(y) dy \quad (2.4)$$

avec

$$\begin{cases} p_{X|Y}(x|y) = \frac{1}{y} \exp\left(-\frac{x}{y}\right) \\ p_Y(y) = \frac{\beta^\alpha y^{-\alpha-1}}{\Gamma(\alpha)} \exp(-\beta/y) \end{cases} \quad (2.5)$$

(ii) Distribution de Pareto type I :

Un autre cas particulier du modèle (2.1) est de choisir ($k = 1/\alpha > 0$) et $\theta = \sigma/k$ ($\theta = \beta$).

La PDF résultante est appelée distribution de Pareto ou Pareto type I

$$p_X(x, \alpha, \beta) = \begin{cases} \frac{\alpha\beta^\alpha}{x^{\alpha+1}}, & x \geq \beta \text{ et } \alpha, \beta > 0 \\ 0, & \text{par ailleurs} \end{cases} \quad (2.6)$$

(iii) Distribution exponentielle décalée :

Dans le cas où $k = 0$ (i.e., $\alpha \rightarrow \infty$), le modèle (2.1) est simplifié pour donner la distribution exponentielle décalée.

$$p_X(x|\sigma, \theta) = \frac{1}{\sigma} e^{-\frac{(x-\theta)}{\sigma}}, \quad x > \theta \quad (2.7)$$

(iv) Distribution exponentielle :

Quand $k = 0$ et $\theta = 0$, l'équation (2.1) est simplement équivalente à la distribution

exponentielle (cas du clutter Gaussien) donnée par

$$p_X(x|\sigma) = \frac{1}{\sigma} e^{-\frac{x}{\sigma}} \quad (2.8)$$

2. 4 Détection CFAR basée sur le critère de N-P

Dans cette section, on va donner les tests statistiques ainsi que les expressions de la probabilité de fausse alarme pour des environnements de clutter gaussien et Pareto type II.

2. 4. 1 Cas du clutter gaussien

La fonction densité de probabilité des statistiques de la puissance du clutter est donnée par :

$$f(z; \lambda) = \lambda e^{-\lambda z} \quad (2.9)$$

où le paramètre λ représente l'inverse de la moyenne de la puissance du clutter. Nous avons deux hypothèses; l'hypothèse H_0 désigne seulement le clutter dans la cellule sous test (CUT) et l'hypothèse H_1 indique que la cible se trouve dans la CUT entourée du clutter. Alors, le test peut être écrit dans la forme statistique suivante :

$$\begin{array}{c} H_1 \\ > \\ Z_0 > \mathfrak{g}(Z_1, Z_2, \dots, Z_N) \\ < \\ H_0 \end{array} \quad (2.10)$$

où Z_0 est le contenu de la CUT et Z_1, Z_2, \dots, Z_N représente les données du CRP (range clutter profile). La notation utilisée dans (2.10) signifie que H_0 est rejetée quand $Z_0 > \mathfrak{g}(Z_1, Z_2, \dots, Z_N)$. La probabilité de fausse alarme est déterminée par :

$$P_{FA} = P_r(Z_0 > \mathfrak{g}(Z_1, Z_2, \dots, Z_N) | H_0) \quad (2.11)$$

Dans des situations où le test (2.10) pour que la P_{FA} de (2.11) ne dépend pas de la puissance du clutter, le test est référé comme ayant la propriété CFAR. En se basant sur le critère de Neyman-Pearson, la P_{FA} associée au détecteur CA-CFAR (i.e.,

$g(Z_1, Z_2, \dots, Z_N) = \sum_{i=1}^N Z_i$) a été trouvée par [G. V. Weinberg *et al*, 2019].

$$P_{FA} = (1 + \tau)^{-N} \quad (2.12)$$

2. 4. 2 Cas du clutter Pareto type II

Il existe quelques détecteurs CFAR partiels concernant ce type de clutter. Comme discuté antécédemment, la puissance du clutter, p_c est en fonction de deux paramètres, i.e., $p_c = \beta/(\alpha - 1)$. En effet, quatre cas possibles peuvent être considérés pour obtenir une détection CFAR :

- α et β sont connus a priori : cas du détecteur idéal qui utilise un seuil fixe.
- α connu et β inconnu : cas de la détection CFAR partielle.
- α inconnu et β connu : cas de la détection CFAR partielle.
- α inconnu et β inconnu : cas de la détection CFAR complète.

A partir de [G. V. Weinberg *et al*, 2017], on va présenter ci-dessous les descriptions des détecteurs CFAR fonctionnant dans un clutter Pareto type II.

(i) Détecteur partiel GM-CFAR (β connu)

En considérant des échantillons iid (independent and identically distributed) Pareto type II distribués, la règle de décision associé au détecteur GM-CFAR pour β connu est donnée par :

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \beta \left(\prod_{i=1}^N \left(1 + \frac{X_i}{\beta} \right)^\tau - 1 \right) \quad (2.13)$$

où X_0 est la cellule sous test, $X_i, i=1, \dots, N$ les contenus du CRP et $\tau = P_{FA}^{-1/N} - 1$ est le multiplicateur du seuil. Après un certain calcul, la P_{FA} prend la forme suivante :

$$P_{FA} = (1 + \tau)^{-N} \quad (2.14)$$

(ii) Détecteur partiel OS-CFAR (β connu)

Pour des situations de présence des cibles interférentes, les sorties de cellules sont classées dans un ordre croissant et l'échantillon d'ordre K ($1 < K < N$) est choisit pour évaluer la puissance du clutter. Le test statistique est exprimé en fonction de β

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \beta \left(\left(1 + \frac{X_{(k)}}{\beta} \right)^\tau - 1 \right) \quad (2.15)$$

La formule équivalente de la P_{FA} est :

$$P_{FA} = \frac{N!}{(N-k)!} \frac{\Gamma(N-k+\tau+1)}{\Gamma(N+\tau+1)} \quad (2.16)$$

Où $\Gamma(\cdot)$ est la fonction gamma et τ est calculé numériquement.

(iii) Détecteur partiel OS-CFAR (α connu)

Dans ce cas, la règle de décision pour α connu est donnée par [G. V. Weinberg *et al*, 2017]

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \tau X_{(k)} \quad (2.17)$$

où τ est déterminé après l'inversion numérique de la P_{FA}

$$P_{FA} = k \binom{N}{k} \int_0^1 (1-\phi)^{k-1} \phi^{N-k} \left(1 + \tau \left(\phi^{-\frac{1}{\alpha}} - 1 \right) \right)^{-\alpha} d\phi \quad (2.18)$$

(iv) Détecteur idéal (α et β connus)

Dans le but d'obtenir une limite supérieure de la performance de détection, le détecteur linéaire avec un seuil fixe est considéré

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \beta (P_{FA})^{-\frac{1}{\alpha}} - \beta \quad (2.19)$$

2. 5 Détection CFAR basée sur le théorème de Bayes

La méthode Bayésienne est l'une des meilleures techniques pour obtenir des règles de décision avec une propriété CFAR est offre la flexibilité d'extraire la règle de décision postérieure de sa distribution postérieure respective [G. V. Weinberg *et al*, 2019]. Par la suite, on applique le théorème de Bayes pour trouver les règles de décision en présence du clutter gaussien et Pareto type II.

En utilisant l'approche Bayésienne, le détecteur CFAR est construit au moyen des étapes suivantes :

- ❖ **Étape 1:** Calculer le logarithme naturel de la distribution du clutter.
- ❖ **Étape 2:** Déterminer la matrice d'information de Fisher.
- ❖ **Étape 3:** Calculer la distribution antérieure de Jeffreys.
- ❖ **Étape 4:** Obtenir la densité conjointe du CRP.

- ❖ **Étape 5:** Calculer la densité conjointe des paramètres de la distribution, conditionnée sur le CRP.
- ❖ **Étape 6:** Calculer la densité prédictive de Bayes.
- ❖ **Étape 7:** Calculer l'expression de la P_{FA} en fonction du seuil τ et des échantillons X_i ,
 $i = 1, \dots, N$.

Alors, l'idée de l'approche Bayésienne est de construire la distribution prédictive Bayésienne de la CUT, étant donné du CRP $Z_0|Z_1, Z_2, \dots, Z_N$. La forme du test en question devient :

$$Z_0|Z_1, Z_2, \dots, Z_N \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \tau \quad (2.20)$$

où $\tau > 0$ est déterminé à partir de l'expression de la P_{FA} . Cette dernière est calculée par

$$\begin{aligned} P_{FA} &= P_r(Z_0 > \tau | Z_1 = z_1, Z_2 = z_2, \dots, Z_N = z_N) \\ &= \int_{\tau}^{+\infty} f_{Z_0|Z_1, Z_2, \dots, Z_N}(z_0 | z_1, z_2, \dots, z_N) dz_0 \end{aligned} \quad (2.21)$$

où $f_{Z_0|Z_1, Z_2, \dots, Z_N}(z_0 | z_1, z_2, \dots, z_N)$ est la densité de la distribution prédictive. Cette densité est obtenue à partir de la fonction de vraisemblance et la distribution *a priori* supposée pour des paramètres inconnus.

$$f_{Z_0|Z_1, Z_2, \dots, Z_N}(z_0 | z_1, z_2, \dots, z_N) = \int_0^{+\infty} f_{Z_0|\Lambda}(z_0 | \lambda) f_{\Lambda|z_1, \dots, z_N}(\lambda | z_1, z_2, \dots, z_N) f_{\Lambda}(\lambda) d\lambda \quad (2.22)$$

Avec $f_{Z_0|\Lambda}(z_0 | \lambda)$ est la densité de CUT conditionnée par Λ , $f_{\Lambda|z_1, \dots, z_N}(\lambda | z_1, z_2, \dots, z_N)$ est la densité de Λ conditionnée par le CRP et $f_{\Lambda}(\lambda)$ est la distribution a priori pour Λ . En combinant (2.21) et (2.22), on obtient :

$$P_{FA} = \int_{\tau}^{+\infty} \int_0^{+\infty} f_{Z_0|\Lambda}(z_0 | \lambda) f_{\Lambda|z_1, \dots, z_N}(\lambda | z_1, z_2, \dots, z_N) f_{\Lambda}(\lambda) d\lambda dz_0 \quad (2.23)$$

Alors, (2.23) donne une expression générale de la P_{FA} associée au test Bayésien (2.20) pour des modèles à un seul paramètres.

