

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

Performance du détecteur GM-CFAR avec
intégration non-cohérente en milieux côtiers
Pareto distribués

Réalisé par :

M'HAMDI Ali et CHABANI Mouna

Soutenu devant le jury composé de :

Abdelghafour HERIZI

Mohamed SAHED

Izzeddine CHALABI

Université de M'Sila

Université de M'Sila

Université de M'Sila

Président

Encadreur

Examinateur

Année universitaire : 2020/2021

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Dédicaces

Je dédie ce mémoire de fin d'études

*À mon très **cher père** pour qui j'adresse au ciel les vœux les plus ardents pour la
conservation de sa santé et de sa vie,*

*À celle qui m'a transmis la vie, l'amour, le courage, à toi chère et douce **maman**
toutes mes joies, mon amour et ma reconnaissance,*

À mon frère jumeau Cherifi Abdelhak et El hadj

A toute la famille Cherifi,

À mes frères et mes sœurs et toute ma famille Chabani,

À tous mes amies : Mouna Sabeur, Hanan Belfarai, Zakia Terki

À mon binôme Ali M'hamdi

Et à toute la promotion télécom de 2021

À tous ceux qui m'ont aidé et soutenu tout au long de ce voyage.

Mouna

Dédicaces

Je dédie ce mémoire ...

À mes parents, mes frères et mes sœurs,

À tous mes proches,

À tous mes amis sans exception.

Ali

Remerciements

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

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

Nous adressons, ensuite, un remerciement tout spécial à notre encadreur Dr. Mohamed SAHED, en lui exprimant nos profondes reconnaissances pour nous avoir proposé le thème de ce mémoire, pour ses encouragements, son aide et son soutien, ses conseils et ses précieux commentaires qui nous ont permis de surmonter les difficultés et de progresser dans cette présente étude.

Nos vifs remerciements vont également au Dr. Abdelghafour HERIZI, 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.

Résumé

Dans ce mémoire de fin d'étude, nous avons traité le problème de la détection CFAR dans un clutter modélisé selon la loi de Pareto. En s'appuyant sur ce modèle, nous avons effectué une analyse complète du détecteur Geometric Mean CFAR (GM-CFAR) introduit dans la littérature. Ainsi, nous avons montré que la dérivation de ce détecteur et ses variantes a été faite en exploitant la dualité entre la loi exponentielle et la distribution de Pareto. Cette dualité a permis de transformer aisément les stratégies de détection CFAR développées pour le milieu Gaussien vers le milieu Pareto distribué.

Dans le cadre de notre étude, nous avons ensuite abordé le cas général de la détection CFAR multi-impulsions en supposant que les paramètres du clutter sont inconnus *a priori*. Ceci est motivé par le fait que l'utilisation de plusieurs impulsions contribue, d'une manière significative, à l'amélioration de performances de détection comparativement à la détection mono-impulsion. Nous avons donc développé une configuration plus généralisée du détecteur GM-CFAR et donner ainsi l'expression analytique correspondante de la probabilité de fausse alarme. Via simulations numériques, les performances du détecteur introduit ont été comparées et testées par rapport à celles développées dans la littérature. Les résultats de simulations obtenus permettent de valider l'intérêt du détecteur GM-CAFR multi-impulsions, où on a montré que l'utilisation de plusieurs impulsions améliore les performances de détection comparativement à la détection CFAR simple avec seulement une seule impulsion.

Mots clés : Radar, Détection adaptative CFAR, Clutter non Gaussien, Distribution de Pareto.

ملخص

ناقشنا في هذه المذكرة مسألة الكشف بنسبة إنذار خاطئ ثابتة (CFAR Detection) عن الأهداف المتواجدة في وسط (محيط) متجانس، بحيث تكون الاشارات العشوائية الناتجة عن هذا الوسط موزعةً توزيعًا احصائيًا غير طبيعيٍ حسب نموذج باريتو (Pareto model). بناءً على هذا النموذج، أجرينا دراسةً تحليليةً كاملةً للكاشف المعروف GM-CFAR Detector والذي تم اقتراحه في أبحاث سابقة. هذا الأخير يعتمد على المتوسط الهندسي للعينات المتواجدة داخل النافذة المرجعية للكاشف (Reference Window) لحساب عتبة الكشف. حيث بيّنا أن تصميم هذا الكاشف ومشتقاته تم باستخدام العلاقة التحويلية بين دالة كثافة الاحتمال الأسّي وقانون باريتو. بحيث تسمح لنا هذه العلاقة بتحويل خوارزميات الكشف المصممة خصيصًا للوسائط الغاوسية الطبيعية ذات توزيع احتمالي أسّي، للعمل مع الوسائط الغير الطبيعية ذات توزيع احتمالي حسب نموذج باريتو.

وكجزء من دراستنا، ناقشنا بعد ذلك حالتي الكشف أحادي النبض والكشف المتعدد النبضات، بافتراض أن معلمات نموذج التشويش غير معروفة مسبقًا. الدافع وراء اقتراح استخدام تقنية النبضات المتعددة في عملية الكشف، هو اسهامها بشكل كبير في تحسين أداء الكاشفات مقارنة بتقنية النبضة الأحادية. لذلك، قمنا من خلال هذه الدراسة بتطوير خوارزمية شاملة متعددة النبضات للكاشف GM-CFAR. الدراسة التحليلية لهذا الكاشف، عند تطبيقه على تشويشات بحرية متجانسة، سمحت لنا كذلك بحساب العبارات التحليلية لاحتمال الإنذار الخاطئ. وعلى عكس بعض الكاشفات الموجودة، الكاشف المقترح لا يتطلب أي معرفة مسبقة لمعالم النموذج الإحصائي للتشويشات المدروسة. من خلال عمليات المحاكاة الرقمية، تمت مقارنة واختبار أداء الكاشف الجديد مقابل أداء الكاشفات التي تم تطويرها في البحوث السابقة. تؤكد نتائج المحاكاة التي تم الحصول عليها في هذا البحث على نجاعة الكاشف المتعدد النبضات المقترح، وبالتالي هذا يثبت أن استخدام تقنية النبضات المتعددة يحسن أداء الكشف بشكل كبير في الأوساط المتجانسة.

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

Abstract

In this study, we discussed the problem of CFAR detection in Pareto distributed clutter. Based upon this model, we performed a full analysis of the well-known Geometric Mean CFAR (GM-CFAR) detector which is introduced in the literature. Thus, we have shown that the derivation of this detector and its variants was done by using the duality between the exponential law and the Pareto distribution. This duality allows us to easily transform the CFAR detection schemes developed for the Gaussian medium to the Pareto distributed medium.

As a part of our study, we then discussed the case of multiple-pulses CFAR detection, by assuming that the parameters of the clutter are unknown *a priori*. This is motivated by the fact that using multiple pulses in the detection process contributes significantly to the improvement of detection performance compared to single pulse case. Therefore, we have developed a more generalized scheme of the GM-CFAR detector and thus give the corresponding analytical expression of the false alarm probability. Via numerical simulations, the performance of the proposed scheme has been compared and tested against those developed in the literature. The simulation results obtained validate the interest of the multi-pulses GM-CAFR detector, where it has been shown that the use of multiple pulses improves significantly the detection performance compared to single pulse CFAR detection.

Keywords : Radar, Adaptive CFAR detection, Non-Gaussian clutter, Pareto distribution.

Table des matières

Liste des acronymes.....	iv
Liste des symboles et notations.....	vi
Liste des figures	viii
Liste des tableaux	ix
Introduction générale.....	1
A. Préambule	2
B. Historique de la détection des signaux	2
C. Motivations	3
D. Etat de l’art	4
E. Organisation du manuscrite	6
Chapitre 1 : Principes Fondamentaux du Radar	8
1.1 Introduction	9
1.2 Concept de base d’un système radar	9
1.3 Bandes de fréquence du radar	10
1.4 Applications du Radar	10
1.5 Composantes du radar	12
1.5.1 Émetteur	12
1.5.2 Modulateur	13
1.5.3 Récepteur	13
1.5.4 Traitement du signal.....	13
1.5.5 Antenne	14
1.5.6 Joint tournant.....	14
1.5.7 Duplexeur.....	14
1.5.8 Synchronisation.....	14
1.6 Classification des radars	15
1.7 Principales fonctions du radar	16
1.7.1 Détection	16
1.7.2 Meseure de distances	17
1.7.3 Mesure de vitesse	18

1.8 Paramètres du radar	19
1.8.1 Résolutions du radar	19
1.8.2 Résolution en distance	19
1.8.3 Résolution angulaire	20
1.8.4 Polarisation des ondes radar	21
1.9 Relation entre modélisation et détection	22
1.10 Modélisation statistique des cibles	22
1.10.1 Notion de la surface équivalente radar	22
1.10.2 Modèles statistiques des cibles radar	22
1.11 Modélisation statistique du clutter	24
1.11.1 Définition du clutter radar	25
1.11.2 Objectifs de la modélisation statistique du clutter	25
1.12 Modèles statistiques du clutter	26
1.12.1 Modèles Gaussiens du clutter	26
1.12.2 Modèles Non-Gaussiens du clutter	27
Chapitre 2 : Détection CFAR dans un clutter Pareto distribué	30
2.1 Introduction	31
2.2 Détection d'un signal radar	32
2.3 Principe de la détection CFAR	34
2.4 Détection CFAR dans un clutter Pareto distribué	36
2.5 Détecteur optimal CFAR	37
2.6 Détecteur GM-CFAR-Type 1	38
2.5.1 Détecteur GM-CFAR-Type 1 mono-impulsion	38
2.5.2 Détecteur GM-CFAR-Type 1 multi-impulsions	41
2.7 Détecteur GM-CFAR-Type 2	43
2.6.1 Détecteur GM-CFAR-Type 2 mono-impulsion	43
2.6.2 Détecteur GM-CFAR-Type 2 multi-impulsions	46
2.8 Conclusion	48
Chapitre 3 : Résultats et discussions	49
3.1 Introduction	50
3.2 Paramètres de simulations	50
3.3 Analyse de performance de la détection CFAR mono-impulsion	51
3.3.1 Cas des détecteurs GM-CFAR	51

3.3.2 Cas des détecteurs SO-CFAR et GO-CFAR.....	57
3.4 Analyse de performance de la détection CFAR multi-impulsions.....	58
3.5 Conclusion	61
Conclusions et perspectives	62
Annexes	65
Annexe A : Détecteur Optimal de Neyman-Pearson.....	66
Annexe B : Calcul de la PFA du détecteur GM-CFAR Type 2 multi-impulsions.....	69
Bibliographies	72

Liste des acronymes

RADAR	RAdio Detection And Ranging
RCS	Radar Cross Section (soit en français Surface Équivalente du Radar, SER)
SISO	Single Input Single Output
SIMO	Single Input Multiple Output
MISO	Multiple Input Single Output
MIMO	Multiple Input Multiple Output
IF	Intermediate Frequency
ADC	Analog to Digital Converter
MLE	Maximum Likelihood Estimator
UE	Unbiased Estimator
IEEE	The Institute of Electrical and Electronics Engineers
ITU	The International Telecommunication Union
TFA	Taux de Fausse Alarme
CFAR	Constant False Alarm Rate (soit en français Taux de Fausse Alarme Constant, TFAC)
CST	Cellule Sous Test
ROC	Receiver Operating Characteristics
<i>SNR</i>	Signal-to-Noise Ratio (Rapport Signal à Bruit)
<i>SCR</i>	Signal-to-Clutter Ratio (Rapport Signal à Clutter)
iid	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)
CA-CFAR	Cell Averaging CFAR
GO-CFAR	Greatest Of Selection Logic in Cell Averaging CFAR
SO-CFAR	Smallest Of Selection Logic in Cell Averaging CFAR
OS-CFAR	Order Statistics CFAR

GM-CFAR	Geometric Mean CFAR
GM-Type1	Geometric Mean CFAR avec paramètres connus <i>a priori</i>
GM-Type2	Geometric Mean CFAR avec paramètres inconnus <i>a priori</i>
GO-Type1	Geometric Mean Greatest Of CFAR avec paramètres connus <i>a priori</i>
GO-Type2	Geometric Mean Greatest Of CFAR avec paramètres inconnus <i>a priori</i>
SO-Type1	Geometric Mean Smallest Of CFAR avec paramètres connus <i>a priori</i>
SO-Type2	Geometric Mean Smallest Of CFAR avec paramètres inconnus <i>a priori</i>

Liste des symboles et notations

Pa	Pareto distribution
Γ	Gamma distribution
Exp	Exponential distribution
χ_n^2	Chi-squared distribution with n degree of freedom
$p_s = 2\sigma_s^2$	Puissance moyenne du signal utile de la cible
p_c	Puissance moyenne du clutter
P_S	Puissance réfléchie par la cible
P_i	Puissance illuminée par le radar
μ	La moyenne
σ	Écart-type
c	Paramètre de forme de la distribution de Weibull
b	Paramètre d'échelle de la distribution de Weibull ou de la distribution K
ν	Paramètre de forme de la distribution K
α	Paramètre de forme de la distribution de Pareto
β	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
D	Distance antenne-cible
f_e	Fréquence de transmission
f_r	Fréquence de réception
Δf	Fréquence Doppler
λ	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

ϕ	Angle de déphasage aléatoire entre S et C
Z	Test statistique
Z_0	Signal dans la CST
$ a $	Module du nombre complexe a
M	Nombre d'échantillons ou nombre de cellules dans la fenêtre de référence d'un détecteur CFAR
N	Nombre d'impulsions
P_D	Probabilité de détection (Probability of Detection)
P_{FA}	Probabilité de fausse alarme (Probability of False Alarm)
α_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 Z 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
λ_{GM1}	Seuil de détection du détecteur GM-CFAR Type 1 mono-impulsion
λ_{GM2}	Seuil de détection du détecteur GM-CFAR Type 2 mono-impulsion
λ_{GM1N}	Seuil de détection du détecteur GM-CFAR Type 1 multi-impulsion
λ_{GM2N}	Seuil de détection du détecteur GM-CFAR Type 2 multi-impulsion
$\langle x \rangle$ ou $E(x)$	Moyenne ou espérance mathématique du signal x
$\langle x^r \rangle$	Moments d'ordre r du signal x
$\langle x^r \rangle_c$	Moments d'ordre r de x lorsque x représente le signal du clutter
$Var(x)$	Variance du signal x
$\hat{a}$	Valeur estimée (estimé ou estimateur) de a
$\Gamma(\cdot)$	Fonction Gamma d'Euler
$K_\nu(\cdot)$	Fonction de Bessel modifiée de seconde espèce d'ordre ν
$\binom{k}{n}$	Coefficients du binôme de Newton $= \frac{k!}{n!(k-n)!}$ avec $n \leq k$
dB	Décibel
GHz	Giga Hertz

Liste des figures

Figure 1.1 - Concept de base du système radar	10
Figure 1.2 - Composants d'un radar	15
Figure 1.3 - Radars monostatique et bistatique	16
Figure 1.4 - Types de radars en fonction du nombre d'antennes	16
Figure 1.5 - Mesure de distance	18
Figure 1.6 - Angle Doppler	19
Figure 1.7 - Résolution en distance	20
Figure 1.8 - Résolution angulaire	21
Figure 1.9 - Modèle Swerling 1.....	23
Figure 1.10 - Modèle Swerling 2.....	23
Figure 1.11 - Modèle Swerling 3.....	24
Figure 1.12 - Modèle Swerling 4.....	24
Figure 1.13 - Fonction de densité de probabilité de la loi Gaussienne (① $\mu = 0$ ② $\sigma = 1$)	26
Figure 1.14 - Fonction de densité de probabilité de la distribution de Rayleigh.....	27
Figure 1.15 - Fonction de densité de probabilité de la distribution log-normal	27
Figure 1.16 - Fonction de densité de probabilité de la distribution Weibull	28
Figure 1.17 - Fonction de densité de probabilité de la distribution K	29
Figure 1.18 - Fonction de densité de probabilité de la distribution de Pareto	29
Figure 2.1 - Schéma fonctionnel d'un détecteur adaptatif CFAR	34
Figure 2.2 - Schéma fonctionnel du détecteur GM-CFAR Type 1 mono-impulsion	40
Figure 2.3 - Schéma fonctionnel du détecteur GM-CFAR Type 1 multi-impulsions	43
Figure 2.4 - Schéma fonctionnel du détecteur GM-CFAR Type 2 mono-impulsion	45
Figure 2.5 - Schéma fonctionnel du détecteur GM-CFAR Type 2 multi-impulsions	47
Figure 3.1 - Probabilité de détection des détecteurs Optimal, GM-Type1 et GM-Type2 en fonction du SCR pour $\alpha_0 = 10 - 4$ et $M = 32$	54
Figure 3.2 - Probabilité de détection des détecteurs Optimal, GM-Type1 et GM-Type2 en fonction du SCR pour $\alpha = 4.7241$, $M = 8$ et $\alpha_0 = 10 - 4$	54
Figure 3.3 - Probabilité de détection des détecteurs Optimal, GM-Type1 et GM-Type2 en fonction du SCR pour $\alpha = 4.7241$, $M = 16$ et $\alpha_0 = 10 - 4$	55
Figure 3.4 - Probabilité de détection des détecteurs Optimal, GM-Type1 et GM-Type2 en fonction du SCR pour $\alpha = 4.7241$, $M = 32$ et $\alpha_0 = 10 - 4$	55
Figure 3.5 - Probabilité de détection des détecteurs Optimal, GM-Type1 et GM-Type2 en fonction du SCR pour $M = 32$ et $\alpha_0 = 10 - 6$	56
Figure 3.6 - Probabilité de détection des détecteurs Optimal, GM-Type1 et GM-Type2 en fonction du SCR pour $M = 32$ et $\alpha_0 = 10 - 8$	56
Figure 3.7 - Probabilité de détection des détecteurs optimal, GM-Type1, GM-Type2, SO-Type1, SO-Type2, GO-Type1 et GO-Type2 pour $M = 32$ et $\alpha_0 = 10 - 4$	57
Figure 3.8 - Probabilité de détection des détecteurs GM-Type1, GM-Type2, SO-Type1 et GO-Type1 dans le cas mono-impulsion ($N = 1$) pour $M = 16$ et $\alpha_0 = 10 - 4$	59
Figure 3.9 - Probabilité de détection des détecteurs GM-Type1, GM-Type2, SO-Type1 et GO-Type1 dans le cas multi-impulsions pour $M = 16$, $\alpha_0 = 10 - 4$ et $N = 2$	60
Figure 3.10 - Probabilité de détection des détecteurs GM-Type1, GM-Type2, SO-Type1 et GO-Type1 dans le cas multi-impulsions pour $M = 16$, $\alpha_0 = 10 - 4$ et $N = 4$	60
Figure A.1 - Détecteur quadratique optimal de Neyman-Pearson	68
Figure A.2 - Sensibilité de la <i>PFA</i> à la puissance du bruit	68

Liste des tableaux

Table 1.1 - Bandes de fréquence du système radar.....	11
Table 1.2 - Diverses applications du système radar.....	12

Introduction générale

A. Préambule

Dans le dernier siècle, la théorie de la détection est devenue une matière technique très importante et très riche. Cette matière est associée à l'émergence d'une nouvelle discipline de grande importance dans la science moderne : le traitement du signal. Ce dernier, qui s'appuie essentiellement sur l'électronique et l'informatique, trouve sa position au point de convergences des mathématiques et de la physique.

D'ailleurs, les avancements technologiques en termes de matériel et logiciel ont largement contribué à la diversification des champs d'application de traitement du signal. Ces applications concernent de nombreux domaines qui sont en perpétuel progrès et qui ne cessent à nous servir dans notre vie quotidienne.

Depuis des années, l'optimisation et le perfectionnement des systèmes électroniques de communication, par exemple, ont été à la base du développement de nouvelles techniques de traitement du signal. Plus particulièrement, le système radar, qui est l'un des systèmes de communication très sophistiqués, n'était pas loin de cette révolution technologique, d'où il a attiré énormément d'attentions de la recherche moderne. En fait, les radars ne cessent effectivement de se développer, où ce développement devient de plus en plus très nécessaire pour satisfaire les besoins d'aujourd'hui et encore plus de demain. Ceci s'explique par le fait que les radars sont capables de fournir des solutions à des problèmes variés et complexes dans plusieurs domaines et disciplines [1, 2].

