

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



N°:.....

Université Mohamed Boudiaf - M'Sila  
Faculté de Technologie  
Département d'Électronique

**Mémoire**  
**présenté pour obtenir le diplôme de**  
**Master Académique**

*Filière : Télécommunications*

*Option : Systèmes des Télécommunications*

Titre du mémoire

***Étude et Analyse des Détecteurs Adaptatifs  
CFAR de Cibles Radar Noyées dans un Milieu  
Non Gaussien***

Réalisé par :

- BENHAMED Rania  
- BOUNIF Selma

Encadré par :

Dr. Mohamed SAHED

Soutenu le 23/6/2022, devant le jury composé de :

Ali KHALFA                      Université de M'Sila  
Mohamed SAHED              Université de M'Sila  
Izzeddine CHALABI          Université de M'Sila

Président  
Rapporteur  
Examineur

Année universitaire : 2021/2022

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

## ***Dédicaces***

Je dédie cet événement marquant de ma vie

### **A ma très chère mère.**

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

### **A mon cher père.**

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

### **A mes grands-parents.**

Je prie pour que Dieu les protège pour moi.

### **A mes chers frères**

Djallel, Mahdi.

### **A mon cadeau du ciel: A mes sœurs Houda, Mouna.**

### **A tous mes amis.**

### **A tous les membres de ma grande famille.**

A mes collègues Et ainsi qu'a tous mes enseignants  
A tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin à accomplir ce  
Travail.

***Rania***

# *Dédicaces*

Je dédie ce mémoire de fin d'études

**A**

**Ma mère et mon père.**

En témoignage de ma reconnaissance envers le soutien,  
Les sacrifices et tous les efforts qu'ils ont fait pour mon  
Éducation ainsi que ma formation.

**A**

**Ma chère sœur**

Ritadje.

**Ames grands-parents.**

**A tous ma famille.**

**A tous mes amis.**

Atous ceux qui ont une relation de proche ou de loin avec la  
Réalisation du présent rapport.

*Selma*

## *Remerciements*

Avant tout, nos remerciements s'adressent à Allah le Tout Puissant pour nous avoir donné la santé, la force et la patience pour accomplir ce modeste travail ... sans Lui rien ne se fait ou ne se crée.

Nous voudrions remercier nos parents, pour leur soutien moral et leurs encouragements.

Nous tenons à remercier chaleureusement notre encadreur Dr. Mohamed SAHED pour ses orientations, son soutien et ses conseils et ses précieux commentaires qui nous ont permis de surmonter les difficultés et de progresser dans cette étude.

Nos vifs remerciements vont également au Dr. Ali KHALFA, pour l'honneur qu'il nous a fait en acceptant la présidence du jury d'examen de ce mémoire.

Nous exprimons de même nos sincères reconnaissances au Dr. Izzeddine CHALABI pour avoir accepté le rôle d'examineur dans le jury et pour le temps qu'il a consacré à la lecture de ce manuscrit.

Un remerciement très particulier tend vers tous les enseignants du département d'Electronique à l'université de M'Sila.

## ***Résumé***

Dans le cadre de cette étude, nous avons abordé le problème de la détection adaptative des cibles radar noyées dans un clutter distribué selon la loi de Pareto. Ce type de détection est réalisé en maintenant un taux de fausse alarme constant (Constant False Alarm Rate, CFAR), lors du traitement. Nous avons présenté tout d'abord le détecteur Geometric Mean CFAR (GM-CFAR) introduit dans la littérature. Ce détecteur est adapté aux milieux homogènes. Nous avons montré que la dérivation de ce détecteur a été réalisée en tirant parti de la dualité entre les deux distributions Exponentielle et Pareto. Cette dualité a permis de transformer les stratégies de détection CFAR développées pour les milieux gaussiens vers des milieux Pareto distribués. En exploitant cette même dualité, nous avons effectué une analyse théorique complète de deux autres détecteurs, à savoir le Geometric Mean Greatest Of-CFAR (GO-CFAR) et le Geometric Mean Smallest Of-CFAR (SO-CFAR). Ce dernier est plus adapté aux milieux hétérogènes caractérisés par la présence des interférences. Nous avons ensuite examiné, testé et comparé les performances des différents détecteurs via simulations numériques. Les résultats de simulations obtenus permettent de valider l'intérêt du détecteur SO-CAFR pour les milieux hétérogènes comparativement aux autres détecteurs.

**Mots clés :** Radar, Détection adaptative CFAR, Clutter non Gaussien, Interférences, Loi de Pareto.

# Tables des matières

<b>Liste des symboles et notations.....</b>	<b>v</b>
<b>Liste des figures .....</b>	<b>vii</b>
<b>Liste des tableaux .....</b>	<b>viii</b>
<b>Introduction générale.....</b>	<b>1</b>
A. Préambule.....	2
B. Historique de la détection des signaux .....	2
C. Motivations.....	2
D. Etat de l'art.....	3
E. Organisation du manuscrite .....	4
<b>Chapitre 1 : Fondamentaux du Radar .....</b>	<b>5</b>
1.1 Introduction .....	6
1.2 Définition d'un radar .....	6
1.3 Principe de fonctionnement des radars.....	6
1.4 Applications des radars .....	7
1.5 Composants d'un système radar.....	7
1.5.1 Emetteur/Récepteur.....	7
1.5.2 Antenne.....	8
1.5.3 Duplexeur.....	8
1.5.4 Processeur du signal.....	8
1.5.5 Visualisation .....	8
1.5.6 Écran .....	8
1.6 Classification des radars.....	9
1.6.1 Classification selon la fonction du radar.....	9
1.6.2 Classification selon le type du radar .....	9
1.6.3 Classification selon le type du signal émis .....	9
1.6.4 Classification selon la position de l'émetteur/récepteur .....	10
1.7 Fréquences utilisées par les systèmes Radars.....	11
1.8 Principales fonctions du radar .....	12
1.8.1 Détection.....	12
1.8.2 Mesure de distances .....	13
1.8.3 Mesure de vitesse.....	14
1.9 Modélisation statistique des cibles.....	15

1.9.1	Notion de la surface équivalente radar.....	15
1.9.2	Modèles statistiques des cibles radar .....	16
1.10	Modélisation statistique du clutter .....	18
1.10.1	Définition du clutter radar.....	18
1.10.2	Types du clutter radar .....	19
1.10.3	Modèles statistiques du clutter .....	19
1.10.4	Objectifs de la modélisation statistiques du clutter.....	24
1.11	Relation entre modélisation et détection .....	24
1.12	Conclusion.....	24
<b>Chapitre 2</b>	<b>: Analyse de la détection CFAR dans un clutter Pareto distribué.....</b>	<b>25</b>
2.1	Introduction .....	26
2.2	Détection d'un signal radar .....	26
2.3	Formulation du problème de la détection CFAR .....	28
2.3.1	Principe des détecteurs CFAR .....	28
2.3.2	Règle de décision dans un détecteur CFAR.....	29
2.4	Détection CFAR dans un clutter Pareto distribué .....	31
2.5	Détecteur optimal CFAR.....	32
2.6	Détecteur GM-CFAR .....	34
2.7	Détecteur GO et SO-CFAR.....	36
2.7.1	Détecteur GO-CFAR .....	36
2.7.2	Détecteur SO-CFAR .....	38
2.8	Conclusion.....	40
<b>Chapitre 3</b>	<b>: Résultats de simulation.....</b>	<b>41</b>
3.1	Introduction .....	42
3.2	Paramètres de simulations.....	42
3.3	Analyse de variation des paramètres sur la détection.....	43
3.4	Analyse de la détection CFAR en milieux homogènes .....	45
3.4	Analyse de la détection CFAR en milieux hétérogènes .....	46
3.4.1	Cas de présence d'une cible interférente.....	46
3.4.2	Cas de présence de deux cibles interférentes .....	48
3.4.3	Cas de présence de trois cibles interférentes.....	49
3.5	Conclusion.....	50
<b>Conclusions et perspectives</b>	<b>.....</b>	<b>51</b>
<b>Annexes</b>	<b>.....</b>	<b>53</b>
Annexe A	: Détecteur Optimal de Neyman-Pearson.....	54
Annexe B	: Environnements hétérogènes de détection .....	57
B.1	Présence des cibles interférentes .....	57

B.2 Présence des bords de clutter.....	58
B.3 Présence des cibles interférentes et des bords de clutter .....	61
<b>Références bibliographiques.....</b>	<b>62</b>

# Liste des Acronymes

RADAR	Radio Detection and Ranging
UE	Unbiased Estimator
IEEE	The Institute of Electrical and Electronics Engineers
ITU	The International Télécommunication Union
TFA	Taux de Fausse Alarme
CFAR	Constant False Alarm Rate (soit en français Taux de Fausse Alarme Constant, TFAC)
CST	Cellule Sous Test
<i>SNR</i>	Signal-to-Noise Ratio (Rapport Signal à Bruit)
<i>SCR</i>	Signal-to-Clutter Ratio (Rapport Signal à Clutter)
<i>ICR</i>	Interference-to-Clutter Ratio (Rapport Interférence à Clutter)
<i>iid</i>	Indépendant et identiquement distribué
v.a.	Variable aléatoire
PDF	Probability density function (Fonction de densité de probabilité)
CDF	Cumulative distribution function (Fonction de distribution cumulative)
RF	Radio fréquences
EM	Électromagnétiques
PPI	Plan Position Indicateur
CW	Continuous-Wave,
SER	Surface équivalente radar
RCS	Radar Cross Section
MLE	Maximum Like lihood Estimator
CA-CFAR	Cell Averaging CFAR
GM-CFAR	Geometric Mean CFAR
GO-CFAR	Greatest Of Selection Logic in Cell Averaging CFAR
SO-CFAR	Smallest Of Selection Logic in Cell Averaging CFAR

## Liste des symboles et notations

$Pa$	Pareto distribution
$\Gamma$	Gamma distribution
$Exp$	Exponential distribution
$p_s = 2\sigma_s^2$	Puissance moyenne du signal utile de la cible
$p_c$	Puissance moyenne du clutter
$P_S$	Puissance réfléchiée par la cible
$P_i$	Puissance illuminée par le radar
$p_\sigma$	Fonction densité de probabilité PDF
$\mu$	La moyenne
$\sigma$	Écart-type
$\sigma^2$	La variance
$c$	Paramètre de forme de la distribution de Weibull
$b$	Paramètre d'échelle de la distribution de Weibull ou de la distribution $K$
$\nu$	Paramètre de forme de la distribution $K$
$\alpha$	Paramètre de forme de la distribution de Pareto
$\beta$	Paramètre d'échelle de la distribution Pareto
$I_c$	Composante en phase du signal reçu
$Q_c$	Composante en quadrature de phase du signal reçu
$R$	Vitesse radiale
$D$	Distance antenne-cible
$c$	La célérité de de lumière
$f_e$	Fréquence de transmission
$f_r$	Fréquence de réception
$\Delta f$	Fréquence Doppler
$\Delta t$	Le temps mesuré par le radar
$\lambda$	Longueur d'onde
$H_0$	Hypothèse nulle de test de détection caractérisant une cible absente
$H_1$	Hypothèse alternative de test de détection caractérisant une cible présente
$Y$	Signal à l'entrée du récepteur
$S$	Signal utile de la cible
$C$	Clutter (ou échos parasites)
$X$	Signal à la sortie du détecteur quadratique

$\phi$	Angle de déphasage aléatoire entre $S$ et $C$
$Z$	Test statistique
$Z_0$	Signal dans la CST
$M$	Nombre de cellules (ou d'échantillons) dans la fenêtre de référence d'un détecteur CFAR
$N$	Nombre de cellules dans chacune des deux semi-fenêtres d'un détecteur CFAR ( $N = \frac{M}{2}$ )
$P_D$	Probabilité de détection (Probability of Detection)
$P_{FA}$	Probabilité de fausse alarme (Probability of False Alarm)
$\alpha_0$	Probabilité de fausse alarme désirée (ou souhaitée)
$X$	Variable aléatoire
$x$	Observation particulière de la variable aléatoire $X$
$p_X(x)$	Fonction de densité de probabilité de la variable aléatoire $X$
$P_X(x)$	Fonction de distribution cumulative de la variable aléatoire $X$
$p_{X Y}(x y)$	Fonction de distribution de probabilité de $X$ sachant $Y$
$p_{Z H_i}(z H_i)$	Fonction de densité de probabilité du test statistique $X$ sous $H_i$ , $i = 1$ ou $2$ .
$p_{Z_0 H_i}(z_0 H_i)$	Fonction de densité de probabilité du signal dans la CST $Z_0$
$T$	Facteur du seuil de détection
$Y$	Une v.a distribuée selon la loi exponentielle standard
$\lambda_{GM}$	Seuil de détection du détecteur GM-CFAR
$\lambda_{GO}$	Seuil de détection du détecteur GO -CFAR
$\lambda_{SO}$	Seuil de détection du détecteur SO -CFAR
$\Gamma(\cdot)$	Fonction Gamma d'Euler
$K_\nu(\cdot)$	Fonction de Bessel modifiée de seconde espèce d'ordre $\nu$
$\binom{k}{n}$	Coefficients du binôme de Newton = $\frac{k!}{n!(k-n)!}$ avec $n \leq k$
dB	Décibel
GHz	Giga Hertz

## Liste des figures

<b>Figure 1.1</b> - Principe de base d'un système radar.....	7
<b>Figure 1.2</b> - Classification basée sur la fonction du radar .....	10
<b>Figure 1.3</b> - Radar mono statique .....	11
<b>Figure 1.4</b> - Radar bistatique .....	11
<b>Figure 1.5</b> - Mesure de distance .....	14
<b>Figure 1.6</b> - Angle Doppler .....	15
<b>Figure 1.7</b> - Modèle Swerling 1.....	16
<b>Figure 1.8</b> - Modèle Swerling 2.....	17
<b>Figure 1.9</b> - Modèle Swerling 3.....	17
<b>Figure 1.10</b> - Modèle Swerling 4.....	18
<b>Figure 1.11</b> - Fonction de densité de probabilité de la loi Gaussienne ( $\mu = 0, \sigma = 1$ ).....	20
<b>Figure 1.12</b> - Fonction de densité de probabilité de la distribution de Rayleigh.....	20
<b>Figure 1.13</b> - Fonction de densité de probabilité de la distribution log-normal .....	21
<b>Figure 1.14</b> - Fonction de densité de probabilité de la distribution Weibull .....	22
<b>Figure 1.15</b> - Fonction de densité de probabilité de la distribution $K$ .....	23
<b>Figure 1.16</b> - Fonction de densité de probabilité de la distribution de Pareto. ....	23
<b>Figure 2.1</b> - Schéma fonctionnel d'un détecteur adaptatif CFAR .....	31
<b>Figure 2.2</b> - Schéma fonctionnel du détecteur GM-CFAR.....	36
<b>Figure 2.3</b> - Schéma fonctionnel du détecteur GO-CFAR .....	38
<b>Figure 2.4</b> - Schéma fonctionnel du détecteur SO-CFAR .....	40
<b>Figure 3.1</b> - Effet de variation de la valeur du paramètre de forme $\alpha$ sur les performances de détection des deux détecteurs Optimal et GM-CFAR pour $M = 32$ et $\alpha_0 = 10 - 4$ .....	43
<b>Figure 3.2</b> - Effet de variation de la longueur de la fenêtre de référence $M$ sur les performances de détection du détecteur GM-CFAR pour $\alpha = 4.7241$ et $\alpha_0 = 10 - 4$ .....	44
<b>Figure 3.3</b> - Effet de variation de la $PFA$ désirée, $\alpha_0$ , sur les performances de détection des deux détecteurs Optimal et GM-CFAR pour $\alpha = 4.7241$ et $M = 32$ .....	45
<b>Figure 3.4</b> - Performances de détection en milieu homogène des détecteurs Optimal, GM-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR pour $M = 32$ et $\alpha_0 = 10 - 4$ .....	46
<b>Figure 3.5</b> - Performances de détection en présence d'une cible interférentes des détecteurs Optimal, GM-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR pour $M = 32$ , $\alpha_0 = 10 - 4$ et $ICR = 20\text{dB}$ .....	47
<b>Figure 3.6</b> - Performances de détection en présence d'une cible interférentes des détecteurs Optimal, GM-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR pour $M = 32$ , $\alpha_0 = 10 - 4$ et $ICR = 40\text{dB}$ .....	47
<b>Figure 3.7</b> - Performances de détection en présence de deux cibles interférentes localisées ensemble dans l'une des deux semi-fenêtres des détecteurs Optimal, GM-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR pour $M = 32$ , $\alpha_0 = 10 - 4$ et $ICR_1 = 20\text{dB}$ et $ICR_2 = 40\text{dB}$ .....	48
<b>Figure 3.8</b> - Performances de détection en présence de deux cibles interférentes réparties sur les deux semi-fenêtres des détecteurs Optimal, GM-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR pour $M = 32$ , $\alpha_0 = 10 - 4$ et $ICR_1 = 20\text{dB}$ et $ICR_2 = 40\text{dB}$ .....	49
<b>Figure 3.9</b> - Performances de détection en présence de trois cibles interférentes réparties sur les deux semi-fenêtres des détecteurs Optimal, GM-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR pour $M = 32$ , $\alpha_0 = 10 - 4$ et $ICR_1 = 5\text{dB}$ , $ICR_2 = 20\text{dB}$ et $ICR_3 = 40\text{dB}$ .....	50
<b>Figure A.1</b> - Détecteur quadratique optimal de Neyman-Pearson.....	55
<b>Figure A.2</b> - Sensibilité de la $PFA$ à la puissance du bruit.....	56
<b>Figure B.1</b> - Modèle du clutter hétérogène en présence des cibles interférentes.....	57

# Liste des tableaux

<b>Tableau 1.1</b> - Bandes de fréquences de radar .....	12
--	----

# **Introduction générale**

## **A. Préambule**

Ce manuscrit aborde le problème de la détection de cibles radar qui sont noyées dans un environnement statistiquement non Gaussien. En fait, la théorie de la détection radar est un sujet scientifique et technique très riche. Il s'inscrit dans le cadre général du traitement du signal radar. De plus, les avancées technologiques en électronique et en informatique ont largement contribué à la diversification des applications de traitement du signal radar. La détection radar est l'une de ces applications qui a attiré énormément d'attention pendant des années.

## **B. Historique de la détection des signaux**

L'histoire de détection des signaux a commencé par les travaux du physicien britannique James Clerk Maxwell, en 1864, qui a montré théoriquement que les radiations possèdent quelques propriétés ressemblant à celle ses ondes lumineuses. Cela a été prouvé expérimentalement en 1886 par le physicien allemand Heinrich Rudolf Hertz. En 1904, l'ingénieur allemand Christian Hlsmeyer a proposé pour la première fois d'utiliser l'écho radio dans un appareil de détection afin d'éviter les collisions en navigation [1, 2].

Ensuite, en 1917, Nikola Tesla établit les bases théoriques du futur radar. En 1922, un dispositif similaire fut proposé par l'inventeur italien Guglielmo Marconi. Plus tard, pendant la deuxième guerre mondiale, Wattson Watt a pu réaliser un détecteur radio que les américains ont nommé « RADAR », qui est l'acronyme de l'expression « RAdio Detection And Ranging », et qui signifie 'détection et télémétrie par ondes radio'. Depuis cette époque, le radar n'a cessé de se perfectionner [1, 2].

## **C. Motivations**

De nos jours, la détection des cibles par système radar revêt une grande importance dans les divers domaines civils et militaires. Ceci a mené à l'augmentation de la demande sur les algorithmes de détection basés sur les nouvelles technologies et les techniques avancées de traitement du signal. À travers ce mémoire de fin d'étude, nous essayons d'analyser et d'examiner l'efficacité de certaines techniques de détection en concentrant sur le cas des milieux non gaussiens.

En fait, la problématique majeure de la détection radar est de réussir à séparer le signal de la cible d'intérêt et les signaux perturbateurs rétrodiffusés par le milieu et/ou les objets entourant cette cible (clutter ou échos parasites) [3]. Comme le clutter est considéré en général comme étant un processus aléatoire, la théorie des probabilités, qui est une branche très riche des mathématiques, représente le cadre naturel de la problématique de la détection. Il est alors

important de modéliser le clutter radar par des lois de probabilité qui décrivent possiblement son caractère aléatoire. Cette modélisation du clutter est donc primordiale afin de pouvoir optimiser les performances des détecteurs puisque le clutter constitue la principale source d'erreurs limitant en termes de détection radar. La loi de Pareto est l'une des distributions qui a prouvé son efficacité en termes de modélisation du clutter non Gaussien. De plus, la forme mathématique simple de cette distribution a également contribué au développement de nouvelles stratégies de détection. Ces deux facteurs justifient notre choix qui s'est tombé sur cette loi de probabilité simple.