2. 5. 1 Cas du clutter gaussien

La détermination de la distribution a priori de Jeffrey est basée sur la matrice d'information de Fisher [G. V. Weinberg *et al*, 2019]. A cet objective, en manipulant les dérivées d'ordre du logarithme de la densité (2.9). D'où

$$\log(f(x; \lambda)) = \log(\lambda) - \lambda t \quad (2.24)$$

et

$$\frac{\partial^2 \log(f(x; \lambda))}{\partial \lambda^2} = -\frac{1}{\lambda^2} \quad (2.25)$$

Parce que la distribution (2.9) est en fonction d'un seul paramètre, λ , la matrice de Fisher a un seul élément qui est calculé par la moyenne négative de $\frac{\partial^2 \log(f(x; \lambda))}{\partial \lambda^2}$.

D'où

$$\begin{aligned} F &= \left[-E \left[\frac{\partial^2 \log(f(x; \lambda))}{\partial \lambda^2} \right] \right] \\ &= \left[\frac{1}{\lambda^2} \right] \end{aligned} \quad (2.26)$$

Où $E[.]$ désigne l'expectation (espérance mathématique). La distribution a priori de Jeffrey est proportionnel au déterminant de la matrice d'information de Fisher.

$$\sqrt{\det F} = f_{\Lambda}(\lambda) = \frac{1}{\lambda} \quad (2.27)$$

La densité jointe de CRP est donnée par

$$f_{z_1, z_2, \dots, z_N | \Lambda}(z_1, z_2, \dots, z_N | \Lambda) = \lambda^N e^{-\lambda \sum_{i=1}^N z_i} \quad (2.28)$$

A partir du théorème de Bayes, la densité jointe du paramètre de l'exponentielle Λ , conditionnée sur le CRP est donnée par

$$\begin{aligned} f_{\Lambda | z_1, z_2, \dots, z_N}(\Lambda | z_1, z_2, \dots, z_N) &= \frac{\lambda^N e^{-\lambda \sum_{i=1}^N z_i}}{\int_0^{\infty} \lambda^N e^{-\lambda \sum_{i=1}^N z_i} \left(\frac{d\lambda}{\lambda} \right)} \\ &= \frac{\lambda^N e^{-\lambda \sum_{i=1}^N z_i} \left(\sum_{i=1}^N z_i \right)^N}{(N-1)!} \end{aligned} \quad (2.29)$$

Où (2.28) a été utilisée.

Sous l'hypothèse H_0 , la CUT a aussi une distribution exponentielle avec le paramètre Λ , la distribution prédictive sous l'hypothèse H_0 devient

$$\begin{aligned} f_{z_0|z_1, z_2, \dots, z_N}(z_0|z_1, z_2, \dots, z_N) &= \int_0^\infty \lambda e^{-\lambda} \lambda^N e^{-\lambda \sum_{i=1}^N z_i} \left(\sum_{i=1}^N z_i \right)^N \frac{1}{(N-1)!} \frac{d\lambda}{\lambda} \\ &= \frac{N \left(\sum_{i=1}^N z_i \right)^N}{\left[z_0 + \sum_{i=1}^N z_i \right]^{N+1}} \end{aligned} \quad (2.30)$$

La P_{FA} devient

$$\begin{aligned} P_{FA} = P_r(Z_0 > \tau | Z_1, Z_2, \dots, Z_N) &= \int_\tau^\infty f_{z_0|z_1, z_2, \dots, z_N}(z_0|z_1, z_2, \dots, z_N) dz_0 \\ &= \int_\tau^\infty \frac{N \left(\sum_{i=1}^N z_i \right)^N}{\left[z_0 + \sum_{i=1}^N z_i \right]^{N+1}} dz_0 \\ &= \frac{\left(\sum_{i=1}^N z_i \right)^N}{\left[\tau + \sum_{i=1}^N z_i \right]^{N+1}} \end{aligned} \quad (2.31)$$

En résolvant (2.31) pour τ , le test de Bayes devient

$$z_0 > \left(P_{FA}^{-1/N} - 1 \right) \sum_{i=1}^N z_i \quad (2.32)$$

On remarque que (2.32) est exactement le test du détecteur CA-CFAR.

2. 5. 2 Cas du clutter Pareto type II

En présence du clutter Pareto type II, l'expression de la Pfa est déterminée en fonction de trois distributions

$$P_{FA} = \int_\tau^\infty \int_0^\infty \int_0^\infty f(z_0|\alpha, \beta) f(\alpha, \beta|z_1, z_2, \dots, z_N) f(\alpha, \beta) d\alpha d\beta dz_0 \quad (2.33)$$

avec

$$f(z_0|\alpha, \beta) = \frac{\alpha\beta^\alpha}{(z_0 + \beta)^{\alpha+1}} \quad (2.34)$$

La distribution a priori de Jeffreys est calculée par la racine du déterminant de la matrice d'information de Fisher à deux paramètres inconnus α et β . F est obtenue par

$$F = \begin{bmatrix} -E\left[\frac{\partial^2 \log(f(t))}{\partial \alpha^2}\right] & -E\left[\frac{\partial^2 \log(f(t))}{\partial \alpha \partial \beta}\right] \\ -E\left[\frac{\partial^2 \log(f(t))}{\partial \beta \partial \alpha}\right] & -E\left[\frac{\partial^2 \log(f(t))}{\partial \beta^2}\right] \end{bmatrix} \quad (2.35)$$

Le logarithme de la distribution Pareto type II est donné par

$$\log(f(t; \alpha, \beta)) = \log(\alpha) + \alpha \log(\beta) - (\alpha + 1) \log(t + \beta) \quad (2.36)$$

En calculant les expectations de (2.35), on obtient

$$F = \begin{bmatrix} \frac{1}{\alpha^2} & -\frac{1}{(\alpha + 1)\beta} \\ -\frac{1}{(\alpha + 1)\beta} & \frac{\alpha}{(\alpha + 2)\beta^2} \end{bmatrix} \quad (2.37)$$

Après le calcul du déterminant de (2.37), La distribution a priori de Jeffreys devient :

$$\begin{aligned} f(\alpha, \beta) &= \sqrt{\det(F)} \\ &= \frac{1}{\alpha} \frac{1}{\beta} \end{aligned} \quad (2.38)$$

La densité jointe qui correspond aux échantillons z_1, z_2, \dots, z_N est donnée par :

$$f(z_1, z_2, \dots, z_N | \alpha, \beta) = N\alpha\beta^{N\alpha} \prod_{i=1}^N (z_i + \beta)^{\alpha+1} \quad (2.39)$$

En appliquant le théorème de Bayes, la densité jointe des paramètres α et β conditionnée par le CRP est :

$$\begin{aligned}
f(\alpha, \beta | z_1, z_2, \dots, z_N) &= \frac{f(z_1, z_2, \dots, z_N | \alpha, \beta)}{\int_0^\infty \int_0^\infty f(z_1, z_2, \dots, z_N | \alpha, \beta) \frac{1}{\alpha\beta} d\alpha d\beta} \\
&= \frac{N\alpha\beta^{N\alpha} \prod_{i=1}^N (z_i + \beta)^{\alpha+1}}{\int_0^\infty \int_0^\infty N\beta^{N\alpha-1} \prod_{i=1}^N (z_i + \beta)^{\alpha+1} d\alpha d\beta} \\
&= \frac{\alpha\beta^{N\alpha}}{(N-1)! I \prod_{i=1}^N (z_i + \beta)^{\alpha+1}}
\end{aligned} \tag{2.40}$$

Où l'intégrale I est donnée par :

$$I = \int_0^\infty \frac{1}{\prod_{i=1}^N (z_i + \beta)} \left[\log \left(\prod_{i=1}^N \frac{z_i + \beta}{\beta} \right) \right]^{-N} \frac{d\beta}{\beta} \tag{2.41}$$

Finalement, la distribution prédictive sous l'hypothèse H_0 a la forme suivante :

$$\begin{aligned}
f(z_0 | z_1, z_2, \dots, z_N) &= \int_0^\infty \int_0^\infty \frac{\alpha\beta^\alpha}{(z_0 + \beta)^{\alpha+1}} \frac{\alpha\beta^{N\alpha}}{(N-1)! I \prod_{i=1}^N (z_i + \beta)^{\alpha+1}} \frac{1}{\alpha\beta} d\alpha d\beta \\
&= \frac{N}{I} \int_0^\infty \frac{1}{(z_0 + \beta) \prod_{i=1}^N (z_i + \beta)} \\
&\quad \times \left[\log(z_0 + \beta) - (N+1)\log(\beta) + \sum_{i=1}^N \log((z_i + \beta)) \right]^{-N-1} \frac{d\beta}{\beta}
\end{aligned} \tag{2.42}$$

La P_{FA} est écrit par :

$$\begin{aligned}
P_{FA} &= \int_\tau^\infty f_{z_0 | z_1, z_2, \dots, z_N} (z_0 | z_1, z_2, \dots, z_N) dz_0 \\
&= \frac{1}{I} \int_0^\infty \frac{1}{\prod_{i=1}^N (z_i + \beta)} \\
&\quad \times \left[\log(\tau + \beta) - (N+1)\log(\beta) + \sum_{i=1}^N \log((z_i + \beta)) \right]^{-N} \frac{d\beta}{\beta}
\end{aligned} \tag{2.43}$$

Pour $\phi = \beta^{-1}$, (2.42) devient :

$$P_{FA} = \frac{\int_0^{\infty} \frac{\phi^{N-1}}{\prod_{i=1}^N (\phi z_i + 1)} \left[\log(\tau\phi + 1) + \sum_{i=1}^N \log(\phi z_i + 1) \right]^{-N} d\phi}{\int_0^{\infty} \frac{\phi^{N-1}}{\prod_{i=1}^N (\phi z_i + 1)} \left[\sum_{i=1}^N \log(\phi z_i + 1) \right]^{-N} d\phi} \quad (2.44)$$

A partir de (2.44), en remplaçant τ par z_0 et on rejette H_0 si le test suivant est négative

$$T(z_1, z_2, \dots, z_N) = \int_0^{\infty} \frac{\phi^{N-1}}{\prod_{i=1}^N (\phi z_i + 1)} \left[\log(\phi z_0 + 1) + \sum_{i=1}^N \log(\phi z_i + 1) \right]^{-N} - P_{FA} \left[\sum_{i=1}^N \log(\phi z_i + 1) \right]^{-N} d\phi \quad (2.45)$$

Le test statistique relié à (2.45) est donné par [G. V. Weinberg *et al*, 2019].

$$-T(z_1, z_2, \dots, z_N) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} 0 \quad (2.46)$$

Pour $T(z_1, z_2, \dots, z_N) < 0$, on déclare la présence de la cible. Il est clair que (2.43) ne dépend pas des paramètres α et β où la propriété CFAR est vérifiée.