Le radar est un système électromagnétique utilisé pour détecter la présence d'objets mobiles et déterminer leur trajectoire, leur vitesse, leur point de contact le plus proche, et d'autres données, en transmettant des ondes radioélectriques. Il en extrait alors l'information nécessaire sur la cible à partir du signal échoïque [1].

B. Historique de la détection des signaux

L'histoire de détection des signaux a débuté par les travaux du physicien britannique James Clerk Maxwell, en 1864, qui a prédit mathématiquement que les radiations, qui seront connues ensuite sous le nom d'ondes électromagnétiques, ont quelques propriétés communes avec les ondes lumineuses. En particulier, la vitesse de propagation et la réflexion par les objets métalliques et diélectriques. Ceci a été démontré par le physicien allemand Heinrich Rudolf Hertz en 1886. En 1904, l'ingénieur allemand Christian Hülsmeier était le premier à proposer l'utilisation d'échos radio dans un appareil de détection afin d'éviter les collisions en navigation.

Ensuite, en 1917, Nikola Tesla établit les principes théoriques du futur radar. En 1922, un dispositif similaire fut proposé par l'inventeur italien Guglielmo Marconi. Plus tard, et au cours de 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 « **RA**dio **D**etection **A**nd **R**anging », et qui signifie 'détection et télémétrie par ondes radio'. Depuis cette époque, le radar n'a cessé de se perfectionner [1, 3].

C. Motivations

De nos jours, la surveillance par système radar revêt une grande importance dans les divers domaines civils et militaires. En effet, elle devient l'une des questions stratégiques de n'importe quel pays dans le monde pour lutter contre les trafics en tous genres (drogues, contrebandes, émigrations clandestines, etc.), le terrorisme ou toute autre menace [2]. Toutes ces missions nécessitent certes d'utiliser des systèmes de surveillance plus probants et plus efficaces pour *détecter, localiser, classifier et poursuivre* les cibles potentielles. 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 de présenter des techniques de traitement du signal radar en concentrant principalement sur le point commun fondamental à la plupart des systèmes radars de surveillance : *la détection*.

En fait, 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.) [1]. 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 (clutter ou échos parasites) causés par l'environnement du radar (le milieu de détection) et/ou le radar lui-même [4].

Typiquement, 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 clair que la caractérisation du clutter et la recherche des lois de probabilités qui le régissent (on parle de la modélisation statistique) doivent faire l'objet de toutes les attentions afin d'améliorer les performances des radars. 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 [2].

Pour le cas des milieux Gaussiens, de très nombreuses techniques de détection ont été proposées et discutées [5-14]. Ces détecteurs ont pour but majeur de maintenir un taux de fausses alarmes constant (*Constant False Alarm Rate*, CFAR) lors du traitement non cohérent. Dans le cas des milieux non Gaussiens, la problématique ne se limite pas à la recherche des détecteurs CFAR appropriés à ce type d'environnements, mais plutôt la dépasse à une modélisation statistique pertinente en passant, le cas échéant, par le développement des techniques d'estimation des paramètres du modèle statistique caractérisant ces environnements [15-16].

Dans le même contexte, d'autres détecteurs dits *non-paramétriques*, tels que le Log-*t*-CFAR et le WH-CFAR (Weber-Haykin-CFAR), ont été également proposés d'où ils n'exigent aucun recours à une estimation préalable des paramètres caractérisant les modèles Log-normal, Weibull, *K* ou Pareto qui décrivent la distribution empirique du clutter de mer [17-21].

Dans cette optique, les travaux effectués dans ce mémoire ont donc pour objectif d'étudier le problème de la détection CFAR en milieux côtiers homogènes Pareto distribués. L'étude est établie dans les deux cas : mono et multi-impulsions. Ce problème a été largement étudié dans la littérature [20-29].

D. Etat de l'art

Actuellement, la littérature propose, comme nous l'avons vu dans le paragraphe précédent, de très nombreuses études concernant les détecteurs CFAR dans un clutter modélisé selon la distribution de Pareto à deux paramètres [20-27]. D'ailleurs, en plus de sa description statistique appropriée des échos de clutter de mer, la simplicité analytique du modèle de Pareto rend lui plus pratique, particulièrement pour la, détection, que d'autres modèles non Gaussien tels que les modèles Log-normal, Weibull, Pearson et *K*.

Ainsi, il est de grand intérêt d'étudier le problème de la détection CFAR sous l'hypothèse d'un clutter de distribution de Pareto. D'ailleurs, Weinberg [20] a proposé une nouvelle méthodologie qui permet d'exploiter la relation naturelle entre les deux distributions Exponentielle et Pareto pour développer des processeurs non-conventionnels de détection CFAR non-cohérente dans le cas d'un clutter Pareto distribué.

Par l'intermédiaire de cette dualité entre une variable aléatoire Exponentiellement distribuée et une autre Pareto distribuée, ces détecteurs CFAR sont fondamentalement liés à quelques détecteurs conventionnels du cas Gaussien. Dans [2, 20, 28, 29], quelques approches de détection CFAR, ont été proposées pour un clutter Pareto distribué en supposant la connaissance *a priori* du

facteur d'échelle paramétrant cette distribution. Le détecteur optimal a été également discuté dans [2, 20].

Le premier détecteur non conventionnel CFAR proposé par Weinberg est le détecteur GM-CFAR (Geometric Mean-CFAR) [20]. Le niveau du clutter, dans ce type de détecteur, est estimé par le produit (ou la moyenne géométrique) des cellules de la fenêtre de référence. 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 dues à ces effets, deux versions modifiées de la technique GM-CFAR ont été proposées et analysées. Dans [28], le détecteur Geometric Mean Greatest Of-CFAR (GO-CFAR) a été proposé. Le GO-CFAR utilise le maximum des produits des cellules des deux semi-fenêtres qui se trouvent dans les deux côtés de la cellule sous test (CST). 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), Weinberg [28] a proposé le détecteur Geometric Mean Smallest Of-CFAR (SO-CFAR). Ce détecteur prend le minimum des produits des cellules sur les deux semi-fenêtres de part et d'autre de la CST au lieu du maximum. Si plusieurs cibles interférentes sont présentes dans les deux semi-fenêtres, ni le détecteur GO-CFAR ni le détecteur SO-CFAR ne peuvent résoudre le problème de l'effet de capture. Pour contourner cette limitation, le Transformed Order Statistic-CFAR (TOS-CFAR) a été également proposé dans [28].

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.

Malheureusement, toutes ces stratégies n'agissent pas vraiment comme véritables procédures CFAR puisqu'elles ont été fondées principalement sous l'hypothèse d'un paramètre d'échelle connu *a priori*. Ceci limite leur utilisation dans des cas réalistes là où les paramètres du clutter sont inconnus *a priori*. D'ailleurs, cette dépendance explicite au paramètre d'échelle de la loi de Pareto est un résultat direct de la transformation utilisée pour développer des détecteurs CFAR pour un clutter Pareto distribué. Bien que, le paramètre d'échelle n'a pas de grande importance pour déterminer la forme de la distribution, il semble important dans la pratique et pour des cas plus

réalistes de développer des détecteurs CFAR qui sont entièrement indépendants de tous les paramètres du clutter.

En résumé, nous allons analyser dans ce mémoire le détecteur GM-CFAR à paramètres inconnus proposé initialement par Sahed [2], et fait l'objet des travaux de Weinberg dans [24] pour le cas d'une détection mono-impulsion. Dans le cas multi-impulsions, il n'y a d'ailleurs que peu d'études dans la littérature (à notre connaissance) qui traitent le problème de la détection CFAR dans un clutter Pareto distribué [25-27]. La contribution principale de ce mémoire est la généralisation du détecteur GM-CFAR multi-impulsions qui est déjà introduit dans une formulation assez simple dans [26]. C'est en quelque sorte, une version plus réaliste du détecteur GM-CFAR introduit par Sahed et *al.* dans [25]. Contrairement aux détecteurs existants, le détecteur introduit dans ce mémoire est plus général et a un avantage très significatif d'où il n'exige aucune information *a priori* sur les paramètres du modèle de clutter. Pour des raisons purement notationnelles, ce détecteur sera noté GM-CFAR Type 2 et voilà pour le distinguer de ses concurrents développés dans la littérature.

E. Organisation du manuscrite

Ce mémoire s'articule autour de trois chapitres. Pour plus de clarté, chaque chapitre est mené d'une introduction détaillant plus encore le contexte et les enjeux de la problématique traitée dans le dit chapitre. Nous rappelons à chaque fois les fondements théoriques de cette problématique.

Le premier chapitre, qui est majoritairement philosophique, présente tout d'abord les principes fondamentaux du Radar et le contexte général dans lequel évoluent les travaux de ce mémoire. Ensuite, nous rappelons les quatre modèles de cibles de types Swerling. En fin, nous présentons les différents modèles Gaussiens et non Gaussiens du clutter

Le deuxième chapitre est consacré, dans la totalité, à l'étude et l'analyse théorique de la détection CFAR en milieux du clutter modélisé selon la distribution de Pareto et constitue ainsi la partie théorique la plus importante dans ce mémoire. Nous discutons à travers ce chapitre, le problème de la détection CFAR en environnements purement homogènes. L'étude de cas d'un milieu hétérogène (non-homogène) n'est pas donc considérée dans notre travail. Nous rappelons, dans un premier temps, le fondement théorique des détecteurs de la littérature destinés à ce type de milieux et présentons ainsi leurs inconvénients. Nous considérons, dans un premier lieu, le cas le plus simple de la détection mono-impulsion. Par la suite, nous prolongeons notre étude au cas de

la détection multi-impulsions. Pour ce dernier cas, nous introduisons le détecteur GM-CFAR Type 2 qui n'exige aucune information *a priori* sur les paramètres de la distribution du clutter.

Ensuite, le dernier chapitre, qui s'inscrit dans la continuité du chapitre 2, s'intéresse à la présentation de résultats de simulations de la détection CFAR. Les performances du détecteur GM-CFAR Type 2, sont évaluées dans différents scénarios et sont également mises à la critique et ainsi comparées aux performances des détecteurs de la littérature.

Enfin, ce mémoire se termine par une conclusion générale et des perspectives à souligner. Cette conclusion permet de faire le point sur nos travaux et récapitule ainsi les principaux résultats présentés dans ce mémoire. La fin de cette partie concerne les perspectives éventuelles de ce travail, où nous présentons donc les travaux qui pourraient être effectués ou envisagés par la suite afin d'enrichir encore cet axe de recherche, de répondre à certaines questions et de consolider certains résultats.

Dans un souci de clarté, nous voulons présenter un manuscrit vivant, clair et illustré par de nombreux exemples, figures et schémas. Nous souhaitons également que notre étude soit satisfaisante et contribue ainsi au développement des moyens et des outils de traitement du signal appliqué au radar moderne. D'ailleurs, pour faciliter la correspondance entre ce mémoire et les textes bibliographiques, nous allons utiliser les acronymes dans la langue anglaise.

Chapitre 1 : Principes Fondamentaux du Radar

1.1 Introduction

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 : **RA**dio **D**etection **A**nd **R**anging, 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 [30].

1.2 Concept de base d'un système radar

Une des propriétés importantes des ondes électromagnétiques (des signaux radioélectriques) est qu'elles se réfléchissent sur un objet ou un obstacle, ce qui les rend susceptible d'être détectées par un récepteur adapté à ce type de signaux. Cette propriété physique est fondamentalement utilisée par les systèmes radar pour effectuer diverses tâches. Pratiquement, le fonctionnement du système radar est basé sur les théories et les propriétés des ondes électromagnétiques, qui se propagent dans le vide à la vitesse de la lumière, soit environ $c \approx 3 \times 10^8 m/s$.

En général, un radar se compose d'un émetteur et d'un récepteur avec une ou deux antennes (ou plus). Le signal transmis est un signal radio-électromagnétique. L'amplitude du signal à l'entrée de récepteur dépend de la forme de la cible, RCS (*Radar Cross Section*), qui est une mesure de la quantité de l'énergie électromagnétique interceptée par la cible et renvoyée en arrière vers le récepteur [1]. Le signal reçu au niveau du radar est accompagné souvent de bruits : bruit thermique produit par le radar lui-même, échos indésirables (clutter) typiquement due au retour de la surface de terre, de la surface de mer, de la pluie et des retours d'autres cibles désignées sous le nom "cibles interférentes". Les performances du détecteur radar dépendent alors considérablement de la présence de ces types de bruit. Les récepteurs radar sont conçus pour avoir un taux faux alarme constant tout en maximisant la probabilité de détection de cible. La distinction entre le clutter et la cible dépend du but asservis au système radar.

Ainsi, le principe de base d'un système radar est simple où un émetteur transmet, au moyen d'une antenne de transmission, un faisceau d'ondes radio concentrées dans une direction souhaitée. Lorsque ces ondes rencontrent un et/ou des objets physiques, une partie d'énergie transmise se

réfléchi formant ce qu'on appelle communément un écho radar (voir Figure 1.1). L'écho radar est souvent perturbé et altéré par des échos indésirables causés par des réflecteurs constitutifs du milieu de la détection : la mer, le sol, l'atmosphère ...etc. Tous ces échos renvoyés vers le radar seront captés par l'antenne qui joue alors le rôle du récepteur. Le signal réfléchi est ensuite amplifié et discrétisé pour un éventuel traitement [30].

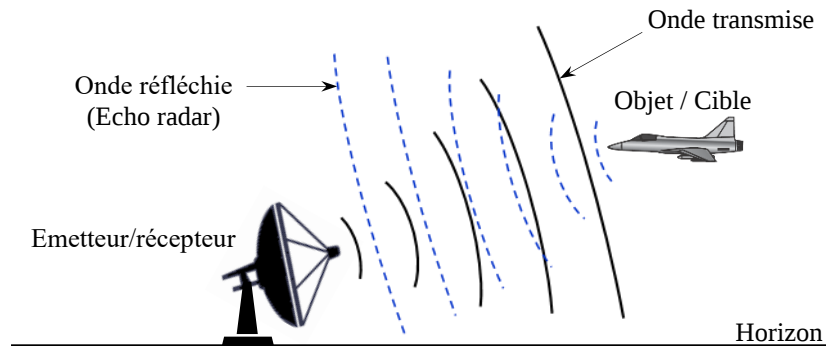


Figure 1.1 - Concept de base du système radar

1.3 Bandes de fréquence du radar

En effet, pour garder secret le développement de ce système, les militaires ont décidé de donner à aux gammes de fréquences du radar 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 radios, comme les télédifuseurs et l'industrie des contre-mesures militaires, ont remplacé les vocables traditionnels par leur propre identification. La table 1.1, montre une classification des systèmes radar basée sur la bande de fréquences utilisée [31].

1.4 Applications du Radar

Le radar a été largement utilisé, ou proposé pour l'usage, dans plusieurs domaines d'applications, dans les systèmes militaires et civils. En ce qui concerne son utilisation pratique, les fonctions que le radar doit accomplir et ses nouvelles techniques croissent presque jour après jour. Le radar est un instrument essentiel notamment à la sécurité de la navigation maritime et aérienne dans les mauvaises circonstances. Dans le contexte militaire constamment en alerte, il aide les forces armées dans leur tâche de détection des cibles ; il est utilisé également dans le domaine maritime pour détecter la présence de navires ennemis et sur terre pour renseigner sur les

mouvements des forces adverses. En météorologie, il sert à estimer les changements atmosphériques (la vitesse du vent, le spectre des gouttes de pluie, ...etc.). Il est même utilisé par la police de la route dans sa chasse à l'excès de vitesse. Communément, les applications radar les plus spectaculaires aujourd'hui sont d'ordre militaire ou spatial. La table 1.2 énumère certaines applications divisées en deux grandes catégories principales [31].

Table 1.1 - Bandes de fréquence du système 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.

Table 1.2 - Diverses applications du système radar

Catégories	Applications
Civil	Surveillance routière
	Surveillance superficielle
	Contrôle aérien
	Contrôle de trafic terrestre
	Détection et prévision météorologique
	Recherche et sauvetage
	Ground mapping
	Surveillance maritime et océanique
	Astronomie
	Reconnaissance des objets
	Surveillance et poursuite satellitaire
	Navigation
	Contrôle de trafic (mesure de vitesse)
Militaire	Défense aérienne et maritime
	Guidage, et recherche des missiles
	Détection des personnes
	Collecte de données d'intelligence
	Détection, identification, et localisation de cible
	Guidage et contrôle des armes

1.5 Composantes du radar

Les composantes du radar décrites dans ce paragraphe sont illustrées sur la Figure 1.2 [32]. Ainsi, d'après cette figure, un système radar est constitué généralement de trois parties : un émetteur (un transmetteur), un récepteur et une antenne d'émission et réception.

1.5.1 Émetteur

L'émetteur est la pièce maîtresse d'un système radar. Il génère et amplifie les signaux radar haute-fréquences. La première étape consiste en la génération d'un signal radar basse-fréquence qui est par la suite modulé par une porteuse haute-fréquence (3GHz jusqu'à 30GHz, voire plus). Le signal haute-fréquence modulé est ensuite amplifié à travers un bloc d'amplification qui est constitué de plusieurs amplificateurs de signaux. L'émetteur doit alors fournir un signal radiofréquence RF très puissant, modulé et pulsé par un synthétiseur, qui sera émis par l'antenne dans la direction de sondage. Le tout doit être fait selon un horaire bien précis afin de pouvoir bien interpréter plus tard les échos de retour (on parle de la synchronisation) [30].

1.5.2 Modulateur

Le modulateur, appelé également générateur d'impulsions, constitue la partie active de l'émetteur. C'est un circuit électronique qui permet de fractionner l'onde continue produite par l'oscillateur en impulsions. Il permet de stocker l'énergie pendant les périodes séparant deux émissions successives et de la restituer pendant le temps très bref de l'émission radar.

1.5.3 Récepteur

Le récepteur sert à détecter les faibles échos captés par l'antenne, puis de les amplifier suffisamment pour en extraire l'information afin de l'afficher sur l'écran de l'opérateur. Cet appareil doit être capable d'extraire des signaux qui sont de plusieurs ordres de grandeur plus faibles que le signal émis par le radar et de les amplifier par un facteur de 20 à 30 millions de fois. Cela est une tâche ardue à la fréquence originale de l'onde porteuse radar et c'est pourquoi les récepteurs utilisent un procédé appelé « superhétérodyne » qui transforme l'onde reçue à une fréquence intermédiaire avant de procéder à l'amplification.

Le récepteur est composé d'un amplificateur faible bruit suivi d'un mélangeur (Mixer) et d'un oscillateur local qui servent à convertir le signal RF (haute-fréquence) en un signal avec une fréquence plus basse (Intermediate Frequency IF signal). Ce signal est ensuite amplifié à l'aide d'un amplificateur IF (IF amplifiers). Ce dernier est un filtre adaptatif (Matched Filter) qui permet d'isoler le signal utile et de réduire les effets parasites. L'amplificateur IF est suivi par un démodulateur (ou un détecteur) qui permet de supprimer la composante de haute-fréquence (la porteuse) et d'extraire les deux composantes en phase et en quadrature de phase (I_c/Q_c) du signal basse fréquence. Ensuite, un convertisseur Analogique/Numérique (Analog to Digital Converter ADC) est utilisé pour la numérisation qui permet alors de traiter numériquement le signal pour en extraire les informations [30, 31].

1.5.4 Traitement du signal

Le processeur du signal radar est un système électronique qui permet de traiter le signal brut provenant 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 [30, 31].