Dans ce mémoire, nous avons analysé et examiné spécifiquement le cas de la détection non-cohérente à taux de fausse alarme constant (soit en anglo-saxon : *Constant False Alarm Rate*, CFAR Detection). Ainsi, de ce point de vue, les travaux menés dans ce manuscrit visent à étudier le problème de détection CFAR en milieux côtiers caractérisés par la distribution de Pareto. Cette étude sera effectuée pour le cas des milieux homogènes et le cas des milieux hétérogènes.

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

De nombreux détecteurs CFAR, destinés au clutter Pareto distribué, ont été proposés dans la littérature [4, 5, 6, 7, 8, 9]. Weinberg a proposé d'exploiter la dualité entre la distribution Exponentielle et la loi de Pareto pour établir de nouvelles règles de détection de type CFAR tout en conservant la relation de la probabilité de fausse alarme [4]. En se basant sur le détecteur CA-CFAR du cas exponentiel, Weinberg a réussi de donner un nouvel détecteur, le GM-CFAR (Geometric Mean-CFAR), pour le cas d'un clutter de distribution Pareto [4]. Pour ce dernier, le niveau local de la puissance du clutter est estimé par le produit (ou la moyenne géométrique) des cellules de la fenêtre de référence du processeur CFAR.

L'inconvénient majeur du détecteur GM-CFAR, est que dans le cas où l'environnement est hétérogène, le seuil de détection augmente et la probabilité de détection ( $P_D$ ) diminue même pour des valeurs élevées du rapport Signal-à-Clutter, *SCR*. Pour améliorer les performances dans les milieux hétérogènes (non-homogènes, inhomogènes), deux versions modifiées de l'algorithme GM-CFAR ont été analysées et examinées dans ce mémoire, à savoir le Geometric Mean Greatest Of-CFAR (GO-CFAR) et le Geometric Mean Smallest Of-CFAR (SO-CFAR). Le GO-CFAR utilise le maximum des produits des cellules des deux semi-fenêtres en amont et en aval qui se trouvent dans les deux côtés de la cellule sous test (CST) [10]. Le but de cette modification est de corriger le problème de l'effet de bord du clutter. Pour corriger le problème de l'effet masque (i.e., si une cible se situe dans la région du

clutter de faible puissance ou du bruit thermique seulement), Le SO-CFAR prend, quant à lui, le minimum des produits des cellules sur les deux semi-fenêtres de part et d'autre de la CST au lieu du maximum [10]. Pour tous ces détecteurs, les relations entre la probabilité de fausse alarme et le seuil adaptatif sont complètement préservées lors de la transformation de règles de décision du cas Gaussien au cas de Pareto. Cependant, il y a une différence cruciale dans la formulation et la définition du seuil adaptatif entre les deux cas : Gaussien et Pareto.

### **E. Organisation du manuscrite**

Ce mémoire est composé de trois principaux chapitres. Chaque chapitre commence par une introduction qui explique plus en détail le contexte et les défis des questions abordées dans ce chapitre. Nous rappelons également à chaque fois les fondements théoriques des techniques utilisées et voilà pour faciliter aux lecteurs leurs compréhensions.

Le premier chapitre, de nature philosophique, introduit d'abord les principes de base du radar et le contexte général dans lequel se développe le travail de ce manuscrit. Rappelons ensuite les modèles statistiques caractérisant les cibles radar. Enfin, nous présentons les principaux modèles statistiques de clutter gaussien et non gaussien.

Le chapitre 2 est entièrement consacré à l'analyse théorique de la détection CFAR dans les milieux de clutter modélisés selon la distribution de Pareto. Ce chapitre constitue la partie théorique la plus importante de ce travail. Il décrit dans un premier lieu le problème de la détection CFAR en environnements homogènes et hétérogènes. Par la suite, on présente les fondements théoriques des détecteurs GM-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR.

Le dernier chapitre est consacré dans la totalité aux tests de performances en détection des algorithmes CFAR susmentionnés via simulations. Ces performances sont évaluées et examinées pour différents scénarios considérant les deux types de milieux : homogènes et hétérogènes.

Enfin, ce mémoire se termine par une conclusion et des perspectives. Cette conclusion permet de faire le point sur nos travaux et récapitule ainsi les principaux résultats présentés dans ce mémoire. Nous présentons ensuite les travaux qui pourraient être effectués ou envisagés dans le futur afin de répondre à certaines questions et de consolider certains résultats.

# **Chapitre 1 : Fondamentaux du Radar**

## **1.1 Introduction**

Ce chapitre, qui est purement philosophique, comporte tout d'abord une présentation théorique du radar, son principe de base, ses applications fondamentales, les composants principaux qui le constituent ainsi que ses différents types. Par la suite, on va présenter brièvement ses principales fonctions et discuter également la relation entre la modélisation statistique de bruit, de fouillis radar et des cibles et la détection. Cette dernière est la fonction la plus importante pour un système radar.

## **1.2 Définition d'un radar**

Le radar est un système électrique utilisé pour la détection et la localisation des objets distants, telles que les avions, les bateaux et les véhicules ... etc. Il transmet des ondes radiofréquences (RF) électromagnétiques (EM) dans une direction donnée puis il reçoit et détecte ces mêmes ondes réfléchies à partir des objets (ou obstacles) qui se trouvent dans cette direction.

Le mot « RADAR » est un néologisme provenant de l'acronyme anglais : Radio Detection And Ranging, que l'on peut traduire en français par « détection et estimation de la distance par ondes radio » ou plus simplement « radiorepérage ». Tous les premiers radars utilisent des ondes radio, mais aujourd'hui quelques radars modernes sont basés sur les ondes optiques qui utilisent les lasers [2].

## **1.3 Principe de fonctionnement des radars**

Le radar est un système qui utilise généralement des ondes électromagnétiques pour détecter la présence et la position, ainsi que la vitesse des objets tels que les avions et les navires, Etc. Ses ondes électromagnétiques se propagent dans l'air à la vitesse de la lumière, soit approximativement  $c \approx 3 \times 10^8 \frac{m}{s}$ .

En général, un radar se compose d'un émetteur et d'un récepteur avec une ou deux antennes (ou plus). Les ondes envoyées par l'émetteur sont réfléchies par la cible, et le milieu qui l'entoure (Voir Figure 1.1). Les signaux rétrodiffusés par ce milieu sont communément appelés échos radar. Ils sont ensemble collectés et analysés par le récepteur radar. Ces signaux sont ensuite amplifiés et discrétisés pour un éventuel traitement (Détection, localisation, poursuite, etc) [2].

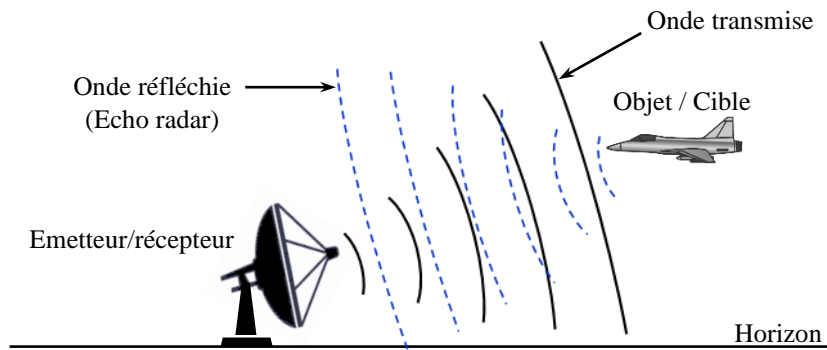


Figure 1.1 - Principe de base d'un système radar

## 1.4 Applications des radars

Les radars sont utilisés dans différents domaines, les principaux sont les suivants [1] :

- **Domaine militaire** : les radars sont utilisés pour la détection et la surveillance aérienne, et la surveillance maritime, l'identification amie ou ennemie et l'auto-orientation des missiles.
- **Domaine météorologique** : Ils sont utilisés pour détecter et localiser les précipitations (pluie, neige, grêle, etc.) et pour mesurer leur intensité en temps réel.
- **Domaine de circulation et sécurité routière** : les radars routiers sont employés dans la mesure de la vitesse des véhicules et voitures utilisant l'effet Doppler.
- **Domaine de l'aviation** : les radars permettent le positionnement, le suivi et le contrôle du trafic aérien, le guidage des avions.
- **Domaine maritime** : les radars sont souvent utilisés pour la navigation et l'anticollision.
- **Domaine scientifique** : dans ce domaine les radars sont embarqués sur Satellite pour l'observation de la terre ou du niveau des océans.

## 1.5 Composants d'un système radar

Le radar est un ensemble complexe d'éléments électroniques, mais aussi d'éléments électriques et d'éléments mécaniques. Ces éléments sont installés soit en fixe, soit en semi-mobile sur des véhicules.

### 1.5.1 Emetteur/Récepteur

L'émetteur est un oscillateur qui produit un signal basse-fréquence qui va être modulé à très hautes fréquences (3GHz jusqu'à 30GHZ) puis amplifié et diffusé au moyen d'une antenne directive. Le récepteur ensuite reçoit, détecte et mesure une fraction infime du signal renvoyé sous forme d'écho vers l'antenne réceptrice.

### **1.5.2 Antenne**

Son rôle est de rayonner l'onde électromagnétique vers la cible avec le minimum de perte. Contrairement à une antenne radio, l'antenne radar est fabriquée de façon à concentrer l'énergie des pulsations émises en un faisceau horizontal étroit. Cette antenne est munie d'un moteur à vitesse constante et balaie l'horizon continuellement sur 360°.

Pour repérer les cibles, l'antenne émet sur le plan horizontal un faisceau très étroit (2° à 4°). Plus l'antenne est large, plus le faisceau est étroit. Les antennes radar doivent avoir une directivité élevée. La directivité d'une antenne caractérise la manière dont celle-ci concentre son rayonnement dans une direction privilégiée de l'espace. La largeur du faisceau étant proportionnelle à la longueur d'onde du rayonnement et inversement proportionnelle à la largeur de l'antenne.

### **1.5.3 Duplexeur**

Dans un radar mon-statique, un duplexeur est un commutateur électronique, qui dirige l'onde vers l'antenne lors de l'émission, ou le signal de retour depuis l'antenne vers le récepteur lors de la réception. Par conséquent, la même antenne est utilisée pour les deux fonctions, et cela avec une déperdition minimale de puissance.

### **1.5.4 Processeur du signal**

Le processeur du signal radar est un système électronique où entre le signal brut revenant du récepteur. Il est généralement trouvé dans la chaîne de réception. L'une de ces fonctions est de faire passer l'écho du signal souhaité et rejeter les signaux indésirables (bruit, clutter...etc). Il est également utilisé pour réaliser des traitements spécifiques de données (la détection à taux de fausse alarme constant, la poursuite automatique ...etc). Le filtre adaptatif, déjà mentionné, est un exemple d'un processeur du signal. Un autre exemple est le filtre Doppler qui permet de séparer les cibles mobiles des objets fixes non désirés.

### **1.5.5 Visualisation**

Le PPI (Plan Position Indicateur), ou vue panoramique radar, montre en coordonnées polaires la région de couverture autour du radar. La position de ce dernier est généralement au centre de l'écran mais peut être décalé pour certaines applications. Un rayon rotatif synchronisé avec l'antenne balaie l'écran à la recherche d'objets. La représentation d'un objet sur l'écran est appelée « spot ».

### **1.5.6 Écran**

L'écran est la partie utile du radar, celle sur laquelle se font la navigation et la détection des obstacles. Les progrès de la technologie ont permis de développer des écrans couleurs et

balayeurs de gauche à droite et de bas en haut (le procédé est répété 60 fois par seconde). Un rayon rotatif synchronisé avec l'antenne balaie l'écran à la recherche d'objets. La représentation d'un objet sur l'écran s'appelle un spot.

## **1.6 Classification des radars**

### **1.6.1 Classification selon la fonction du radar**

Les radars peuvent être arrangés en plusieurs classes, à savoir les radars terrestres, aéroportés, et les radars navals ou marins. Une autre classification se fonde sur l'application et/ou la fonctionnalité du radar. Ceci inclut la météo, l'acquisition et la recherche, la poursuite ...etc. Ils peuvent également être classés dans de nombreuses catégories basées sur les caractéristiques spécifiques du radar lui-même, telles que le type d'antenne, les formes d'ondes utilisées et la bande de fréquence.

### **1.6.2 Classification selon le type du radar**

En fonction des informations qu'ils doivent fournir, les systèmes radars utilisent des technologies différentes. Pour cela, ils sont classifiés comme montré sur la Figure 1.2 [11] :

- **Radars primaires** : Un radar primaire émet des ondes radio hyperfréquences qui sont réfléchies par les cibles et le milieu qui l'entoure. Les échos ainsi créés sont reçus et analysés. Contrairement aux radars secondaires, un radar primaire a un intérêt principal : la cible qu'il éclaire reste passive, c-à-d, il reçoit la partie réfléchie de son propre signal.
- **Radars secondaires** : Un radar secondaire fonctionne selon un principe différent. En effet, la cible qu'il éclaire génère (de façon active) les signaux de réponse et les émet vers le récepteur du radar secondaire, après avoir reçu des impulsions hyperfréquences, appelées « interrogations ». Celles-ci n'ont pas été transmises pour but d'être réfléchies, la cible étant équipée d'un transpondeur qui les reçoit et les traite. Ensuite, sur une fréquence différente, le transpondeur met en forme et émet un message de réponse qui peut être reçu et décodé par le radar secondaire.

### **1.6.3 Classification selon le type du signal émis**

De point de vue de leurs fonctionnements, en fonction du signal émis, les radars peuvent en gros se classer selon les formes d'onde qu'ils emploient, ou selon leur fréquence d'opération, en deux catégories (voir Figure 1.2) [2]:

- **Radars à impulsion** : Dans ce type, le radar transmet un train d'impulsions brèves d'énergie radiofréquence RF et recevra par la même antenne l'écho retour. A chaque fois une impulsion est émise, le radar se met en mode écoute des échos renvoyés par

les cibles noyées dans l'environnement. Les radars pulsés sont surtout conçus pour la détection à longue portée et émettent donc des impulsions très puissantes.

- **Radars à ondes continues** : Un radar à ondes continues (Continuous-Wave, CW radars) est un type de radar caractérisé par la transmission d'un signal hyperfréquence continu (sans interruption) et utilise typiquement des antennes d'émission et de réception séparées, car il n'est généralement pas possible de recevoir avec une sensibilité totale via une même antenne pendant qu'elle transmet un signal de haute puissance.

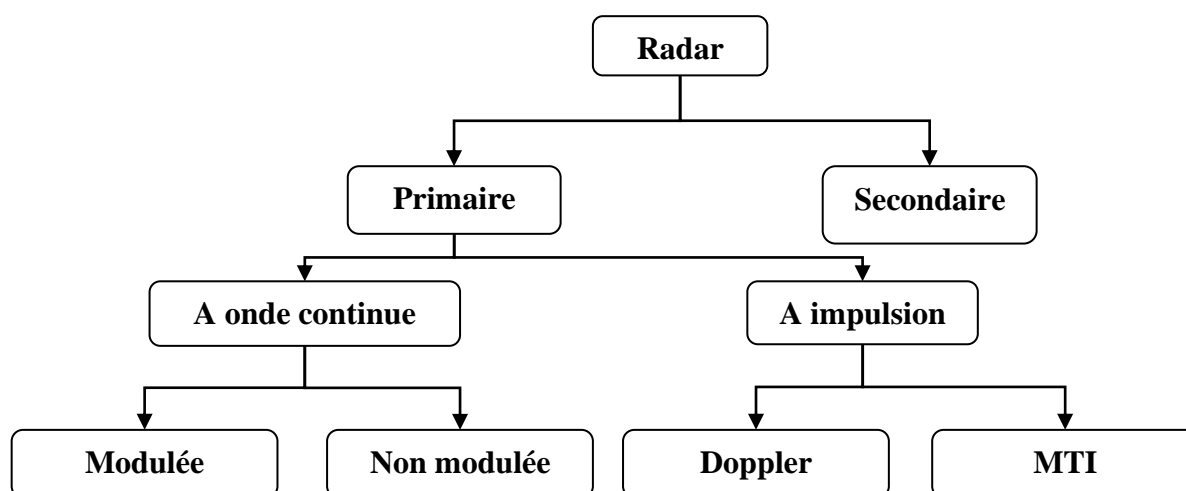


Figure 1.2 - Classification basée sur la fonction du radar

#### 1.6.4 Classification selon la position de l'émetteur/récepteur

Selon la position de l'émetteur et du récepteur, on distingue trois configurations [2]:

- **Radars mono statiques** : Dans cette configuration, l'émetteur et le récepteur du radar partagent une électronique et une antenne commune (voir Figure 1.3). Ceci permet de réduire l'encombrement et les coûts de synchronisation entre l'émetteur et le récepteur.

*Remarque* : Un radar CW mono statique utilise généralement des antennes d'émission et de réception séparées localement avec un écran entre elles, mais partageant la même électronique.

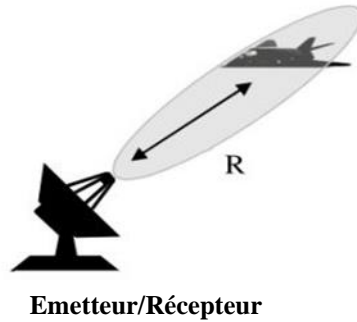


Figure 1.3 - Radar mono statique

- **Radars bistatiques :** Dans la configuration bi statique l'émetteur et le récepteur sont séparés, souvent par de très grandes distances ( $> 1$  km).

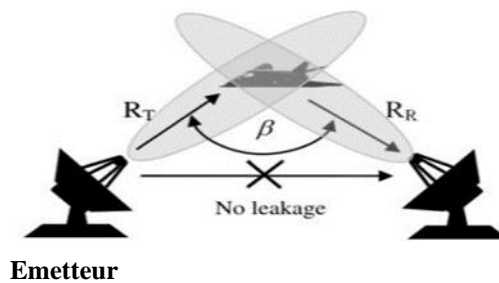


Figure 1.4 - Radar bistatique

- **Radars multistatiques :** On parle du radar multistatique, si l'on a un émetteur et plusieurs récepteurs distincts.

En effet, l'utilisation d'une configuration bi statique ou multistatique demande une bonne synchronisation entre l'émetteur et le(s) récepteur(s), et l'utilisation d'une géométrie d'acquisition moins triviale. Enfin, il faut noter que le radar mono statique est largement utilisé et ses performances sont souvent supérieures mais pas toujours par rapport aux radars bi statiques.

## 1.7 Fréquences utilisées par les systèmes Radars

Le tableau 1.1, montre une classification des systèmes radar basée sur la bande de fréquences utilisée. En effet, pour garder secret le développement de ce système, les militaires ont décidé de donner à ces gammes de noms de code qui sont demeurés en usage pour plusieurs années. Ils ont été adoptés aux États-Unis par « *The Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE)* » et internationalement par « *The International*

*Telecommunication Union (ITU)* ». Cependant, certains utilisateurs de bandes radio sont remplacé les vocables traditionnels par leur propre identification.

**Tableau 1.1 - Bandes de fréquences de radar**

Nom de la bande	Gamme de fréquences	Bandes assignées par l'ITU
HF	3–30 MHz	
VHF	30–300 MHz	138–144 MHz 216–228 MHz
UHF	300–1000 MHz	420–450 MHz 890–942 MHz
L	1–2 GHz	1.215–1.4 GHz
S	2–4 GHz	2.3–2.5 GHz 2.7–3.7 GHz
C	4–8 GHz	5.250–5.925 GHz
X	8–12 GHz	8.5 – 10.68 GHz
Ku	12–18 GHz	13.4–14 GHz 15.7–17.7 GHz
K	18–27 GHz	24.05–24.25 GHz
Ka	27–40 GHz	33.4–36 GHz
V	40–75 GHz	59–64 GHz
W	75–110 GHz	76–81 GHz 92–100 GHz
Ondes millimétriques	110–300 GHz	126–142 GHz 144–149 GHz 231–235 GHz 238–248 GHz

*Source: IEEE Standard for Letter Designations for Radar-Frequency Bands, New York: The Institute of Electrical and Electronic Engineers, Inc., January 8, 2003.*

## 1.8 Principales fonctions du radar

### 1.8.1 Détection

La détection d'un signal utile est la fonction principale d'un système radar. D'ailleurs, au cours de son traitement dans une chaîne de réception de radar, le signal reçu est mélangé au bruit. Le signal composite ainsi formé est amplifié, filtré puis détecté, afin d'être mis sous la forme la plus propre à son exploitation ultérieure [12, 13, 14].