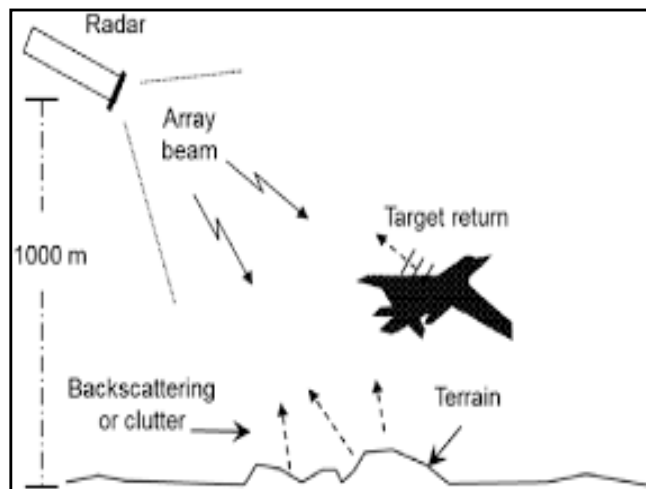
2. 6 Conclusion

Il existe plusieurs méthodes adaptatives de la détection CFAR qui ont été adoptées afin de déterminer le seuil qui permet de perfectionner les systèmes de détection. Dans ce Chapitre, nous avons donné au début une description des détecteurs CA, SO et OS-CFAR assurant une propriété CFAR complète pour un clutter de type gaussien. Il a été montré que le calcul des probabilités de fausse alarme et de détection est très important pour l'évaluation des différents détecteurs CFAR. Après donné le modèle de Pareto généralisé, deux approches de construction des règles de décision ont été présentées à savoir l'approche de Neyman-Pearson et l'approche Bayésienne. Cette dernière était utile pour la détection des cibles noyées dans clutter marin de distribution Pareto type II avec des paramètres inconnus.

Chapitre 3 : Analyse des Performances des Détecteurs CFAR dans un Clutter Pareto Type II.

Sommaire du chapitre :

3. 1 Introduction.....	37
3. 2 Environnements hétérogènes de détection	37
3. 3 Evaluation des performances de détection.....	42
3.4. Conclusion.....	52



Résumé du chapitre:

Dans ce chapitre, nous définissons d'abord les différentes situations du non homogénéité du clutter dans le CRP. Ensuite, les performances des détecteurs logt-CFAR, zlog (z)-CFAR et Bayesian-CFAR sont également étudiées à l'aide des données simulées et réelles. Le clutter est supposé log-normal, Weibull ou Pareto type II distribué. La dépendance de la probabilité de fausse alarme en fonction des paramètres du radar et la situation du clutter de mer est présentée.

3. 1 Introduction

Dans les systèmes radar, les performances de détection sont toujours liées aux modèles statistiques des cibles et du clutter provenant de l'environnement de détection. La probabilité de détection est sensible au degré de précision d'estimation du niveau de clutter. Alors, la première problématique de la détection CFAR est basée particulièrement sur la modélisation du clutter. Nombreuses procédures de la détection non-cohérente CFAR ont été établies sur une description statistique simplifiée du clutter faisant appel au modèle Gaussien. Ce dernier a largement contribué au développement de plusieurs algorithmes CFAR destinés à l'utilisation en environnements Gaussiens. Cependant, dans de nombreuses situations pratiques, la statistique du clutter ne peut plus être modélisée simplement par une loi de Gauss. Ce phénomène se produit, lorsqu'on utilise un radar à haute résolution éclairant l'horizon à des angles d'incidence faibles. Par conséquent, des modèles statistiques dits non Gaussiens ou Gaussiens composés ont été introduits pour modéliser le clutter aussi précisément que possible. Mais d'un point de vue détection, il est fortement difficile de développer des détecteurs simples à mettre en œuvre en pratique pour ces modèles [M. Sahed, 2015]. La deuxième problématique de la détection CFAR est fondée sur le choix adéquat du test statistique quand le clutter devient non homogène. En réalité, l'hétérogénéité du clutter radar est causé essentiellement par deux situations ; situation de présences des cibles indésirables ou interférentes et situation de bord de clutter (clutter edge). Dans ces deux cas, un changement des propriétés statistiques est survenu dans quelques cellules de références. Dans ce contexte, il existe une variété de méthodes d'estimation du niveau du clutter entourant la CUT. La définition avec précision du nombre de cibles indésirables à censurer et le choix de l'algorithme CFAR selon la nature de l'environnement, i.e., homogène ou hétérogène, constitue un problème ardu [A. Mehanaoui, 2020].

Dans ce chapitre, notre étude est scindée en deux volets. Dans un premier lieu, nous introduisons une analyse des performances des détecteurs CFAR évoqués dans le Chapitre 2 pour un clutter homogène et hétérogène Pareto type II distribué. Ensuite, on va étudier la propriété CFAR de ces algorithmes en utilisant des données réelle du radar IPIX.

3. 2 Environnements hétérogènes de détection

Comme discuté ci-dessus, des études ont prouvé la dégradation des performances

de détection CFAR due à la présence des cibles interférentes et/ou à l'effet des bords du clutter au niveau de la fenêtre de référence. Dans ce cas-ci, l'hypothèse d'un clutter homogène n'est plus valide puisque les échantillons dans la fenêtre de référence ne sont plus distribués d'une manière identique. Afin de réduire l'effet dû à l'hétérogénéité de la fenêtre de référence, plusieurs modifications de l'architecture de détection du détecteur CA-CFAR ont été proposées.

3. 2. 1 Présence des cibles interférentes

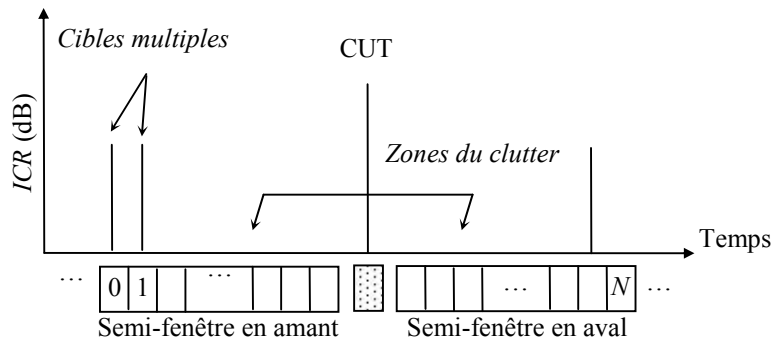
Dans une situation de cibles multiples, et afin de pallier à l'effet de capture, il fut pratique d'utiliser des détecteurs CFAR à censure fixe basés sur les statistiques d'ordre pour leurs performances de détection. Ces détecteurs éliminent les cellules de références indésirables d'une seule ou des deux extrémités de la fenêtre de référence. Cependant, cela est conditionné, car ces détecteurs ne donnent de bons résultats que si le nombre de cibles interférentes présentes dans la fenêtre de référence est connu *a priori*; ce qui n'est pas toujours possible dans les applications réelles. Les cibles interférentes, également appelées cibles multiples ou secondaires, sont définies comme étant des impulsions (ou des pics) élémentaires, souvent de forte puissance. Elles peuvent apparaître dans une ou plusieurs cellules de référence en amont et en aval de la CUT comme montré sur la [Figure 3.1](#). En présence des cibles interférentes dans les cellules de référence, le seuil de détection augmente considérablement induisant éventuellement une dégradation remarquable dans la probabilité de détection P_D . Ce phénomène est connu sous le nom effet de capture (capture effect) [[M. Sahed, 2015](#)].

A titre d'exemple, une cible interférente présente dans la fenêtre de référence est supposée fluctuante selon le modèle de Swerling I. Nous supposons également que le signal de la cible interférente s'ajoute de manière cohérente au clutter dans la cellule contenant cette cible. On définit alors le rapport interférence sur clutter, que l'on note ICR (Interference-to-Clutter Ratio), comme étant le rapport de la puissance de la cible interférente et la puissance du clutter. Ce rapport s'exprime en décibels comme suit :

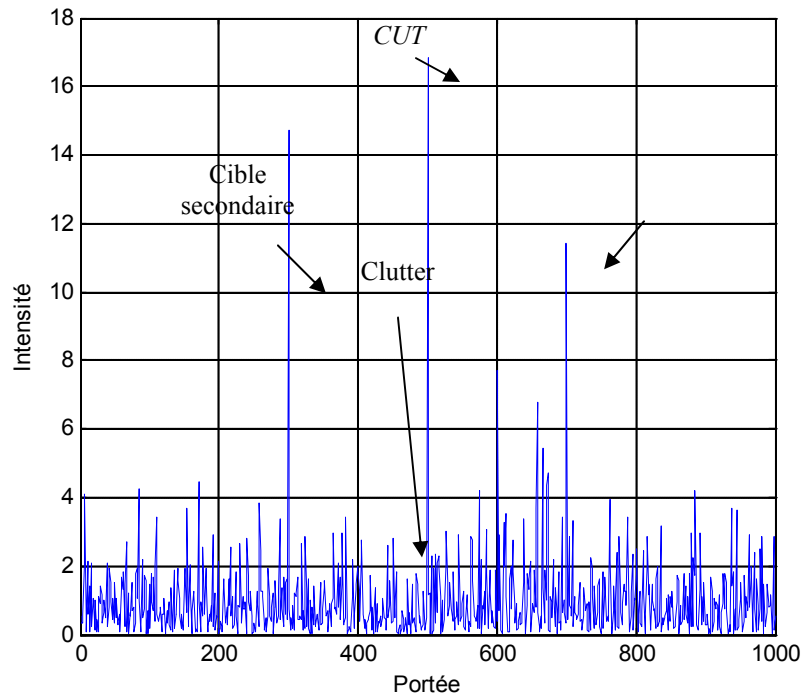
$$ICR_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{p_i}{p_c} \right) \quad (3.1)$$

Où p_i est la puissance moyenne du signal de la cible interférente et p_c est la puissance moyenne du clutter Pareto distribué. La définition (3.1) est appliquée aussi sur le rapport signal sur clutter, que l'on note SCR (*Signal-to-Clutter Ratio*). La [Figure 3. 1](#) montre la situation de clutter hétérogène causé par la présence de cibles multiple ($2\sigma^2$

est la puissance clutter gaussien).