1.5.5 Antenne

L'antenne est la partie visible d'un système radar qui sert à la transmission et la réception du signal dans l'espace libre. Elle sert à concentrer le signal RF généré par l'émetteur en un faisceau horizontal étroit vers l'espace libre et/ou à percevoir les faibles signaux venant de l'extérieur pour les diriger vers le récepteur. Un faisceau radar étroit distingue et sépare mieux les échos de deux cibles (comme on le verra par la suite). L'antenne est munie d'un moteur à vitesse constante d'environ 15 à 30 tour/min et balaie l'horizon continuellement sur 360°. L'antenne est sollicitée tant en émission qu'en réception. L'antenne peut avoir plusieurs formes : cornets, guides d'ondes, dipôles ou plaques [30].

1.5.6 Joint tournant

C'est un dispositif permettant le transfert de l'énergie entre la partie fixe et la partie mobile du radar [32].

1.5.7 Duplexeur

C'est un commutateur électronique qui dirige l'onde vers l'antenne lors de l'émission, ou le signal échoïque depuis l'antenne vers le récepteur lors de la réception lorsqu'on utilise un radar monostatique. Il est primordial qu'il soit bien synchronisé puisque la puissance du signal émis est de l'ordre du Mégawatt ce qui est trop important pour le récepteur qui traite des signaux d'une puissance de l'ordre de quelques nanowatts [30].

1.5.8 Synchronisation

Le synchronisateur est le cœur du système radar. Il délivre les signaux de base qui définissent les instants d'émission et divers signaux annexes nécessaires à des opérations en temps réel. Son élément de base est une horloge de très grande stabilité (10^{-5} à 10^{-8}) à partir de laquelle sont engendrés les signaux de synchronisation [30].

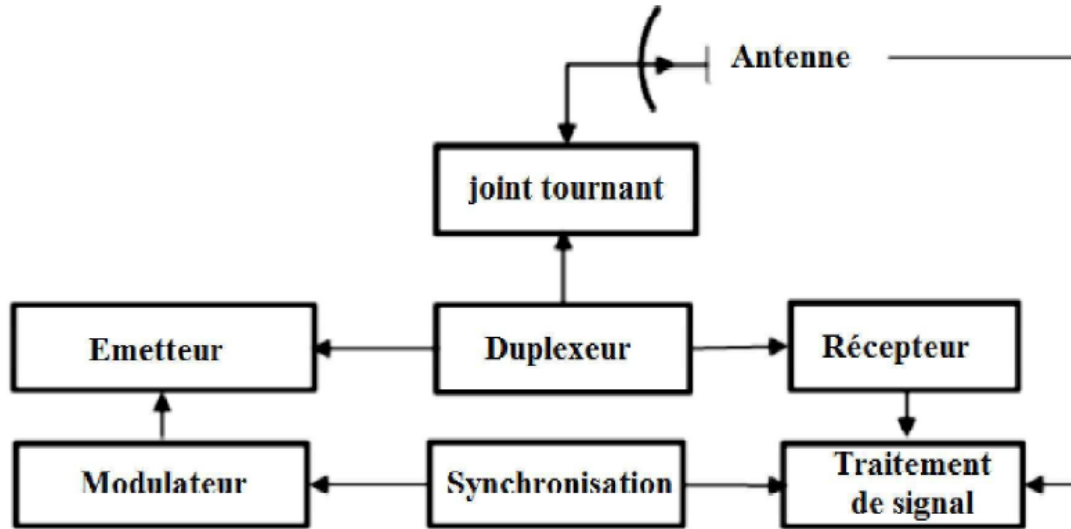


Figure 1.2 - Composants d'un radar

1.6 Classification des radars

Dans la littérature radar, nous rencontrons diverses classifications utilisant des notions qui sont parfois définies différemment. En pratique, il existe différents types de radars classés de différentes façons. Dans ce qui suit, nous présentons deux classifications liées au nombre d'antennes et à leur positionnement.

Le nombre et le positionnement d'antennes utilisées dans un système radar permet de le classer selon une certaine terminologie. Suivant le positionnement des antennes (Figure 1.3), nous distinguons deux types de radars : Les radars monostatiques dans lesquels les antennes d'émission et de réception sont placées au même endroit et les radars bistatiques, dans lesquels les antennes d'émission et de réception sont placées à des endroits géographiquement espacés. En fonction du nombre d'antennes (Figure 1.4), nous distinguons les radars SISO (Single Input Single Output) possédant une seule antenne en émission et en réception, les radars SIMO (Single Input Multiple Output) possédant une seule antenne en émission et plusieurs antennes en réception, les radars MISO (Multiple Input Single Output) possédant plusieurs antennes en émission et une seule en réception et finalement les radars MIMO (Multiple Input Multiple Output) possédant plusieurs antennes en émission et en réception [33].

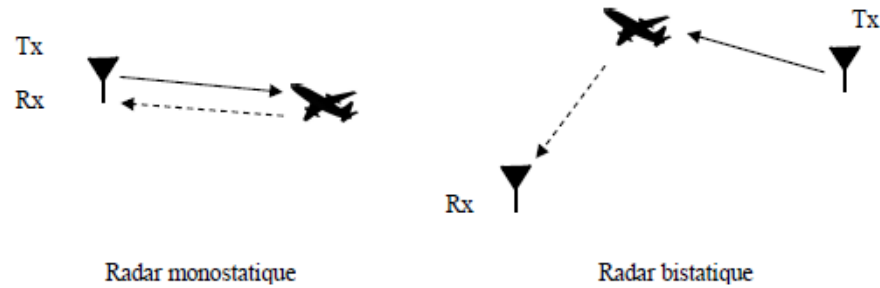


Figure 1.3 - Radars monostatique et bistatique

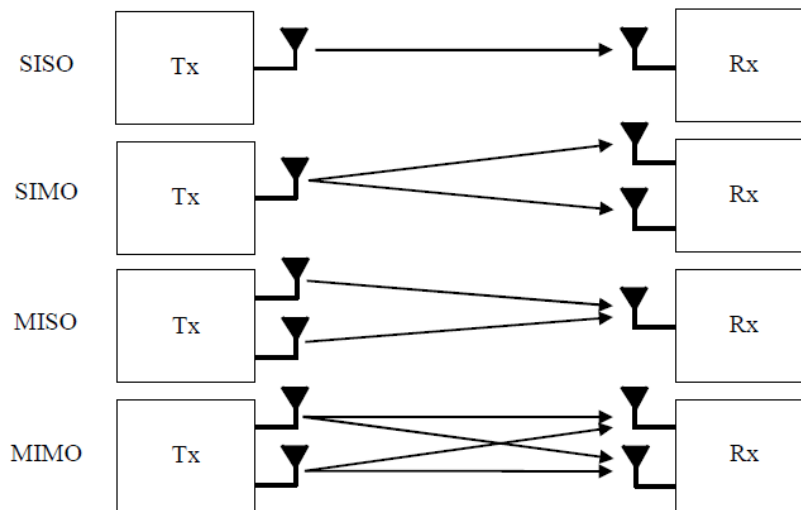


Figure 1.4 - Types de radars en fonction du nombre d'antennes

1.7 Principales fonctions du radar

1.7.1 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 [34].

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 ou aucun signal utile n'est (il y a que de 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 [34].

1.7.2 Meseure 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 Δt 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 :

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

où D est la distance antenne-cible en mètre et c est la vitesse de lumière (3×10^8 m/s).

Le signal reçu aura la même forme que le signal émis mais il sera très faible et toujours accompagné d'un bruit de fond provenant [32]:

- 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).

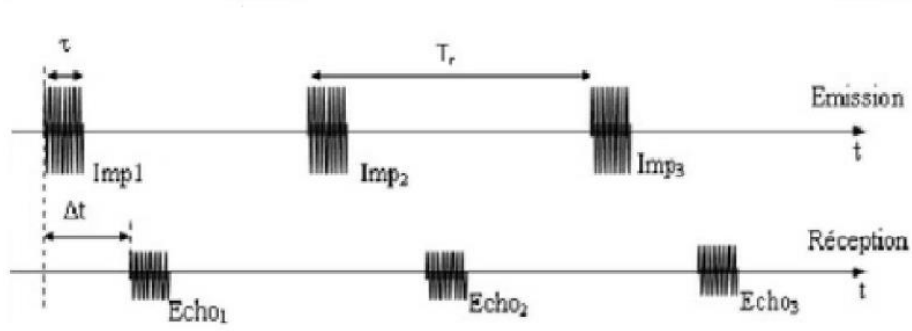


Figure 1.5 - Mesure de distance

1.7.3 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 Δf 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. 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 λ est la longueur d'onde qui égale à 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 Δf 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 α 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 [30].

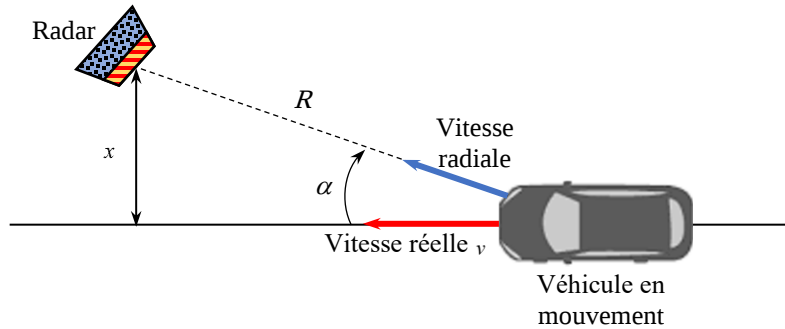


Figure 1.6 - Angle Doppler

1.8 Paramètres du radar

1.8.1 Résolutions du radar

La résolution d'un radar est sa capacité à distinguer deux cibles très proches l'une de l'autre. Elle est traditionnellement divisée en deux types : la résolution en distance et la résolution angulaire (en azimut). La qualité de la résolution dépend de la largeur de l'impulsion émise, du type et de la taille des cibles, et de l'efficacité du récepteur et de l'afficheur [30].

1.8.2 Résolution en distance

C'est la capacité d'un système radar à distinguer deux ou plusieurs cibles situées dans la même direction mais à des distances différentes. La largeur d'impulsion est le paramètre prépondérant pour la résolution en distance. Un système radar bien conçu, en considérant que tous les autres facteurs permettent une efficacité maximale, devrait être capable de distinguer des cibles

espacées d'un temps égal à une demi-largeur d'impulsion τ . En conséquence, la résolution en distance théorique d'un radar peut être calculée grâce à la formule suivante :

$$\Delta R = \frac{c \cdot \tau}{2} \quad (1.7)$$

En effet, c'est la distance que parcourt le front de l'impulsion vers le radar après avoir frappé une cible avant de rejoindre l'arrière de l'impulsion (Figure 1.7). Si à ce moment l'arrière de l'onde frappe une autre cible, il est impossible de distinguer les deux retours au site radar [30].

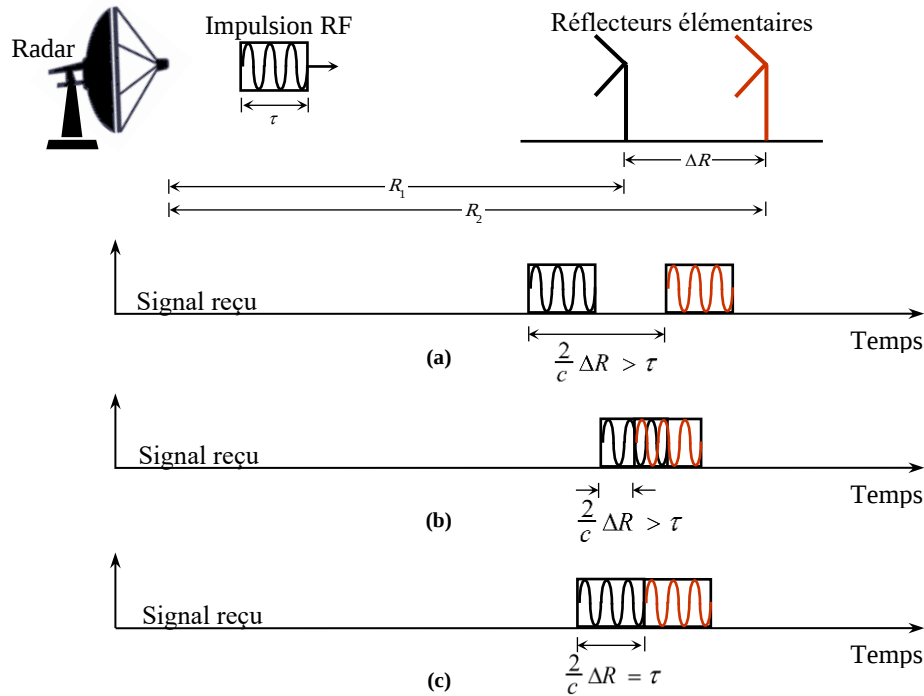


Figure 1.7 - Résolution en distance

(a) Signal reçu pour le cas des réflecteurs résolus (b) Signal reçu pour le cas des réflecteurs confondus (c) Signal reçu pour le cas des réflecteurs séparés en temps par une durée égale exactement à τ .

1.8.3 Résolution angulaire

C'est l'écart angulaire minimum qui permet au radar de distinguer deux cibles identiques se présentant à la même distance (Figure 1.8). La résolution angulaire d'un radar est déterminée par la largeur de son lobe principal d'antenne, elle-même définie d'après son angle à -3dB (largeur de lobe à mi-puissance). Les points du diagramme de rayonnement de l'antenne qui reçoivent la moitié de la puissance émise (c'est à dire la largeur du lobe à -3dB) sont considérés comme les limites du lobe lorsque l'on calcule la résolution angulaire. Deux cibles identiques, à la même distance, sont de fait vues par un radar à des azimuts différents lorsqu'elles sont espacées angulairement d'une

valeur supérieure à la largeur du lobe à -3dB . Une remarque importante s'impose immédiatement : plus le lobe est étroit, plus la directivité de l'antenne est importante [30]. La résolution angulaire rapportée à une distance entre deux cibles peut être calculée par la formule suivante

$$\Delta S = 2R \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) \quad (1.8)$$

où ΔS est la résolution angulaire rapportée à une distance entre deux cibles, θ est la largeur du lobe d'antenne et R est la distance oblique antenne-cible [m].

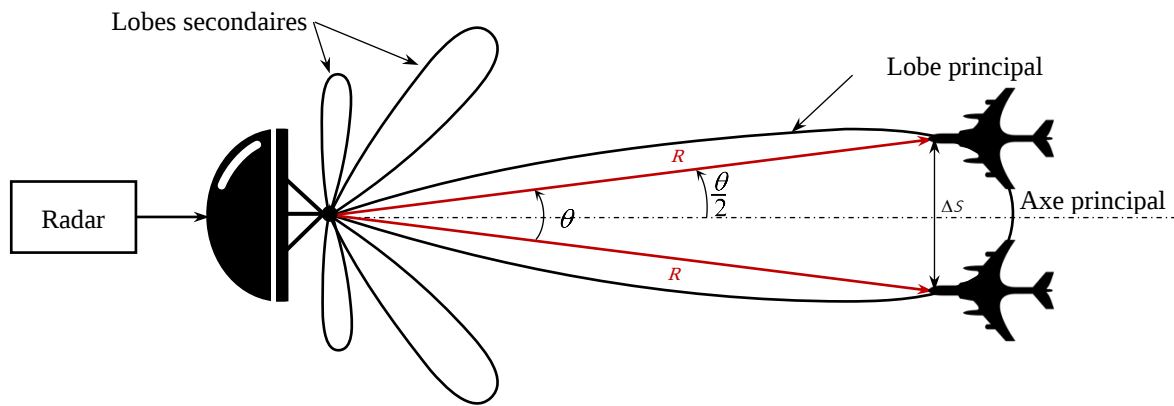


Figure 1.8 - Résolution angulaire

1.8.4 Polarisations des ondes radar

Un radar est doté d'une antenne conçue pour transmettre et capter des ondes radio dans une polarisation définie. L'onde électromagnétique émise par une antenne est composée d'une variation du champ électrique et du champ magnétique ayant des axes orthogonaux (à 90° l'un de l'autre).

Pour produire une onde dont on peut modifier la polarisation selon les besoins, il est nécessaire d'émettre des signaux avec des composantes dans deux polarisations orthogonales (polarisations de base). Les deux polarisations de base les plus fréquemment utilisées sont les polarisations linéaires horizontale, H, et verticale, V. Certaines utilisations nécessitent le recours à des polarisations circulaires, les radars météorologiques notamment. Leurs polarisations de base sont dénotées D, pour la polarisation circulaire droite, et G, pour la polarisation circulaire gauche [30].

1.9 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.) [2]. 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 [2]. 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.

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.

1.10 Modélisation statistique des cibles

1.10.1 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 σ et est définie par [8] :

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

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

1.10.2 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 [35].

▪ **Modèle Swerling 1**

Ce modèle caractérise une cible lentement fluctuante et dont l'amplitude de l'enveloppe σ 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 σ 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.

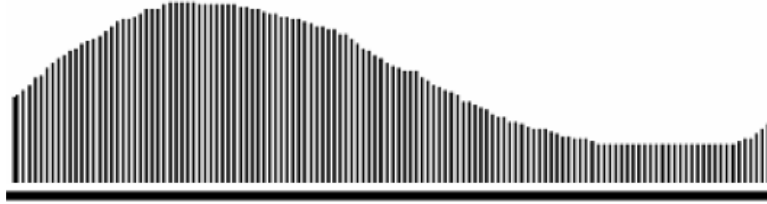


Figure 1.9 - Modèle Swerling 1

▪ **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.

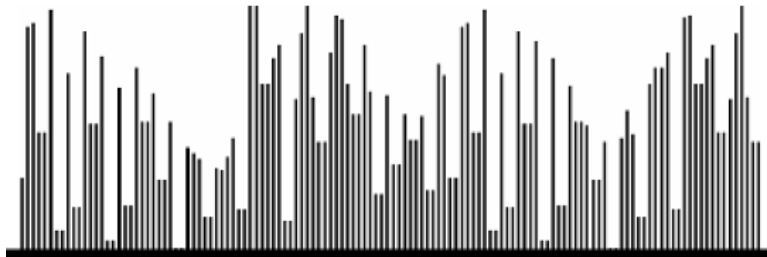


Figure 1.10 - Modèle Swerling 2

▪ **Modèle Swerling 3**

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

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

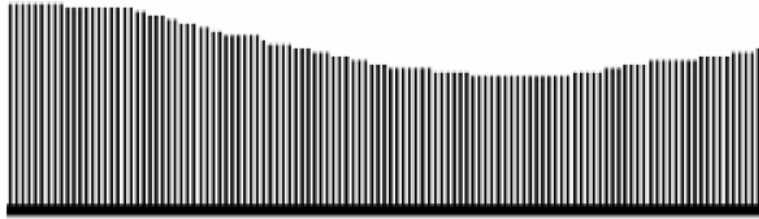


Figure 1.11 - Modèle Swerling 3

▪ **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.

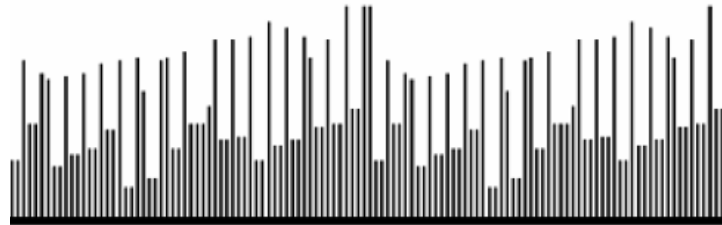


Figure 1.12 - Modèle Swerling 4

1.11 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 ordinateur attaché au système radar.

1.11.1 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 [31].

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'aptitude 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 [36].

1.11.2 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).

1.12 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 [37]. On distingue alors deux classes de modèles statistiques du clutter : Les modèles dits Gaussiens et les modèles dits non Gaussiens.

1.12.1 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.

▪ *Distribution Normale*

La distribution normale ou Gaussienne, représentée sur la Figure 1.13, est définie par [38] :

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

où μ est la moyenne et σ^2 est la variance.