Avant filtrage le rapport Signal-sur-Bruit (*Signal-to-Noise Ratio, SNR*) n'est pas optimisé, le signal se trouve donc généralement noyé dans le bruit. Le filtrage a pour but d'optimiser le *SNR* ce qui permet de faire ressortir le signal, on se trouve donc en présence :

- Dans les zones où aucun signal utile n'est (il y a que du bruit),
- Dans les zones où ce signal existe (un signal composite formé par la somme du même bruit et du signal utile de puissance maximale qui dépend du filtrage effectué).

L'étude de la détection radar est souvent menée dans les deux cas suivants :

- **En absence de signal utile**, le bruit détecté peut dépasser un seuil, ce qui crée une fausse alarme. Nous étudierons la probabilité d'apparition de cet événement ou probabilité de fausse alarme  $P_{FA}$ , connaissant la loi de probabilité du bruit et le niveau du seuil. En pratique, on connaît la probabilité de fausse alarme que peut tolérer le système de traitement de l'information associé au radar, ce critère permet donc de fixer le niveau du seuil placé après le détecteur.
- **En présence de signal utile**, le signal composite dépasse ou non le seuil suivant la force du signal utile et suivant la manière dont il se compose en moyenne fréquence avec le bruit qui l'accompagne.

La détection de la présence d'une cible n'est donc pas un fait certain, mais une variable aléatoire. Nous étudierons la probabilité de détection  $P_D$ , probabilité pour que le signal composite dépasse le seuil qui, à probabilité de fausse alarme donnée, dépendra essentiellement du rapport  $SNR$  [12, 13, 14].

### 1.8.2 Mesure de distances

La distance est calculée à partir du temps de transit (aller et retour) d'une brève impulsion radio électrique émise et de sa vitesse de propagation  $c$ . La distance de l'écho (calculée par le radar) est la distance en ligne droite entre l'antenne du radar et la cible. Le temps  $\Delta t$  mesuré par le radar est le temps nécessaire à l'impulsion pour aller de l'antenne à la cible, puis de la cible vers l'antenne après réflexion. Chaque impulsion revenant au radar a parcouru deux fois la distance radar-cible. La formule permettant de calculer cette distance est donc la suivante [2]:

$$D = \frac{c \cdot \Delta t}{2} \quad (1.1)$$

Où  $D$  est la distance antenne-cible en mètre et  $c$  est la vitesse de lumière ( $3 \times 10^8 \frac{m}{s}$ ).

Le signal reçu aura la même forme que le signal émis mais il sera très faible et toujours accompagné d'un bruit de fond provenant [15, 16]:

- 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 du par exemple a un ennemi non coopérant (ou à un ami maladroit).

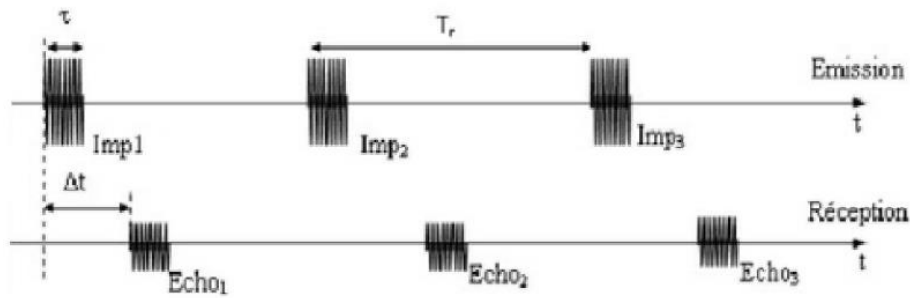


Figure 1.5 - Mesure de distance

### 1.8.3 Mesure de vitesse

L'onde électromagnétique du radar subit un changement de fréquence lors de son interaction avec la cible, dû essentiellement au déplacement de celle-ci. Ce changement est appelé communément « Effet Doppler ». Ainsi, la meilleure façon de déterminer la vitesse  $v$  d'une cible est d'utiliser la fréquence Doppler  $\Delta f$  qui est la différence entre la fréquence du signal reçu  $f_r$  et la fréquence du signal émis  $f_e$ . L'effet Doppler traduit donc une variation de la fréquence du signal émis [2]. Cette variation de fréquence est proportionnelle à la vitesse de la cible et s'exprime par

$$\Delta f = \frac{2 \cdot v \cdot f_e}{c} = \frac{2 \cdot v}{\lambda} \quad (1.2)$$

Où  $\lambda$  est la longueur d'onde qui égale à  $\frac{c}{f_e}$ .

Noter que, pour des objets fixes, la fréquence Doppler est nulle ( $\Delta f = 0\text{Hz}$ ). D'une manière générale, la fréquence de l'écho reçu d'un objet se rapprochant ou s'éloignant du radar est donnée par

$$f_r = f_e \pm \Delta f \quad (1.3)$$

Par conséquent, la vitesse de la cible vers le radar peut être donnée par

$$v = \frac{\lambda \Delta f}{2} \quad (1.4)$$

Noter que  $\Delta f$  exprime ici la composante parallèle à l'axe de propagation, de la vitesse de la cible.

Lorsque la cible ne se déplace pas dans l'axe du faisceau radar, la vitesse réelle de celle-ci doit être corrigée par le cosinus de l'angle de visée  $\alpha$  qu'on appelle « Angle Doppler » (Figure 1.6). Dans ce cas-ci, la fréquence de Doppler s'exprime par

$$\Delta f = \frac{2 \cdot v \cdot f_e}{c} \cos(\alpha) = \frac{2 \cdot v}{\lambda} \cos(\alpha) \quad (1.5)$$

Par conséquent, la vitesse est donnée par

$$v = \frac{\lambda \Delta f}{2 \cos(\alpha)} \quad (1.6)$$

Avec  $\sin(\alpha) = \frac{x}{R}$ .

Pour  $x$  donné, plus le radar est éloigné de la cible plus  $\sin(\alpha) \rightarrow 0$  et donc  $\cos(\alpha) \rightarrow 1$ .

On parlera bien souvent de vitesse radiale, étant sous-entendu dans ce cas, qu'il faudra corriger cette vitesse par le cosinus de l'angle de visée [2].

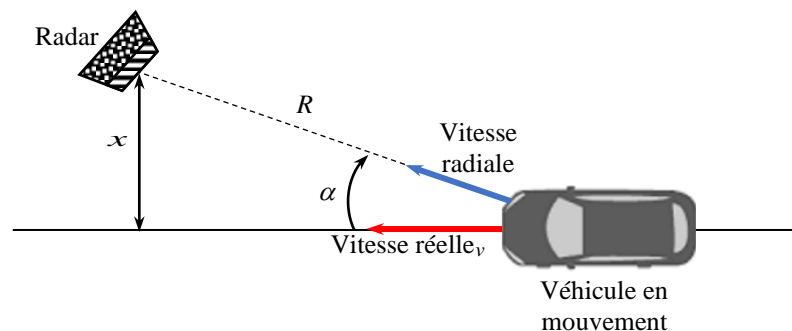


Figure 1.6 - Angle Doppler

## 1.9 Modélisation statistique des cibles

### 1.9.1 Notion de la surface équivalente radar

La surface équivalente radar (SER ou RCS pour Radar Cross Section en anglais), est la surface effective de réflexion attribuée à chaque surface de cible (l'objet qui reflète le faisceau électromagnétique). De ce fait, c'est cette partie du signal réfléchi (écho) qui permet au radar de détecter, poursuivre et parfois identifier la cible. La RCS dépend de la forme de l'objet, sa taille, la nature de son matériau, de la longueur d'onde ainsi que des angles d'incidence. La notation usuelle de la RCS est  $\sigma$  et est définie par [17, 18] :

$$\sigma = 4\pi \frac{P_S}{P_i} \quad (1.9)$$

Où  $P_S$  est la puissance réfléchiée par la cible et  $P_i$  est la puissance illuminée par le radar.

## 1.9.2 Modèles statistiques des cibles radar

La modélisation des cibles dépend du calcul du RCS de l'objet. Le moindre changement d'orientation de la cible et les vibrations qu'elle subisse provoque le phénomène des variations du RCS appelées fluctuations. A cause des fluctuations des surfaces équivalentes des cibles observées, celles-ci sont réparties, conformément à la nature statistique des fluctuations de la cible. Généralement, la majorité des cibles radar sont fluctuantes car leurs dimensions sont plus importantes que la longueur d'onde. Cependant, seules les cibles sphériques ou les coins de réflecteurs vus sous un angle constant sont non fluctuants. De plus, pour les cibles fluctuantes, le rapport signal sur bruit (*SNR* : *Signal-to-Noise Ratio*) est fonction du type de fluctuation.

Le mathématicien américain Peter Swerling a développé les modèles statistiques des cibles radar. Il s'agit de formules mathématiques pour décrire les propriétés statistiques de la surface efficace de objets complexes. En effet, Swerling a observé et classifié les cibles selon les fluctuations en quatre modèles statistiques [19].

### 1.8.2.1 Modèle Swerling 1

Ce modèle caractérise une cible lentement fluctuante et dont l'amplitude de l'enveloppe  $\sigma$  du signal réfléchi suit une loi Exponentielle, telle que sa fonction densité de probabilité (Probability Density Function, PDF) est donnée par :

$$p_\sigma(\sigma) = \frac{1}{\bar{\sigma}^2} \exp\left(\frac{-\sigma}{\bar{\sigma}^2}\right), \quad \sigma \geq 0 \quad (1.10)$$

où  $\sigma$  est la surface équivalente radar moyenne sur toutes les fluctuations de la cible et  $\bar{\sigma}^2$  représente la variance de la cible, laquelle est proportionnelle à son RCS.

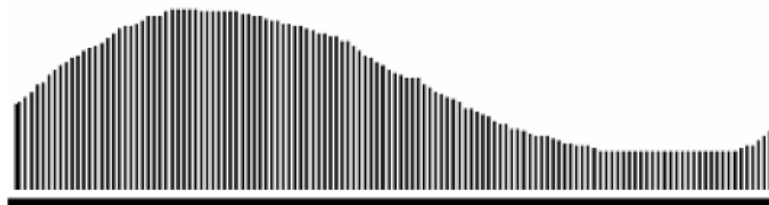


Figure 1.7 - Modèle Swerling 1

### 1.8.2.2 Modèle Swerling 2

Dans ce cas, les fluctuations sont plus rapides que dans le cas du modèle Swerling 1, et sont supposées être indépendantes d'une impulsion à une autre. C'est une fluctuation d'une impulsion à impulsion, où la PDF est la même que celle du modèle Swerling 1.

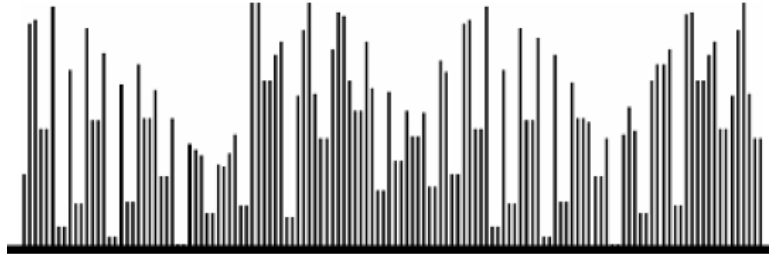


Figure 1.8 - Modèle Swerling 2

### 1.8.2.3 Modèle Swerling 3

Les fluctuations sont indépendantes d'un scan à scan (scan-to-scan) comme pour le cas d'un modèle Swerling 1, mais la fonction densité de probabilité est donnée par :

$$p_{\sigma}(\sigma) = \frac{4\sigma}{\bar{\sigma}^2} \exp\left(\frac{-2\sigma}{\bar{\sigma}}\right), \quad \sigma \geq 0 \quad (1.11)$$

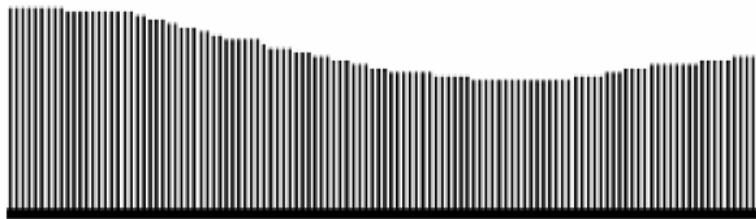
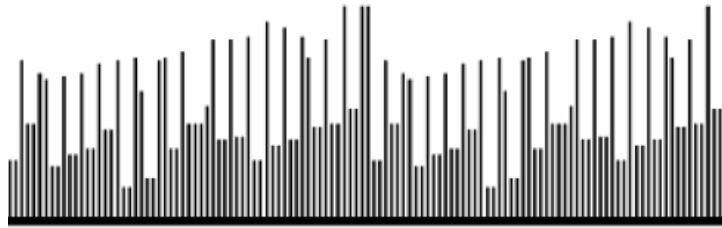


Figure 1.9 - Modèle Swerling 3

### 1.8.2.4 Modèle Swerling 4

La fonction densité de probabilité est la même que celle du modèle Swerling 3, mais les fluctuations sont indépendantes d'une impulsion à une autre.



**Figure 1.10** - Modèle Swerling 4

## **1.10 Modélisation statistique du clutter**

Au cours de ce paragraphe, on va établir une étude théorique des différents modèles statistiques du clutter de mer qui sont souvent appliqués dans la majorité des situations pratiques. On s'intéresse uniquement à la modélisation du clutter de mer puisqu'elle fait partie du cadre générale de la problématique traitée dans ce mémoire.

En effet, les milieux côtiers (ou marins) sont complexes et changeants, ce qui engendre des variations rapides et importantes des portées des systèmes radar. En réalité, la propagation des ondes électromagnétiques dans tels milieux subit de forts effets de réfraction et des effets de réflexions/diffractions sur la surface de la mer. Au fur et à mesure, plusieurs modèles statistiques ont été développés et employés dans la pratique. Le développement de ces modèles est conduit par l'observation des données réelles qui sont analysées et traitées au niveau du calculateur attaché au système radar.

### **1.10.1 Définition du clutter radar**

Le clutter est le terme perturbateur non désiré appliqué à n'importe quel signal radar utile à partir des diffuseurs qui ne sont pas d'intérêt à l'utilisateur de radar. Le clutter de mer, quant à lui, est le nom attribué aux échos parasites non désirés qui sont réfléchis par les vagues de mer. Ce signal électromagnétique rétrodiffusé par la surface de la mer a plusieurs applications très importantes en télédétection micro-ondes à savoir par exemple la détection des cibles en environnement marin. Dans ce contexte, ce signal est considéré comme un bruit qu'il faut éliminer. Donc, pour atteindre ce but il est nécessaire de modéliser correctement à la fois la surface de la mer et son interaction avec les ondes électromagnétiques en termes statistiques, afin de bien interpréter le signal rétrodiffusé [16, 17].

Les échos de clutter sont aléatoires du fait que les composantes individuelles de clutter (diffuseurs) ont des amplitudes et des phases aléatoires. Dans de nombreux cas, le niveau du signal de clutter est beaucoup plus élevé que le niveau de bruit du récepteur. Ainsi, l'amplitude

du radar à détecter les cibles noyées dans un clutter élevé dépend plutôt du rapport signal-à-clutter (*SCR*) que du rapport signal-à-bruit *SNR*.

### **1.10.2 Types du clutter radar**

On désigne deux types de clutter : le clutter de surface (échos de la mer et de la terre) et de volume (généralement liés aux phénomènes météorologiques) [11].

- **Clutter de mer** : L'amplitude ou l'intensité du clutter de mer est caractérisée par des fluctuations, assimilées à des processus aléatoires, qui sont décrites par un modèle statistique ou simplement une fonction de densité de probabilité PDF (voir paragraphe 1.12).
- **Clutter atmosphérique** : Les performances de certains radars peuvent être affectées par la présence de particules météorologiques. En basse fréquence, ce type de clutter n'a pas d'effet significatif, mais en hautes fréquences, il peut causer un masquage pour l'opérateur radar.

Ces deux types de clutter sont tels que le rapport du signal sur clutter (Signal to Clutter Ratio, *SCR*) est très grand par rapport au rapport signal sur bruit (Signal to Noise Ratio, *SNR*). Le clutter peut être considéré comme homogène ou non homogène. La non homogénéité est causée essentiellement par l'effet de bord de clutter et/ou par la présence des cibles interférentes. Ces deux derniers seront discutés lors du deuxième chapitre.

### **1.10.3 Modèles statistiques du clutter**

Depuis des décennies, le clutter dû au retour de la surface de la terre ou de la mer a été modélisé par un processus stochastique. Pour les radars à basse résolution, l'amplitude du clutter est distribuée selon la loi de Rayleigh. Tandis que pour les radars à haute résolution, le clutter devient impulsif, d'où le caractère devient non gaussien. La majeure partie de la recherche sur le clutter non gaussien consiste à trouver une distribution appropriée qui permet d'approcher les données expérimentales. Par exemple, il a été observé expérimentalement que dans beaucoup de cas, les distributions Weibull, log normal, la distribution-*K* ou la distribution de Pareto sont de meilleures approximations pour les statistiques d'amplitude du clutter qu'une distribution de Rayleigh [20, 21, 22, 23, 24]. On distingue alors deux classes de modèles statistiques du clutter : Les modèles dits Gaussiens et les modèles dits non Gaussiens.

#### **1.10.3.1 Modèles Gaussiens du clutter**

Au début des systèmes radar, les modèles Gaussiens du clutter de mer ont été les seuls, d'où ils avaient fait un succès convaincant relativement aux applications connues à l'époque.

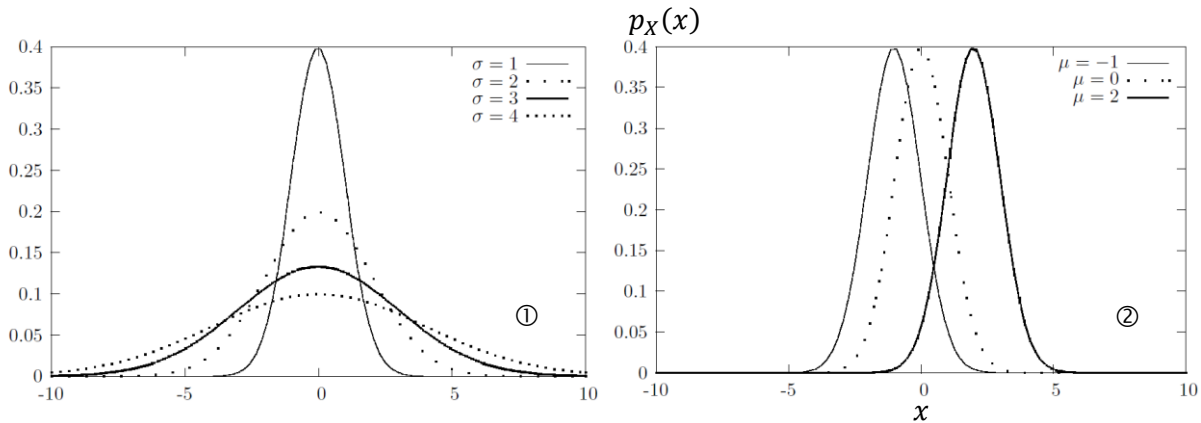
Cette description statistique classique de la surface de la mer repose sur une représentation des pentes et hauteurs de vagues en termes de champs aléatoires gaussiens stationnaires.

**a. Distribution Normale**

La distribution normale ou Gaussienne, représentée sur la Figure 1.13, est définie par [25]:

$$p_X(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2\right), \quad x \geq 0 \tag{1.12}$$

Où  $\mu$  est la moyenne et  $\sigma^2$  est la variance.



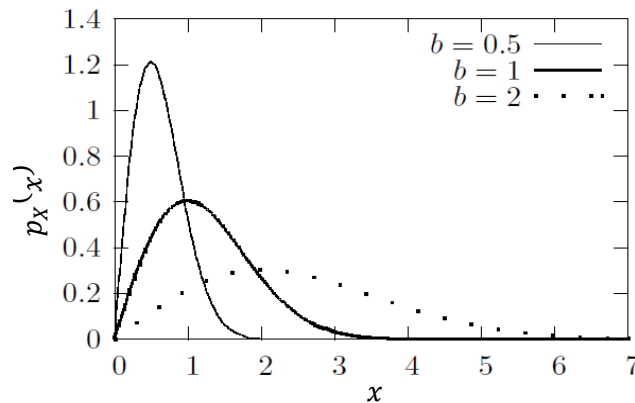
**Figure 1.11** - Fonction de densité de probabilité de la loi Gaussienne (⊙ $\mu = 0$ ⊙ $\sigma = 1$ )

**b. Distribution de Rayleigh**

La distribution de Rayleigh fait partie alors des lois gaussiennes et est définie par [25] :

$$p_X(x) = \frac{x}{b} \exp\left(-\frac{x^2}{b}\right), \quad x > 0 \tag{1.13}$$

où  $b$  est un facteur d'échelle.