(a)



(b)

Figure. 3. 1 : Situation de clutter hétérogène causé par la présence de cibles multiple

(a) Modèle du clutter hétérogène en présence des cibles interférentes.

(b) Clutter Gaussien non homogène avec $2\sigma^2 = 1$, $ICR = 5\text{dB}$ and $SNR = 10\text{dB}$.

3. 2. 2 Présence des bords de clutter

Dans la détection radar, une transition entre deux environnements de natures différentes produit un changement brusque (i.e., une rupture ou une discontinuité) dans

la puissance du clutter. Cette situation est réaliste et peut être rencontrée, à titre d'exemple, à l'entrée d'une baie (mer-terre) ou un terrain composite (forêt-plaine). Cette transition est appelée communément un bord de clutter. Il apparaît, au niveau de la fenêtre de référence, sous la forme de deux zones (blocs) adjacentes homogènes; une zone de clutter de puissance faible et une zone de clutter de puissance élevée. Comme la fenêtre de référence est déplacée sur toutes les observations collectées, la position du bord de clutter varie donc dynamiquement (en temps) le long de la fenêtre. D'ailleurs, deux situations peuvent être rencontrées en pratique selon la position de la CUT qui peut être immergée soit dans une zone de clutter de puissance élevée, soit dans une zone de clutter à puissance faible (effet de masque). Ces deux situations mènent respectivement, vers une augmentation du seuil, et de ce fait la P_D et la P_{FA} se réduisent significativement, ou vers une diminution du seuil induisant une augmentation intolérable dans la P_{FA} . Pour remédier ce problème, une première stratégie consiste à scinder la fenêtre de référence, supposée de taille N , en deux demi fenêtres de taille $N/2$ chacune, en amont (leading) et en aval (lagging) de la CUT. Hansen et Sawyers [V. G Hansen and J. H. Sawyers, 1980] ont proposé le détecteur GO-CFAR (Greatest-Of-CFAR), où la plus grande des moyennes des deux demi-fenêtres CFAR est prise en compte. Ce détecteur atténue l'effet des discontinuités du clutter (bord de clutter) sur le nombre de fausses alarmes, en calculant séparément la moyenne des deux demi-fenêtres, puis en choisissant de manière appropriée la plus grande des deux pour estimer le niveau du clutter autour de la CUT. Une représentation schématique de quelques modèles possibles d'environnement hétérogène réel en présence des bords de clutter est présentée à la Figure 3. 2 [M. Sahed, 2015]. Toutefois, des modèles plus compliqués peuvent être également rencontrés en pratique.

Les Figures 3.2-(a) et 3.2-(b) décrivent la situation dans laquelle il y a une seule transition dans la distribution de puissance du clutter. Dans la Figure 3.2-(a), la CUT est dans la zone claire, alors que dans la Figure 3.2-(b), elle est noyée dans la zone du clutter de puissance élevée. En outre, une cellule est dans la zone claire si elle contient uniquement le clutter de puissance faible. Supposons que m est le nombre de cellules immergées dans la zone claire, alors la CUT appartient à cette zone, si et seulement si $m < N/2$, où N est le nombre total des cellules de référence qu'on suppose pair. Par conséquent, il en résulte un phénomène appelé souvent effet de masque (masking effect). Dans ce cas-ci, le seuil de détection augmente inutilement ce qui peut induire une réduction significative dans la P_D et dans la P_{FA} , même avec un SCR relativement

élevé dans la CUT. D'un autre côté, si $m > N/2$, la CUT se trouve dans la zone du clutter à puissance élevée, mais un groupe de cellules de référence sont alors dans la zone claire. Dans ce ca-ci, si toute la fenêtre de référence est utilisée pour estimer le seuil de détection, alors ce dernier est éventuellement de niveau réduit par rapport au signal dans la CUT. Ceci peut produire un nombre excessif de fausse alarme (ou simplement une augmentation de la P_{FA}).

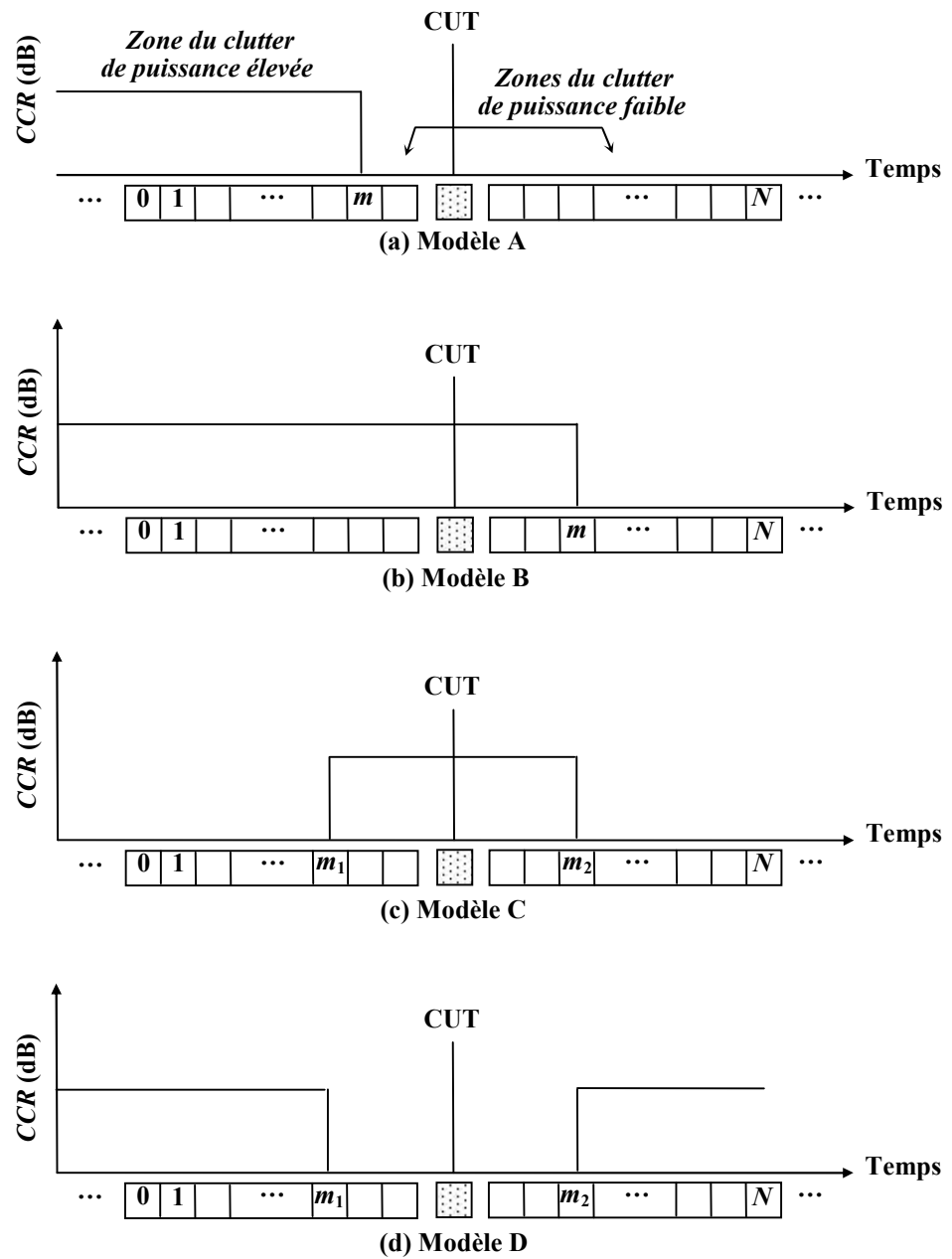


Figure. 3. 2 : Modèles du clutter hétérogène en présence des bords de clutter .

Nous intéressons maintenant au cas de présence de deux transitions dans la distribution de puissance du clutter. D'ailleurs, les deux modèles C et D montrés sur les Figures 5.2-(c) et 5.2-(d), décrivent la situation dans laquelle il y a deux transitions de clutter. Alors, si m_1 et m_2 représentent respectivement les emplacements des deux transitions de puissance du clutter dans les deux semi-fenêtres en amont et en aval de la CUT et supposons que les cellules, se trouvant entre les deux emplacements évoqués, sont immergées dans la zone du clutter de puissance élevée, la CST serait donc dans cette zone si $m_1 < N/2 < m_2$ (voir la Figure 5.2-(c)). D'autre part, si les m_1 premières cellules et les $N-m_2$ dernières cellules sont noyées dans la zone du clutter de puissance élevée, la CST serait alors dans la zone claire si $m_1 < N/2 < m_2$ comme montré sur la Figure 5.2-(d). Pour un cas simple, nous supposons qu'il y a une seule transition dans la distribution de puissance du clutter dans la fenêtre de référence et dont la position m est connue *a priori*. Nous définissons ainsi le rapport clutter sur clutter, que l'on note *CCR* (*Clutter-to-Clutter Ratio*), comme étant le rapport entre la puissance du clutter dans la deuxième zone et la puissance du clutter dans la première zone. D'ailleurs, le *CCR* peut être exprimé en décibels comme suit :

$$CCR_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{p_{c2}}{p_{c1}} \right) \quad (3.2)$$

Où p_{c1} est la puissance du clutter dans la première zone de m cellules, tandis que p_{c2} représente la puissance du clutter dans la deuxième zone formé de $N-m$ cellules restantes.

3.3 Evaluation des performances de détection

Dans cette section, on va comparer les performances des détecteurs CFAR présentés dans le Chapitre 2. La cible est supposée fluctuante selon le modèle de Swerling 1. Pour illustrer les résultats de la détection, la valeur désirée de la P_{FA} est fixée à 10^{-3} , dont $n = 100/P_{FA}$ répétitions Monte-Carlo est prise en compte dans le calcul des probabilités de détection et de fausse alarmes. Dans les expériences suivantes, les paramètres de la distribution Pareto sont $\alpha = 2.724$ et $\beta = \alpha - 1$ (i.e., la puissance du clutter est normalisée à 1).