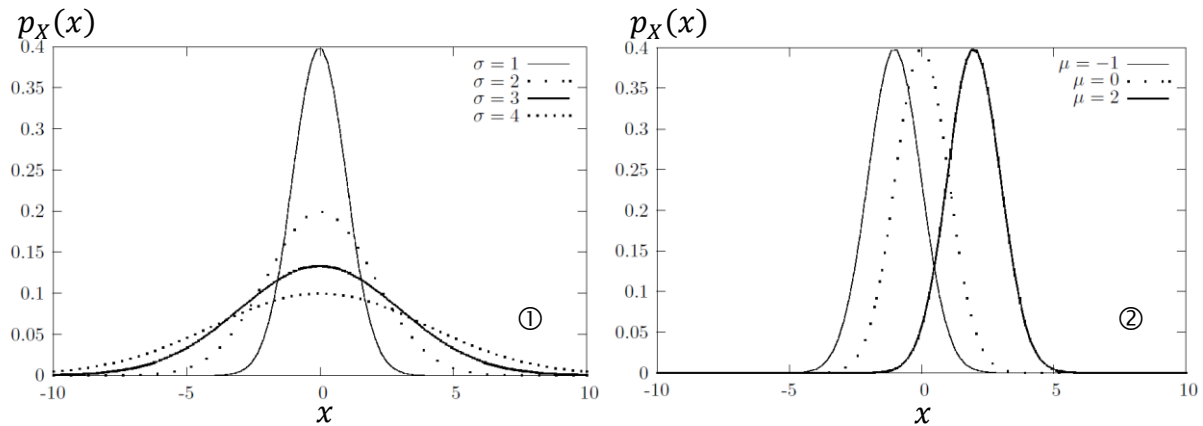


Figure 1.13 - Fonction de densité de probabilité de la loi Gaussienne (① $\mu = 0$ ② $\sigma = 1$)

▪ Distribution de Rayleigh

La distribution de Rayleigh fait partie alors des lois gaussiennes et est définie par [38] :

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

où b est un facteur d'échelle.

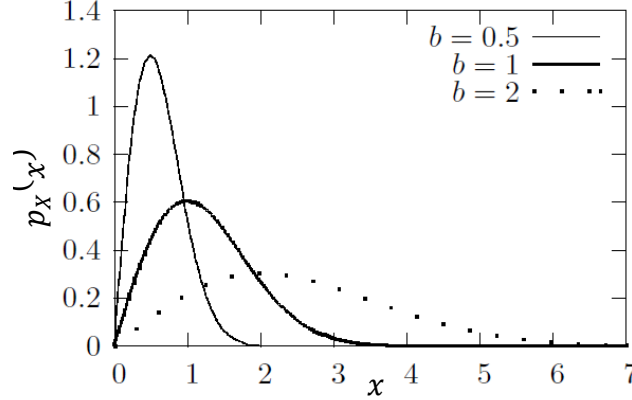


Figure 1.14 - Fonction de densité de probabilité de la distribution de Rayleigh

1.12.2 Modèles Non-Gaussiens du clutter

▪ Distribution Log-Normale

La distribution Log-Normale est une loi de probabilité à deux paramètres μ et σ définie sur $]0, +\infty[$.

Sa PDF associée est donnée par [38]:

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

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

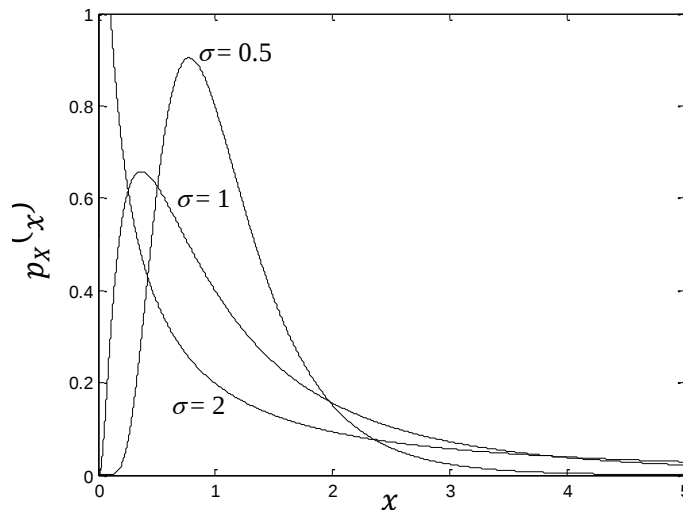


Figure 1.15 - Fonction de densité de probabilité de la distribution log-normal

▪ Distribution de Weibull

La distribution de Weibull introduite par Schleher pour modéliser le clutter de mer [39]. Cette distribution dépend de deux paramètres, le paramètre de forme c et le paramètre de d'échelle b . Elle est donnée par [38, 40] :

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

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

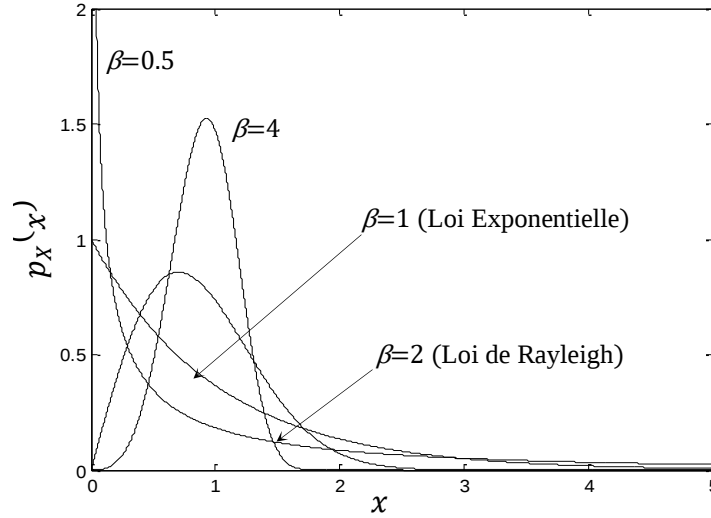


Figure 1.16 - Fonction de densité de probabilité de la distribution Weibull

▪ Distribution K

Cette distribution a été initialement proposée dans [41] 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* [42, 43]. 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 [42, 43]:

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

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.

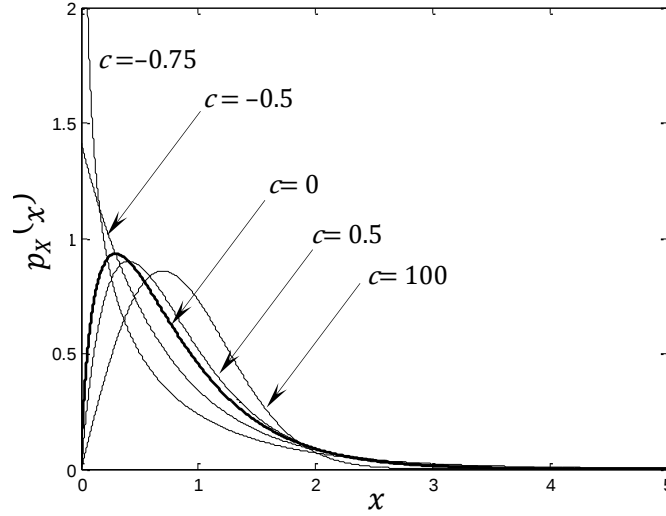


Figure 1.17 - Fonction de densité de probabilité de la distribution K

■ 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 [44, 45]. La PDF correspondante est définie sur $[\beta, +\infty[$ et donnée simplement par [38]

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

où α est un paramètre de forme et β est un facteur d'échelle.

Ces deux paramètres peuvent être estimés par les deux estimateurs MLE (*Maximum Likelihood Estimator*) et UE (*the Unbiased Estimator*) [38].

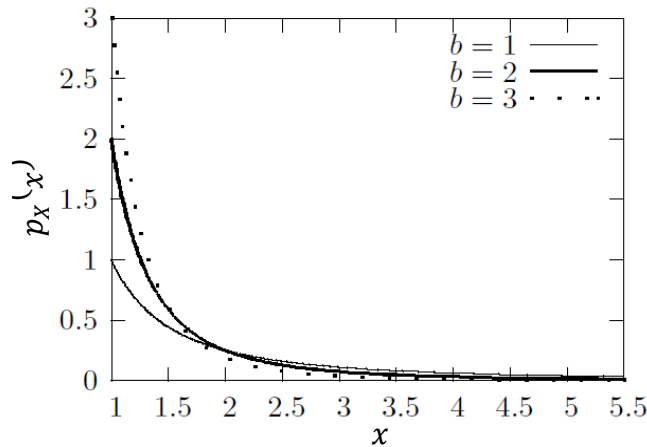


Figure 1.18 - Fonction de densité de probabilité de la distribution de Pareto

Chapitre 2 : 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 selon la distribution de Pareto simple. Modèle qui est largement adopté dans la littérature [2]. Le choix de ce modèle est fondé essentiellement sur sa simplicité dans la construction des détecteurs CFAR. En effet, des études expérimentales ont montré l'applicabilité et la suprématie en termes de modélisation de ce modèle par rapport aux distributions Weibull, Log-normal, K , etc.

Dans le cadre de cette description statistique, quelques détecteurs non cohérents CFAR ont été déjà introduit dans la littérature [2, 20-29]. 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 [20]. 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. Ceci limite leur utilisation dans les cas réalistes là où les paramètres du clutter sont inconnus *a priori*.

En général, l'objectif principal de ce mémoire est d'étudier et d'analyser les performances du détecteur Geometric Mean CFAR (GM-CFAR) en supposant que les paramètres du modèle sont complètement inconnus. Ce détecteur différent vient compléter l'ancien qui est basé sur l'hypothèse de connaissance de ces paramètres [2, 24]. L'analyse établie ici concerne les deux types de détection non cohérente : mono et multi-impulsions. En effet, le détecteur GM-CFAR est conçu pour fonctionner dans les milieux homogènes, en supposant ainsi que l'écho radar est totalement dominé par le clutter Pareto distribué (et le bruit thermique du récepteur sera donc ignoré). Pour faciliter la distinction entre les différents détecteurs CFAR étudiés, le détecteur GM-CFAR avec paramètres connus *a priori* sera noté GM-CFAR Type 1, alors que son alternatif avec paramètres inconnus sera noté GM-CFAR Type 2.

Particulièrement, on va développer ici l'expression analytique de la P_{FA} du détecteur GM-CFAR Type 2 dans le cas d'une détection multi-impulsions. Alors que, les performances de détection de ce détecteur seront évaluées et comparées via simulations dans le dernier chapitre.

2.2 Détection d'un signal radar

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 φ 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 [2]

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

où la phase φ 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 Principe de la détection CFAR

La détection d'une cible est une tâche élémentaire d'un système radar. 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 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 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 de la détection à taux de fausse alarme constant CFAR (*Constant False Alarm Rate*).

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 $M/2$ chacune.

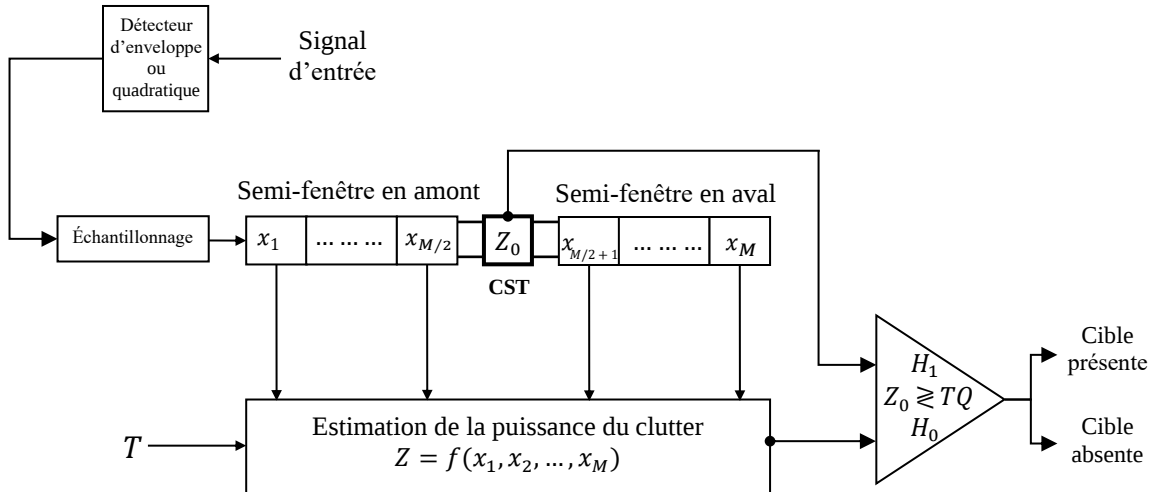


Figure 2.1 - Schéma fonctionnel d'un détecteur adaptatif CFAR

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 Q 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.

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 [46], 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 [46].

2.4 Détection CFAR dans un clutter Pareto distribué

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

$$p_X(x_i) = \begin{cases} \frac{\alpha \beta^\alpha}{x_i^{\alpha+1}} & \text{si } x_i \geq \beta \\ 0 & \text{si } x_i < \beta \end{cases} \quad (2.8)$$

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

$$P_X(x_i) = \begin{cases} 1 - \left(\frac{\beta}{x_i}\right)^\alpha & \text{si } x_i \geq \beta \\ 0 & \text{si } x_i < \beta \end{cases} \quad (2.9)$$

En général, on note souvent $X \triangleq Pa(\alpha, \beta)$ pour indiquer que la variable aléatoire X est distribuée selon (2.8).

La moyenne et la variance de x sont alors données respectivement par [2, 38]

$$E(X) \triangleq \langle X \rangle = \frac{\alpha \beta}{\alpha - 1} \quad (2.10)$$

$$Var(X) \triangleq \langle X^2 \rangle - \langle X \rangle^2 = \frac{\alpha \beta^2}{(\alpha - 1)^2 (\alpha - 2)} \quad (2.11)$$

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 (2.10), d'où

$$p_c = \frac{\alpha \beta}{\alpha - 1} \quad (2.12)$$

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

$$p_c = \langle \widehat{X} \rangle \triangleq \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i \quad (2.13)$$

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 [2]

$$P_{FA} = \Pr(Z_0 > TZ|H_0) = \int_0^\infty \left[\int_{TZ}^\infty p_{Z_0|H_0}(z_0|H_0) dz_0 \right] p_Z(z) dz \quad (2.14)$$

et

$$P_D = \Pr(Z_0 > TZ|H_1) = \int_0^\infty \left[\int_{TZ}^\infty p_{Z_0|H_1}(z_0|H_1) dz_0 \right] p_Z(z) dz \quad (2.15)$$

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 α_0) et l'on en déduit la valeur du seuil de détection à utiliser.

2.5 Détecteur optimal CFAR

Dans un milieu du clutter Pareto distribué, le détecteur optimal au sens de Neyman-Pearson [11,47] (on parle de détecteur idéal) met en œuvre un seuil fixe, λ , 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 de détection λ (voir Annexe A).

Les performances du détecteur idéal sont donc 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 [2]

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

En inversant (2.16), le seuil fixe λ du détecteur optimal est donné, pour une P_{FA} désirée égale à α_0 , par

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

Notons que le détecteur optimal exige, selon (2.17), les valeurs exactes des paramètres du 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 nous l'employons 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 de type Swerling 1 dans un milieu perturbé par un clutter Pareto distribué homogène.

2.6 Détecteur GM-CFAR-Type 1

2.5.1 Détecteur GM-CFAR-Type 1 mono-impulsion

Le détecteur GM-CFAR Type 1 a été introduit initialement par G. Weinberg [20]. 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 échantillons dans la fenêtre de référence et leur minimum. 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 Type 1 est donc défini selon la règle de décision suivante [20, 28]

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

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 α , mais il dépend explicitement du paramètre d'échelle β . 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

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

La quantité $\beta^{1-MT} \prod_{i=1}^M x_i^T$ est le seuil adaptatif de détection du détecteur GM-CFAR Type 1, que l'on note λ_{GM1} (i.e, $\lambda_{GM1} = \beta^{1-MT} \prod_{i=1}^M x_i^T$).

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 [20, 24] que si $X \triangleq Pa(\alpha, \beta)$ alors

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

où $Y \triangleq Exp(1)$ (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 :

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

Cette règle est exactement identique à celle établie dans le cas d'un détecteur CA-CFAR fonctionnant dans un bruit Gaussien [5, 11]. 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 (2.14), la P_{FA} est donnée simplement par [2, 5, 11, 20, 24]

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

Par ailleurs, pour une P_{FA} désirée égale à α_0 , le facteur scalaire T du détecteur GM-CFAR Type 1 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

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

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 $Z_0 | H_1$.

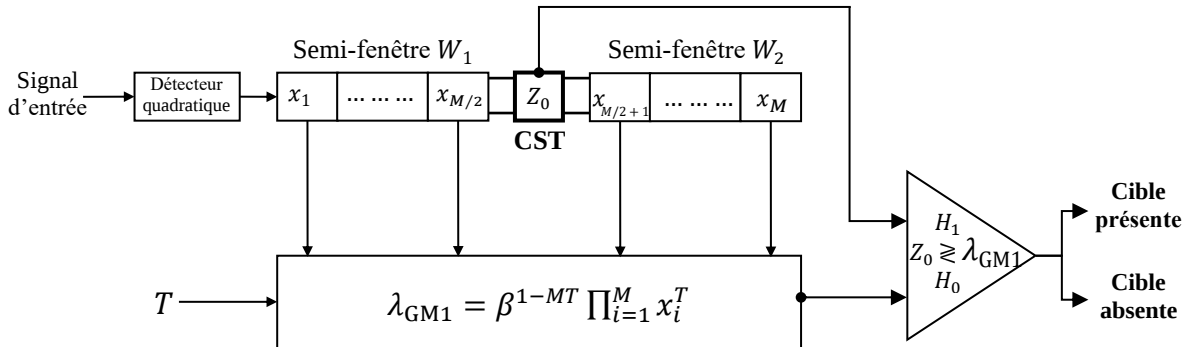


Figure 2.2 - Schéma fonctionnel du détecteur GM-CFAR Type 1 mono-impulsion

2.5.2 Détecteur GM-CFAR-Type 1 multi-impulsions

Dans ce paragraphe, nous présentons les fondements théoriques du détecteur GM-CFAR Type 1 dans le cas multi-impulsions (multipulsés) dans un clutter homogène modélisé selon une distribution Pareto. En fait, la version multipulsée du détecteur GM-CFAR Type 1 a été introduite par Sahed et al [25]. Le schéma bloc de ce détecteur est représenté sur la Figure 2.3. Le nombre total d'impulsions reçues est supposé égale à N . Chaque impulsion est ensuite échantillonnée puis dirigé vers un registre à décalage formé de $M + 1$ cellules. Les observations ainsi obtenues forment donc une matrice $N \times (M + 1)$, dont les éléments sont notés par x_{ij} , où $i = 1, \dots, N$ et $j = 1, \dots, M$. La colonne du milieu contient les N cellules sous test (CSTs), notées ici z_{j0} .

Le détecteur non cohérent GM-CFAR Type 1 multi-impulsions consiste premièrement à faire multiplier les échantillons de chaque colonne, d'où

$$X_j = \prod_{i=1}^N x_{ij}, \quad j = 1, \dots, M \quad (2.26)$$

Par conséquent, on obtient un vecteur de M observations, qui doivent être elles-mêmes multipliées par la suite pour former le test statistique du détecteur GM-CFAR Type 1 multi-impulsions suivant

$$Z = \prod_{j=1}^M \prod_{i=1}^N x_{ij} \quad (2.27)$$

A noter seulement que la variable aléatoire qui décrit le produit de la colonne des N cellules sous test (notée par Z_0) n'est pas considérée dans le calcul de (2.26) et peut être calculé par

$$Z_0 = \prod_{i=1}^N z_{i0} \quad (2.28)$$

Le détecteur GM-CFAR Type 1 multi-impulsions est une version généralisée du détecteur défini par (2.19). Sa la règle de décision peut être donnée par [25]

$$\prod_{i=1}^N z_{i0} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \beta^{N-NMT} \prod_{j=1}^M \prod_{i=1}^N x_{ij}^T \quad (2.29)$$

où encore plus simplement

$$Z_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \beta^{N-NMT} \prod_{j=1}^M X_j^T \quad (2.30)$$

avec X_j est donnée par (2.26) et Z_0 est donnée par (2.28).