**Figure 1.12** - Fonction de densité de probabilité de la distribution de Rayleigh

### 1.10.3.2 Modèles Non Gaussiens du clutter

#### a. Distribution Log-Normale

La distribution Log-Normale est une loi de probabilité à deux paramètres  $\mu$  et  $\sigma$  définie sur  $]0, +\infty[$ . Sa PDF associée est donnée par [25]:

$$p_x(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma x}} \exp\left(-\frac{(\ln(x) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right), \quad x \geq 0 \quad (1.14)$$

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

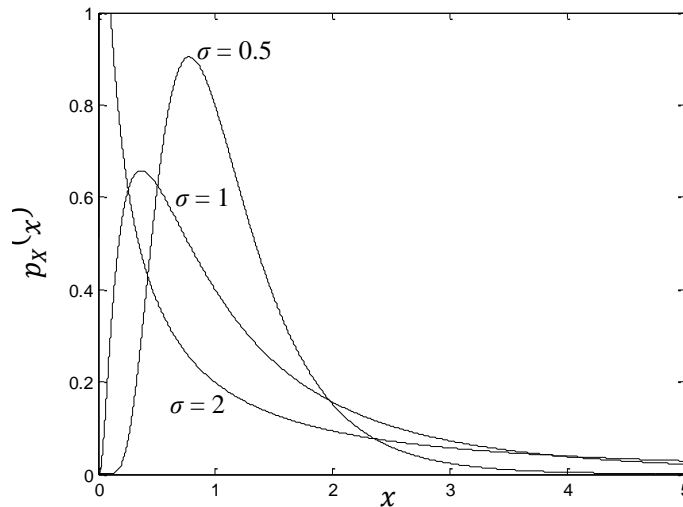


Figure 1.13 - Fonction de densité de probabilité de la distribution log-normal

#### b. Distribution de Weibull

La distribution de Weibull introduite par Schleher pour modéliser le clutter de mer [20]. Cette distribution dépend de deux paramètres, le paramètre de forme  $c$  et le paramètre de d'échelle  $b$ . Elle est donnée par [20, 25] :

$$p_x(x) = \frac{c}{b} \left(\frac{x}{b}\right)^{c-1} \exp\left[-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right] \quad (1.15)$$

où  $b$  est le paramètre d'échelle et  $c$  est le paramètre de forme.

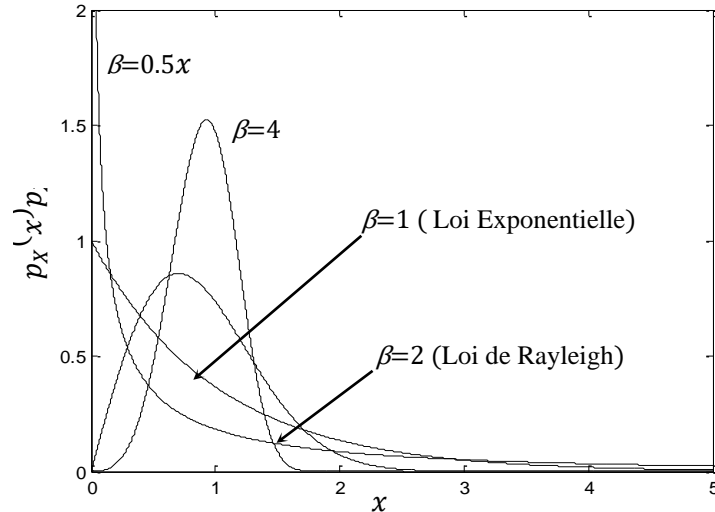


Figure 1.14 -Fonction de densité de probabilité de la distribution Weibull

### c. Distribution K

Cette distribution a été initialement proposée dans [22] pour modéliser le clutter de mer. Lorsque la résolution du radar augmente et pour des angles d'incidence faibles, le clutter de mer présente un nombre plus élevé de pics (*spikes*). Par conséquent, la distribution empirique du clutter développe une longue queue. Il a été montré d'après des études expérimentales que l'intensité du clutter peut être interprétée comme étant le produit de deux composantes appelées speckle et texture [27, 28]. Le speckle suit une loi exponentielle, alors que la texture est modélisée selon la loi Gamma. La PDF du clutter est obtenue en moyennant le speckle sur toutes les valeurs possibles de la texture. La distribution  $K$  est définie par [22]:

$$p_x(x) = \frac{4}{b\Gamma(c)} \left(\frac{x}{b}\right)^c K_{c-1}\left(\frac{2x}{b}\right), \quad x \geq 0 \quad (1.16)$$

Où  $b$  est un paramètre d'échelle,  $c$  est un paramètre de forme,  $\Gamma(\cdot)$  est la fonction gamma, et  $K_c(\cdot)$  est la fonction de Bessel modifiée.

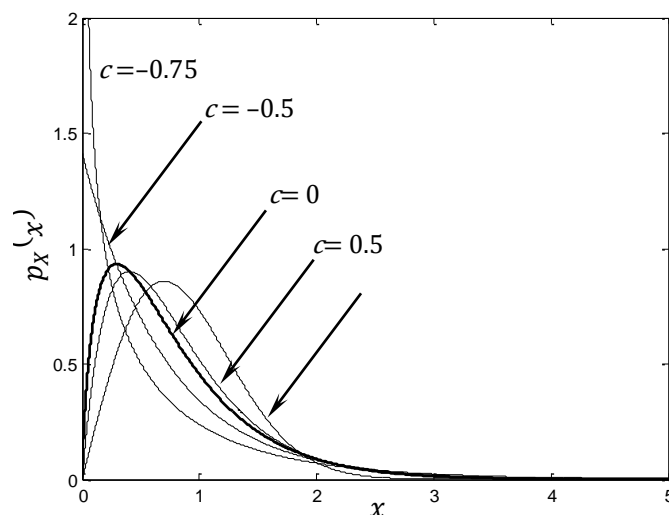


Figure 1.15 - Fonction de densité de probabilité de la distribution K

**d. Distribution de Pareto simple**

La distribution de Pareto simple a été validée récemment comme modèle statistique pour les échos retours du clutter de la mer de haute résolution [28, 29]. La PDF correspondante est définie sur  $[\beta, +\infty[$  et donnée simplement par [25]

$$p_X(x) = \begin{cases} \frac{\alpha\beta^\alpha}{x^{\alpha+1}} & \text{si } x \geq \beta \\ 0 & \text{si } x < \beta \end{cases} \quad (1.17)$$

où  $\alpha$  est un paramètre de forme et  $\beta$  est un facteur d'échelle.

Ces deux paramètres peuvent être estimés par les deux estimateurs MLE (*Maximum Likelihood Estimator*) et UE (*the Unbiased Estimator*) [25].

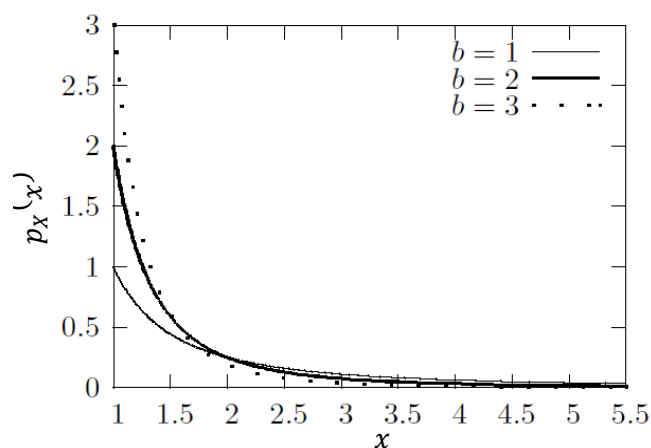


Figure 1.16 - Fonction de densité de probabilité de la distribution de Pareto.

#### **1.10.4 Objectifs de la modélisation statistiques du clutter**

La modélisation statistique de l'amplitude (ou l'intensité) du clutter de la mer est une étape essentielle pour la détection de cibles en environnements maritimes. L'objectif de cette modélisation est de chercher la fonction de densité de probabilité (PDF) qui caractérise le plus précisément possible la distribution réelle de l'amplitude du clutter. Au niveau de la distribution statistique, la valeur du champ rétrodiffusé par une cible se situera plutôt dans la partie droite de la queue de la distribution du clutter. En pratique, la PDF de ce dernier est notamment utilisée dans les algorithmes de détection tels que l'algorithme de taux constant de fausse alarme (Constant False Alarm Rate, CFAR en anglo-saxon).

#### **1.11 Relation entre modélisation et détection**

La détection est la fonction principale de n'importe quel radar puisqu'elle s'effectue avant toute autres fonctions (i.e., localisation, poursuite, classification, etc.) [17]. D'ailleurs, la problématique majeure de la théorie de la détection est de réussir à séparer le signal de la cible d'intérêt et les signaux perturbateurs (interférences, clutter ou échos parasites) causés par l'environnement de détection et/ou par le radar lui-même. Typiquement, comme le clutter est considéré en général comme étant un processus aléatoire, la théorie des probabilités représente le cadre naturel de la problématique de la détection [17].

Il est alors clair que la caractérisation des cibles et du clutter et la recherche des lois de probabilités qui les régissent (on parle de la modélisation statistique) doivent faire l'objet de toutes les attentions afin d'améliorer les performances de détection des radars. En effet, la modélisation des cibles et du clutter est primordiale afin de pouvoir optimiser les performances des détecteurs.

#### **1.12 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présenté tout d'abord le principe de fonctionnement des radars. Ensuite, nous avons discuté ses différentes applications, ses différents composants ainsi que leur classification. De plus, les modèles statistiques des cibles et du clutter ont été également discuté avec un peu de détail.

## **Chapitre 2 : Analyse de la détection CFAR dans un clutter Pareto distribué**

## 2.1 Introduction

Dans ce chapitre, on va étudier et analyser la détection CFAR dans un clutter modélisé par la loi de Pareto simple. Modèle qui est largement adopté dans la littérature. Le choix de ce modèle est fondé essentiellement sur sa simplicité dans la construction des détecteurs CFAR. En effet, des études expérimentales ont montré son applicabilité et sa suprématie en termes de modélisation par rapport aux autres modèles de la littérature Weibull, Log-normal,  $K$ , etc [28, 29].

En général, l'objectif principal de ce deuxième chapitre est d'étudier et d'analyser les performances des détecteurs Geometric Mean(GM) CFAR, Greatest-Of (GO) CFAR et Smallest-Of (SO) CFAR en supposant que les paramètres du modèle sont connus *a priori*. En effet, ces deux derniers détecteurs sont conçus pour fonctionner dans les milieux non-homogènes (inhomogènes, hétérogènes), contrairement au détecteur GM-CFAR qui est mieux adapté aux milieux homogènes. On suppose ainsi que l'écho radar est totalement dominé par le clutter Pareto distribué (et le bruit thermique du récepteur sera donc ignoré). L'analyse théorique établie ici concerne uniquement le type de la détection non cohérente mono-impulsionnelle et les performances de détection de ces détecteurs seront alors évaluées et comparées via simulations dans le dernier chapitre pour les deux types de milieux (homogène et inhomogène).

## 2.2 Détection d'un signal radar

La détection d'une cible est une tâche élémentaire dans un système radar. D'ailleurs, dans un récepteur radar classique l'écho de retour de la cible est reçu par l'antenne, amplifié, mélangé pour abaisser sa fréquence puis passé dans un détecteur pour séparer l'enveloppe du signal. Cette enveloppe est proportionnelle à 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 et les bruits environnementaux (clutter, interférences électromagnétiques, ...etc).

En général, la détection d'un signal radar noyé dans un clutter peut se formuler sous la forme, d'un test d'hypothèses binaire qui s'écrit en fonction des observations sous la forme

$$\begin{cases} Y = C & \text{pour } H_0(\text{cible absente}) \\ Y = S + C & \text{pour } H_1(\text{cible présente}) \end{cases} \quad (2.1)$$

où  $Y$ ,  $S$  et  $C$  sont des variables aléatoires complexes représentant respectivement l'enveloppe complexe (ou l'amplitude) du signal reçu, le signal utile de la cible et le clutter.

L'hypothèse  $H_0$ , appelée souvent hypothèse nulle, indique que le signal reçu est dû au clutter et/ou bruit seulement, tandis que l'hypothèse alternative,  $H_1$ , indique que le signal reçu est dû à un écho de retour de cible plus le clutter et/ou le bruit. Dans un processus de détection, l'hypothèse  $H_0$  doit être testée face à l'hypothèse  $H_1$  pour obtenir une décision sur la présence ou l'absence d'une cible. On a alors besoin d'une règle sur laquelle une décision doit être prise. La règle de décision la plus utilisée est celle conçue sur la base du critère de Neyman-Pearson qui exige la connaissance *a priori* des distributions du clutter et de la cible. Cette règle permet également de déterminer le détecteur optimum selon ce critère à partir du rapport de vraisemblance (voir Annexe A pour plus de détails).

Supposons maintenant que le système de détection radar utilise un détecteur quadratique, alors le signal à la sortie de ce détecteur, noté  $X$ , est modélisé par

$$X = |Y|^2 \quad (2.2)$$

Où  $|\cdot|$  est l'opérateur « module complexe »,  $Y = I_c + jQ_c$  est l'enveloppe complexe du signal reçu à l'entrée du détecteur (voir Figure A.1) ;  $X$  étant alors l'intensité du signal reçu (i.e., le carré de l'amplitude).

En l'absence d'une cible (i.e., sous l'hypothèse nulle,  $H_0$ ), le signal reçu  $Y$  est dû uniquement au clutter  $C$ . Par conséquent, la sortie du détecteur quadratique  $X$ , sous l'hypothèse nulle  $H_0$ , est alors

$$X = |C|^2 \quad (2.3)$$

En présence d'une cible (i.e., sous l'hypothèse alternative, notée  $H_1$ ) le signal reçu est supposé contenir le signal utile  $S$  provenant des échos retours de la cible mais noyé parmi les mêmes échos parasites que sous  $H_0$  (i.e., noyé dans le clutter  $C$ ). Dans ce cas-ci, la sortie du détecteur quadratique  $X$  est modélisée alors par

$$X = |S + C|^2 \quad (2.4)$$

Malheureusement, la PDF de  $X$ , sous l'hypothèse  $H_1$ , ne peut pas être donnée sous forme analytique pour le cas d'un clutter modélisé selon une loi non Gaussienne. La difficulté majeure à ce stade, réside dans la détermination des distributions des composantes en phase et en quadrature du signal reçu (i.e., signal utile + clutter). Cependant, seules les distributions des amplitudes du signal utile et du clutter qui sont connues. Toutefois, la connaissance de la distribution de l'amplitude du clutter ne fournit pas une description statistique suffisante du

clutter non seulement pour la résolution de problèmes de détection cohérente, où la phase  $\varphi$  du clutter entre en jeu, mais aussi pour les problèmes de détection non cohérente. Ainsi, la sortie du détecteur quadratique donnée par (2.4) peut être modélisée par [17]

$$X = |S|^2 + |C|^2 + 2 \cdot |S| \cdot |C| \cdot \cos(\varphi) \quad (2.5)$$

où la phase  $\varphi$  est une variable aléatoire uniformément distribuée sur  $[0, 2\pi]$ .

Dans les travaux de ce mémoire, le modèle Swerling 1 est adopté comme modèle de cible. Il permet en effet de modéliser fidèlement des cibles complexes. Les performances en détection des différents détecteurs seront donc étudiées en considérant ce modèle.

Alors, supposons que la cible fluctue selon le modèle Swerling 1, alors le module  $|S|$  est distribué selon la loi de Rayleigh, et par conséquent la quantité  $|S|^2$  est Exponentiellement distribuée. Dans ce cas-ci, la PDF du signal résultant  $X$  donnée par (2.5) ne peut pas être, de son côté, donnée dans une forme analytique compacte. Par ailleurs, il est intéressant de noter que le modèle de cible utilisé n'a aucune influence sur l'expression de  $P_{FA}$  d'un détecteur donné et donc sur la capacité de ce détecteur à réguler le taux de fausses alarmes (TFA).

En outre, pour le modèle Swerling 1, on peut définir de manière rigoureuse le rapport signal sur clutter,  $SCR$ , que nous exprimons en décibels par

$$SCR = 10 \log_{10} \left( \frac{p_s}{p_c} \right) \quad (2.6)$$

où  $p_s = 2\sigma_s^2$  est la puissance moyenne du signal de la cible et  $p_c$  est la puissance moyenne du clutter.

## 2.3 Formulation du problème de la détection CFAR

En l'absence de clutter ou dans un clutter uniforme, cette tâche est facilement remplie en fixant un seuil de détection global. Cependant, dans un clutter non uniforme, le taux de fausses alarmes peut significativement varier si on utilise un détecteur à seuil fixe. Pour maintenir des performances constantes dans un milieu non stationnaire, le radar doit estimer localement la puissance du clutter pour fixer un seuil local, dit *adaptatif*. C'est le principe des détecteurs adaptatifs à taux de fausse alarme constant CFAR (*Constant False Alarm Rate*).

### 2.3.1 Principe des détecteurs CFAR

Dans un détecteur CFAR, le signal reçu est échantillonné en distance et ces derniers sont envoyés dans un registre à décalage pour former la fenêtre de référence (Figure 2.1). Ce

registre est une fenêtre glissante composée de  $M$  cellules voisines entourant une cellule de test, appelée cellule sous test, CST ( $M$  étant un nombre pair). Cette dernière se trouve au milieu et partageant ainsi la fenêtre de référence en deux semi-fenêtres en amont et en aval de longueur  $N = M/2$  chacune.

La puissance du clutter dans la CST est estimé en se basant sur l'observation des données dans les deux semi-fenêtres en amont et en aval. Le seuil de détection est obtenu en multipliant la puissance du clutter estimée  $Z$  par un facteur multiplicatif  $T$  (voir Figure 2.1). Il s'agit de faire varier le seuil de détection selon le niveau de puissance du clutter afin de garantir le maintien de la probabilité de fausse alarme désirée. Un détecteur CFAR utilise un test de détection ou test d'hypothèse, c'est-à-dire une règle de décision qui permet à partir des données de  $M$  cellules de référence entourant la CST de déterminer les cellules susceptibles d'être des cibles. Ce test d'hypothèse peut être caractérisé en termes de performances pour un système de détection radar par la probabilité de fausse alarme,  $P_{FA}$ , qui revient à décider  $H_1$  tandis que  $H_0$  est vraie, et de la probabilité de détection,  $P_D$ , qui revient à décider  $H_1$  tandis que  $H_1$  est vraie.

### 2.3.2 Règle de décision dans un détecteur CFAR

Dans le cas d'un clutter homogène, on suppose que les  $M$  échantillons  $x_1, x_2, \dots, x_M$  dans les  $M$  cellules voisines de la fenêtre de référence du détecteur CFAR employé sont statistiquement indépendants et identiquement distribués (*iid*) et sont également indépendants de la statistique de la CST  $Z_0$ . Alors, un test statistique, noté  $Z$ , qui représente une estimation du niveau de puissance moyenne du clutter dans la CST, est formé à partir des échantillons  $x_1, x_2, \dots, x_M$  afin de remplir la propriété CFAR. Cette estimation sera ensuite multipliée par une constante de seuillage  $T$  (un multiplicateur de seuil), dont la valeur est choisie de manière à garantir une certaine probabilité de fausse alarme désirée  $P_{FA}(T) = \alpha_0$ . Il en résulte, par conséquent, ce qu'on appelle communément un seuil adaptatif de détection. Ainsi, afin de prendre une décision sur la présence (sous  $H_1$ ) ou l'absence (sous  $H_0$ ) d'une cible dans la CST [13], le contenu de cette dernière, noté  $Z_0$ , est alors comparé au seuil adaptatif selon la règle de décision binaire suivante

$$\begin{array}{c} H_1 \\ Z_0 \geq TZ \\ H_0 \end{array} \quad (2.7)$$

où  $Z = f(x_1, x_2, \dots, x_M)$  (i.e.,  $Z$  est une fonction des  $M$  échantillons de la fenêtre de référence du détecteur CFAR employé). Alors, selon la règle (2.7), si  $Z_0$  dépasse un seuil  $TZ$ , une cible

sera déclarée présente dans la CST, autrement cette dernière contient uniquement le clutter (i.e., cible absente).