3.3.1 Détection CFAR via des données artificielles

En se basant sur la simulation Monte-Carlo, le clutter Pareto type II est généré par la fonction Matlab « *exprrnd(.)* » suivante :

$$\beta \left(\exp \left(\text{exprnd} \left(\frac{1}{\alpha}, n, N \right) \right) \right) - \beta \quad (3.3)$$

Dans les résultats qui se suivent, les détecteurs (2.15) et (2.17) sont désignés par OS-CFAR1 et OS-CFAR2 respectivement. Dans le cas du clutter homogène, la **Figure. 3. 3** présente les valeurs de la P_D en fonction du SCR pour $N = 16$ et $K = 3N / 4$. Comme prévu, le détecteur Bayésien-CFAR donne des performances de détection les plus faibles, car les deux paramètres sont inconnus, ce qui entraînent des erreurs d'estimation de la puissance du clutter. Il est aussi noté que les courbes de la P_D disposent des natures monotones et croissantes par rapport au SCR . Pour un SCR petit, la cible est éloignée du radar et/ou le clutter possède une forte puissance devant la puissance de la cible. Maintenant, lorsque $N = 32$, les performances de tous les détecteurs sont améliorées et le détecteur Bayésien-CFAR a des valeurs minimales de la P_D comme indiquées sur la **Figure. 3. 4**. Les valeurs importantes de N mènent à une estimation précise de la puissance du clutter ce qui donne une meilleure détection de la cible. Pour illustrer les comparaisons de performances dans des situations de présence des cibles interférentes, nous injectons dans les fenêtres amont et aval de la CUT deux cibles secondaires avec $ICR = 5\text{dB}$ pour $N = 16$ comme présenté sur la **Figure. 3. 5**. La dégradation des détecteurs GM-CFAR et Bayesian-CFAR est remarquable, puisque la censure des plus hautes cellules ordonnées n'est pas réalisée par ce genre d'algorithmes. Les détecteurs OS-CFAR1 et OS-CFAR2 présentent une meilleure robustesse par rapport aux autres détecteurs. Si deux cibles interférentes sont insérées dans le CRP avec $ICR = 10\text{dB}$, ce qui provoquent un clutter non homogène, le détecteur Bayésien-CFAR offre également les mauvais résultats comme le montre dans la **Figure. 3. 6**. Ces atténuations des valeurs de la P_D sont dues aux erreurs d'estimation de la puissance de clutter dans la CUT à partir d'échantillons distribués de manière non-identique. Malgré l'approche Bayésienne offre des performances dégradées, mais elle ne nécessite pas la connaissance *a priori* des paramètres du clutter Pareto type II. Pour montrer l'effet de la discontinuité du clutter (bord de clutter) dans la fenêtre de référence sur les performances des détecteurs, la **Figure. 3. 7** trace l'évolution de la P_D pour un $CCR = 5\text{dB}$ et $N = 32$. Pour ce faire, nous avons injecté à titre d'exemple un clutter Pareto type II de puissance élevée à partir de la 10^{ème} cellule jusqu'à la cellule N (la CUT se situe Dans une région de clutter à puissance élevée). Alors, le paramètre de forme qui assure une puissance haute est calculé par :

$$\alpha_1 = 1 + \frac{(\alpha - 1)}{CCR} \quad (3.4)$$

Dans cette expérience, la même valeur du paramètre d'échelle est considérée pour les deux puissances. La diminution des performances des détecteurs est aussi observée puisque le niveau du clutter est mal estimé. Si on prend un autre modèle de bord de clutter où la CUT est immergée dans une zone de clutter de puissance faible, la **Figure. 3. 8** montre encore l'atténuation des performances des détecteurs GM-CFAR et Bayesian-CFAR pour $CCR = 10\text{dB}$ et $N = 32$. Dans cette étude, la 20^{ème} cellule jusqu'à la cellule N ont une puissance élevée. A partir de cette figure, on peut noter que les détecteurs OS-CFAR1 et OS-CFAR2 produisent une légère réduction de la P_D .

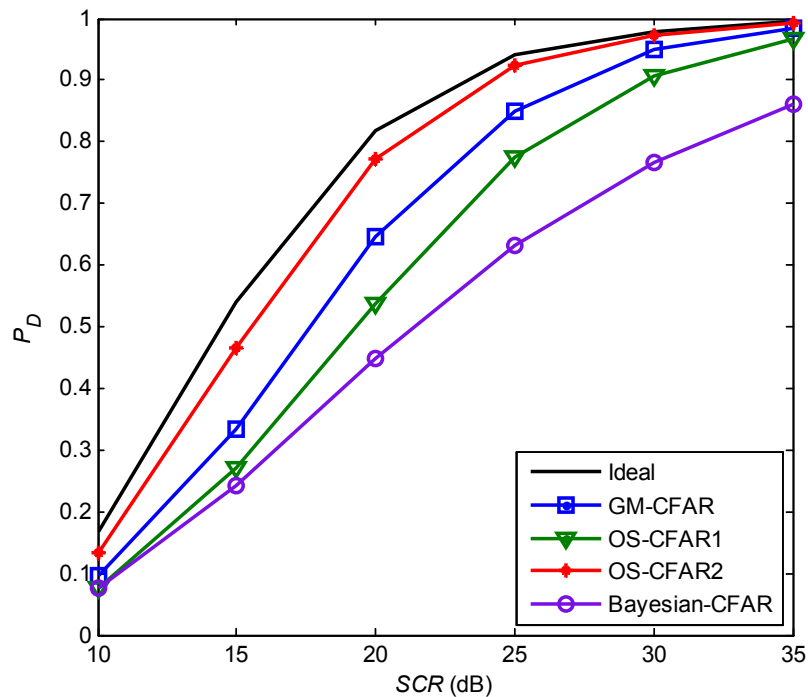


Figure. 3. 3 : P_D en fonction du SCR des algorithmes CFAR pour la détection de cible entourant du clutter Pareto type II avec $N = 16$, $k=3N/4$, $P_{FA} = 10^{-3}$, $\alpha = 2.724$ et $\beta = \alpha - 1$.

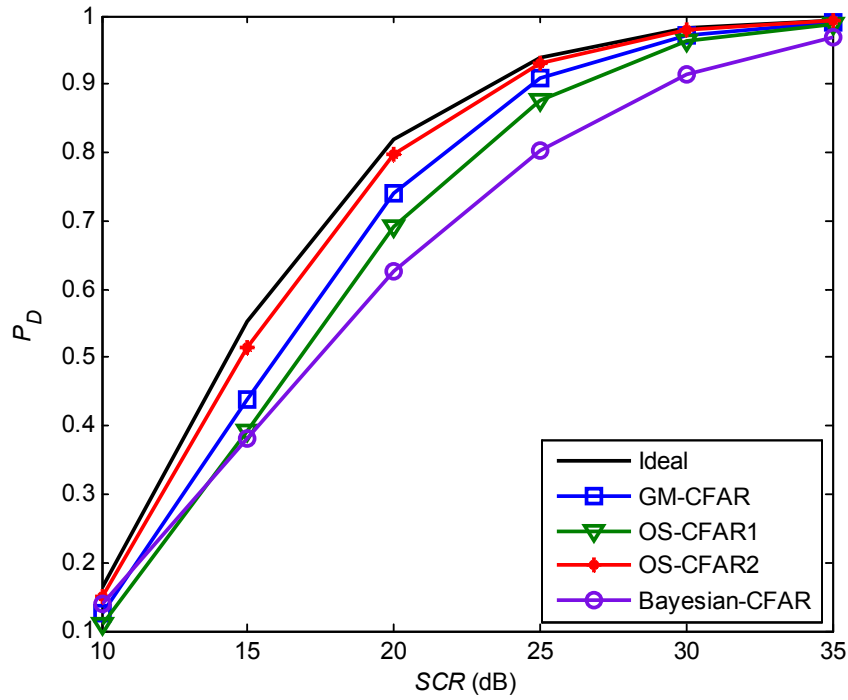


Figure. 3. 4 : P_D en fonction du SCR des algorithmes CFAR pour la détection de cible entourant du clutter Pareto type II avec $N = 32$, $k=3N/4$, $P_{FA} = 10^{-3}$, $\alpha = 2.724$ et $\beta = \alpha - 1$.

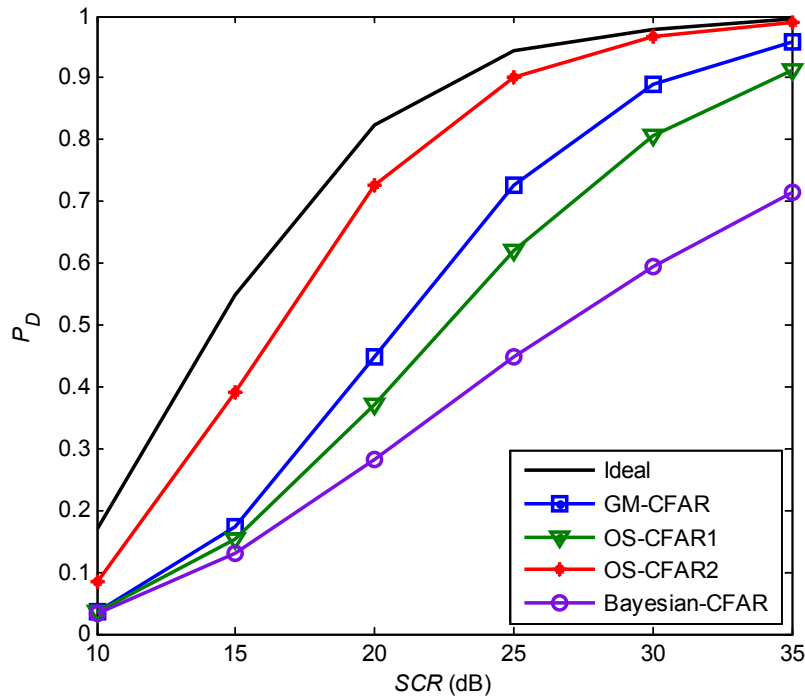


Figure. 3. 5 : P_D en fonction du SCR des algorithmes CFAR pour la détection de cible entourant du clutter Pareto type II avec $ICR = 5$ dB, $N = 16$, $k=3N/4$ et $P_{FA} = 10^{-3}$.