Supposons que la colonne des CSTs et les $N \times M$ cellules du détecteur en question contiennent simplement du clutter Pareto distribué, la P_{FA} est donnée par

$$P_{FA} = \Pr\left(\prod_{i=1}^N z_{i0} > \beta^{N-NMT} \prod_{j=1}^M \prod_{i=1}^N x_{ij}^T \mid H_0\right) \quad (2.31)$$

La quantité $\beta^{N-NMT} \prod_{j=1}^M \prod_{i=1}^N x_{ij}^T$ est le seuil adaptatif de détection du détecteur GM-CFAR Type 1 dans le cas multi-impulsions, que l'on note λ_{GM1N} (i.e, $\lambda_{GM1N} = \beta^{N-NMT} \prod_{j=1}^M \prod_{i=1}^N x_{ij}^T$).

En exploitant la dualité définie par (2.21) entre la distribution Exponentielle et la distribution de Pareto et introduisant ainsi la fonction logarithmique népérienne, la règle de décision (2.29) peut être alors transformée facilement à la forme suivante [25]

$$\sum_{i=1}^N z_{i0} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} T \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N x_{ij} \quad (2.32)$$

Cette règle est identique à celle établie dans le cas d'un détecteur CA-CFAR avec intégration non cohérente de N impulsions et fonctionnant dans un bruit Gaussien. On peut donc conclure que l'expression de la P_{FA} du cas Gaussien est conservée pour le cas de Pareto et est donnée selon la forme suivante [11]

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

Rappeler que le principe de la détection CFAR est de calculer la valeur du facteur scalaire T , pour une P_{FA} désirée égale à α_0 , qui maintient le taux de fausse alarme constant. Ceci peut être effectué par inversion analytique comme pour le cas de l'équation (2.23). Cependant, cette fois-ci, l'équation (2.33) n'est pas inversible analytiquement, donc on fait recours aux calculs numériques pour calculer la valeur de T (c'est une inversion numérique).

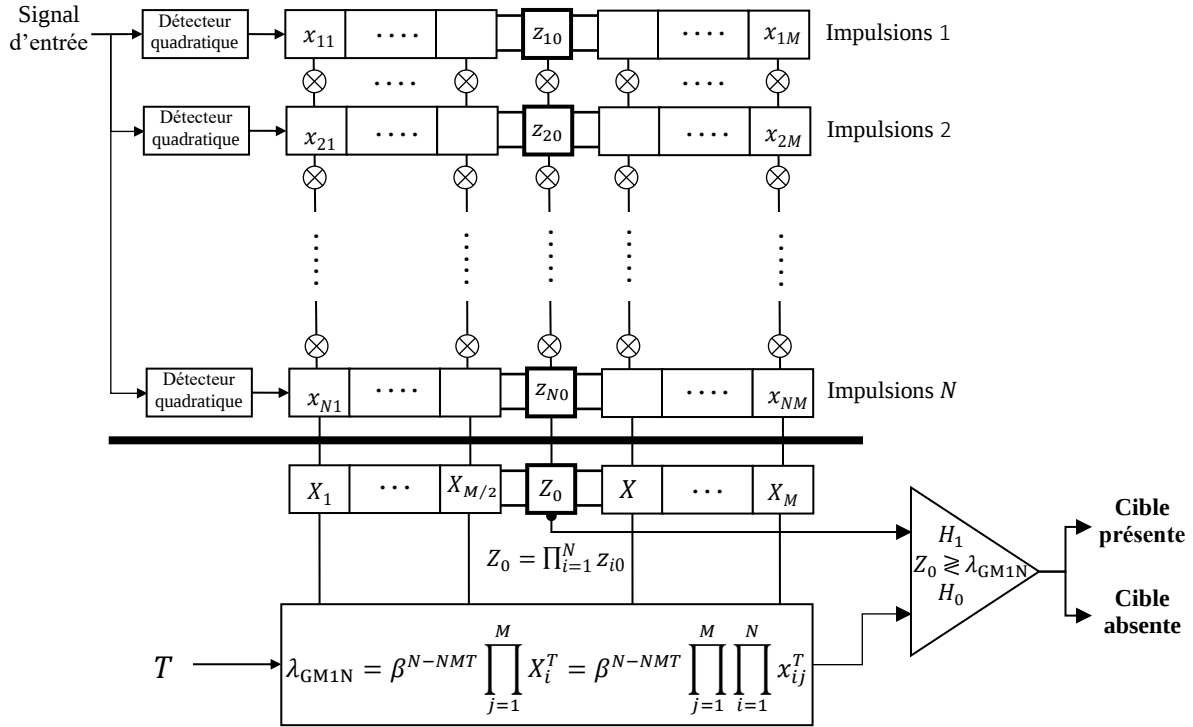


Figure 2.3 - Schéma fonctionnel du détecteur GM-CFAR Type 1 multi-impulsions

2.7 Détecteur GM-CFAR-Type 2

2.6.1 Détecteur GM-CFAR-Type 2 mono-impulsion

Dans ce paragraphe, nous discutons et analysons le détecteur GM-CFAR Type 2 conçu pour fonctionner dans un clutter homogène Pareto distribué. Ce détecteur est proposé initialement par Sahed [2] et fait l'objet des travaux publiés par Weinberg dans [24]. Il est en quelque sorte une version modifiée du détecteur GM-CFAR Type 1 discuté dans paragraphe 2.5.1. De plus, la statistique de détection utilisée par ce détecteur est une extension directe du détecteur optimal au sens de Neyman-Pearson sous l'hypothèse d'un clutter homogène [2]. Dans ce détecteur, l'estimation de la valeur de puissance du clutter dans la CST est réalisée en utilisant la moyenne géométrique des M échantillons dans la fenêtre de référence et leur minimum. Contrairement au détecteur GM-CFAR Type 1, qui n'assure pas la propriété CFAR sans une connaissance absolue du paramètre d'échelle, le GM-CFAR Type 2 discuté ici s'avère plus pratique, d'où il remplit cette propriété par rapport à tous les paramètres inconnus du clutter Pareto distribué. Le schéma fonctionnel du détecteur GM-CFAR Type 2 est récapitulé dans la Figure 2.4.

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 Type 2 est donc défini par [2, 24]

$$\underset{H_0}{Z_0} \underset{H_1}{\geq} x_{(1)}^{1-MT} \prod_i^M x_i^T \quad (2.34)$$

où $x_{(1)} \triangleq Pa(\alpha M, \beta)$ est le plus petit échantillon parmi les M échantillons de la fenêtre de référence ($x_{(1)} = \min\{x_1, x_2, \dots, x_M\}$). Notons également qu'il est évident que le détecteur GM-CFAR Type 2 est une généralisation du détecteur GM-CFAR Type 1, en remplaçant simplement β par son estimateur du maximum de vraisemblance (i.e., $\hat{\beta}_{ML} = x_{(1)}$).

Comme n'importe quel schéma de détection CFAR, nous pouvons apprécier la qualité du détecteur GM-CFAR Type 2 par sa capacité à détecter une cible lorsque la P_{FA} est constante. Dans un premier temps, nous allons déterminer une expression de la P_{FA} pour le détecteur GM-CFAR Type 2 en supposant qu'il n'y a que de clutter Pareto distribué dans la CST et dans les M cellules voisines. Alors, il est donc nécessaire de régler le seuil de détection assurant une P_{FA} fixée par l'utilisateur telle que [2, 24]

$$P_{FA} = \Pr(Z_0 > x_{(1)}^{1-MT} \prod_i^M x_i^T | H_0) \quad (2.35)$$

Pour calculer la P_{FA} , on exploite toujours la dualité définie par (2.21) entre les deux distributions Exponentielle et Pareto. En appliquant cette dualité sur les trois variables aléatoires Pareto distribuées apparues dans (2.35) (i.e, $Z_0 = \beta e^{\alpha^{-1}Y_0}$, $x_i = \beta e^{\alpha^{-1}y_i}$ et $x_{(1)} = \beta e^{\alpha^{-1}y_{(1)}}$) puis en introduisant la fonction logarithmique népérienne, la P_{FA} peut être alors calculée comme suit

$$\begin{aligned} P_{FA} &= \Pr(Y_0 > y_{(1)} + T \sum_{i=1}^M (y_i - y_{(1)}) | H_0) \\ &= \Pr(Y_0 > y_{(1)} + TQ | H_0) \end{aligned} \quad (2.36)$$

où $p_{Y_0}(y_0) = e^{-y_0}$, $p_{Y_i}(y_i) = e^{-y_i}$, $p_{y_{(1)}}(t) = M e^{-Mt}$ et $Q = \sum_{i=1}^M (y_i - y_{(1)})$.

Il a été déjà montré dans [24] que la variable aléatoire Q est distribuée selon la distribution Gamma suivante :

$$p_Q(q) = \frac{1}{\Gamma(M)} q^{M-1} e^{-q} \quad (2.37)$$

et on note $Q \triangleq \Gamma(M, 1)$.

L'équation (2.36) peut se réécrire alors comme suit

$$\begin{aligned}
 P_{FA} &= Pr(Y_0 > y_{(1)} + TQ | H_0) \\
 &= M \int_0^{\infty} e^{-Mt} Pr(Y_0 > t + TQ | \{y_{(1)} = t\}) dt \\
 &= M \int_0^{\infty} e^{-Mt} \int_0^{\infty} p_Q(q) Pr(Y_0 > t + Tq) dt dq \\
 &= M \int_0^{\infty} e^{-Mt} \int_0^{\infty} p_Q(q) \left[\int_{t+Tq}^{\infty} e^{-y_0} dy_0 \right] dt dq \\
 &= M \int_0^{\infty} e^{-(M+1)t} dt \int_0^{\infty} p_Q(q) e^{-Tq} dq \\
 &= \frac{1}{\Gamma(M)} \frac{M}{M+1} \int_0^{\infty} q^{M-1} e^{-(1+T)q} dq
 \end{aligned} \tag{2.38}$$

Après résolution de l'intégrale de (2.38), nous obtenons

$$P_{FA} = \frac{M}{M+1} (1+T)^{-M} \tag{2.39}$$

En inversant cette expression, il est possible alors de déterminer le facteur scalaire T du détecteur GM-CFAR Type 2 qui correspond à une $P_{FA} = \alpha_0$ choisie par l'utilisateur, d'où

$$T = \left(\frac{M+1}{M} \alpha_0 \right)^{-\frac{1}{M}} - 1 \tag{2.40}$$

Cependant, comme pour le détecteur GM-CFAR Type 1, la P_D doit être évaluée en se basant sur la méthode de simulation de Monte-Carlo.

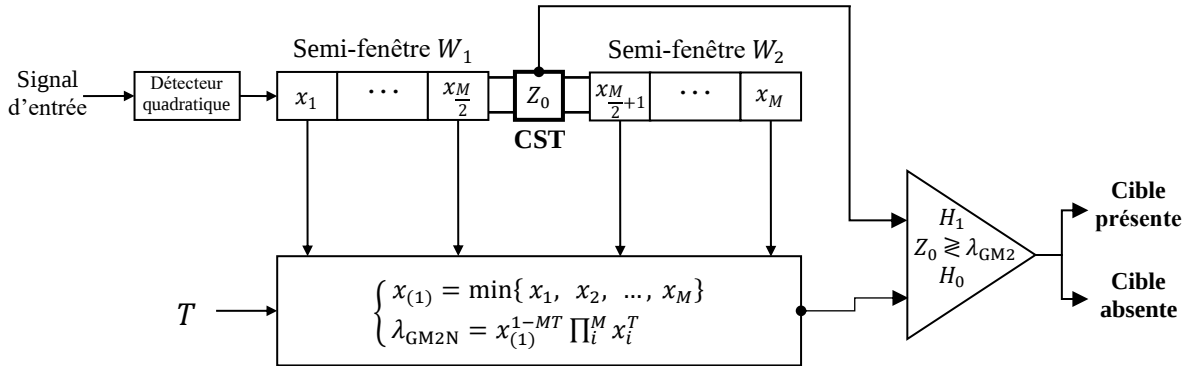


Figure 2.4 - Schéma fonctionnel du détecteur GM-CFAR Type 2 mono-impulsion

2.6.2 Détecteur GM-CFAR-Type 2 multi-impulsions

Dans ce paragraphe, nous introduisons le détecteur GM-CFAR Type 2 multi-impulsions qui est une version généralisée du détecteur proposé dans [26], ou en quelque sorte une version plus réaliste du détecteur (2.29) discuté dans le paragraphe 2.5.2 de ce chapitre (Voir Figure 2.5). La règle de décision du détecteur GM-CFAR Type 2 multi-impulsions peut être donnée par

$$\prod_{i=1}^N z_{i0} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} x_{(1)}^{N-NMT} \prod_{j=1}^M \prod_{i=1}^N x_{ij}^T \quad (2.41)$$

Supposons que la colonne des CSTs et les $N \times M$ cellules de ce détecteur contiennent simplement du clutter Pareto distribué, la P_{FA} est donnée par

$$P_{FA} = \Pr\left(\prod_{i=1}^N z_{i0} > x_{(1)}^{N-NMT} \prod_{j=1}^M \prod_{i=1}^N x_{ij}^T \mid H_0\right) \quad (2.42)$$

La quantité $x_{(1)}^{N-NMT} \prod_{j=1}^M \prod_{i=1}^N x_{ij}^T$ est le seuil adaptatif de détection du détecteur GM-CFAR Type 2 dans le cas multi-impulsions, que l'on note λ_{GM2N} (i.e, $\lambda_{GM2N} = x_{(1)}^{N-NMT} \prod_{j=1}^M \prod_{i=1}^N x_{ij}^T$).

Comme précédemment, on applique la dualité définie par (2.21) entre la loi Exponentielle et la loi de Pareto sur les trois variables aléatoires Pareto distribuées z_{i0} , x_{ij} et $x_{(1)}$ (i.e, $z_{i0} = \beta e^{\alpha^{-1}y_{i0}}$, $x_{ij} = \beta e^{\alpha^{-1}y_{ij}}$ et $x_{(1)} = \beta e^{\alpha^{-1}y_{(1)}}$) et introduisant ensuite la fonction logarithmique népérienne, la règle de décision (2.41) peut être alors transformée à la forme suivante

$$\sum_{i=1}^N y_{i0} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} N y_{(1)} + T \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N (y_{ij} - y_{(1)}) \quad (2.43)$$

où $p_{Y_{i0}}(y_{i0}) = e^{-y_{i0}}$, $p_{Y_{ij}}(y_{ij}) = e^{-y_{ij}}$ et $p_{Y_{(1)}}(t) = \frac{M}{N} e^{-\frac{M}{N}t}$.

La P_{FA} peut alors être calculée comme suit

$$\begin{aligned} P_{FA} &= \Pr\left(\sum_{i=1}^N y_{i0} > N y_{(1)} + T \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N (y_{ij} - y_{(1)}) \mid H_0\right) \\ &= \Pr(Q_0 > N y_{(1)} + T Q \mid H_0) \end{aligned} \quad (2.44)$$

où $Q_0 = \sum_{i=1}^N y_{i0}$, $Q = \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N (y_{ij} - y_{(1)}) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (y_{ij} - y_{(1)}) = \sum_{i=1}^N Q_i$,
et $Q_i = \sum_{j=1}^M (y_{ij} - y_{(1)})$.

Sous l'hypothèse H_0 , la variable aléatoire Q_0 qui décrit le produit des N cellules de la colonne sous test est distribuée selon la loi Gamma suivante

$$p_{Q_0|H_0}(q_0) = \frac{1}{\Gamma(N)} q_0^{N-1} e^{-q_0} \quad (2.45)$$

De même, la variable aléatoire Q_i est distribuée selon

$$p_{Q_i}(q_i) = \frac{1}{\Gamma(M)} q_i^{M-1} e^{-q_i} \quad (2.46)$$

Par conséquent, la PDF de $Q = \sum_{i=1}^N Q_i$ est donnée alors par

$$p_Q(Q) = \frac{1}{\Gamma(NM)} q^{NM-1} e^{-q} \quad (2.47)$$

Alors, l'équation (2.44) peut se réécrire alors comme suit

$$\begin{aligned} P_{FA} &= \Pr(Q_0 > Ny_{(1)} + TQ | H_0) \\ &= \frac{M}{N} \int_0^\infty e^{-\frac{M}{N}t} \Pr(Q_0 > Nt + TQ | \{y_{(1)} = t\}) dt \end{aligned} \quad (2.48)$$

Selon l'Annexe B, la P_{FA} est donnée dans ce cas par

$$P_{FA} = \frac{M}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{n=0}^k \binom{NM+n-1}{n} \left(\frac{M}{N} + N\right)^{-k+n-1} \frac{N^{k-n} T^n}{(1+T)^{NM+n}} \quad (2.49)$$

Le calcul du facteur scalaire T , pour une P_{FA} désirée égale à α_0 , peut être effectué par inversion numérique comme pour le cas de l'équation (2.33). Il est à noter également que la P_D doit être évaluée en se basant sur la méthode de simulation de Monte-Carlo.

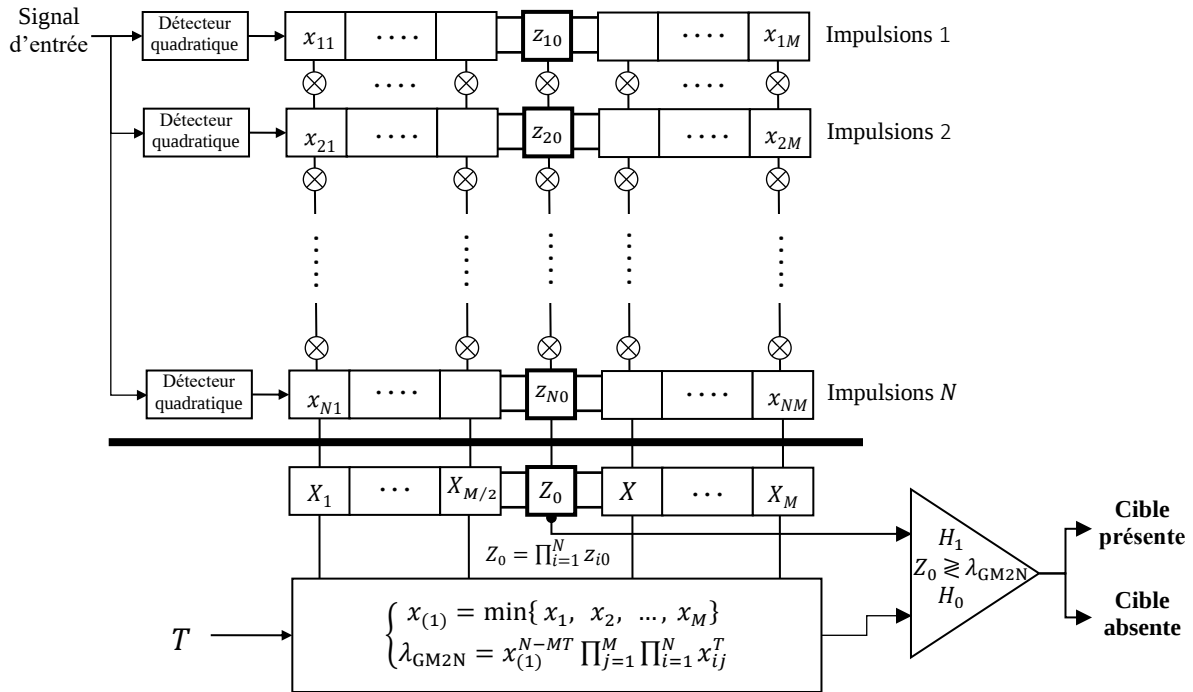


Figure 2.5 - Schéma fonctionnel du détecteur GM-CFAR Type 2 multi-impulsions

2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons tout d'abord discuté le problème général de la détection d'un signal radar noyé dans un bruit. Nous avons ensuite donné les fondements théoriques de la détection à taux de fausse alarme constant, CFAR. Par la suite, nous avons présenté le détecteur optimal et analysons ainsi les détecteurs GM-CFAR Type 1 et GM-CFAR Type 2 pour les deux types de détection : mono et multi-impulsions. Particulièrement, dans ce mémoire, nous avons développé une nouvelle expression exacte de la P_{FA} du détecteur GM-CFAR Type 2 multi-impulsions avec paramètres inconnues.