Par ailleurs, une détection à taux de fausse alarme constant (CFAR) est assurée si et seulement si le seuil adaptatif de détection est totalement indépendant des paramètres du clutter. Pour une probabilité de fausse alarme souhaitée,  $P_{FA} = \alpha_0$ , le calcul explicite du seuil de détection  $TZ$  nécessite seulement de connaître les PDFs des deux statistique  $Z_0|H_0$  et  $Z$  [13].

Afin de juger les performances d'un détecteur CFAR donné, on utilise souvent la probabilité de fausse alarme,  $P_{FA}$ , et la probabilité de détection,  $P_D$ . En effet, soit  $p_Z(z)$  la PDF du test statistique  $Z$  et soient  $p_{Z_0|H_0}(z_0|H_0)$  et  $p_{Z_0|H_1}(z_0|H_1)$  les PDFs du contenu de la CST,  $Z_0$ , sous les deux hypothèses  $H_0$  et  $H_1$  respectivement. Alors, on calcule la  $P_{FA}$  et la  $P_D$  de la façon suivante [17]

$$P_{FA} = \Pr(Z_0 > TZ|H_0) = \int_0^\infty \left[ \int_{TZ}^\infty p_{Z_0|H_0}(z_0|H_0) dz_0 \right] p_Z(z) dz \quad (2.8)$$

et

$$P_D = \Pr(Z_0 > TZ|H_1) = \int_0^\infty \left[ \int_{TZ}^\infty p_{Z_0|H_1}(z_0|H_1) dz_0 \right] p_Z(z) dz \quad (2.9)$$

Donc, pour déterminer les expressions analytiques de la  $P_{FA}$  et la  $P_D$ , il est nécessaire de connaître les PDFs des statistiques  $Z$ ,  $Z_0|H_0$  et  $Z_0|H_1$ . Cependant, la détermination de ces PDFs n'est pas facile dans la plupart des cas et peut apparaître comme une des principales difficultés de la détection CFAR. Dans la pratique, l'utilisateur définit la  $P_{FA}$  qu'il souhaite obtenir à l'avance (on parle de la  $P_{FA}$  désirée, que l'on note  $\alpha_0$ ) et l'on en déduit la valeur du seuil de détection à utiliser.

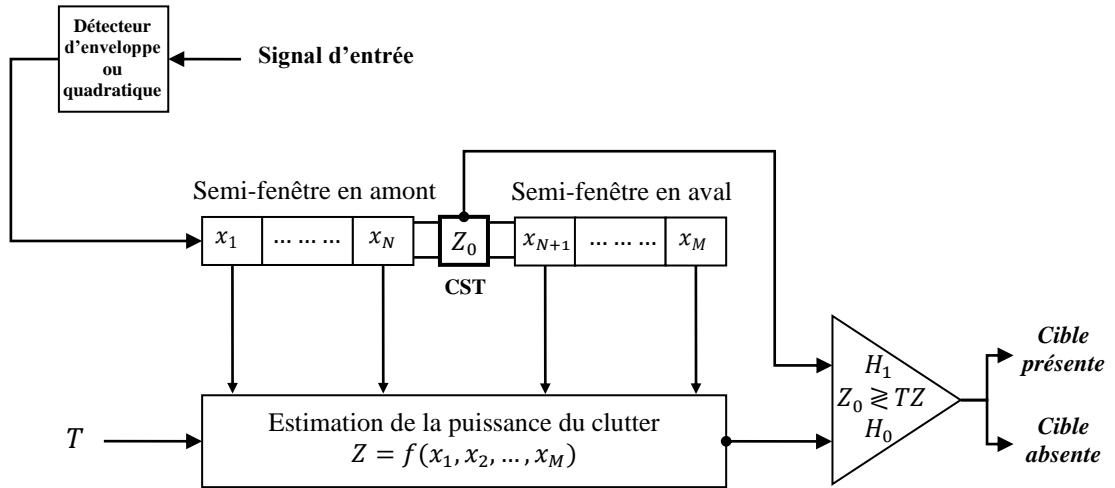


Figure 2.1 - Schéma fonctionnel d'un détecteur adaptatif CFAR

## 2.4 Détection CFAR dans un clutter Pareto distribué

Dans la dernière décennie, la loi de Pareto devient d'intérêt croissant dans le domaine des radars pour modéliser le clutter de mer. Comme ce modèle est de forme mathématique simple, il était utilisé pour établir quelques détecteurs CFAR de type non-cohérent [7, 17, 30]. Une philosophie s'est alors développée, dès l'apparition de ces travaux, proposant d'exploiter une relation naturelle classiquement connue entre la loi Exponentielle et la distribution de Pareto pour construire des techniques de détection CFAR pour ce dernier. Il a été déjà montré qu'il est possible de produire de telles techniques en transformant les stratégies de détection CFAR établies pour le modèle Gaussien (Exponentiel) vers le modèle Pareto simple [7]. Cette transformation utile a comme conséquence la conservation absolue des relations, issues du cas Gaussien, entre le multiplicateur du seuil et la probabilité de fausse alarme ( $P_{FA}$ ) pour le cas d'un clutter Pareto distribué. Ceci a permis de simplifier beaucoup l'analyse de la détection CFAR dans tels milieux mais au prix d'une dépendance explicite du paramètre d'échelle de ce modèle de clutter.

On suppose maintenant que les  $M$  échantillons,  $x_1, x_2, \dots, x_M$ , dans les cellules de la fenêtre de référence suivent la loi de Pareto définie dans (1.17), la PDF de l'échantillon  $x_i$  est alors donnée par

$$p_X(x_i) = \begin{cases} \frac{\alpha \beta^\alpha}{x_i^{\alpha+1}} & \text{si } x_i \geq \beta \\ 0 & \text{si } x_i < \beta \end{cases} \quad (2.10)$$

La fonction de distribution cumulative (*Cumulative Distribution Function*, CDF) correspondante est définie comme suit :

$$P_X(x_i) = \begin{cases} 1 - \left(\frac{\beta}{x_i}\right)^\alpha & \text{si } x_i \geq \beta \\ 0 & \text{si } x_i < \beta \end{cases} \quad (2.11)$$

En général, on note souvent  $X \triangleq Pa(\alpha, \beta)$  pour indiquer que la variable aléatoire  $X$  soit distribuée selon (2.10). La moyenne et la variance de  $x$  sont alors données respectivement par [25]

$$E(X) \triangleq \langle X \rangle = \frac{\alpha\beta}{\alpha - 1} \quad (2.12)$$

et

$$Var(X) \triangleq \langle X^2 \rangle - \langle X \rangle^2 = \frac{\alpha\beta^2}{(\alpha - 1)^2(\alpha - 2)} \quad (2.13)$$

Alors, pour que la moyenne et la variance soient finies, il est nécessaire que  $\alpha > 2$ .

Ainsi, puisque  $X$  est l'intensité du clutter reçu, (i.e., le signal issu d'un détecteur quadratique), alors la puissance moyenne du clutter Pareto distribué est exprimée tout simplement en termes de la moyenne de  $X \triangleq Pa(\alpha, \beta)$  défini par (2.12), d'où

$$p_c = \frac{\alpha\beta}{\alpha - 1} \quad (2.14)$$

D'ailleurs, étant donné  $M$  échantillons  $x_1, x_2, \dots, x_M$  dans les  $M$  cellules de la fenêtre de référence du détecteur CFAR utilisé, alors la puissance locale du clutter est la moyenne de ces échantillons, c'est-à-dire

$$p_c = \langle \widehat{X} \rangle \triangleq \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i \quad (2.15)$$

## 2.5 Détecteur optimal CFAR

Un détecteur optimal au sens de Neyman-Pearson [31, 32] (on parle de détecteur idéal) met en œuvre un seuil de détection fixe,  $\lambda$ , pour déterminer la présence de la cible sous l'hypothèse d'un clutter homogène de paramètres connus a priori (i.e., de puissance connue a priori). Pour le détecteur idéal, le test de détection se réduit donc à comparer la valeur du signal dans la CST  $Z_0$  au seuil fixe  $\lambda$  (voir Annexe A).

Pour un clutter Pareto distribué, les performances du détecteur idéal sont facilement calculables. En effet, en l'absence de cible dans la CST (i.e., lorsqu'il n'y a que du clutter dans la CST), alors  $Z_0|H_0 \triangleq Pa(\alpha, \beta)$ . Par conséquent, la  $P_{FA}$  est donnée alors par [17]

$$\begin{aligned} P_{FA} &= \Pr(Z_0 > \lambda|H_0) = \int_{\lambda}^{\infty} p_{Z_0|H_0}(z_0|H_0) dz_0 \\ &= \alpha\beta^\alpha \int_{\lambda}^{\infty} z_0^{-\alpha-1} dz_0 = \left(\frac{\beta}{\lambda}\right)^\alpha \end{aligned} \quad (2.16)$$

En inversant (2.16), le seuil fixe  $\lambda$  du détecteur optimal est donné, pour une  $P_{FA}$  désirée égale à  $\alpha_0$ , par

$$\lambda = \beta\alpha_0^{-\frac{1}{\alpha}} \quad (2.17)$$

Notons que le détecteur optimal exige, selon (2.17), les valeurs exactes des deux paramètres  $\alpha$  et  $\beta$  caractérisant le clutter Pareto distribué. Cependant, comme les paramètres du clutter sont inconnus, on ne peut pas alors réaliser une détection CFAR à l'aide du détecteur optimal. Par conséquent, ce détecteur n'est pas applicable dans la pratique, mais on l'emploie comme *benchmark* pour comparer les performances des autres détecteurs.

Ainsi, pour évaluer la  $P_D$ , on suppose que la CST contient le signal utile de la cible plus le clutter Pareto distribué. Ainsi, sous l'hypothèse alternative  $H_1$ , la mesure dans la CST,  $Z_0$ , est calculée dans ce cas selon la relation (2.5). En outre, la probabilité de détection optimale,  $P_D$ , est donnée par

$$P_D = \Pr(Z_0 > \lambda|H_1) = \int_{\lambda}^{\infty} p_{Z_0|H_1}(z_0|H_1) dz_0 \quad (2.18)$$

Cependant, en l'absence d'une expression analytique de  $p_{Z_0|H_1}(z_0|H_1)$  (où  $Z_0|H_1$  est définie selon (2.5)), nous recourons à la simulation pour déterminer la  $P_D$  en se basant sur la méthode de Monte-Carlo. Les équations (2.16), (2.17) et (2.18) nous serviront de référence par la suite car les performances du détecteur idéal sont les performances maximales que l'on peut espérer atteindre pour la détection d'une cible d'intérêt.

## 2.6 Détecteur GM-CFAR

Le détecteur GM-CFAR a été introduit initialement par G. Weinberg [7]. Son schéma fonctionnel est représenté sur la Figure 2.2. Il est conçu principalement pour fonctionner dans un clutter homogène Pareto distribué. L'estimation du niveau de puissance du clutter dans la CST est réalisée en utilisant le produit des  $M = 2N$  échantillons dans la fenêtre de référence. En effet, le détecteur GM-CFAR doit son nom de fait qu'on utilise ce produit qui est étroitement lié à la moyenne géométrique des  $M$  échantillons dans la fenêtre de référence.

Considérons dans le cas homogène, un ensemble  $\{x_i : i = 1, 2, \dots, M\}$  de  $M$  variables aléatoires *iid* distribuées selon la loi de Pareto. Le détecteur GM-CFAR est donc défini selon la règle de décision suivante [7]

$$\begin{array}{c} H_1 \\ Z_0 \geq \beta^{1-MT} \prod_{i=1}^M x_i^T \\ H_0 \end{array} \quad (2.19)$$

Notons que pour des raisons de simplicité, on suppose toujours que  $M$  est un nombre pair à travers l'étude des différents détecteurs qu'on va discuter.

Nous remarquons que le détecteur GM-CFAR défini par (2.19) est indépendant du paramètre de forme  $\alpha$ , mais il dépend explicitement du paramètre d'échelle  $\beta$ . Ceci signifie que le détecteur est CFAR uniquement par rapport au paramètre de forme. Cependant, il n'est pas CFAR par rapport au paramètre d'échelle. Par conséquent, le détecteur GM-CFAR n'agit pas vraiment comme un véritable détecteur CFAR. Toutefois, il est rappelé ici dans le but de comparaison.

Supposons que la CST et les  $M$  cellules voisines de la fenêtre de référence contiennent simplement du clutter Pareto distribué, la  $P_{FA}$  est donnée alors par

$$P_{FA} = \Pr \left( Z_0 > \beta^{1-MT} \prod_{i=1}^M x_i^T \mid H_0 \right) \quad (2.20)$$

La quantité  $\beta^{1-MT} \prod_{i=1}^M x_i^T$  est le seuil adaptatif de détection du détecteur GM-CFAR, que l'on note  $\lambda_{GM}$  (i.e,  $\lambda_{GM} = \beta^{1-MT} \prod_{i=1}^M x_i^T$ ).

Pour calculer la  $P_{FA}$ , on exploite la dualité entre la distribution Exponentielle et la distribution de Pareto. D'ailleurs, il a été montré dans [33] que si  $X \triangleq Pa(\alpha, \beta)$  alors

$$X = \beta e^{\alpha^{-1}Y} \quad (2.21)$$

où  $Y \triangleq \text{Exp}(1)$  (i.e,  $Y$  est une v.a distribuée selon la loi exponentielle standard).

En appliquant cette dualité sur les deux variables aléatoires Pareto distribuées apparues dans (2.20) (i.e,  $Z_0 = \beta e^{\alpha^{-1}Y_0}$  et  $x_i = \beta e^{\alpha^{-1}y_i}$ ) puis en introduisant la fonction logarithmique népérienne, la règle de décision (2.19) peut être alors transformée à la forme suivante :

$$\underset{H_0}{Y_0 \geq T} \underset{H_1}{\sum_{i=1}^M y_i} \quad (2.22)$$

Cette règle est exactement identique à celle établie dans le cas d'un détecteur CA-CFAR fonctionnant dans un bruit Gaussien [32]. On peut donc conclure que la relation entre la  $P_{FA}$  et le multiplicateur  $T$  du cas Gaussien est évidemment conservée pour le cas de Pareto lors de l'application de la transformation logarithmique. En se basant sur (2.8), la  $P_{FA}$  est donnée simplement par [7, 32]

$$P_{FA} = (1 + T)^{-M} \quad (2.23)$$

Par ailleurs, pour une  $P_{FA}$  désirée égale à  $\alpha_0$ , le facteur scalaire  $T$  du détecteur GM-CFAR est donné, après inversion de (2.23), par

$$T = \alpha_0^{-\frac{1}{M}} - 1 \quad (2.24)$$

D'un autre côté, la  $P_D$  se calcule, en supposant que le signal utile de la cible s'ajoute avec cohérence au clutter Pareto distribué dans la CST, selon

$$P_D = \Pr \left( Z_0 > \beta^{1-MT} \prod_{i=1}^M x_i^T \mid H_1 \right) \quad (2.25)$$

Cependant, dans ce cas-ci, la  $P_D$  doit être évaluée en se basant sur la méthode de simulation de Monte-Carlo. Choix qui est, malheureusement, unique en l'absence d'une expression analytique de la PDF de la statistique  $Z_0|H_1$ .

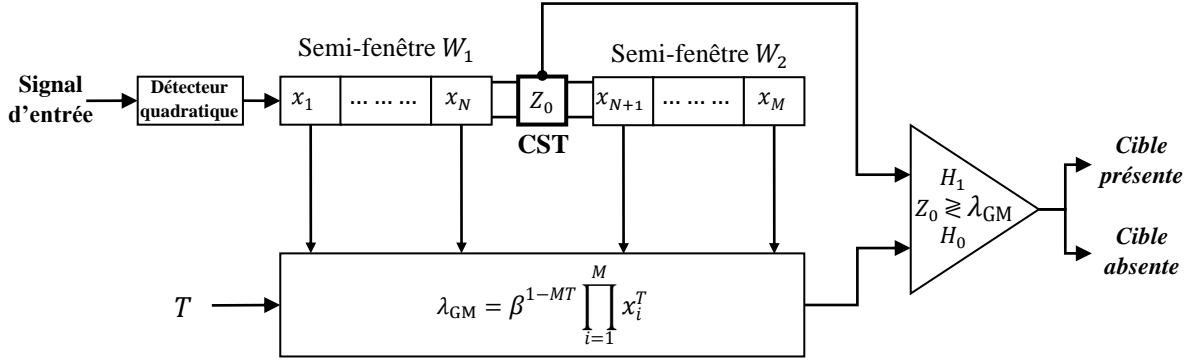


Figure 2.2 - Schéma fonctionnel du détecteur GM-CFAR

## 2.7 Détecteur GO et SO-CFAR

On va étudier brièvement dans ce paragraphe deux autres algorithmes CFAR qui sont également très importantes dans le domaine de la détection radar. Il s'agit donc de détecteurs GO-CFAR et SO-CFAR qui sont conçus pour fonctionner dans les environnements du clutter non-homogène Pareto distribué. On suppose que ces détecteurs utilisent une fenêtre de référence de longueur  $M = 2N$  et fonctionnent sous l'hypothèse d'un paramètre d'échelle connu *a priori*.

### 2.7.1 Détecteur GO-CFAR

Dans un détecteur GO-CFAR, le niveau local de puissance du clutter est estimé en sélectionnant le maximum des produits des échantillons dans les deux semi-fenêtres,  $W_1$  et  $W_2$ , en avant et en aval de la CST respectivement [28]. Ceci est bien montré sur la Figure 2.3. Ainsi, en transformant le résultat équivalent du détecteur GO-CFAR du cas gaussien [29], le GO-CFAR prend la forme suivante [28]

$$\begin{matrix} H_1 \\ Z_0 \geq \beta^{1-NT} [\max(W_1, W_2)]^T \\ H_0 \end{matrix} \quad (2.26)$$

où

$$W_1 = \prod_{i=1}^N x_i^T \quad (2.27)$$

et

$$W_2 = \prod_{i=N+1}^M x_i^T \quad (2.28)$$

Similairement au détecteur GM-CFAR, nous constatons clairement la dépendance explicite du test statistique (2.26) au paramètre d'échelle  $\beta$  du clutter. Par conséquent, le détecteur GO-CFAR ne peut pas remplir la propriété CFAR, lorsque ce paramètre n'est pas connu *a priori*.

Pour évaluer la  $P_{FA}$ , on suppose toujours que la CST et les  $M$  cellules voisines dans les deux semi-fenêtres de référence sont dominées par le clutter Pareto distribué. Dans ce cas, selon le test de décision (2.26), la  $P_{FA}$  est donnée par

$$P_{FA} = \Pr \left( Z_0 > \beta^{1-NT} \left[ \max \left( \prod_{i=1}^N x_i, \prod_{i=N+1}^M x_i \right) \right]^T \middle| H_0 \right) \quad (2.29)$$

En appliquant la dualité (2.21) sur les deux variables aléatoires Pareto distribuées  $Z_0$  et  $x_i$  apparues dans (2.29) (i.e,  $Z_0 = \beta e^{\alpha^{-1}Y_0}$  et  $x_i = \beta e^{\alpha^{-1}y_i}$ ) puis en introduisant la fonction logarithmique népérienne, la règle de décision (2.26) peut être alors transformée à la forme suivante :

$$\begin{array}{l} H_1 \\ Y_0 \geq T \max(U, V) \\ H_0 \end{array} \quad (2.30)$$

où

$$U = \sum_{i=1}^N x_i \quad (2.31)$$

et

$$V = \sum_{i=N+1}^M x_i \quad (2.32)$$

Cette règle est exactement identique à celle établie dans le cas d'un détecteur GO-CFAR fonctionnant dans un bruit Gaussien [27, 24]. On peut donc conclure que la relation entre la  $P_{FA}$  et le multiplicateur  $T$  du cas Gaussien est évidemment conservée pour le cas de Pareto lors de l'application de la transformation logarithmique. En se basant sur (2.8), la  $P_{FA}$  du détecteur GO-CFAR est donnée par [7, 27, 24, 22, 26]

$$P_{FA} = 2(1 + T)^{-N} - 2 \sum_{r=0}^{N-1} \binom{N+r-1}{r} (2+T)^{-(N+r)} \quad (2.33)$$

Comme le signal utile de cible s'ajoute d'une manière cohérente au clutter de distribution de Pareto dans la CST, la  $P_D$  se calcule comme suit :

$$P_D = \Pr \left( Z_0 > \beta^{1-NT} \left[ \max \left( \prod_{i=1}^N x_i, \prod_{i=N+1}^M x_i \right) \right]^T \middle| H_1 \right) \quad (2.34)$$

Cependant, la  $P_D$  ne peut pas être donnée sous une forme analytique compacte, mais elle doit être plutôt évaluée empiriquement en se basant sur la méthode de simulation de Monte-Carlo. Ceci est dû à l'absence d'une expression analytique de la PDF de la statistique  $Z_0|H_1$ .