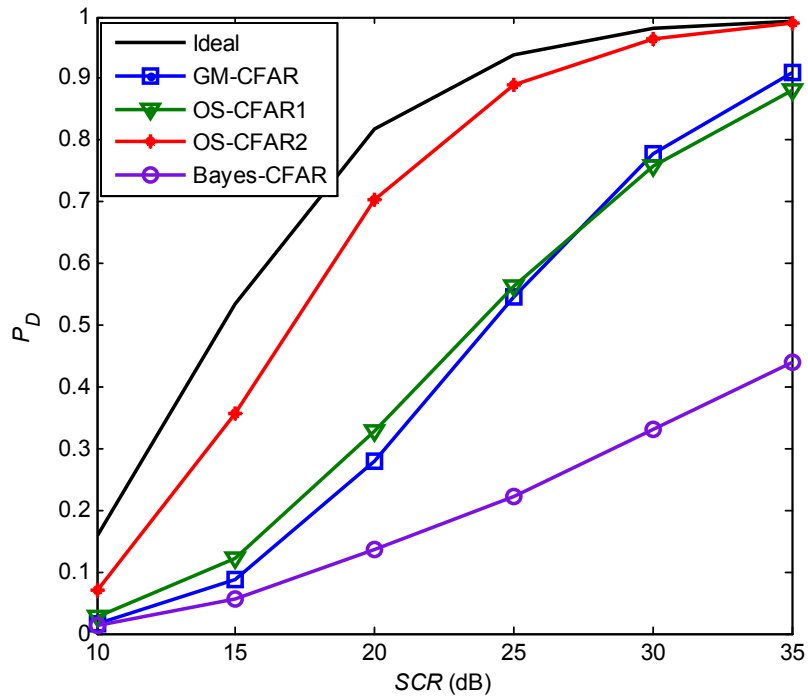


Figure. 3. 6 : P_D en fonction du SCR des algorithmes CFAR pour la détection de cible entourant du clutter Pareto type II avec $ICR = 10\text{dB}$, $N = 16$, $k=3N/4$ et $P_{FA} = 10^{-3}$.

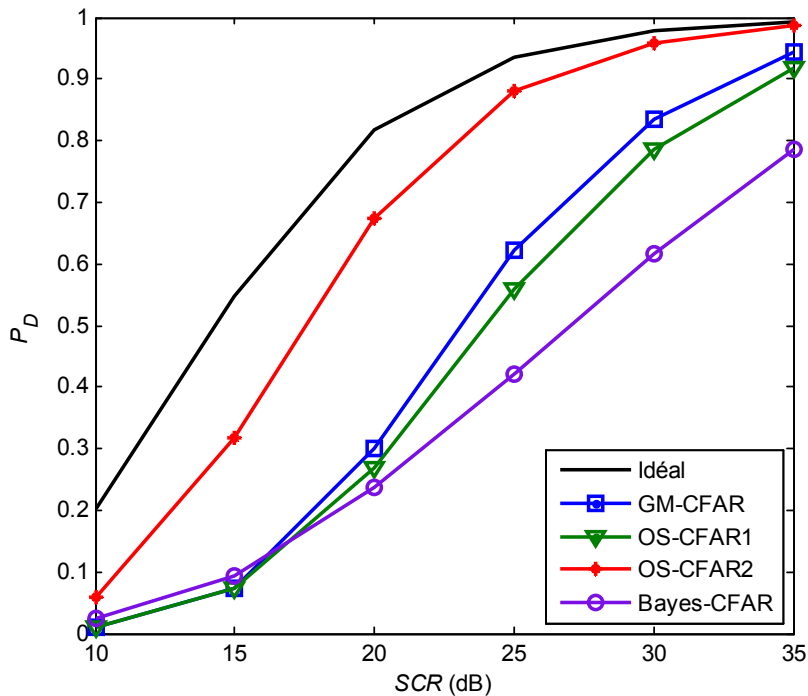


Figure. 3. 7 : P_D en fonction du SCR des algorithmes CFAR pour la détection de cible entourant du clutter Pareto type II avec $CCR = 5\text{dB}$, $N = 32$, $k=3N/4$ et $P_{FA} = 10^{-3}$.

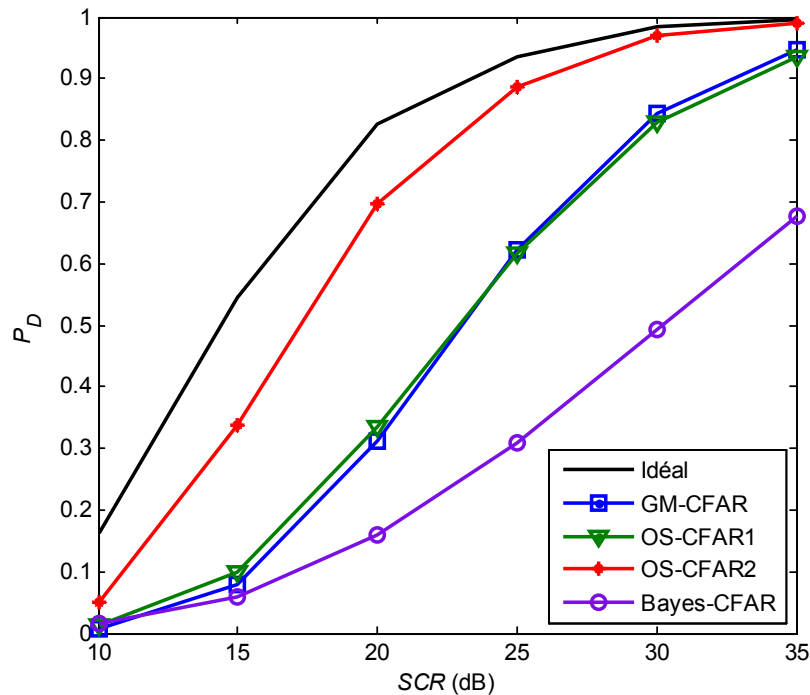


Figure. 3. 8 : P_D en fonction du SCR des algorithmes CFAR pour la détection de cible entourant du clutter Pareto type II avec $CCR = 10\text{dB}$, $N = 32$, $k=3N/4$ et $P_{FA} = 10^{-3}$.

3. 3. 2 Détection CFAR via des données réelles

Les données réelles IPIX sont maintenant utilisées pour illustrer les valeurs de la P_{FA} en fonction des seuils de détection, la résolution de la portée et de polarisation l'antenne radar. Le radar IPIX est un radar de recherche expérimental en bande X, capable de fonctionner à double polarisation avec une fréquence de propagation réglable. Nous concentrons notre analyse sur les séries de données 84, 85 et 86 qui correspondent respectivement aux résolutions 30m, 15m et 3m. Le radar IPIX est un radar expérimental de recherche à fort pouvoir de résolution et à quatre polarisations (HH, HV, VH et VV), situé à l'Est de "la place polonaise", Grimsby, Ontario, Canada. Il a été à l'origine développé en 1984 pour la détection des icebergs. L'acronyme IPIX constitue l'abréviation de "Ice multiParameter Imaging X-Band" Radar. Après les avancements réalisés entre 1993 et 1998, les données de haute résolution collectées par le radar IPIX sont devenues un benchmark pour examiner les algorithmes intelligents de détection. Par conséquent, la signification de l'acronyme a été changée à "Intelligent Poxel processing X-band" Radar [S. Haykin, 2007]. Le radar IPIX a été positionné à une hauteur de 20m au-dessus du niveau du lac d'Ontario et éclaire la zone avec un angle

d'incidence faible. Il émet en bande de fréquence X (8–12 GHz) et fonctionne avec une fréquence de répétition d'impulsion de 1 KHz. La largeur du faisceau d'antenne est de 0.9° , le nombre de cases distance (ou de cellule de résolution) est 34 et le nombre d'impulsions par case distance est 60000. De plus, la base de données IPIX se compose de plusieurs fichiers de différentes résolutions en distance (3 m, 9m, 15 m et 30m) dont quelques uns ont été utilisés pour effectuer cette analyse expérimentale. Les données expérimentales du radar IPIX que nous avons utilisées ont été collectées à Grimsby, Ontario par le laboratoire CRL « Communication research laboratory) de l'Université McMaster [R.B. Bakker, B. Currie]. Comme déjà mentionné, les données collectées par le radar IPIX de haute résolution constituent une référence pour le test des algorithmes de détection intelligents. En outre, Le radar IPIX est un système radar entièrement cohérent, polarimétrique, en bande X, doté de fonctions de contrôle par ordinateur et d'acquisition de données numériques. Les détails sur les caractéristiques du radar IPIX et les conditions environnementales dans lesquelles les échos radar assemblés sont présentés dans [R. B. Bakker, B. Currie] et [S. Haykin, 2007].

Pour illustrer des comparaisons de la P_{FA} en fonction des paramètres du radar IPIX et l'état de la mer, les détecteurs logt-CFAR et zlog(z)-CFAR sont considérés avec le détecteur Bayesian-CFAR et qui ne nécessitent pas la connaissance *a priori* des paramètres du clutter.

(i) Détecteur logt-CFAR

Ce détecteur a été développé pour un clutter homogène de distributions log-normal et Weibull. La règle de décision associée à cette procédure est indépendante aux valeurs réelles des paramètres du modèle de clutter [G. B. Goldstein, 1973]. Le test statistique correspondant a la forme suivante :

$$\log(X_0) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \hat{\mu} + \tau \hat{\sigma} \quad (3.5)$$

où τ est le multiplicateur de seuil, $\hat{\mu}$ et $\hat{\sigma}$ sont la moyenne estimée et l'écart type de la variable aléatoire $\log(X)$.

(ii) Détecteur $\text{zlog}(z)$ -CFAR

Récemment, l'algorithme $\text{zlog}(z)$ -CFAR est développé pour pallier le problème de calculs numériques du détecteur ML-CFAR (Maximum Likelihood-CFAR) [R. Ravid and N. Levanon, 1992]. Le seuil adaptatif est donné en fonction des estimés du paramètre de forme \hat{c} et du paramètre d'échelle \hat{b} de la distribution Weibull. D'où

$$X_0 = \hat{b} \tau^{1/\hat{c}} \quad (3.6)$$

A partir de [A. Gouri *et al*, 2020], la méthode d'interpolation est utilisée pour obtenir \hat{c} et \hat{b} .

$$\begin{cases} \frac{\langle x \ln x \rangle}{\langle x \rangle} - \langle \ln x \rangle - 1 = \frac{1}{\hat{c}} (\psi(1/\hat{c}) - \psi(1)) \\ \hat{b} = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^M (x_i)^{\hat{c}} \right)^{1/\hat{c}} \end{cases} \quad (3.7)$$

où $\psi(\cdot)$ est la fonction Psi.