A travers le dernier chapitre, nous allons comparer les performances de ce détecteur à celles des détecteurs existants : optimal, GM-CFAR Type 1, SO-CFAR Type 1, GO-CFAR Type 1, SO-CFAR Type 2 et GO-CFAR Type 2.

Chapitre 3 : Résultats et discussions

3.1 Introduction

Dans ce dernier chapitre, on va analyser et évaluer via simulations les performances des détecteurs non cohérents GM-CFAR Type 1 et 2 dans un clutter homogène modélisé selon la distribution de Pareto. En premier lieu, l'analyse sera effectuée dans le cas d'une détection monopulsée, et puis dans un second lieu elle sera menée dans le cas d'une intégration non-cohérente de plusieurs impulsions. Ainsi, afin d'illustrer l'efficacité de ces détecteurs, nous allons comparer ses performances de détection à celles des détecteurs existants dans la littérature, à savoir le détecteur optimal [2], le SO-CFAR Type 1, le GO-CFAR Type 1 [28], le SO-CFAR Type 2 et le GO-CFAR Type 2 [2]. La cible dans la cellule sous test (CST) est supposée suivre le modèle Swerling 1. Nous montrons via simulations que l'utilisation de plusieurs impulsions dans les processeurs de détection CFAR améliore significativement la probabilité de détection des détecteurs CFAR considérés.

3.2 Paramètres de simulations

Dans le but d'analyser les détecteurs cités ci-haut, nous proposons à travers ce chapitre d'effectuer quelques expériences afin 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 par 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 du détecteur étudié. 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* ⁽¹⁾ [24]. La matrice de données résultante (de taille $M \times 10^6$) peut être donc assimilée à une fenêtre de référence de M cellules générée 10^6 fois. Dans le cas multi-impulsions, chaque retour des N impulsions émises est échantillonné puis dirigé vers un registre à décalage formé de M cellules. La matrice

⁽¹⁾ Le *Ingara Radar* est un système radar aéroporté d'imagerie australien, anciennement appelé AuSAR. C'est un radar de démonstration technologique faible coût. Il est actuellement en cours de développement sous la Defense Science and Technology Organization, DSTO, à Adélaïde, en Australie. Le terme « Ingara » est un mot d'origine australien signifiant « *long chemin* » soit en anglais « *long way* ».

tridimensionnelle de données résultante (de taille $N \times M \times 10^6$) peut être donc assimilée à une matrice de $N \times M$ éléments générée 10^6 fois.

De plus, 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.

Pour des raisons purement notationnelles, les détecteurs avec un paramètre de forme connu *a priori*, à savoir GM-CFAR Type 1, SO-CFAR Type 1 et GO-CFAR Type 1, seront abrégés par GM-Type1, SO-Type1 et GO-Type1 respectivement. Cependant, leurs versions modifiées avec paramètres inconnus, à savoir les détecteurs GM-CFAR Type 2, SO-CFAR Type 2 et GO-CFAR Type 2, seront abrégées GM-Type2, SO-Type2 et GO-Type2 respectivement.

Dans une première étape, les performances de ces détecteurs sont évaluées et comparées dans un clutter Pareto distribué dans le cas d'une détection monopulsée (ou mono-impulsion). La seconde étape s'intéresse à l'étude des performances de détection dans le cas d'une détection à N impulsions (multi-impulsions).

3.3 Analyse de performance de la détection CFAR mono-impulsion

3.3.1 Cas des détecteurs GM-CFAR

Dans ce sous-paragraphe, nous analyserons et comparons les performances des détecteurs GM-Type1 et GM-Type2 à celles du détecteur optimal en présence d'un clutter homogène dont la statistique est modélisée par une distribution de Pareto. On suppose que le clutter domine le bruit thermique du récepteur. Il est à noter également que le détecteur optimal utilise les valeurs exactes des deux paramètres du clutter Pareto distribué dans la CST pour remplir la propriété CFAR. Bien que le détecteur optimal ne soit pas applicable en pratique, nous l'employons ici comme benchmark afin d'évaluer les performances des autres détecteurs CFAR étudiés.

Les Figures 3.1-3.6 représentent l'évolution de la probabilité de détection de chaque détecteur en fonction du SCR pour différentes valeurs du paramètre de forme du clutter α , de la longueur de la fenêtre de référence M et de la P_{FA} désirée (i.e., α_0). Sur la Figure 3.1, nous étudions spécifiquement l'influence du paramètre de forme sur la P_D , lorsque la P_{FA} est fixée à une valeur désirée $\alpha_0 = 10^{-4}$ et pour une longueur de la fenêtre de référence $M = 32$.

En général, comme on pouvait s'y attendre, la P_D augmente toujours avec le SCR , une remarque qui est classiquement connue. Il est donc plus simple de détecter une cible qui a une

puissance élevée par rapport à celle du clutter, qu'une cible de puissance faible. Par ailleurs, nous observons clairement que les performances du détecteur optimal sont les meilleures dans tous les scénarios. Chose qui est tout naturelle puisque les performances de ce détecteur sont les meilleures et que l'on peut espérer atteindre.

Le second constat illustré par ce graphique est que plus la valeur du paramètre de forme est petite plus la dégradation (ou la perte) de performances en détection de tous les détecteurs est remarquable. Ceci est dû au caractère impulsif du clutter lorsque la mer est agitée. Cette dégradation est d'autant plus marquée pour de faibles SCR , si le clutter devient de plus en plus impulsif. En effet, le clutter devient de plus en plus pointu lorsque le paramètre de forme diminue, si bien que, en raison des forts échos, les seuils devraient être relevés pour maintenir la P_{FA} au niveau désiré, ce qui devrait engendrer une perte de performance. De manière générale, on peut conclure que l'état du milieu de la détection (qui est lié au paramètre de forme) possède un effet significatif sur les performances de détection de tous les détecteurs.

De plus, nous pouvons remarquer sur la même figure qu'il y a de pertes inhérentes à la P_D dans le cas des détecteurs GM-Type1 et GM-Type2 par rapport au détecteur optimal. Ces pertes sont plus remarquables lorsque le clutter devient plus pointu (i.e., lorsque α est petit). Par ailleurs, nous observons que les courbes de la probabilité de détection, P_D , des deux détecteurs GM-Type1 et GM-Type2 sont presque confondues. Nous pouvons donc conclure à l'efficacité du détecteur GM-Type2 qui n'exige aucune information *a priori* sur le milieu de détection.

Les Figure 3.2-3.4 suivantes permettent d'apprécier l'influence de la longueur de la fenêtre de référence M sur l'évolution de la P_D des détecteurs : Optimal, GM-Type1 et GM-Type2 dans un milieu homogène. La P_{FA} étant fixée à une valeur désirée $\alpha_0 = 10^{-4}$ et le clutter étant généré cette fois-ci avec un paramètre de forme $\alpha = 4.7241$.

D'après les Figure 3.2-3.4, les pertes de performances en détection dans le cas des détecteurs GM-Type1 et GM-Type2 sont évidentes par rapport au détecteur optimal. Ceci est dû au fait que les deux premiers utilisent un seuil de détection en estimant le niveau de puissance dans une fenêtre de référence à longueur limitée. Cependant, le détecteur optimal emploi, quant à lui, un seuil fixe sous l'hypothèse d'une puissance connue *a priori* (i.e., des paramètres de clutter connus *a priori*). D'ailleurs, ces pertes en détection sont très graves pour de petites valeurs de M (voir Figure 3-2). Mais, elles diminuent considérablement en augmentant la longueur de la fenêtre M (Figures 3-3 et

3-4). Nous pouvons conclure que les performances des deux détecteurs GM-Type1 et GM-Type2 convergent vers celles du détecteur optimal lorsque M augmente et vice versa.

Nous observons également que le détecteur GM-Type2 présente une certaine dégradation supplémentaire en termes de performances devant le GM-Type1 pour des valeurs relativement petites de M . C'est tout à fait normal parce que le GM-Type1 utilise la vraie valeur du paramètre d'échelle, β , dans la construction du seuil de détection, alors que le GM-Type2 emploie son estimé pour établir le seuil de détection. En effet, les erreurs d'estimation engendrent une perte de performances du détecteur GM-Type2 devant son concurrent.

Maintenant, nous allons étudier, à travers les Figures 3.5 et 3.6, l'effet de faire varier la P_{FA} désirée sur le comportement de la P_D du détecteur GM-Type2 devant le détecteur optimal et le détecteur GM-Type1. De manière générale, il est clair que la dégradation en termes de performances est d'autant plus sévère lorsque la valeur de la P_{FA} (fixée par l'utilisateur) est trop faible (voir exemple de la Figure 3.6). Nous constatons également que les performances des deux détecteurs GM-Type1 et GM-Type2, qui sont presque toutes pareilles, s'éloignent significativement de celles du détecteur optimal lorsqu'on souhaite réduire le taux de fausses alarmes (i.e., réduire la P_{FA} désirée). À titre d'exemple, lorsque la P_{FA} passe de 10^{-6} à 10^{-8} , les pertes en détection du GM-Type2 par rapport au détecteur optimal passe de 3dB à 7dB pour une $P_D = 0.5$ (voir les deux Figures 3.5 et 3.6 ensembles).

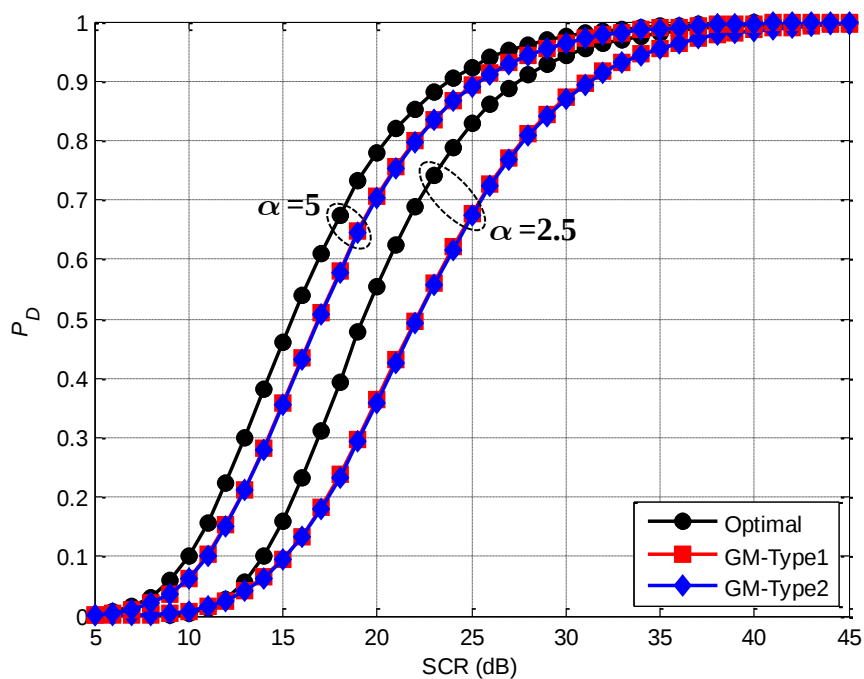


Figure 3.1 - Probabilité de détection des détecteurs Optimal, GM-Type1 et GM-Type2 en fonction du SCR pour $\alpha_0 = 10^{-4}$ et $M = 32$.

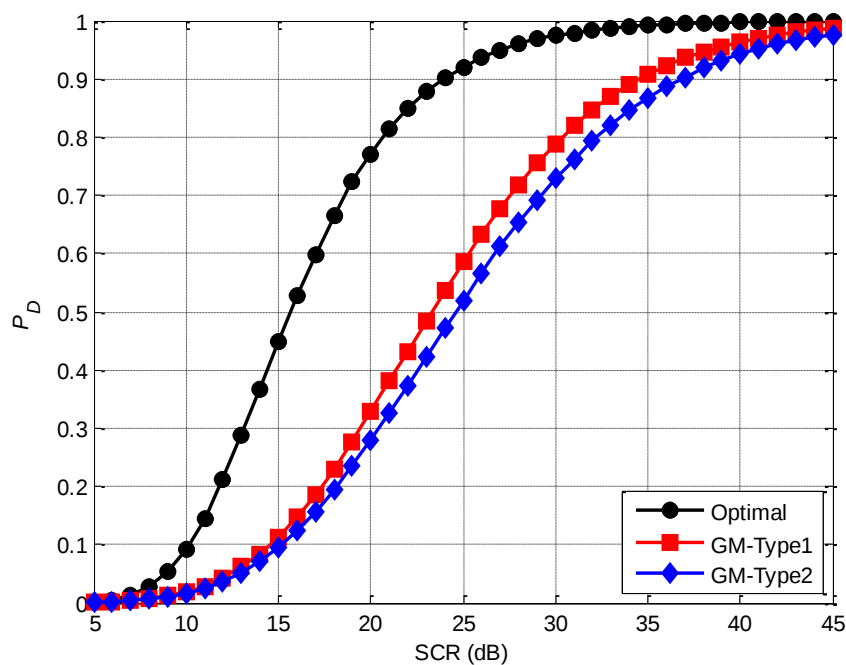


Figure 3.2 - Probabilité de détection des détecteurs Optimal, GM-Type1 et GM-Type2 en fonction du SCR pour $\alpha = 4.7241$, $M = 8$ et $\alpha_0 = 10^{-4}$.

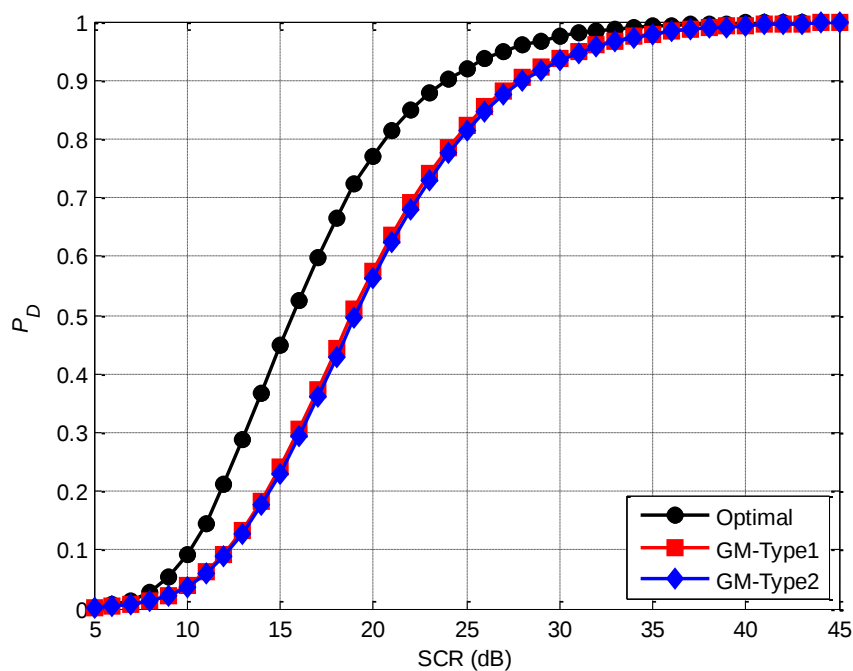


Figure 3.3 - Probabilité de détection des détecteurs Optimal, GM-Type1 et GM-Type2 en fonction du SCR pour $\alpha = 4.7241$, $M = 16$ et $\alpha_0 = 10^{-4}$.

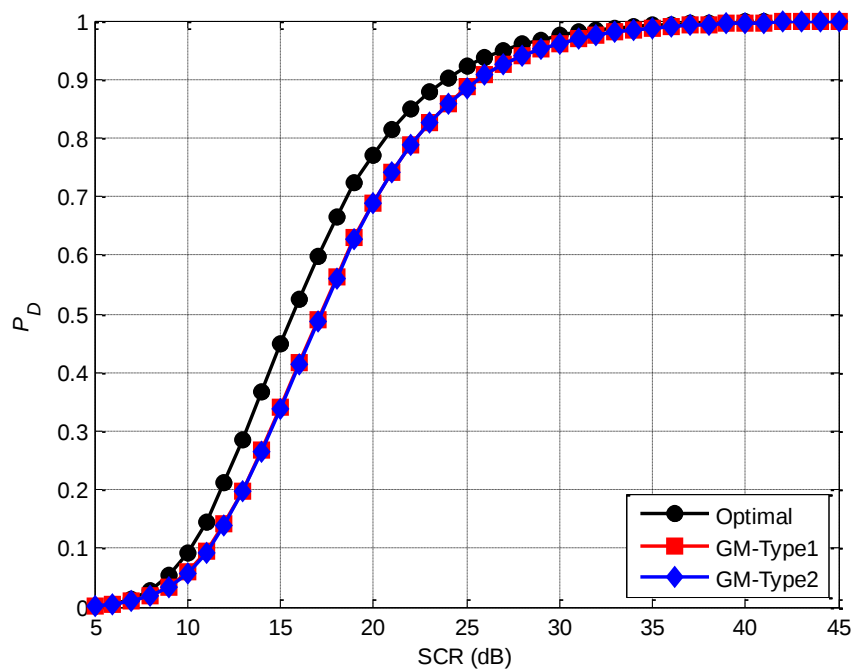


Figure 3.4 - Probabilité de détection des détecteurs Optimal, GM-Type1 et GM-Type2 en fonction du SCR pour $\alpha = 4.7241$, $M = 32$ et $\alpha_0 = 10^{-4}$.

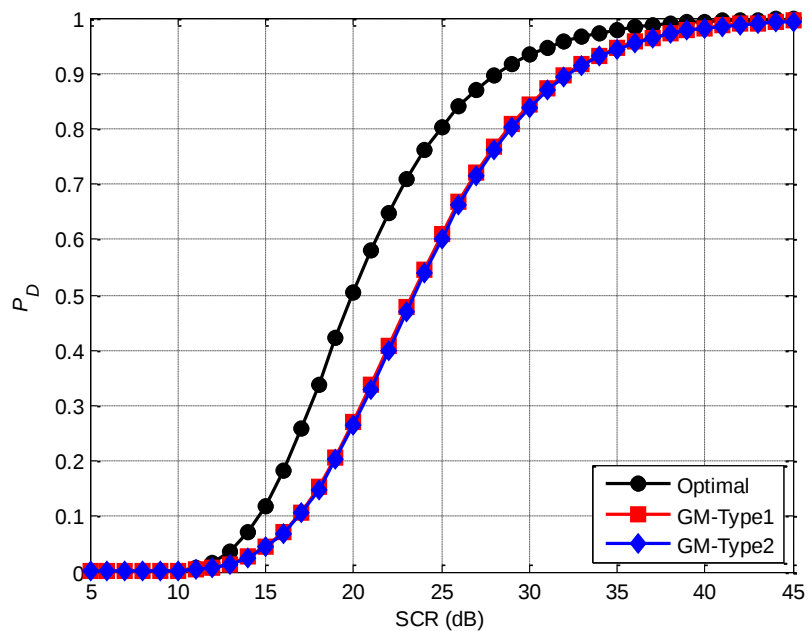


Figure 3.5 - Probabilité de détection des détecteurs Optimal, GM-Type1 et GM-Type2 en fonction du SCR pour $M = 32$ et $\alpha_0 = 10^{-6}$

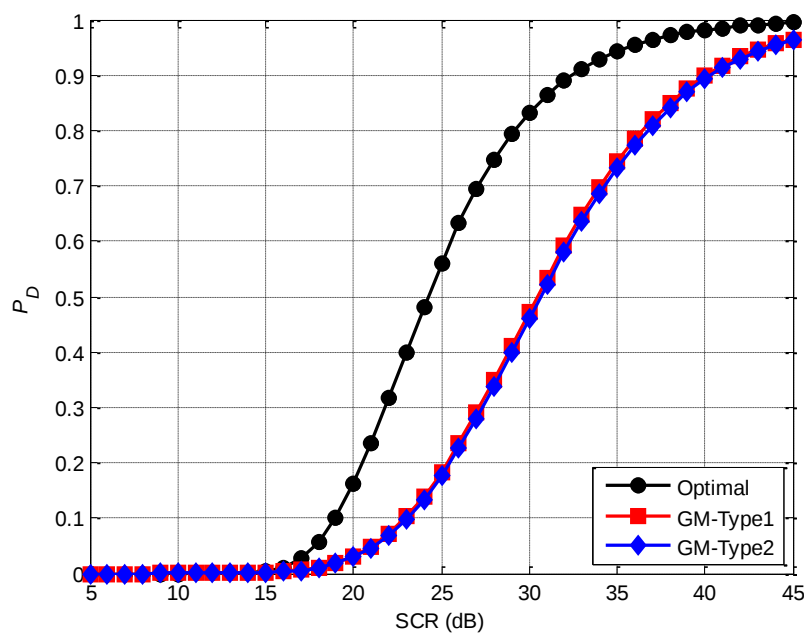


Figure 3.6 - Probabilité de détection des détecteurs Optimal, GM-Type1 et GM-Type2 en fonction du SCR pour $M = 32$ et $\alpha_0 = 10^{-8}$

3.3.2 Cas des détecteurs SO-CFAR et GO-CFAR

Dans ce sous-paragraphe, nous analyserons les performances des détecteurs SO-CFAR et GO-CFAR en présence d'un clutter homogène dont la statistique est modélisée par une distribution de Pareto. Nous comparons à travers la Figure 3.7 les performances des détecteurs GM-Type2, SO-Type2, et GO-Type2 à celles des détecteurs : optimal, GM-Type1, SO-Type1 et GO-Type1 dans le cas d'un milieu homogène. Sur cette figure, nous pouvons constater que les performances des détecteurs GM-Type1 et GM-Type2 sont les plus proches de celles du détecteur optimal comparativement aux détecteurs SO-Type1, SO-Type2, GO-Type1 et GO-Type2. De plus, les performances des détecteurs GO-Type1 et GO-Type2 sont légèrement meilleures que celles des détecteurs SO-Type1 et SO-Type2 (voir le zoom superposé).