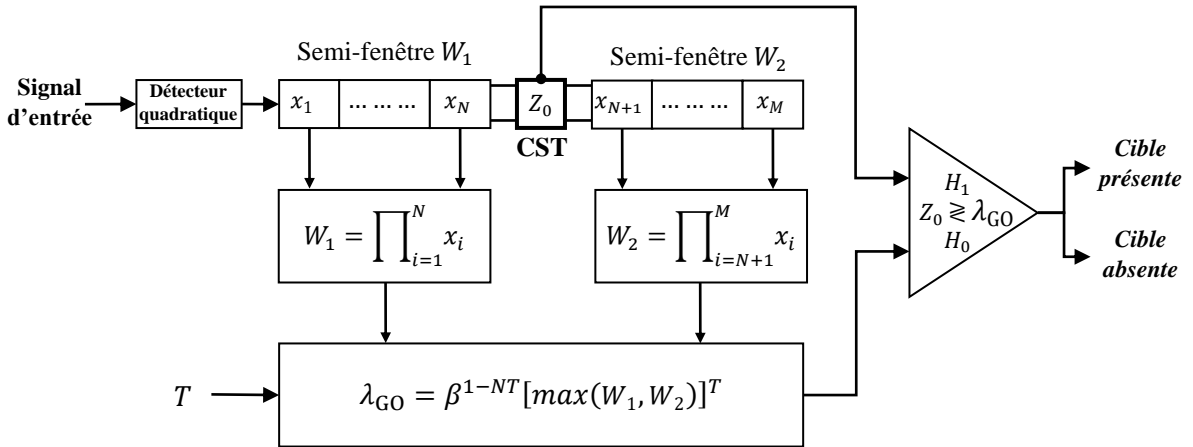


Figure 2.3 - Schéma fonctionnel du détecteur GO-CFAR

### 2.7.2 Détecteur SO-CFAR

Dans ce paragraphe, on va présenter brièvement les principaux fondements du détecteur Smallest-Of- (SO) CFAR appliqué aux environnements de type Pareto. Contrairement au détecteur GO-CFAR, pour le détecteur SO-CFAR, le niveau local de puissance est estimé en choisissant le minimum des deux produits des échantillons calculés dans chacune des deux semi-fenêtres  $W_1$  et  $W_2$ [28]. La règle de décision du détecteur SO-CFAR est donnée par

$$\begin{matrix} H_1 \\ Z_0 \geq \beta^{1-NT} [\min(W_1, W_2)]^T \\ H_0 \end{matrix} \quad (2.35)$$

où  $W_1$  et  $W_2$  sont données respectivement par (2.27) et (2.28).

Dans ce cas, la  $P_{FA}$  est donnée simplement par

$$P_{FA} = \Pr \left( Z_0 > \beta^{1-NT} \left[ \min \left( \prod_{i=1}^N x_i, \prod_{i=N+1}^M x_i \right) \right]^T \middle| H_0 \right) \quad (2.36)$$

Par application de la dualité (2.21) sur les deux variables aléatoires Pareto distribuées  $Z_0$  et  $x_i$  (i.e,  $Z_0 = \beta e^{\alpha^{-1}Y_0}$  et  $x_i = \beta e^{\alpha^{-1}y_i}$ ) apparues dans l'équation (2.36), et faisant introduire la fonction logarithmique népérienne, la règle de décision (2.35) peut être alors transformée à la forme suivante correspondante au cas Gaussien :

$$\begin{array}{c} H_1 \\ Y_0 \geq T \min(U, V) \\ H_0 \end{array} \quad (2.37)$$

où  $U$  et  $V$  sont définies précédemment.

Il est à noter que cette règle transformée est identique à celle établie dans le cas d'un détecteur SO-CFAR fonctionnant dans un bruit Gaussien [24, 27]. On peut donc conclure que la relation entre la  $P_{FA}$  et le multiplicateur  $T$  du cas Gaussien est évidemment conservée pour le cas de Pareto lors de l'application de la transformation logarithmique. En se basant sur (2.8), la  $P_{FA}$  du détecteur SO-CFAR est donnée simplement par [7, 22, 24, 26, 27]

$$P_{FA} = 2 \sum_{r=0}^{N-1} \binom{N+r-1}{r} (2+T)^{-(N+r)} \quad (2.38)$$

En supposant maintenant que le signal utile de la cible s'ajoute de manière cohérente au clutter Pareto distribué dans la CST, alors la  $P_D$  se calcule par

$$P_D = \Pr \left( Z_0 > \beta^{1-NT} \left[ \min \left( \prod_{i=1}^N x_i, \prod_{i=N+1}^M x_i \right) \right]^T \middle| H_1 \right) \quad (2.39)$$

Similairement au cas des autres détecteurs étudiés, et comme la pdf de  $Z_0|H_1$  ne possède pas de forme analytique, nous recourons alors aux simulations de Monte-Carlo pour évaluer la  $P_D$ .

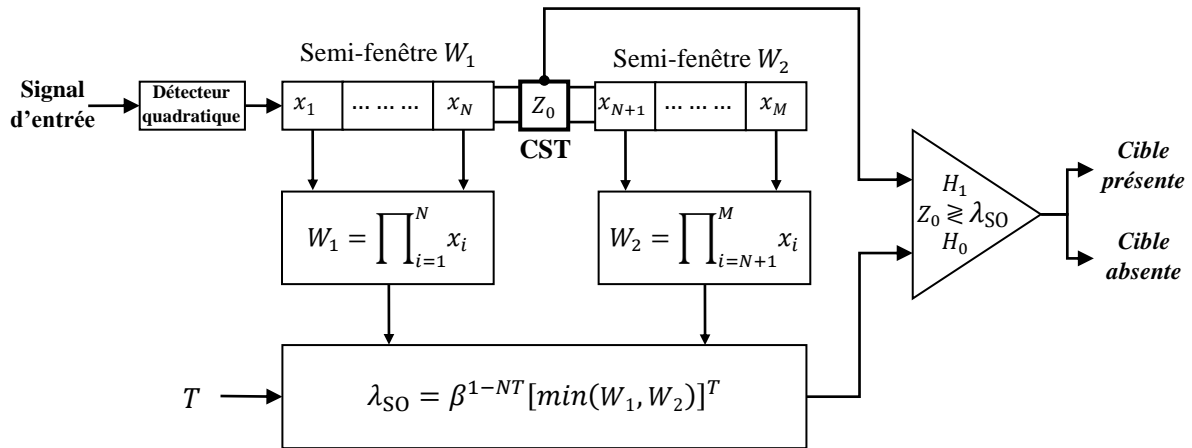


Figure 2.4 - Schéma fonctionnel du détecteur SO-CFAR

## 2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons tout d'abord présenté le problème général de la détection d'un signal radar noyé dans un bruit. Nous avons ensuite discuté le problème de la détection à taux de fausse alarme constant, CFAR, en donnant son principe de base et présentant ainsi comment formuler une règle de décision. Par la suite, nous avons analysé le cas particulier de la détection CFAR dans les environnements distribués statistiquement selon la loi de Pareto, en discutant les cas du détecteur optimal, des détecteurs GM-CFAR, SO-CFAR et GO-CFAR. Les performances de ces détecteurs seront analysées et comparées lors du dernier chapitre.

## **Chapitre 3 : Résultats de simulation**

### 3.1 Introduction

Dans ce dernier chapitre, nous avons analysé et évalué via simulations les performances des détecteurs non cohérents GO- et SO-CFAR dans un milieu homogène et/ou hétérogène modélisé selon la loi de Pareto. En premier lieu, l'analyse sera effectuée dans le cas d'un clutter homogène. Ensuite, l'analyse sera menée dans le cas d'un milieu hétérogène en supposant soit la présence des interférences ou soit la présence des bords (discontinuités) de clutter. Ainsi, afin d'illustrer l'efficacité de ces détecteurs, nous allons comparer les performances des détecteurs étudiés à celles des détecteurs de la littérature, à savoir le détecteur optimal, le détecteur GM-CFAR. La cible dans la cellule sous test (CST) est supposée suivre le modèle Swerling 1. Le détecteur optimal est une approche de détection théorique ; il est intégré dans cette étude comme benchmark de comparaison.

Nous montrons via simulations que l'utilisation des détecteurs GO et SO-CFAR dans les processeurs de détection CFAR améliore significativement la probabilité de détection dans les milieux hétérogènes (non-homogènes).

### 3.2 Paramètres de simulations

Afin d'analyser les détecteurs cités ci-haut, nous proposons ici d'effectuer quelques simulations dans le but d'étudier l'influence des différents paramètres systématiques et environnementaux sur les performances de détection.

Le calcul des performances de tous les détecteurs discutés est effectué via simulations numériques à l'aide de la méthode de Monte-Carlo en utilisant  $10^6$  réalisations indépendantes. Ceci est dû aux difficultés d'évaluer analytiquement la  $P_D$  des détecteurs étudiés comme discuté dans le chapitre 2. Ainsi, pour chacune des réalisations (sauf la première), une génération aléatoire de  $M$  échantillons synthétiques du clutter Pareto distribué est effectuée, avec un paramètre de forme  $\alpha = 4.7241$  et un paramètre d'échelle  $\beta = 0.0446$ . Ces valeurs ont été sélectionnées parce qu'elles sont issues de l'ajustement de la distribution Pareto aux données réelles de clutter récoltées par le *Ingara Radar* [24]. La matrice de données ainsi résultante (de taille  $M \times 10^6$ ) peut être donc assimilée à une fenêtre de référence de  $M$  cellules générée  $10^6$  fois.

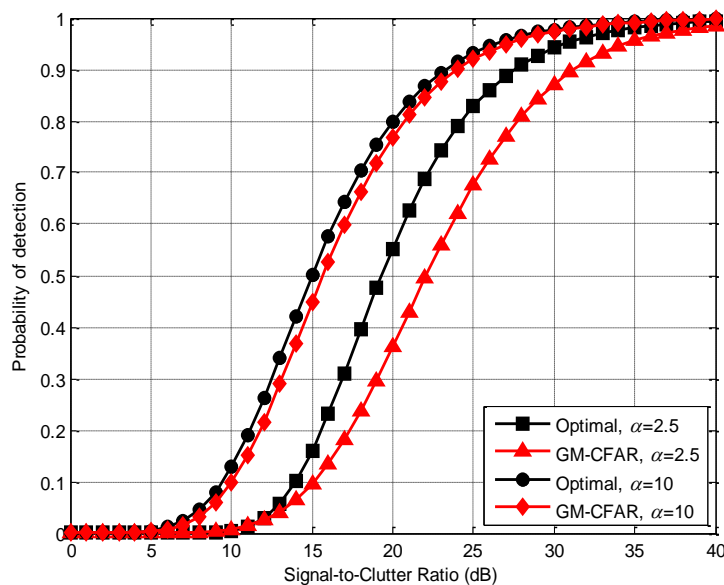
D'un autre côté, pour évaluer la  $P_D$ , nous considérons le cas d'une cible fluctuante selon le modèle Swerling 1. Par ailleurs, le signal dans la CST est généré également  $10^6$  fois selon l'équation (2.5), où le signal de la cible s'ajoute de manière cohérente au clutter Pareto distribué.

En grosso modo, dans une première étape, les performances de ces détecteurs sont évaluées et comparées dans un clutter Pareto distribué de type homogène. La seconde étape s'intéresse à l'étude des performances de détection dans le cas d'un clutter hétérogène.

### 3.3 Analyse de variation des paramètres sur la détection

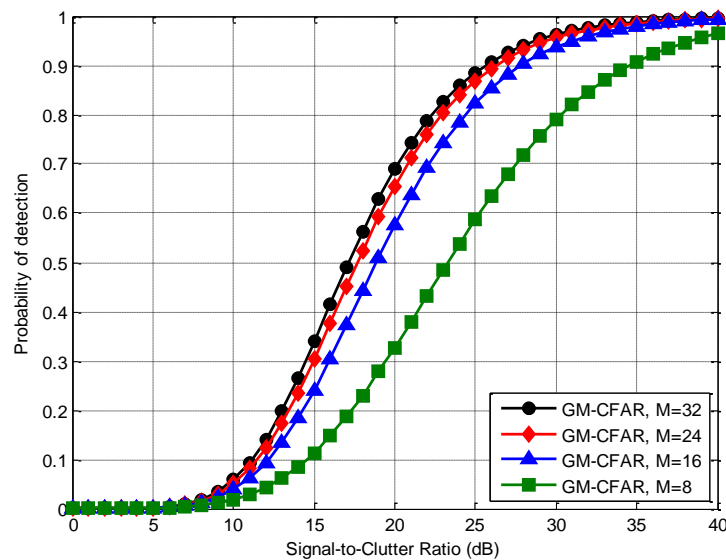
Dans cette sous-section, nous étudions et analysons l'effet de changement du paramètre de forme  $\alpha$ , la longueur de la fenêtre de référence  $M$  ainsi que la  $P_{FA}$  désirée (i.e.,  $\alpha_0$ ) sur les performances de détection. Les résultats de simulation sont présentés sur les Figures 3.1, 3.2 et 3.3. Ces figures représentent l'évolution de la  $P_D$  en fonction du  $SCR$  pour différentes valeurs de  $\alpha$ , de  $M$  et de  $\alpha_0$ . Dans cette étude, nous avons testé uniquement le détecteur optimal et GM-CFAR pour des raisons de brièveté, et les conclusions auxquelles nous sommes parvenus dans cette sous-section peuvent être alors généralisées sur n'importe quel détecteur CFAR. En général, comme on pouvait s'y attendre, selon les Figures 3.1, 3.2 et 3.3, la probabilité de détection augmente toujours avec le  $SCR$ , un constat qui est classiquement connu.

D'après la Figure 3.1, pour  $M = 32$  et  $\alpha_0 = 10^{-4}$ , il est très évident que lorsque le paramètre de forme augmente (de  $\alpha = 2,5$  à  $\alpha = 10$ ) la qualité de détection s'améliore significativement. Ceci est dû au fait que lorsque le paramètre de forme diminue et rapproche la valeur minimale possible (où  $\alpha > 2$ ), le clutter devient très fluctuant et se caractérise par des pics très élevés (*very spiky clutter*), ce qui affecte les performances de détection. Cependant, la qualité de détection s'optimise lorsque  $\alpha$  augmente.



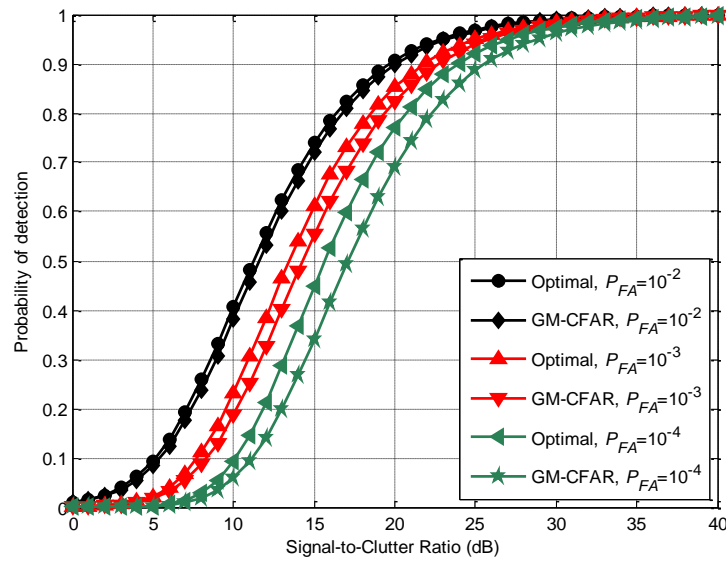
**Figure 3.1** - Effet de variation de la valeur du paramètre de forme  $\alpha$  sur les performances de détection des deux détecteurs Optimal et GM-CFAR pour  $M = 32$  et  $\alpha_0 = 10^{-4}$ .

Maintenant, sur la Figure 3.2, pour  $\alpha = 4.7241$  et  $\alpha_0 = 10^{-4}$ , nous testons l'effet du changement de la longueur de la fenêtre de référence  $M$  sur les performances de détection du détecteur GM-CFAR. Il est à noter seulement que le seuil de détection du détecteur optimal est indépendant de  $M$ . Par conséquent, ce dernier a été omis dans ce cas. Alors, selon cette figure, il est clair que lorsque la taille de la fenêtre augmente la qualité de détection s'améliore. Ce résultat est très naturel, puisque l'augmentation de  $M$  signifie intégrer plus d'échantillons dans le processus d'estimation de la puissance local du clutter. Ceci a comme conséquence une amélioration de la qualité d'estimation, ce qui est traduit à une amélioration dans les performances de détection.



**Figure 3.2** - Effet de variation de la longueur de la fenêtre de référence  $M$  sur les performances de détection du détecteur GM-CFAR pour  $\alpha = 4.7241$  et  $\alpha_0 = 10^{-4}$ .

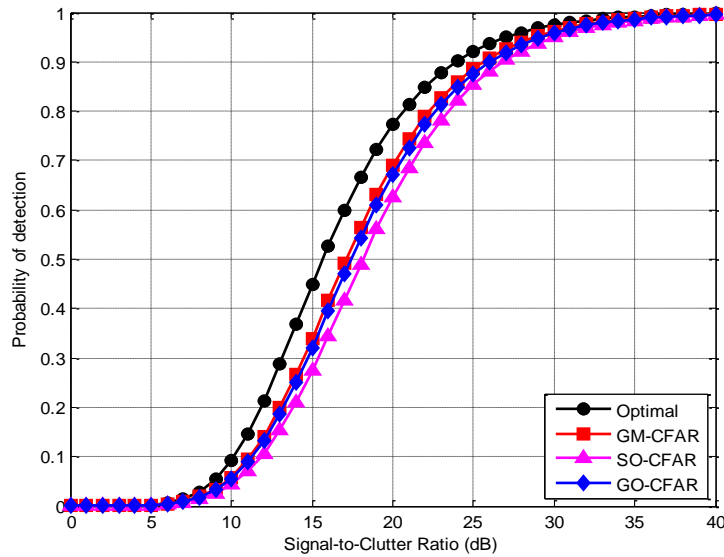
Nous étudions maintenant l'effet de faire changer la valeur de la  $P_{FA}$  désirée (i.e.,  $\alpha_0$ ) sur les performances de détection des deux détecteurs Optimal et GM-CFAR. Les résultats dans ce cas-ci sont présentés sur la Figure 3.3. D'après cette figure, il est bien évident que lorsqu'on choisit une  $P_{FA}$  désirée de petite valeur, le taux de fausse alarme diminue (False Alarm Rate,  $FAR$ ) et la qualité de détection se dégrade significativement par conséquent. Cette conclusion est évidente puisque lorsque on fait diminuer le  $FAR$ , ceci a comme prix une dégradation de la  $P_D$ .



**Figure 3.3** - Effet de variation de la  $P_{FA}$  désirée,  $\alpha_0$ , sur les performances de détection des deux détecteurs Optimal et GM-CFAR pour  $\alpha = 4.7241$  et  $M = 32$ .

### 3.4 Analyse de la détection CFAR en milieux homogènes

Dans cette sous-section, nous analysons les performances des détecteurs Optimal, GM-, SO- et GO-CFAR en présence d'un clutter homogène, dont les statistiques sont modélisées par une distribution de Pareto. Sur cette figure, nous pouvons constater que les performances du détecteur GM-CFAR sont les plus proches de celles du détecteur Optimal comparativement aux détecteurs SO et GO-CFAR. De plus, les performances du détecteur GO-CFAR sont légèrement mieux que celles du détecteur SO-CFAR. Les pertes en détection des trois détecteurs GM-, SO- et GO-CFAR par rapport au détecteur Optimal sont dues au fait que ce dernier utilise un seuil fixe en supposant que les paramètres de clutter sont complètement connus *a priori*.