Pour les cas de la polarisation HH, résolutions 3m, 15m et 30m, la **Figure. 3. 9** présente trois courbes de la P_{FA} en fonction du facteur d'échelle, τ . Ici, les seuils donnés par (3.5) et (3.6) sont utilisés. De toute évidence, la propriété CFAR n'est pas maintenue en termes de résolutions radar. Cela implique que les distributions log-normale et Weibull n'ont pas la possibilité d'ajuster les données IPIX auprès différentes résolutions de la portée radar. Si le détecteur Bayesian-CFAR est appliqué à ces scénarios de données, les valeurs de la P_{FA} résultantes sont comparables comme illustré sur la **Figure. 3. 10**. Ainsi, on conclut que le modèle Pareto type II est bien adapté aux données IPIX. Maintenant, nous changeons la polarisation des antennes en VV. La **Figure. 3.11** met également en évidence la déviation de la P_{FA} si les détecteurs (3.5) et (3.6) sont utilisés. Dans cette étude, la **Figure. 3. 12** montre pareillement la meilleure approximation des valeurs de la P_{FA} si la règle de décision bayésienne donnée par (2.44) est utilisée.

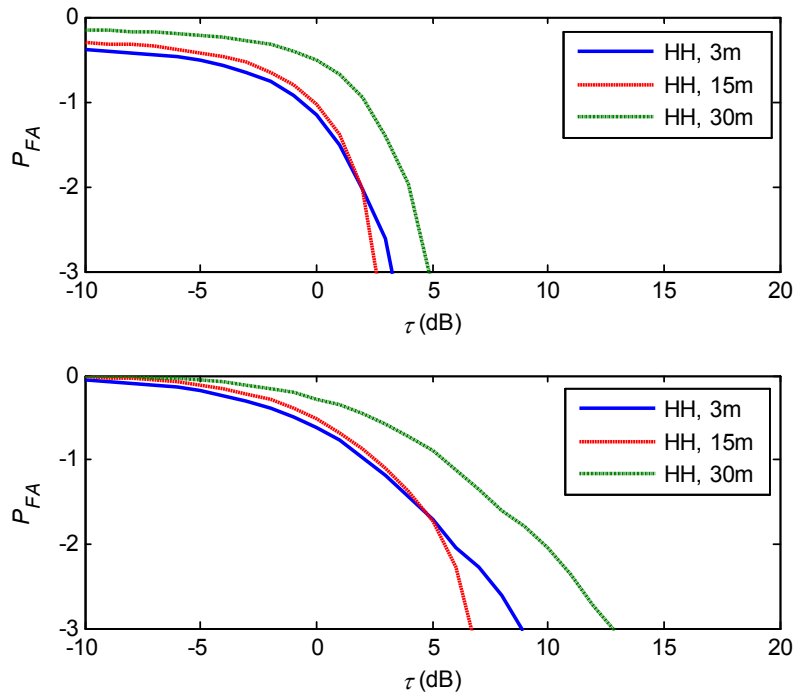


Figure. 3. 9: P_{FA} en fonction du facteur de seuil τ des algorithmes CFAR utilisant les données IPIX avec la polarisation HH et $N = 32$.

- (a) Cas du détecteur logt-CFAR (valable pour un clutter log-normal ou Weibull).
- (b) Cas du détecteur zlogz-CFAR (valable uniquement pour un clutter Weibull).

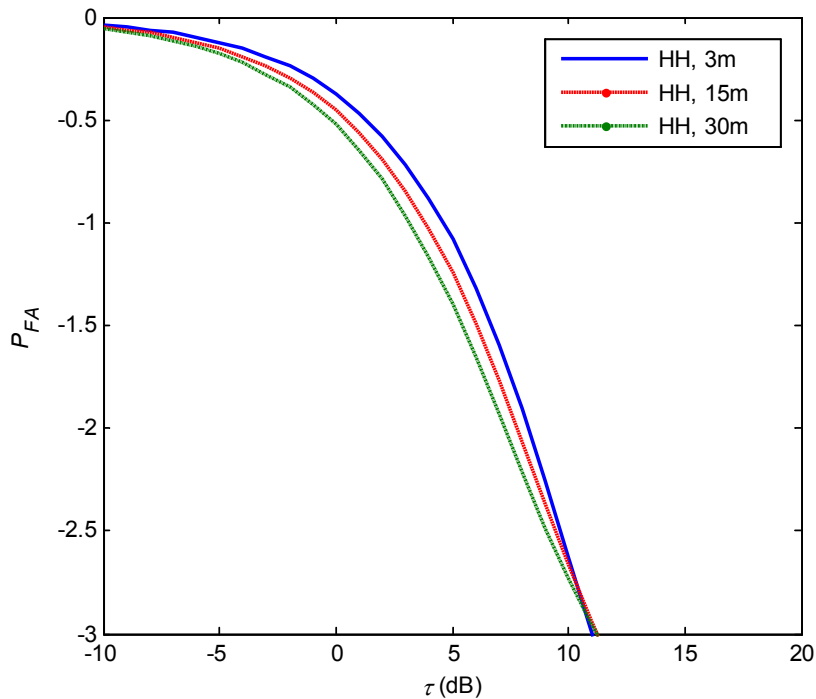


Figure. 3. 10: P_{FA} en fonction du seuil de détection τ de l’algorithme Bayesian-CFAR utilisant les données IPIX avec la polarisation HH et $N = 32$.

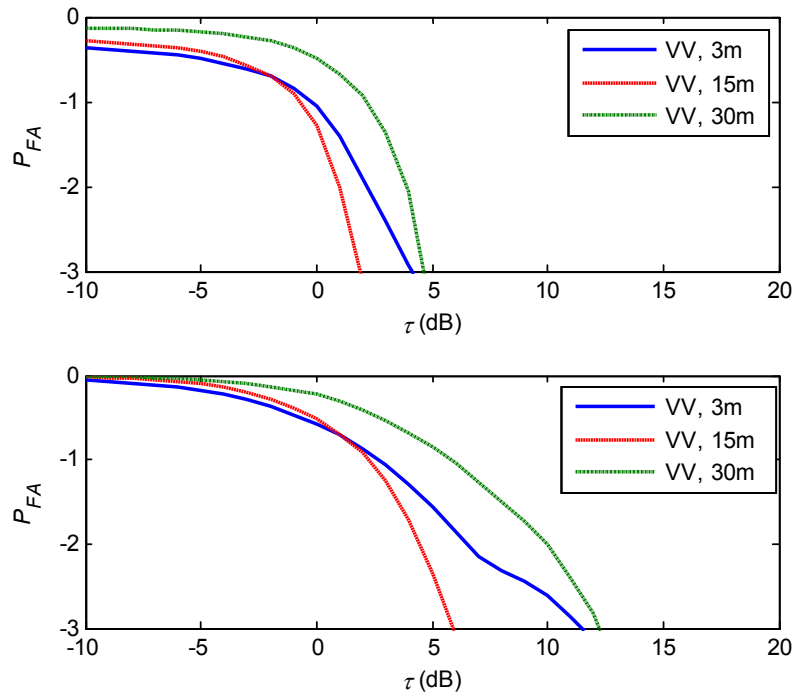


Figure. 3. 11: P_{FA} en fonction du facteur de seuil τ des algorithmes CFAR utilisant les données IPIX avec la polarisation VV et $N = 32$.

- (a) Cas du détecteur logt-CFAR (valable pour un clutter log-normal ou Weibull).
- (b) Cas du détecteur zlogz-CFAR (valable uniquement pour un clutter Weibull).

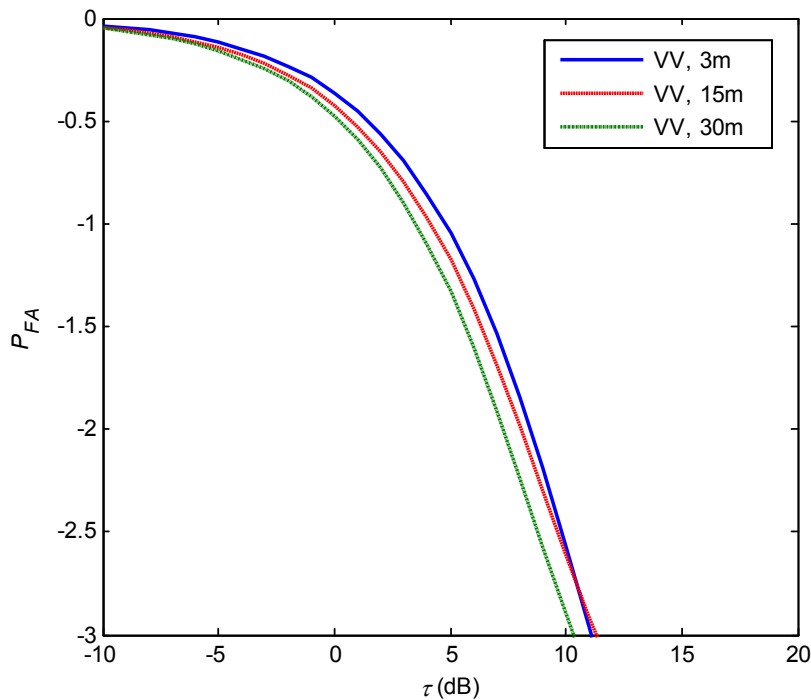


Figure. 3. 12: P_{FA} en fonction du seuil de détection τ de l’algorithme Bayesian-CFAR utilisant les données IPIX avec la polarisation HH et $N = 32$.

3. 4. Conclusion

Dans ce Chapitre, nous avons défini en premier lieu les situations du clutter homogène et hétérogène. Nous avons discuté que l'effet de capture et l'effet de masque influent négativement sur les performances des détecteurs CFAR. Après, nous avons analysé et comparé performances des différents détecteurs CFAR en présence de clutter log-normal, Weibull et Pareto type II. À partir de données simulées, le détecteur Bayesian-CFAR offre une propriété CFAR complète et donne les plus petites valeurs de la probabilité de détection, car les deux paramètres sont inconnus, ce qui provoque des erreurs dans l'estimation de la puissance de clutter. A partir de différentes résolutions de la portée du radar IPIX, des valeurs approchées de la probabilité de fausse alarme ont été obtenues si le détecteur Bayesian-CFAR est utilisé. Il a été démontré que les algorithmes logt-CFAR et zlog (z)-CFAR ne maintiennent pas la propriété CFAR lorsque la résolution du radar IPIX est modifiée.