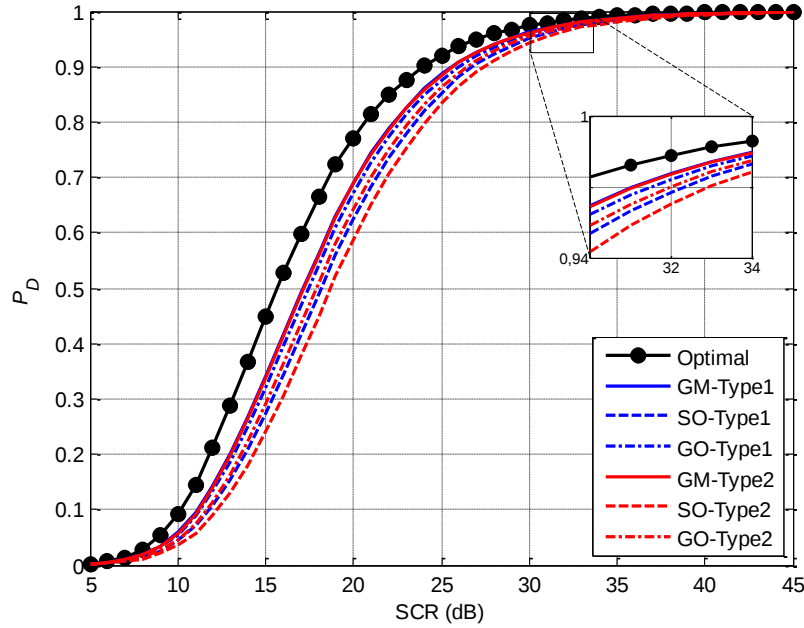


Figure 3.7 – Probabilité de détection des détecteurs optimal, GM-Type1, GM-Type2, SO-Type1, SO-Type2, GO-Type1 et GO-Type2 pour $M = 32$ et $\alpha_0 = 10^{-4}$

3.4 Analyse de performance de la détection CFAR multi-impulsions

Dans ce paragraphe, nous analysons les performances du détecteur GM-Type2 avec celles des détecteurs GM-Type1, SO-Type1 et GO-Type1 dans le cas d'une détection à N impulsions dans un clutter homogène Pareto distribué. Les deux détecteurs SO-Type2 et GO-Type2 ne sont pas considérés dans cette analyse, puisque leurs versions multi-pulsées ne sont pas disponibles dans la littérature. Nous allons montrer via simulation que l'utilisation de de plusieurs impulsions dans le processus de détection contribue, d'une manière significative, à l'amélioration des performances des détecteurs CFAR considérés, comparativement à la détection mono-pulsée.

Les Figures 3.8-3.9 illustrent l'influence de nombre d'impulsions utilisées N sur l'évolution de la P_D des détecteurs : GM-Type1 et GM-Type2 dans un milieu homogène. La P_{FA} étant fixée à une valeur désirée $\alpha_0 = 10^{-4}$, le nombre d'échantillons est $M = 16$ et le clutter étant généré cette fois-ci avec un paramètre de forme $\alpha = 4.7241$.

Nous constatons clairement, d'après les Figures 3.8-3.10, que les performances en détection des détecteurs considérés subissent une nette amélioration lorsqu'on augmente le nombre d'impulsions. Ceci est tout à fait naturelle en raison des avantages offerts par la transmission multi-pulsée.

Pour une unique impulsion ($N = 1$, Figure 3.8), le GM-Type1 et le GM-Type2 fonctionnent de manière presque similaire. Mais, les performances du GM-Type1 sont toujours meilleures par rapport à celles du GO-Type1 et du SO-Type1. Les performances de ce dernier sont pires que celles des autres détecteurs mis en œuvre dans cette expérience. A titre d'exemple, selon la Figure 3.8, la perte en détection introduite par le GO-Type1 par rapport au détecteur GM-Type2 est très faible et est de l'ordre de 0.5dB pour une $P_D = 0.5$. Dans le cas du détecteur SO-Type1, la perte est d'autant plus importante et est d'environ 3dB pour la même P_D .

Pour une transmission à deux impulsions ($N = 2$ Figure 3.9), les performances de détection des trois détecteurs GM-Type1, GM-Type2 et GO-Type1 sont approximativement les mêmes. Cependant, les performances du détecteur multi-pulsé GM-Type2 sont clairement les meilleures par rapport aux autres. Selon la Figure 3.9, la perte en détection du GO-Type1 par rapport à GM-Type2 augmente cette fois-ci comparée au cas mono impulsion (Cette perte est d'environ 1.5dB pour une $P_D = 0.5$), alors que la perte en détection du SO-Type1 diminue d'où elle est de l'ordre 2dB pour la même P_D . Mais, en général, nous constatons l'amélioration de performances dans le cas multi-impulsions par rapport au cas mono-impulsion.

Cette constatation est consolidée par les résultats présentés sur Figure 3.10 lorsqu'on utilise quatre impulsions ($N = 4$). Il est clair d'après cette figure que les performances de tous les détecteurs en question sont presque toutes pareilles, avec une supériorité évidente du détecteur GM-Type2 devant ses concurrents.

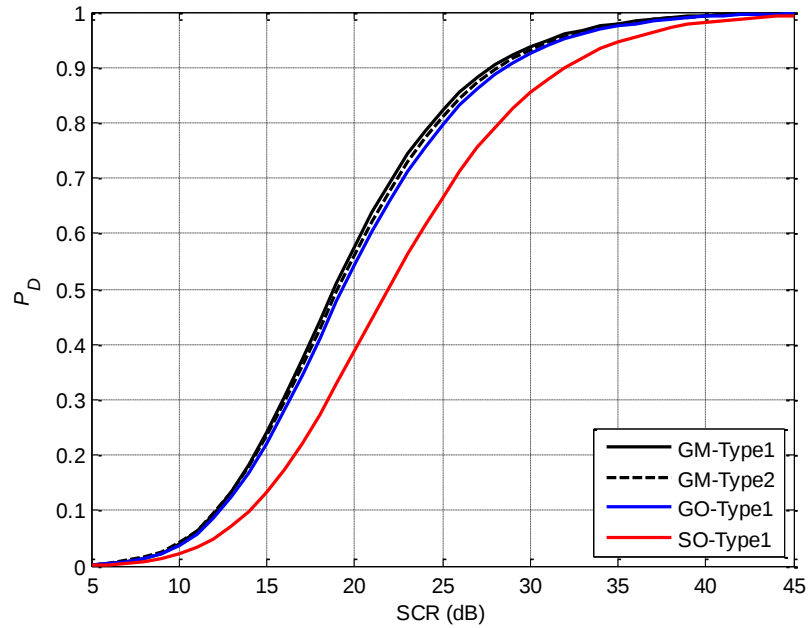


Figure 3.8 – Probabilité de détection des détecteurs GM-Type1, GM-Type2, SO-Type1 et GO-Type1 dans le cas mono-impulsion ($N = 1$) pour $M = 16$ et $\alpha_0 = 10^{-4}$

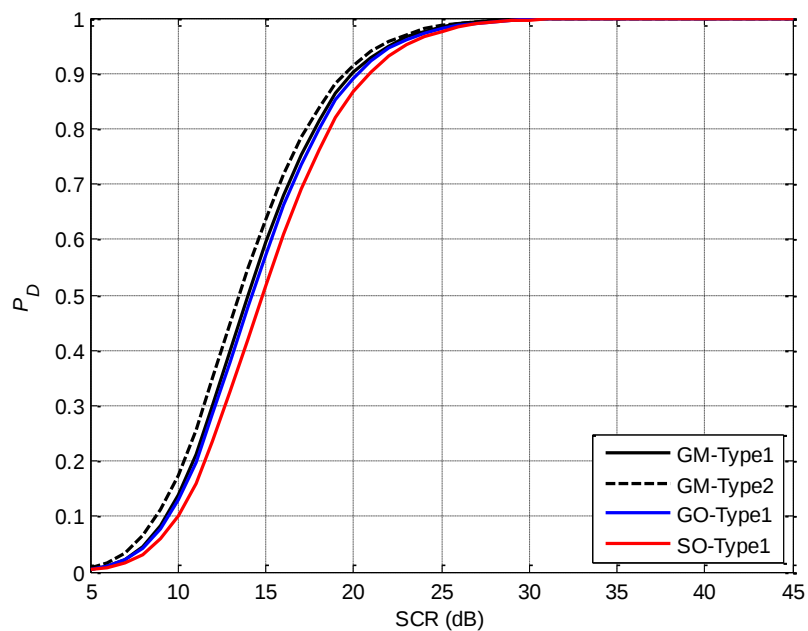


Figure 3.9 – Probabilité de détection des détecteurs GM-Type1, GM-Type2, SO-Type1 et GO-Type1 dans le cas multi-impulsions pour $M = 16$, $\alpha_0 = 10^{-4}$ et $N = 2$

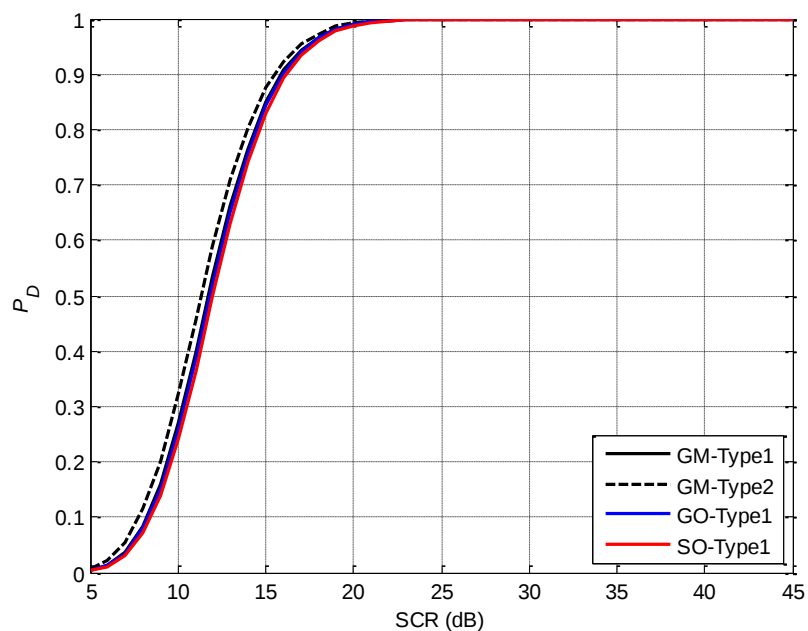


Figure 3.10 – Probabilité de détection des détecteurs GM-Type1, GM-Type2, SO-Type1 et GO-Type1 dans le cas multi-impulsions pour $M = 16$, $\alpha_0 = 10^{-4}$ et $N = 4$

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons tout d'abord tester et analyser les performances des deux détecteurs GM-CFAR Type 1 et GM-CFAR Type 2 par rapport à celles de la littérature à savoir : GO-CFAR Type 1, GO-CFAR Type 2, SO-CFAR Type 1 et SO-CFAR Type 2 dans le cas d'une transmission mono impulsion. Par la suite, leurs performances dans le cas multi-impulsions sont également testées et discutées. L'analyse est effectuée via simulations numériques en supposant un clutter homogène modélisé selon la distribution de Pareto.

Nous avons constaté lors des résultats de simulations établis l'efficacité du détecteur GM-CFAR Type 2 dans les deux cas d'étude considérés. En particulier, la version multi-impulsions de ce détecteur fournit de meilleures performances en détection lorsqu'on utilise plusieurs impulsions dans le processus de détection.

Conclusions et perspectives

Conclusions

Dans ce mémoire de fin d'étude, nous avons discuté spécifiquement la détection CFAR des cibles noyées dans un environnement homogène de clutter non Gaussien. D'ailleurs, cette matière importante s'inscrit dans le cadre général de traitement du signal radar. Dans ce contexte, les travaux présentés dans ce manuscrit traitent le problème de la détection CFAR en analysant et examinant quelques techniques de détection CFAR en dans un clutter modélisé selon la distribution de Pareto.

Nous avons étudié les deux cas : détection CFAR mono-impulsion et détection CFAR multi-impulsions. Dans chacun de ces deux cas, nous avons présenté tout d'abord une étude théorique satisfaisante sur les détecteurs CFAR discutés et mis en évidence leurs avantages et inconvénients. Les détecteurs ainsi concernés par cette étude sont le détecteur optimal, le détecteur GM-CFAR Type 1, GM-CFAR Type 2, GO-CFAR Type 1, GO-CFAR Type 1, SO-CFAR Type 1 et GM-CFAR Type 2.

La version multi-impulsion du détecteur GM-CFAR Type 2 a été introduite comme étant une version étendue d'un détecteur existant déjà. C'est la principale contribution de ce mémoire de fin d'étude. D'ailleurs, nous avons pu démontrer le caractère CFAR de ce détecteur et ainsi montrer qu'il n'exige aucune connaissance *a priori* sur les paramètres de la distribution du clutter.

Par la suite, les performances du détecteur GM-CFAR Type 2 introduit sont illustrées par des simulations numériques et ainsi comparées parallèlement à celles des détecteurs existants. Nous avons prouvé et montré également l'efficacité de ce détecteur qui offre de très bonnes performances en termes de détection et en termes de régulation du taux de fausses alarmes dans les milieux homogènes.

Perspectives

En fait, le sujet traité dans ce mémoire est vraiment très vastes et restent donc loin d'être complètement cernés dans un seul manuscrit. D'ailleurs, suites aux travaux présentés et résultats encourageants obtenus dans ce document, différentes perspectives peuvent être envisagées, à savoir :

- ✓ Une analyse théorique plus détaillée de performance de la détection CFAR en milieux Pareto distribué dans le cas non-homogène sera un sujet de grande importance à entamer ultérieurement.

- ✓ Il serait également intéressant de prolonger les deux détecteurs mono-pulsée SO-Type2 et GO-Type2 et ainsi développer leurs versions multi-pulsées.
- ✓ De même, nous suggérons l'étude des performances de la détection distribuée en présence du clutter de distribution de Pareto.
- ✓ Il semble également intéressant d'appliquer la relation entre la loi Exponentielle et d'autres lois non Gaussiennes (Weibull, Log-Normal, ...etc) pour développer de nouvelles stratégies de détection CFAR pour ces modèles. 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 μ . 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 + 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 μ 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

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

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 λ 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

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

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

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

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 σ^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.

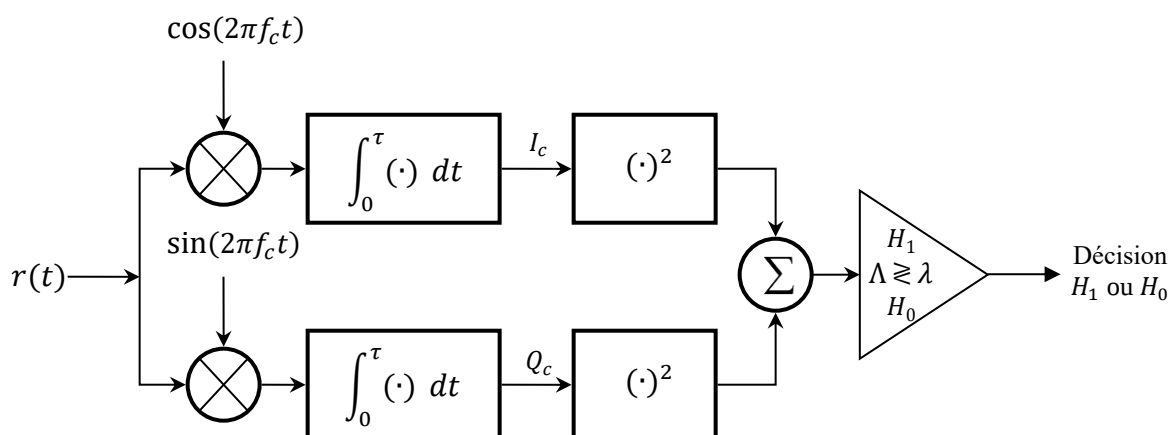


Figure A.1 – Détecteur quadratique optimal de Neyman-Pearson

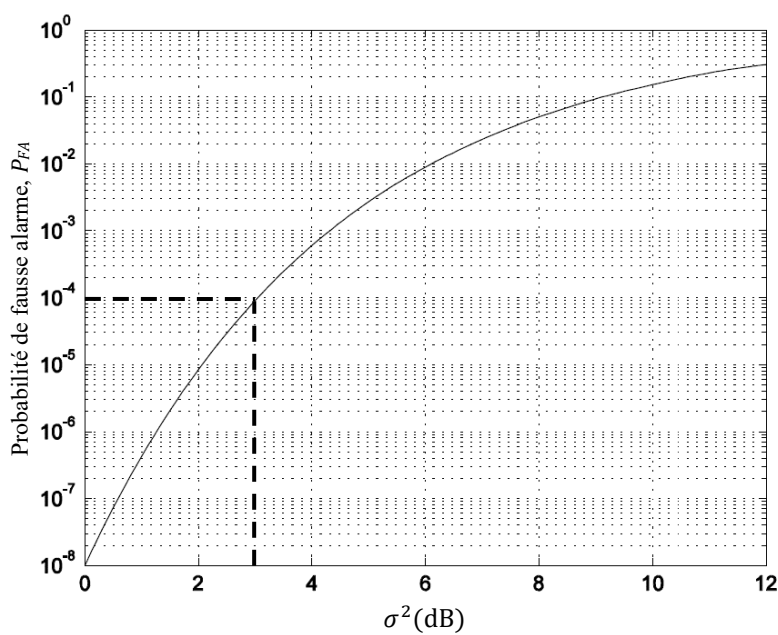


Figure A.2 – Sensibilité de la P_{FA} à la puissance du bruit

Annexe B : Calcul de la P_{FA} du détecteur GM-CFAR Type 2 multi-impulsions

La P_{FA} du détecteur GM-CFAR Type 2 est donnée dans le cas multi impulsions comme suit

$$\begin{aligned} P_{FA} &= \Pr(\sum_{i=1}^N y_{i0} > Ny_{(1)} + T \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N (y_{ij} - y_{(1)}) | H_0) \\ &= \Pr(Q_0 > Ny_{(1)} + TQ | H_0) \end{aligned} \quad (B.1)$$

où $Q_0 = \sum_{i=1}^N y_{i0}$, $Q = \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N (y_{ij} - y_{(1)}) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (y_{ij} - y_{(1)}) = \sum_{i=1}^N Q_i$,
et $Q_i = \sum_{j=1}^M (y_{ij} - y_{(1)})$.