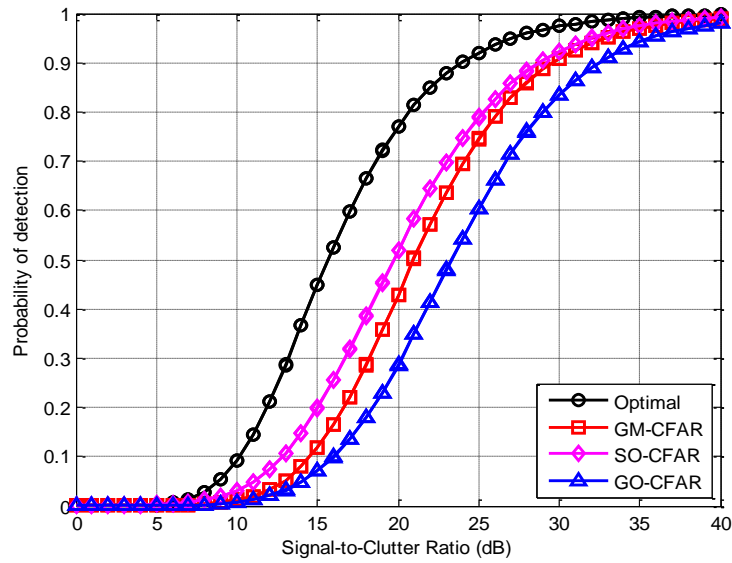


**Figure 3.4** - Performances de détection en milieu homogène des détecteurs Optimal, GM-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR pour  $M = 32$  et  $\alpha_0 = 10^{-4}$

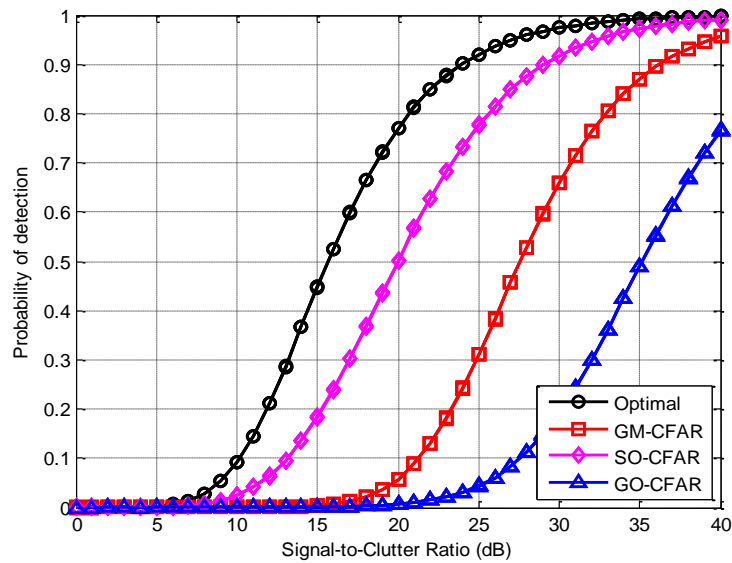
### 3.4 Analyse de la détection CFAR en milieux hétérogènes

#### 3.4.1 Cas de présence d'une cible interférente

Maintenant, nous considérons un milieu hétérogène caractérisé par la présence d'une seule cible interférente, dont le modèle est présenté sur la Figure B.1 dans l'Annexe B. Les résultats de simulation dans ce cas-ci sont montrés sur les Figures 3.5 et 3.6 suivantes. Dans un premier temps, nous analysons à travers la Figure 3.5 les performances de détection des détecteurs Optimal, GM-, SO- et GO-CFAR pour un  $ICR$  (Interference-to-Clutter Ratio) égale à 20dB. Dans un deuxième lieu, nous étudions à partir de la Figure 3.6 les performances des mêmes algorithmes pour un  $ICR = 40$ dB. Le premier constat illustré par les deux figures 3.5 et 3.6, est que les performances du détecteur SO-CFAR sont les meilleures et les plus proches de celles du détecteur Optimal. Le détecteur GO-CFAR enregistre quant à lui une certaine perte par rapport au détecteur SO-CFAR. Nous remarquons que les performances du détecteur GM-CFAR sont les moins bonnes. De plus, il est clair que les performances du détecteur SO-CFAR restent inchangées lorsque le  $ICR$  augmente de 20dB à 40dB (regarder les deux Figure 3.5 et 3.6). Nous notons également la dégradation remarquable des performances des détecteurs GO- et GM-CFAR si la valeur du  $ICR$  passe de 20dB à 40dB. Ceci est expliqué par fait que les deux détecteurs GO- et GM-CFAR souffrent de l'effet de capture causé par la présence des cibles interférentes dans le milieu de détection.



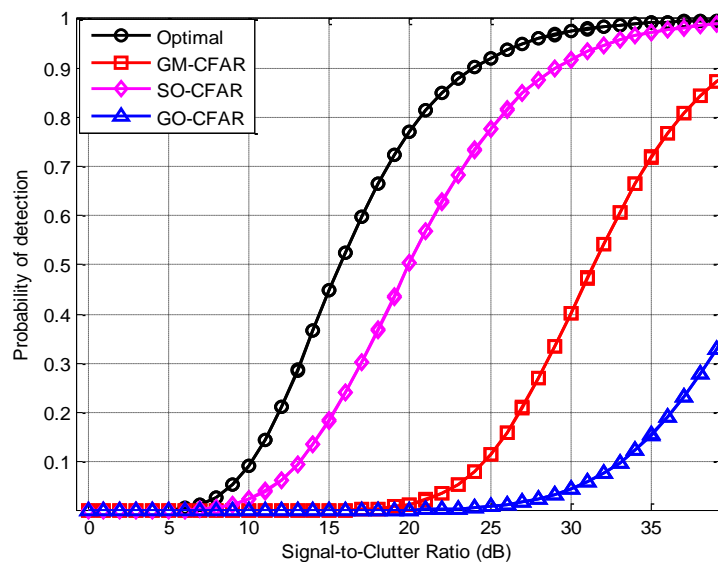
**Figure 3.5** - Performances de détection en présence d'une cible interférentes des détecteurs Optimal, GM-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR pour  $M = 32$ ,  $\alpha_0 = 10^{-4}$  et  $ICR = 20\text{dB}$



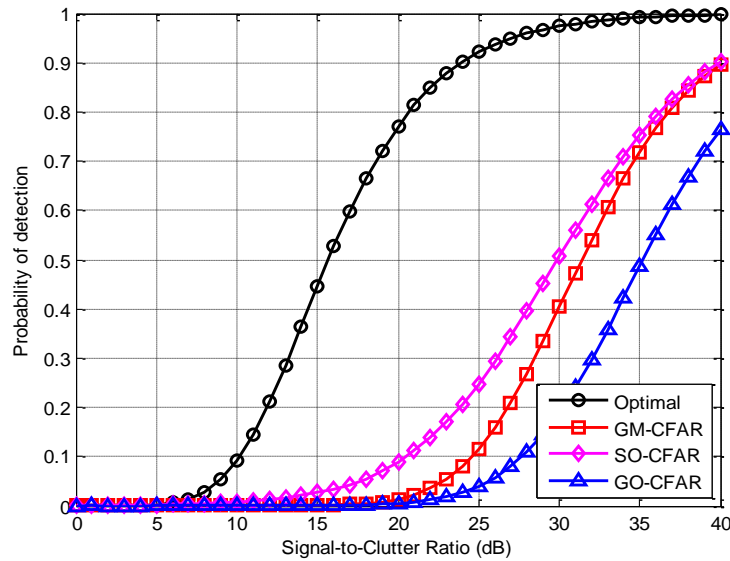
**Figure 3.6** - Performances de détection en présence d'une cible interférentes des détecteurs Optimal, GM-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR pour  $M = 32$ ,  $\alpha_0 = 10^{-4}$  et  $ICR = 40\text{dB}$

### 3.4.2 Cas de présence de deux cibles interférentes

Dans ce sous-paragraphe, nous analysons les performances de détection des trois détecteurs Optimal, GM-, SO- et GO-CFAR en présence de deux cibles interférentes. On suppose que le  $ICR$  de la première cible interférente soit  $ICR_1 = 20\text{dB}$ , alors que celui de la deuxième soit  $ICR_2 = 40\text{dB}$ . Dans un premier temps, sur la Figure 3.7, nous discutons le cas de présence de deux interférences qu'on suppose trouvées ensemble dans l'une des deux semi-fenêtres. Dans ce cas-ci, le détecteur SO-CFAR possède la plus grande probabilité de détection par rapport aux détecteurs GO- et GM-CFAR, qui présentent quant à eux les plus mauvaises performances. La dégradation en termes de performances est beaucoup plus importante pour tous les détecteurs étudiés (GM-, SO et GO-CFAR) lorsqu'on considère qu'une cible interférente se localise dans la semi-fenêtre en amont, alors que l'autre se trouve dans la semi-fenêtre en aval. Ce résultat est bien illustré sur le graphique de la Figure 3.8.



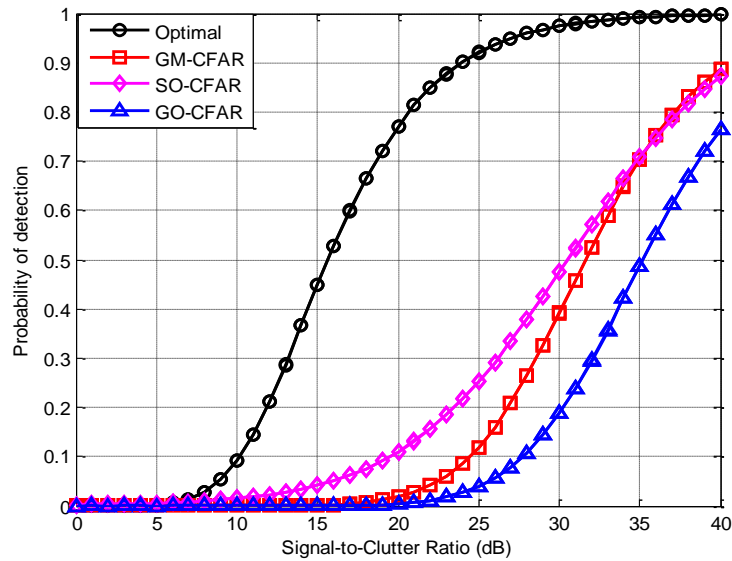
**Figure 3.7** - Performances de détection en présence de deux cibles interférentes localisées ensemble dans l'une des deux semi-fenêtres des détecteurs Optimal, GM-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR pour  $M = 32$ ,  $\alpha_0 = 10^{-4}$  et  $ICR_1 = 20\text{dB}$  et  $ICR_2 = 40\text{dB}$



**Figure 3.8** - Performances de détection en présence de deux cibles interférentes réparties sur les deux semi-fenêtres des détecteurs Optimal, GM-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR pour  $M = 32$ ,  $\alpha_0 = 10^{-4}$  et  $ICR_1 = 20\text{dB}$  et  $ICR_2 = 40\text{dB}$

### 3.4.3 Cas de présence de trois cibles interférentes

Nous discutons maintenant les performances de détection des détecteurs Optimal, GM-, SO- et GO-CFAR en présence de trois cibles interférentes. On suppose que le  $ICR$  de la première cible interférente soit  $ICR_1 = 5\text{dB}$ , celui de la deuxième soit  $ICR_2 = 20\text{dB}$ , alors que celui de la cible interférente n°3 soit  $ICR_3 = 40\text{dB}$ . Nous considérons la présence de deux cibles dans la semi-fenêtre de référence en amont et une cible dans la semi-fenêtre en aval ou vice versa. Les résultats de simulation sont bien illustrés sur la Figure 3.9. Nous pouvons remarquer que ces résultats sont presque les mêmes que celles présentés sur la Figure 3.8 précédente. Nous constatons également que le détecteur SO-CFAR est plus efficace pour manager les problèmes liés à la présence des interférences.



**Figure 3.9** - Performances de détection en présence de trois cibles interférentes réparties sur les deux semi-fenêtres des détecteurs Optimal, GM-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR pour  $M = 32$ ,  $\alpha_0 = 10^{-4}$  et  $ICR_1 = 5\text{dB}$ ,  $ICR_2 = 20\text{dB}$  et  $ICR_2 = 40\text{dB}$

### 3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons tout abord testé et analysé les performances de détection des algorithmes Optimal et GM-CFAR en faisant varier le paramètre de forme de la distribution de Pareto, la taille de la fenêtre de référence et la probabilité de fausse alarme désirée. Ensuite, leurs performances dans le cas d'un clutter homogène ont été également analysées et discutées. En fin, nous avons testé ces trois détecteurs face aux milieux hétérogènes en considérant la présence des cibles interférentes. Les résultats ainsi obtenus ont permis de conclure à l'efficacité du détecteur SO-CFAR dans tels milieux.

## **Conclusions et perspectives**

## ▪ *Conclusions*

Dans ce mémoire de fin d'étude, nous avons discuté la problématique de la détection CFAR des cibles noyées dans un clutter non Gaussien. Cet axe de recherche est de grande importance et s'inscrit dans le cadre général de traitement du signal radar. En fait, les travaux présentés dans ce manuscrit abordent le problème de la détection CFAR en analysant et examinant certains détecteurs CFAR dans un clutter modélisé selon la loi de Pareto.

L'étude menée ici sur la détection CFAR couvre deux types de milieu : homogène et hétérogène. Dans les deux cas, nous fournissons une analyse théorique assez complète sur les détecteurs CFAR en question et mis en évidence leurs avantages et inconvénients. Les détecteurs ainsi concernés par cette étude sont le détecteur optimal, le détecteur GM-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR. De plus, nous avons pu démontrer la propriété CFAR de ces trois détecteurs, montrant ainsi qu'ils ne nécessitent aucune connaissance préalable sur le paramètre de forme de la distribution du clutter.

Par la suite, les performances de ces détecteurs sont illustrées via des simulations numériques et ainsi comparées parallèlement à celles du détecteur optimal. Nous avons prouvé et montré également l'efficacité du détecteur SO-CFAR qui offrent de bonnes performances de détection en présence des cibles interférentes. Le détecteur GO-CFAR offre quant à lui des performances acceptables par rapport au détecteur GM-CFAR.

## ▪ *Perspectives*

La problématique abordée dans ce mémoire est certes très large et reste donc loin d'être entièrement traité dans un seul manuscrit. De plus, on peut envisager différentes perspectives suite aux travaux présentés et aux résultats prometteurs présentés à savoir :

- Une analyse théorique plus détaillée des performances de la détection CFAR en présence des discontinuités dans le clutter Pareto distribués (bords de clutter) sera un sujet important à discuter plus tard.
- Il serait également intéressant d'analyser et d'examiner les deux détecteurs SO-CFAR et GO-CFAR dans le cas d'une détection multi-impulsion en présence d'un clutter de type Pareto.
- De même, on suggère l'étude des performances de la détection géo-distribuée pour le cas d'un clutter de distribution de Pareto.
- Il semble également intéressant de considérer le cas réaliste où les paramètres du clutter sont complètement inconnus *a priori*. Ceci va contribuer énormément à l'amélioration des performances de détection dans les environnements non Gaussiens.

# **Annexes**

## Annexe A : Détecteur Optimal de Neyman-Pearson

Soit  $r(t)$  le signal reçu et  $f_c$  sa fréquence porteuse. Ce signal est échantillonné et traité par deux canaux l'un en phase et l'autre en quadrature de phase comme représenté sur la Figure A.1. Pour le cas d'une cible Swerling 1 et 2,  $I_c$  et  $Q_c$  sont des variables aléatoires distribuées selon une loi normale de paramètres 0 et  $\mu$ . Sous l'hypothèse  $H_0$  (i.e, en présence d'un bruit thermique seulement)  $\mu = 2\sigma^2$ , alors que sous l'hypothèse alternative  $H_1$  (i.e, signal plus bruit thermique)  $\mu = 2\sigma^2 + 2a^2$  où  $2a^2$  est la puissance du signal de la cible [48].

Si, on définit alors le rapport signal-à-bruit  $SNR$  dans l'entrée du récepteur par

$$SNR = S = \frac{a^2}{\sigma^2} \quad (A.1)$$

Par conséquent, le paramètre  $\mu$  est donné par

$$\mu = \begin{cases} 2\sigma^2 & \text{pour } H_0 \\ 2\sigma^2(1 + S) & \text{pour } H_1 \end{cases} \quad (A.2)$$

Le détecteur optimum selon le critère de Neyman-Pearson n'est autre que le détecteur quadratique (voir Figure A.1). L'entrée du dispositif de seuillage est donnée alors par

$$X = I_c^2 + Q_c^2 \quad (A.3)$$

Donc, selon le modèle adopté de bruit, la PDF conditionnelle de  $X$  est exprimée comme suit

$$p_{X|H_i}(x|H_i) = \begin{cases} \frac{1}{2\sigma^2} e^{-\frac{x}{\sigma^2}} & \text{pour } H_0 \\ \frac{1}{2\sigma^2(1+S)} e^{-\frac{x}{\sigma^2(1+S)}} & \text{pour } H_1 \end{cases} \quad (A.4)$$

où  $p_{X|H_i}(x|H_i)$  est la PDF conditionnelle de  $X$  lorsque l'hypothèse  $H_i$ ,  $i = 0$  ou  $1$ , est juste.

Le critère de Neyman-Pearson consiste à maximiser la probabilité de détection  $P_D$  de la cible sous la contrainte d'une probabilité de fausse alarme désirée constante. Par conséquent, la règle de décision résultante du critère de Neyman-Pearson est la suivante

$$\Lambda(x) = \frac{p_{X|H_1}(x|H_1)}{p_{X|H_0}(x|H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \lambda \quad (A.5)$$

où  $\Lambda(x)$  est le rapport de vraisemblance (*Likelihood ratio*) et  $\lambda$  est le seuil de détection obtenu pour une probabilité de fausse alarme désirée constante  $P_{FA} = \alpha_0$ . Dans ce cas, la  $P_{FA}$  est donnée par

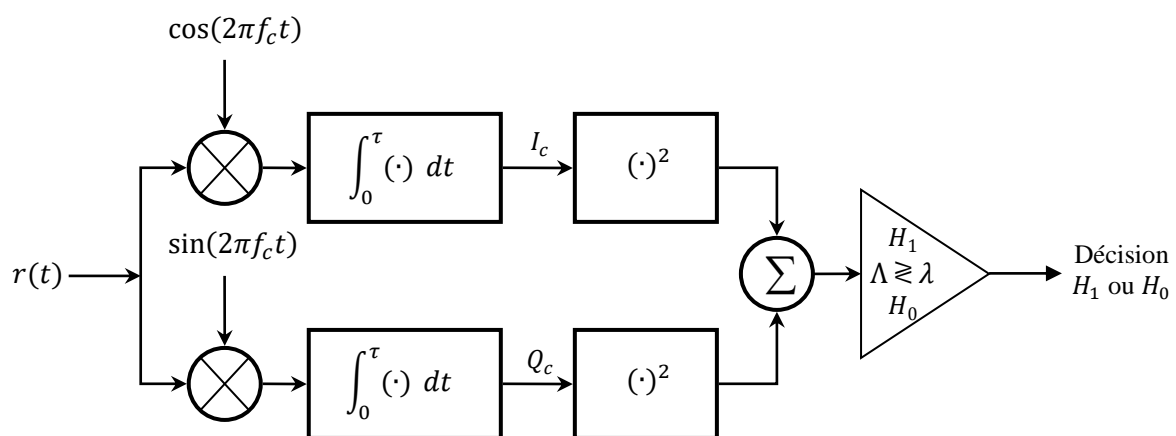
$$P_{FA} = \Pr(\Lambda(x) > \lambda | H_0) = \int_{\lambda}^{\infty} p_{\Lambda|H_0}(l|H_0) dl = \alpha_0 \quad (\text{A.6})$$

Alors, on peut déterminer le seuil de détection  $\lambda$  en résolvant simplement l'intégrale de (A.6). Dans ce cas, la  $P_{FA}$  peut être donnée comme suit

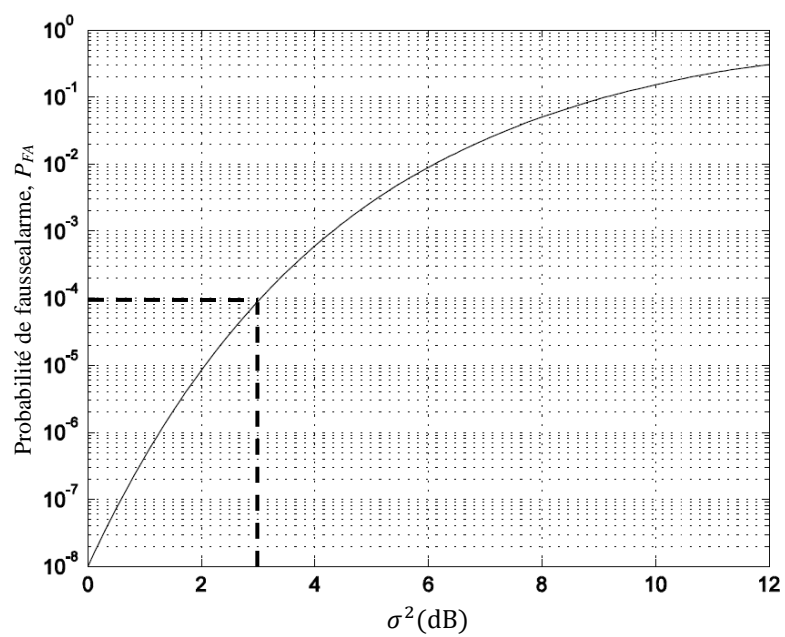
$$P_{FA} = e^{-\frac{\lambda}{2\sigma^2}} \quad (\text{A.7})$$

Cependant, l'environnement dans lequel le radar fonctionne, dépend des facteurs tels que les conditions atmosphériques et l'environnement physique d'opération, le signal reçu devient alors statistiquement non-stationnaire avec une variance inconnue à l'entrée du récepteur. Par conséquent, les performances du détecteur utilisant un seuil fixe est extrêmement sensible aux changements des paramètres inconnus du clutter. En fait, une petite augmentation de la puissance du bruit provoque intensivement une augmentation considérable dans la  $P_{FA}$ .