Conclusion générale

L'objectif de ce mémoire était la comparaison des performances des détecteurs CFAR proposés dans la littérature ouverte en présence du clutter de mer de distributions log-normal, Weibull et Pareto type II. L'étude des problèmes de détection les plus répandus; à savoir, les effets de capture et de masque pour un environnement variable a été également considérée. Expressément, nous avons été motivés par l'étude de l'effet de l'existence de deux cibles secondaire dans le CRP (en amont et aval de la CUT) et l'étude de présence de bord de clutter de puissance élevée (avant et après de la CUT). Plus précisément, nous avons traité les points suivants dans chaque chapitre :

Dans le **Chapitre1**, nous avons présenté un panorama sur les radars. Au premier lieu, nous avons donné des notions sur ces derniers, sans oublier de divulguer le principe de fonctionnement, les classifications et les différentes mesures effectuées par radar. Nous avons donné une présentation non-exhaustive des modèles des cibles et du clutter de surface les plus fréquents dans la littérature radar. En ce qui concerne le clutter de mer, on a donné un modèle statistique général composé dont plusieurs modèles populaires trouvés dans la littérature sont des cas particuliers de cette distribution générale. La théorie de décision classique est résumée dans un tableau. Dans le chapitre qui se suit, on va détailler les descriptions des différents détecteurs CFAR opérant dans un clutter Pareto type II.

Il existe plusieurs méthodes adaptatives de la détection CFAR qui ont été adoptées afin de déterminer le seuil qui permet de perfectionner les systèmes de détection. Dans le **Chapitre 2**, nous avons donné au début une description des détecteurs CA, SO et OS-CFAR assurant une propriété CFAR complète pour un clutter de type gaussien. Il a été montré que le calcul des probabilités de fausse alarme et de détection est très important pour l'évaluation des différents détecteurs CFAR. Après donné le modèle de Pareto généralisé, deux approches de construction des règles de décision ont été présentées à savoir l'approche de Neyman- Pearson et l'approche Bayésienne. Cette dernière était utile pour la détection des cibles noyées dans clutter marin de distribution Pareto type II avec des paramètres inconnus.

Dans le **Chapitre 3**, nous avons défini en premier lieu les situations de clutter homogène et hétérogène. Nous avons discuté que l'effet de capture et l'effet de masque influent négativement sur les performances des détecteurs CFAR. Après, nous avons analysé et comparé performances des différents détecteurs CFAR en présence de clutter log-normal, Weibull et Pareto type II. À partir de données simulées, le détecteur Bayesian-CFAR offre une propriété CFAR complète et donne les plus petites valeurs de la probabilité de détection, car les deux paramètres sont inconnus, ce qui provoque des erreurs dans l'estimation de la puissance de clutter. À partir de différentes résolutions de la portée du radar IPIX, des valeurs approchées de la probabilité de fausse alarme ont été obtenues si le détecteur Bayesian-CFAR est utilisé. Il a été démontré que les algorithmes logt-CFAR et $z\log(z)$ -CFAR ne maintiennent pas la propriété CFAR lorsque la résolution du radar IPIX est modifiée.

Comme perspectives, quelques problèmes de la détection CFAR peuvent être proposés dans le futur.

- Application de l'approche Bayésienne pour un clutter de distribution gamma.
- Utilisation du théorème Bayésien dans l'estimation des paramètres des distributions Gaussiennes composées.
- La technique « Deep learning » peut être appliquée pour contourner le problème de calcul numérique du détecteur Bayesian-CFAR.

Références

- [A. M. Balakhder, 2015] A.M. Balakhder, “Intelligent Approach to Improve Standard CFAR Detection in non-Gaussian Sea Clutter ”, Mémoire de Master en Electronique, Université d’ohio -USA, 2015.
- [A. Gouri *et al*, 2020] 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.
- [A. Mehanaoui, 2020] A. Mehanaoui, “Estimation et détection des signaux radar pour la surveillance maritime” Thèse de doctorat 3^{ème} cycle, Département d’Electronique, Université Université des Frères Mentouri Constantine 1, 2020.
- [A. Mezache, 2007] A. Mezache, “Optimisation de la Détection Décentralisée CFAR dans un Clutter Weibull utilisant les Algorithmes Génétiques et les Réseaux de Neurones-Flous”, Thèse de doctorat en sciences, Département d’Electronique, Université Mentouri de Costantine, Algérie, 2007.
- [A. Mezache *et al*, 2017] A. Mezache, A. Bentoumi, M. Sahed, “Parameter Estimation for Compound-Gaussian Clutter with Inverse-Gaussian Texture,” IET Radar Sonar & Navigation, Vol. 11, N°. 4, pp. 586-596, 2017.
- [C. Guolong, D. Maio and P. Luca, 2014] C. Guolong, D. Maio, P. Luca, “Performance Prediction of the Incoherent Detector for a Weibull Fluctuating Target”, IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, Vol. 50, N°. 3, pp. 2176-2784, 2014.
- [F. Pascal, 2006] F. PASCAL “Détection et Estimation en Environnement Non Gaussien”, Doctorat de l’université de Nanterre, Université Paris X, 2006.
- [G. B. Goldstein, 1973] G. B. Goldstein, “False-alarm regulation in log-normal and Weibull clutter.” IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-9 (1), pp. 84–92, 1973.
- [G. V. Weinberg *et al*, 2017] 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.
- [G. V. Weinberg *et al*, 2019] 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.
- [G. V. Trunk, 1978] 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.
- [H. M. Finn. and R. S. Johson, 1968] H. M Finn. and R. S Johson, “Adaptive detection mode with threshold control as a function of spatially sampled clutter estimates,” RCA Reveiw, Vol. 29, n.º3, pp. 414-464, 1968.
- [H. Rohling, 1983] 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.
- [I. Chalabi, 2016] I. Chalabi, “Estimation et Détection Adaptative des Cibles pour Radars MIMO dans un Environnement de Clutter non-Gaussien”, Thèse de doctorat en sciences, Université Mohamed Boudiaf M’sila, Algérie, 2016.
- [L. J. Marier, 1995] L. J. Marier, “Correlated K-distributed clutter generation for radar detction and track”, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 31, nº. 2, pp. 568-580, 1995.
- [M. Barkat, 2005] M. Barkat, “Signal Detection and Estimation”, 2nd edition, Artech House, Boston, USA, 2005.
- [M. A. Richards *et al*, 2010] M. A. Richards, J. A. Scheer, W. A. Holm, “Principles of Modern Radar: Basic Principles”, SciTech Publishing, USA, 2010.
- [M. Sahed, 2015], M. Sahed, “Détection Automatique CFAR en Environnement Non Gaussien,” Doctorat en sciences, Département d’Electronique, Université Mohamed Boudiaf M’sila, 2015.
- [M.Chiboub ,M. sabahi Al, 2018]. makhlof chiboub et al sabahi mohammed ali “optimisation de la détection distribuée ca-cfar et os-cfar par l’algorithme bbo“ Département d’Electronique, Université Mohamed Boudiaf M’sila,2018
- [P. Embrechts *et al*, 1997] P.Embrechts, C. Klüppelberg, T. Mikosch, “Modelling Extremal Events for Insurance and Finance,” New York: Springer, 1997.
- [P. Swerling, 1960] P.Swerling, “Probability of Detection for Fluctuating Targets”, IRE Transactions on Information Theory, Vol. 16, Nº. 2, pp. 269-308, 1960.
- [R. B. Bakker, B. Currie, 2020] IPIX database.
<http://soma.ece.mcmaster.ca/ipix/ipixspecs.html>
- [R. Ravid and N. Levanon, 1992] R. Ravid and N. Levanon, “Maximum- likelihood

- CFAR for Weibull Background”, IEE Proceedings- F 139 (3), pp. 256–264, 1992.
- [S. Bocquet *et al*, 2020] S. Bocquet, L. Rosenberg and C.H. Gierull, “Parameter estimation for a compound radar clutter model with trimodal discrete texture”, IEEE Transaction on Geosciences and Remote Sensing, published 25 March 2020.
- [S. Chabbi, 2017] S. Chabbi, “Détection CFAR en Milieux Non-Gaussiens Corrélés” Doctorat en sciences, Département d’Electronique, Université Université des Frères Mentouri Constantine 1, 2017.
- [S. Haykin, 2007] S. Haykin, “Adaptive Radar Signal Processing”, John Wiley, New Jersey, Canada, 2007.
- [S. Kotz and S. Nadarajah, 2000] S. Kotz, S. Nadarajah, “Extreme Value Distributions: Theory and Applications,” Imperial College Press, London, UK, 2000
- [T. Laroussi and M. Barkat, 2006] T. Laroussi and M. Barkat, “Performance analysis of order-statistic CFAR detectors in time diversity systems for partially correlated chi-square targets and multiple target situations: A comparison”, Journal of Signal Processing, Vol. 86, pp. 1617-1631, 2006.
- [V. Anastassopoulos *et al*, 1999] V. Anastassopoulos, G. A. Lampropoulos, A. Drosopoulos, “High resolution Radar Clutter Statistics“, IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems , Vol. 35, N°. 1, pp. 43–60, 1999.
- [V. G Hansen and J. H. Sawyers, 1980] 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.
- [Wikipedia, 2020] CFAR detection
https://fr.wikipedia.org/wiki/Constant_false_alarm_rate
- [L. Déjean, 2009] « Détection de petites cibles marines en milieu cotier par radar aéroporté », Thèse de doctorat de Telecom Bretagne, 10 novembre 2009.
- [INRS, 2013] « Champs électromagnétique », Edition 4212, décembre 2013.
- [M. Achbi, A. Abadli,A/Moutalab , 2007], Achbi med, Abdou Abadli, A/Moutaleb, « Analyse des performances des détecteurs ça,OS et ML-cardans un clutter de distribution », Mémoire de fin d’étude en vue de l’obtention du diplôme d’ingénieur d’état en Automatique, Université Mohamed khaidar-Biskra, Promotion 2007.
- [D. Julien ,2016] DELPRATO Julien, « Électronique des Hautes Fréquences, Photonique et Systèmes », Université de Limoges, 2016.

[B. A. Garcia, 2004] Beatriz Amante Garcia, « CONCEPTION d'un radar d'aide à la conduite automobile utilisant un système discriminateur de fréquence type "six port" », Mémoire Engineering Sciences [physics]. Telecom Paris Tech ,16 Apr 2004.

www.radartutorial.com