Sous l'hypothèse H_0 , la variable aléatoire Q_0 qui décrit le produit des N cellules de la colonne sous test est distribué selon la loi Gamma suivante

$$p_{Q_0|H_0}(q_0) = \frac{1}{\Gamma(N)} q_0^{N-1} e^{-q_0} \quad (B.2)$$

De même, la variable aléatoire Q_i est distribuée selon

$$p_{Q_i}(q_i) = \frac{1}{\Gamma(M)} q_i^{M-1} e^{-q_i} \quad (B.3)$$

Par conséquent, la PDF de $Q = \sum_{i=1}^N Q_i$ est donnée alors par

$$p_Q(Q) = \frac{1}{\Gamma(NM)} q^{NM-1} e^{-q} \quad (B.4)$$

Alors, l'équation (B. 1) peut se réécrire alors comme suit

$$\begin{aligned} P_{FA} &= \Pr(Q_0 > Ny_{(1)} + TQ | H_0) \\ &= \frac{M}{N} \int_0^\infty e^{-\frac{M}{N}t} \Pr(Q_0 > Nt + TQ | \{y_{(1)} = t\}) dt \\ &= \frac{M}{N} \int_0^\infty e^{-\frac{M}{N}t} \int_0^\infty p_Q(q) \Pr(Q_0 > Nt + Tq) dt dq \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \frac{M}{N} \int_0^\infty e^{-\frac{M}{N}t} \int_0^\infty p_Q(q) \left[\int_{Nt+Tq}^\infty p_{Q_0|H_0}(q_0) dq_0 \right] dt dq \\
&= \frac{1}{\Gamma(N)} \frac{M}{N} \int_0^\infty e^{-\frac{M}{N}t} \int_0^\infty p_Q(q) \left[\int_{Nt+Tq}^\infty q_0^{N-1} e^{-q_0} dq_0 \right] dt dq \\
&= \frac{1}{\Gamma(N)} \frac{M}{N} \int_0^\infty e^{-\frac{M}{N}t} \int_0^\infty p_Q(q) \left[\Gamma(N) e^{-(Nt+Tq)} \sum_{k=0}^{N-1} \frac{(Nt+Tq)^k}{k!} \right] dt dq \\
&= \frac{1}{\Gamma(NM)} \frac{M}{N} \int_0^\infty e^{-\frac{M}{N}t} \int_0^\infty q^{NM-1} e^{-q} \left[e^{-(Nt+Tq)} \sum_{k=0}^{N-1} \frac{(Nt+Tq)^k}{k!} \right] dt dq \\
&= \frac{1}{\Gamma(NM)} \frac{M}{N} \int_0^\infty e^{-\frac{M}{N}t} e^{-Nt} \left[\sum_{k=0}^{N-1} \frac{1}{k!} \int_0^\infty q^{NM-1} e^{-(1+T)q} (Nt+Tq)^k dq \right] dt \tag{B.5}
\end{aligned}$$

Grâce à la formule du *binôme de Newton*, le terme $(Nt + Tq)^k$ apparu dans l'intégrale de la relation précédente est de la forme $(a + b)^k$ et peut être alors développé à la forme suivante :

$$(Nt + Tq)^k = \sum_{n=0}^k \binom{k}{n} (Nt)^{k-n} (Tq)^n \tag{B.6}$$

Remplaçons cette formule dans l'équation de la P_{FA} , on obtient

$$\begin{aligned}
P_{FA} &= \frac{1}{\Gamma(NM)} \frac{M}{N} \int_0^\infty e^{-\left(\frac{M}{N}+N\right)t} \left[\sum_{k=0}^{N-1} \frac{1}{k!} \int_0^\infty q^{NM-1} e^{-(1+T)q} \sum_{n=0}^k \binom{k}{n} (Nt)^{k-n} (Tq)^n dq \right] dt \\
&= \frac{1}{\Gamma(NM)} \frac{M}{N} \int_0^\infty e^{-\left(\frac{M}{N}+N\right)t} \left[\sum_{k=0}^{N-1} \frac{1}{k!} \sum_{n=0}^k \binom{k}{n} (Nt)^{k-n} T^n \int_0^\infty q^{NM+n-1} e^{-(1+T)q} dq \right] dt \\
&= \frac{1}{\Gamma(NM)} \frac{M}{N} \int_0^\infty e^{-\left(\frac{M}{N}+N\right)t} \left[\sum_{k=0}^{N-1} \frac{1}{k!} \sum_{n=0}^k \binom{k}{n} (Nt)^{k-n} T^n \frac{\Gamma(NM+n)}{(1+T)^{NM+n}} \right] dt \\
&= \frac{1}{\Gamma(NM)} \frac{M}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \frac{1}{k!} \sum_{n=0}^k \binom{k}{n} N^{k-n} T^n \frac{\Gamma(NM+n)}{(1+T)^{NM+n}} \int_0^\infty t^{k-n} e^{-\left(\frac{M}{N}+N\right)t} dt \\
&= \frac{1}{\Gamma(NM)} \frac{M}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \frac{1}{k!} \sum_{n=0}^k \binom{k}{n} N^{k-n} T^n \frac{\Gamma(NM+n)}{(1+T)^{NM+n}} (k-n)! \left(\frac{M}{N} + N\right)^{-k+n-1} \\
&= \frac{1}{\Gamma(NM)} \frac{M}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \frac{1}{k!} \sum_{n=0}^k \frac{k!}{n! (k-n)!} N^{k-n} T^n \frac{\Gamma(NM+n)}{(1+T)^{NM+n}} (k-n)! \left(\frac{M}{N} + N\right)^{-k+n-1}
\end{aligned}$$

$$= \frac{1}{\Gamma(NM)} \frac{M}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{n=0}^k \frac{1}{n!} N^{k-n} T^n \frac{\Gamma(NM+n)}{(1+T)^{NM+n}} \left(\frac{M}{N} + N\right)^{-k+n-1} \quad (\text{B.7})$$

La P_{FA} est donnée enfin par la relation suivante

$$P_{FA} = \frac{M}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{n=0}^k \binom{NM+n-1}{n} \left(\frac{M}{N} + N\right)^{-k+n-1} \frac{N^{k-n} T^n}{(1+T)^{NM+n}} \quad (\text{B.8})$$

Bibliographies

- [1] Skolnik, M.I. “*Introduction to Radar System, (3rd ed.)*,” New York: McGraw-Hill, 2001.
- [2] Sahed, M. “Détection Automatique CFAR en environnement Non Gaussien,” Thèse de Doctorat ès science, Université de M’sila, Septembre 2015.
- [3] Nouar, N. “Détection CFAR de cibles réparties dans un clutter K-distribué de paramètres inconnus,” Mémoire de Magister, Université de Constantine 1, 2013.
- [4] Kay, S., “*Fundamental Of Statistical Signal Processing: Detection Theory*,” Prentice Hall, Englwood Cliffs, 1998.
- [5] Finn, M. M. et Johnson, R. S., “Adaptive detection mode with threshold control as a function of spatially sampled clutter level estimates,” *Radio Corporation of America Review*, vol. 29, n°3, pp. 414—465, Septembre 1968.
- [6] Rickard, J. T., et Dillard, G. M., “Adaptive detection algorithms for multiple target situations,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 13, n°4, pp. 338—343, Juillet 1977.
- [7] Trunk, G. V., “Range resolution of targets using automatic detection,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 14, n°5, pp. 750—755, Septembre 1978.
- [8] Hansen, V. G., “Constant false alarm rate processing in search radars,” *Proceedings of the IEEE International Radar Conference*, London, pp 325—332, 1973.
- [9] Hansen, V. G., et Sawyers, J. H., “Detectability loss due to Greatest-Of-selection in a Cell Averaging CFAR,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 16, n°1, pp. 115—118, Janvier 1980.
- [10] Rohling, H. “Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 19, n°4, pp. 608—621, Juillet 1983.
- [11] Gandhi, P. P., et Kassam, S. A., “Analysis of CFAR processors in nonhomogeneous background,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 24, n°4, pp. 427—445, Juillet 1988.
- [12] Ritcey, J. A., “Performance analysis of the censored mean level detector,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 22, n°4, pp. 443—454, Juillet 1986.
- [13] Viswanathan, R., et Eftekhari, A., “A selection and estimation test for multiple target detection,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol.28, pp. 505—519, Avril 1992.
- [14] M. Smith et K. Varshney, “Intelligent CFAR processor based on data variability,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 36, n°3, pp. 837—847. Juillet 2000.
- [15] Guida, M., Longo, M., et Lops, M., “Biparametric linear estimation for CFAR against Weibull clutter,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 28, n°1, pp. 138—151, Janvier 1992.
- [16] Ward, K. D., Tough, R. J. A., et Watts, S., “*Sea Clutter: Scattering, the K-distribution and Radar Performance, (2nd ed.)*,” London: Institution of Engineering and Technology, 2013.

- [17] Goldstein, G. B., “False-alarm regulation in log-normal and Weibull clutter,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 9, n°1, pp. 84—92, Janvier 1973.
- [18] Jakubiak, A., “False-Alarm probabilities for a Log-t detector in K-distributed clutter,” *Electronics Letters*, vol. 19, n°18, pp. 725—726, 1983.
- [19] Weber, P. et Haykin, S. “Ordered statistic CFAR processing for two-parameter distributions with variable skewness,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 21, n°6, pp. 819—821, Novembre 1985.
- [20] Weinberg, G. V. “Constant false alarm rate detectors for Pareto clutter models,” *IET Radar, Sonar and Navigation*, vol. 7, n°2, pp. 153—163, 2013.
- [21] Weinberg, G. V. “Enhancing Goldstein’s Log-t Detector in Pareto Distributed Clutter,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 53, n°2, pp. 1035—1044, April 2017.
- [22] Weinberg, G. V. “Radar Detection Theory of Sliding Window Processes,” *CRC Press*. 2017.
- [23] Weinberg, G. V. “Constant False Alarm Rate Detectors for Pareto Clutter Models,” *IET Radar, Sonar and Navigation*, 7, 153-163, 2013.
- [24] Weinberg, G. V. “On the Construction of CFAR Decision Rules via Transformations,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55, 1140-1146, 2017.
- [25] Sahed, M., Mezache, A. “Analysis of CFAR Detection with Multiple Pulses Transmission Case in Pareto Distributed Clutter,” *4th International Conference on Electrical Engineering, Algérie, boumerdès*, 2015.
- [26] Weinberg, G. V. “Extension of the Geometric Mean Constant False Alarm Rate Detector to Multiple Pulses,” *ArXiv Preprint*, 2019. <https://arxiv.org/abs/1901.00250>.
- [27] Weinberg, G. V. “Multipulse Order Statistic Constant False Alarm Rate Detector in Pareto Background,” *ArXiv Preprint*, 2019. <http://arxiv.org/abs/1901.03437v1>.
- [28] Weinberg, G. V. “Constant False Alarm Rate Detection in Pareto Distributed Clutter: Further Results and Optimality Issues,” *Hikari Journal of Contemporary Engineering Sciences*, vol. 7, n°6, pp. 231—261, 2014.
- [29] Weinberg, G. V. “Management of interference in Pareto CFAR processes using adaptive test cell analysis,” *Signal Processing*, vol. 104, pp. 264—273, 2014.
- [30] Sahed, M., “Systèmes Radar,” *Support de cours, Université de M’Sila*, 2020.
- [31] Sahed, M., “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*, Juin 2010.
- [32] Hammoudi, E., Mekidiche, F. “Etude de détecteur Radar CFAR pour des milieux homogènes,” *Mémoire de Master, Université de Tlemcen*, 2015.
- [33] Chalabi, I. “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.

- [34] Darricau, J., “Physique et Théorie du Radar,” 2ème édition, 1981.
- [35] Swerling, P., “Probability of detection for fluctuating targets,” IRE Transactions on Information Theory, vol.6, n°2, pp.269-308, Avril 1960.
- [36] Seksaf, A. “Optimisation du seuil de détection dans les systèmes distribués CFAR par Essaims de Particules (OEP),” Mémoire de Magister, Université de Biskra, 2015.
- [37] Jay, E. “Détection En Environnement Non-Gaussien,” Thèse de Doctorat, Université De Cergy-pontoise, Juin 2002.
- [38] Krishnamoorthy, K. “Handbook of Statistical Distributions with Applications,” Chapman & Hall/CRC, USA, 2006.
- [39] Schleher D. C. “Radar detection in Weibull clutter,” IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 12, n°6, pp. 736—743, Novembre 1976.
- [40] Weibull, W., “A statistical distribution function of wide applicability,” Journal of Applied Mechanics, vol. 18, 1951.
- [41] Jakeman, E., et Pusey, P. N., “A model of non-Rayleigh Sea echo,” IEEE Transactions on Antennas and Propagation, vol. 24, n°6, pp. 806—914, Novembre 1976.
- [42] Ward K. D., “Compound representation of high-resolution sea clutter,” Electronics Letters, vol.17, n°16, pp. 561—563, Août 1981.
- [43] Watts, S., “Radar detection prediction in sea clutter using the compound K distribution model,” IEE Proceedings, Part F, vol. 132, n°7, pp. 613—620, Décembre 1985.
- [44] G. V. Weinberg, “An investigation of the Pareto distribution as a model for high grazing angle clutter,” Defense Science and Technology Organization, Edinburgh, Australia, Mars 2011.
- [45] Weinberg, G.V., “Assessing the Pareto fit to high resolution high grazing angle sea clutter,” Electronics Letters, vol. 47, n°8, pp. 516—517, Avril 2011.
- [46] Minkler, G., Minkler, J., “CFAR – the principles of automatic radar detection in clutter,” Magellan, Baltimore, 1990.
- [47] Gandhi, P.P., et Kassam, S.A., “Optimality of the cell averaging CFAR detector,” IEEE Transactions on Information Theory, vol. 40, n°4, pp. 1226—1228, Juillet 1994.
- [48] Prastitis. L. A. “On adaptive censored CFAR detection,” Thèse de Doctorat (PhD thesis), New Jersey Institute of Technology, 1993.
- [49] Stacy N.J.S., Burgess M.P “Ingara: the Australian airborne imaging radar system,” Proceedings of IGARSS’94, IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, pp 2240–2242, 1994.

Résumé — Dans ce mémoire de fin d'étude, nous avons traité le problème de la détection CFAR dans un clutter modélisé selon la loi de Pareto. En s'appuyant sur ce modèle, nous avons effectué une analyse complète du détecteur Geometric Mean CFAR (GM-CFAR) introduit dans la littérature. Ainsi, nous avons montré que la dérivation de ce détecteur et ses variantes a été faite en exploitant la dualité entre la loi exponentielle et la distribution de Pareto. Cette dualité a permis de transformer aisément les stratégies de détection CFAR développées pour le milieu Gaussien vers le milieu Pareto distribué.

Dans le cadre de notre étude, nous avons ensuite abordé le cas général de la détection CFAR multi-impulsions en supposant que les paramètres du clutter sont inconnus *a priori*. Ceci est motivé par le fait que l'utilisation de plusieurs impulsions contribue, d'une manière significative, à l'amélioration de performances de détection comparativement à la détection mono-impulsion. Nous avons donc développé une configuration plus généralisée du détecteur GM-CFAR et donner ainsi l'expression analytique correspondante de la probabilité de fausse alarme. Via simulations numériques, les performances du détecteur introduit ont été comparées et testées par rapport à celles développées dans la littérature. Les résultats de simulations obtenus permettent de valider l'intérêt du détecteur GM-CFAR multi-impulsions, où on a montré que l'utilisation de plusieurs impulsions améliore les performances de détection comparativement à la détection CFAR simple avec seulement une seule impulsion.

Mots clés : Radar, Détection adaptative CFAR, Clutter non Gaussien, Distribution de Pareto.

ملخص: ناقشنا في هذه المذكرة مسألة الكشف بنسبة إنذار خاطئ ثابتة (CFAR Detection) عن الأهداف المتواجدة في وسط (محيط) متجانس، بحيث تكون الاشارات العشوائية الناتجة عن هذا الوسط موزعةً توزيعاً إحصائياً غير طبيعي حسب نموذج باريتو (Pareto model). بناءً على هذا النموذج، أجرينا دراسةً تحليليةً كاملةً للكاشف المعروف GM-CFAR Detector والذي تم اقتراحه في أبحاث سابقة. هذا الأخير يعتمد على المتوسط الهندسي للعينات المتواجدة داخل النافذة المرجعية للكاشف (Reference Window) لحساب عتبة الكشف. حيث يتبين أن تصميم هذا الكاشف ومشتقاته تم باستخدام العلاقة التحويلية بين دالة كثافة الاحتمال الأسّي وقانون باريتو. 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.

وكجزء من دراستنا، ناقشنا بعد ذلك حالاتي الكشف أحادي النبض والكشف المتعدد النبضات، بافتراض أن معلومات نموذج التشويش غير معروفة مسبقاً. الدافع وراء اقتراح استخدام تقنية النبضات المتعددة في عملية الكشف، هو اسهامها بشكل كبير في تحسين أداء الكاشفات مقارنة بتقنية النبضة الأحادية. لذلك، قمنا من خلال هذه الدراسة بتطوير خوارزمية شاملة متعددة النبضات للكاشف GM-CFAR. الدراسة التحليلية لهذا الكاشف، عند تطبيقه على تشويشات بحرية متجانسة، سمحت لنا كذلك بحساب العبارات التحليلية لاحتمال الإنذار الخاطئ. وعلى عكس بعض الكاشفات الموجودة، الكاشف المقترح لا يتطلب أي معرفة مسبقة لمعالم النموذج الإحصائي للتشويشات المدروسة. من خلال عمليات المحاكاة الرقمية، تمت مقارنة واختبار أداء الكاشف الجديد مقابل أداء الكاشفات التي تم تطويرها في البحوث السابقة. تؤكد نتائج المحاكاة التي تم الحصول عليها في هذا البحث على نجاعة الكاشف المتعدد النبضات المقترح، وبالتالي هذا يثبت أن استخدام تقنية النبضات المتعددة يحسن أداء الكشف بشكل كبير في الأوساط المتجانسة.

الكلمات المفتاحية: الرادار، الكشف المكيف بنسبة إنذار خاطئ ثابتة، التشويش الغير غاوسي، توزيع باريتو.

Abstract — In this study, we discussed the problem of CFAR detection in Pareto distributed clutter. Based upon this model, we performed a full analysis of the well-known Geometric Mean CFAR (GM-CFAR) detector which is introduced in the literature. Thus, we have shown that the derivation of this detector and its variants was done by using the duality between the exponential law and the Pareto distribution. This duality allows us to easily transform the CFAR detection schemes developed for the Gaussian medium to the Pareto distributed medium.

As a part of our study, we then discussed the case of multiple-pulses CFAR detection, by assuming that the parameters of the clutter are unknown *a priori*. This is motivated by the fact that using multiple pulses in the detection process contributes significantly to the improvement of detection performance compared to single pulse case. Therefore, we have developed a more generalized scheme of the GM-CFAR detector and thus give the corresponding analytical expression of the false alarm probability. Via numerical simulations, the performance of the proposed scheme has been compared and tested against those developed in the literature. The simulation results obtained validate the interest of the multi-pulses GM-CFAR detector, where it has been shown that the use of multiple pulses improves significantly the detection performance compared to single pulse CFAR detection.

Keywords : Radar, Adaptive CFAR detection, Non-Gaussian clutter, Pareto distribution.