Ceci est illustré dans la Figure A.2 qui représente la variation de  $P_{FA}$  en fonction de la variation de la variance du bruit  $\sigma^2$ . On constate que pour une petite augmentation dans la puissance du bruit de l'ordre de 3dB, on a une augmentation de l'ordre de  $10^{-4}$  de la  $P_{FA}$ . Ceci est intolérable pour le traitement de données, soit par le calculateur ou par les opérateurs. Cette remarque est à la base des méthodes adaptatives pour analyser et perfectionner la détection radar dans n'importe quel milieu.



**Figure A.1** - Détecteur quadratique optimal de Neyman-Pearson



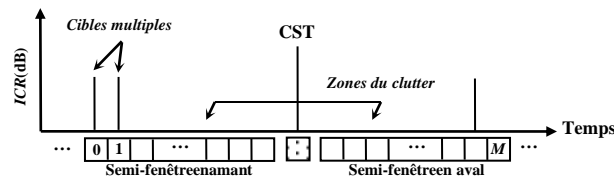
**Figure A.2** - Sensibilité de la  $P_{FA}$  à la puissance du bruit

## Annexe B : Environnements hétérogènes de détection

Le comportement des détecteurs CFAR en milieux hétérogènes a été largement étudié. Des études ont prouvé la dégradation des performances de détection 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. Nous allons envisager par la suite les différentes situations dans lesquelles l'environnement est considéré comme hétérogène.

### B.1 Présence des cibles interférentes

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 CST comme montré sur la Figure B.1. En présence des cibles interférentes dans les cellules de référence, le seuil de détection augmente considérablement induisant éventuellement une dégradation remarquable dans la  $P_D$ . Ce phénomène est connu sous le nom effet de capture (*capture effect*).



**Figure B.3** - Modèle du clutter hétérogène en présence des cibles interférentes.

Dans ce mémoire, 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 Pareto distribué dans la cellule contenant cette cible. On définit alors le rapport interférence sur clutter, que l'on note  $ICR$  (*Interference-to-Clutter Ratio* en anglo-saxon), comme étant le rapport de la puissance de la cible interférente et la puissance du clutter. Ce rapport s'exprime en décibels comme suit

$$ICR_{dB} = 10 \log_{10} \left( \frac{P_i}{P_c} \right) \quad (B.1)$$

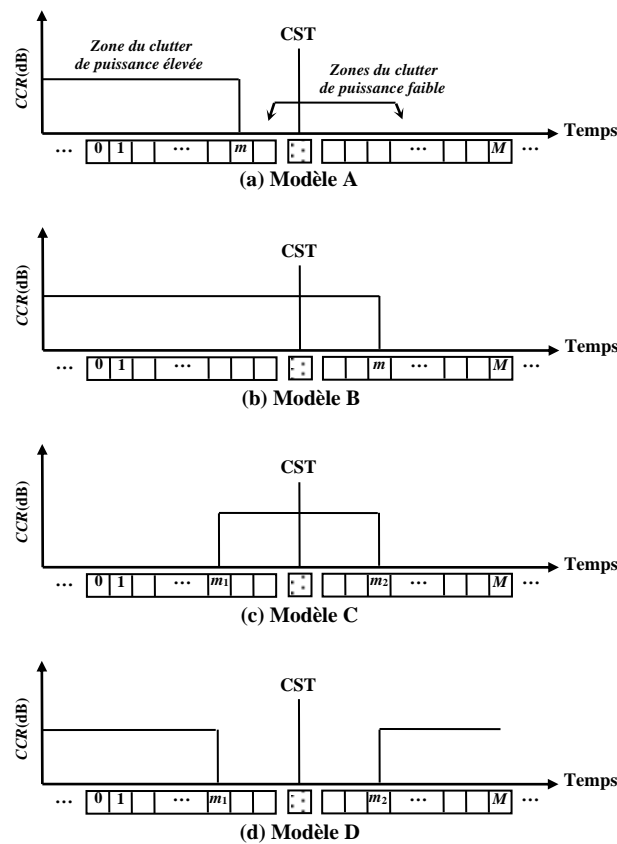
où  $p_i = 2\sigma_i^2$  est la puissance moyenne du signal de la cible interférente et  $p_c = \frac{\alpha\beta}{\alpha-1}$  est la puissance moyenne du clutter Pareto distribué.

## B.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 CST 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  $P_{FA}$ . Une représentation schématique de quelques modèles possibles d'environnement hétérogène réel en présence des bords de clutter est présentée à la Figure B.2.

D'ailleurs, les Figures B.2-(a) et B.2-(b) décrivent la situation dans laquelle il y a une seule transition dans la distribution locale de puissance du clutter. Dans la Figure B.2-(a), la CST est dans la zone claire, alors que dans la Figure B.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 CST appartient à cette zone, si et seulement si  $m < \frac{M}{2}$ , où  $M$  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 CST. D'un autre côté, si  $m > \frac{M}{2}$ , la CST 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 CST. Ceci peut produire un nombre excessif de fausse alarme (ou simplement une augmentation de la  $P_{FA}$ ).



**Figure B.2** - Modèles du clutter hétérogène en présence des bords de clutter

Nous 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 B.2-(c) et B.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 CST 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  $m_1 < \frac{M}{2} < m_2$  (voir la Figure B.2-(c)). D'autre part, si les  $m_1$  premières cellules et les  $M - m_2$  dernières cellules sont noyées dans la zone du clutter de puissance élevée, la CST serait alors dans la zone claire si  $m_1 < \frac{M}{2} < m_2$  comme montré sur la Figure B.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

$$CCR_{dB} = 10 \log_{10} \left( \frac{p_{c_2}}{p_{c_1}} \right) \quad (B.2)$$

Où  $p_{c_1} = \frac{\alpha_1 \beta}{\alpha_1 - 1}$  est la puissance du clutter dans la première zone de  $m$  cellules, tandis que  $p_{c_2} = \frac{\alpha_2 \beta}{\alpha_2 - 1}$  représente la puissance du clutter dans la deuxième zone formée de  $M - m$  cellules restantes.

Comme le  $CCR$  donne une idée sur le changement brusque au niveau de bord dans la fenêtre de référence, alors pour une différence de puissance égale à  $CCR_{dB} = C$ , il faut que la relation suivante soit satisfaite

$$\alpha_2 = \left( 1 - 10^{-\frac{C}{10}} \left( \frac{\alpha_1 - 1}{\alpha_1} \right) \right)^{-1} \quad (B.3)$$

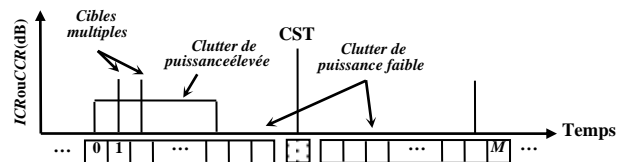
Nous définissons maintenant la PDF du clutter sur les deux zones de puissances différentes. Alors, étant donné  $M$  échantillons  $x_1, x_2, \dots, x_M$  de la fenêtre de référence qu'on suppose statistiquement indépendants mais non identiquement distribués. Nous supposons que les  $m$  premières cellules, constituant la première zone du clutter à puissance élevée, sont noyées dans un clutter de distribution Pareto avec un paramètre de forme  $\alpha_1$ . Cependant, la deuxième zone du clutter à puissance faible est formée par les  $M - m$  cellules restantes et qui sont noyées dans un clutter de distribution Pareto mais avec un autre paramètre de forme  $\alpha_2$ . Sans perte de généralité, le paramètre d'échelle est supposé le même sur les deux côtés du bord de clutter, juste pour simplifier l'analyse. Ainsi, la PDF d'un échantillon  $X_i$ , se trouvant soit dans la première zone soit dans la deuxième, est donnée par

$$P_{X_i}(x) = \begin{cases} \frac{a_1 b^{a_1}}{x^{a_1+1}} & \text{pour } i = 1, 2, \dots, m \\ \frac{a_1 b^{a_1}}{x^{a_1+1}} & \text{pour } i = m + 1, \dots, M \end{cases} \quad (B.4)$$

où  $\alpha_1$  et  $\alpha_2$  sont relié selon (5.3) pour une différence en puissance moyenne entre les deux zones de clutter égale à  $C$  dB.

### B.3 Présence des cibles interférentes et des bords de clutter

D'autres situations plus réalistes peuvent être également rencontrées dans la pratique du radar. On parle des environnements réels caractérisés par un mélange des deux cas précédents, i.e., présence des cibles multiples et des bords de clutter (voir par exemple la Figure (B.3)). D'ailleurs, de telles situations introduisent une plus grande complexité dans l'analyse et rendent la détection des cibles d'intérêt une tâche extrêmement difficile.



**Figure B.3** - Modèle du clutter hétérogène en présence d'un bord du clutter et des cibles multiples.

## **Références bibliographiques**

- [1] M. Skolnik, Introduction to Radar System, (3rd ed.), New York: McGraw-Hill, 2001.
- [2] M. Sahed, Systèmes Radar, Support de cours, Université de M'Sila, 2020.
- [3] S. Kay, Fundamental Of Statistical Signal Processing: Detection Theory, Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1998.
- [4] G. V. Weinberg, «Constant false alarm rate detectors for Pareto clutter models,» *IET Radar, Sonar and Navigation*, vol. 7, n° 12, pp. 153-163, 2013.
- [5] G. V. Weinberg, «Enhancing Goldstein's Log-t Detector in Pareto Distributed Clutter,» *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 53, n° 12, pp. 1035-1044, April 2017.
- [6] G. V. Weinberg, Radar Detection Theory of Sliding Window Processes, CRC Press, 2017.
- [7] G. V. Weinberg, «Constant False Alarm Rate Detectors for Pareto Clutter Models,» , 7, 153-163, 2013.,» *IET Radar, Sonar and Navigation*, vol. 7, pp. 153-163, 2013.
- [8] G. V. Weinberg, «On the Construction of CFAR Decision Rules via Transformations,» *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 55, pp. 1140-1146, 2017.
- [9] M. Sahed et A. Mezache, «Analysis of CFAR Detection with Multiple Pulses Transmission Case in Pareto Distributed Clutter,» chez *4th International Conference on Electrical Engineering*, Algérie, boumerdès, 2015.
- [10] G. V. Weinberg, «Constant False Alarm Rate Detection in Pareto Distributed Clutter: Further Results and Optimality Issues,» *Hikari Journal of Contemporary Engineering Sciences*, vol. 7, n° 16, pp. 231-261, 2014.
- [11] C. Wolff, «<https://www.radartutorial.eu/>,» Novembre 1998. [En ligne]. Available: <https://www.radartutorial.eu/02.basics/Classification%20des%20syst%C3%A8mes%20radars%20%281%29.fr.html>. [Accès le Avril 2022].
- [12] A. Seksaf, «Optimisation du seuil de détection dans les systèmes distribués CFAR par Essaims de Particules (OEP),» Mémoire de Magister, Université de Biskra, 2015.
- [13] G. Minkler et J. Minkler, CFAR – the principles of automatic radar detection in clutter, Baltimore: Magellan, 1990.
- [14] P. L. A, «On adaptive censored CFAR detection,» Thèse de Doctorat, New Jersey Institute of Technology, 1993.
- [15] I. Chalabi, «Estimation et Détection Adaptatives des Cibles pour Radars MIMO dans un Environnement de Clutter Non Gaussien,» Thèse de Doctorat ès science, Université de M'sila, 2017.
- [16] M. Sahed, «Détection CFAR dans un clutter de mer de distribution K avec des paramètres inconnus en présence du bruit thermique,» Mémoire de Magistère, Université de M'sila, Algérie., 2010.
- [17] M. Sahed, «Détection Automatique CFAR en environnement Non Gaussien,» Thèse de Doctorat ès science, Université de M'sila, 2015.
- [18] V. G. Hansen, «Constant false alarm rate processing in search radars,» chez *Proceedings of the IEEE International Radar Conference*, London, 1973.
- [19] V. G. Hansen et J. H. et Sawyers, «Detectability loss due to Greatest-Of-selection in a Cell Averaging CFAR,» *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 16, n° 11, pp. 115-118, 1980.
- [20] S. D. C., «Radar detection in Weibull clutter,» *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic*

- Systems*, vol. 12, n° %16, pp. 736-743, 1976.
- [21] W. Weibull, «A statistical distribution function of wide applicability,» *Journal of Applied Mechanics*, vol. 18, 1951.
- [22] E. Jakeman et P. N. Pusey, «A model of non-Rayleigh Sea echo,» *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 24, n° %16, pp. 806-914, 1976.
- [23] W. K. D., «Compound representation of high-resolution sea clutter,» *Electronics Letters*, vol. 17, n° %116, pp. 561-563, 1981.
- [24] S. Watts, «Radar detection prediction in sea clutter using the compound K distribution model,» *IEE Proceedings*, vol. 132, n° %17, pp. 613-620, 1985.
- [25] K. Krishnamoorthy, *Handbook of Statistical Distributions with Applications*, USA: Chapman & Hall/CRC, 2006.
- [26] W. K. D., «Compound representation of high-resolution sea clutter,» *Electronics Letters*, vol. 17, n° %116, p. 1981, 561-563.
- [27] S. Watts, «Radar detection prediction in sea clutter using the compound K distribution model,» *IEE Proceedings*, vol. 132, n° %17, pp. 613-620, 1985.
- [28] G. V. Weinberg, «An investigation of the Pareto distribution as a model for high grazing angle clutter,» Defense Science and Technology Organization, Edinburgh, Australia, 2011.
- [29] G. Weinberg, «Assessing the Pareto fit to high resolution high grazing angle sea clutter,» *Electronics Letters*, vol. 47, n° %18, pp. 516-517, 2011.
- [30] G. V. Weinberg, «Management of interference in Pareto CFAR processes using adaptive test cell analysis,» *Signal Processing*, vol. 104, pp. 264-273, 2014.
- [31] P. Gandhi et S. Kassam, «Optimality of the cell averaging CFAR detector,» *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 40, n° %14, pp. 1226-1228, 1994.
- [32] P. P. Gandhi et S. A. Kassam, «Analysis of CFAR processors in nonhomogeneous background,» *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 24, n° %14, pp. 427-445, 1988.
- [33] G. V. Weinberg, «On the Construction of CFAR Decision Rules via Transformations,» *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 55, n° %12, pp. 1140-114, 2017.
- [34] E. Jakeman et P. N. Pusey, «A model of non-Rayleigh Sea echo,» *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, , vol. 24, n° %16, pp. 806-914, 1976.

**Résumé** — Dans le cadre de cette étude, nous avons abordé le problème de la détection adaptative des cibles radar noyées dans un clutter distribué selon la loi de Pareto. Ce type de détection est réalisé en maintenant un taux de fausse alarme constant (Constant False Alarm Rate, CFAR), lors du traitement. Nous avons présenté tout d'abord le détecteur Geometric Mean (GM) CFAR introduit dans la littérature. Ce détecteur est adapté aux milieux homogènes. Nous avons montré que la dérivation de ce détecteur a été réalisée en tirant parti de la dualité entre les deux distributions Exponentielle et Pareto. Cette dualité a permis de transformer les stratégies de détection CFAR développées pour les milieux gaussiens vers des milieux Pareto distribués. En exploitant cette même dualité, nous avons effectué une analyse théorique complète de deux autres détecteurs, à savoir le Geometric Mean Greatest Of (GO)-CFAR et le Geometric Mean Smallest Of (SO) CFAR. Ce dernier est plus adapté aux milieux hétérogènes caractérisés par la présence des interférences. Nous avons ensuite examiné, testé et comparé les performances des différents détecteurs via simulations numériques. Les résultats de simulations obtenus permettent de valider l'intérêt du détecteur SO-CFAR pour les milieux hétérogènes comparativement aux autres détecteurs.

**Mots clés** : Radar, Détection adaptative CFAR, Clutter non Gaussien, Interférences, Loi de Pareto.

**ملخص** — ناقشنا من خلال هذه الدراسة مسألة الكشف عن الأهداف المهمة المتواجدة في وسط (محيط) متجانس وغير متجانس، بحيث تكون الاشارات العشوائية الناتجة عن هذا الوسط موزعةً توزيعاً احصائياً غير طبيعي حسب نموذج باريتو (Pareto model). قمنا باستعمال تقنية الكشف التكيفي بنسبة إنذار خاطئ ثابتة (CFAR Detection)، باعتبارها وسيلة ناجعة في مثل هذه الأوساط سريعة التغير. في البداية، أجرينا دراسةً تحليليةً كاملةً للكاشف المعروف GM-CFAR Detector بناءً على نموذج باريتو، والذي تم اقتراحه في أبحاث سابقة وهو كاشف مخصص للأوساط المتجانسة. هذا الأخير يعتمد على المتوسط الهندسي للعينات المتواجدة داخل النافذة المرجعية للكاشف (Reference Window) لحساب عتبة الكشف. حيث يتبين أن تصميم هذا الكاشف يتم باستخدام العلاقة التحويلية بين دالة كثافة الاحتمال الأسي وقانون باريتو الاحصائي. بحيث تسمح لنا هذه العلاقة بتحويل خوارزميات الكشف المصممة خصيصاً للوسائط الغاوسية الطبيعية ذات توزيع احتمالي أسّي، للعمل مع الوسائط الغير الطبيعية ذات توزيع احتمالي حسب نموذج باريتو. باستعمال نفس علاقة التحويل، قمنا بعد ذلك بدراسة نظرية وتحليلية مفصلة للكاشفين GO-CFAR Detector و SO-CFAR Detector. هذا الأخير تم اقتراحه خصيصاً للأوساط الغير متجانسة التي تحتوي على أهداف دخيلة. من خلال عمليات المحاكاة الرقمية، قمنا بمقارنة واختبار أداء مختلف الكاشفات التي تمت دراستها ومناقشتها في هذا العمل. حيث أكدت النتائج المتحصل عليها على نجاعة الكاشف SO-CFAR Detector في حالة وجود أهداف دخيلة مقارنة بالكاشفات الأخرى.

**الكلمات المفتاحية**: الرادار، الكشف المكيف بنسبة إنذار خاطئ ثابتة، التشويش الغير غاوسي (الغير طبيعي)، توزيع باريتو، الأهداف الدخيلة.

**Abstract** — In this study, we addressed the problem of adaptive detection of radar targets embedded in a distributed clutter according to the Pareto law. This kind of detection is achieved by maintaining a Constant False Alarm Rate (CFAR) during processing. We first presented the Geometric Mean (GM) CFAR detector introduced in the literature. This detector is suitable for homogeneous environments. We showed that the derivation of this detector was achieved by using the duality between the Exponential and Pareto distributions. This duality made it possible to transform the CFAR detection schemes designed for Gaussian case into Pareto counterpart. Thus, the CFAR detection techniques created for the Gaussian case could be converted into their Pareto counterparts because of this duality. This approach preserves the original probability of false alarm and threshold multiplier relationship. Exploiting the same approach, we performed a complete theoretical analysis of two other CFAR detectors, namely the Geometric Mean Greatest Of (GO) CFAR and the Geometric Mean Smallest Of (SO) CFAR. The latter is more suitable for heterogeneous environments which are characterized by the presence of interference. We then examined, tested and compared the performances of the different detectors via numerical simulations. The obtained results show the efficiency of the SO-CFAR detector for heterogeneous environments compared to other detectors.

**Keywords**: Radar, CFAR adaptative detection, non Gaussian Clutter, Interferences, Pareto distribution.