



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université des Frères Mentouri Constantine 1

Faculté Des Sciences de la Technologie

Département d'Électronique

جامعة الاخوة منتوري قسنطينة 1

كلية علوم التكنولوجيا

قسم الالكترونك

Laboratoire Signaux et Systèmes de communication (SISCOM)

N° d'Ordre:

Série:

Thèse

Présentée en vue de l'obtention du Diplôme de

DOCTORAT EN SCIENCES

Spécialité : Électronique

Option : Traitement du Signal

Systèmes de Détection de Cibles Réparties en Milieu Non Gaussien

par NOUAR Nabila

Devant le Jury :

Président	Toufik LAROUSI	Professeur	Université des Frères Mentouri Constantine 1
Rapporteur	Atef FARROUKI	Professeur	Université des Frères Mentouri Constantine 1
Examineurs	Abdelhak BENNIA	Professeur	Université des Frères Mentouri Constantine 1
	Karim KEMIH	Professeur	Université de Mohamed Seddik Benyahia Jijel
	Noureddine DOGHMANE	Professeur	Université de Badji Mokhtar Annaba

Année universitaire 2017/2018

Université Des Frères Mentouri Constantine 1

Systemes de détection de cibles réparties en milieu Non Gaussian

par NOUAR Nabila

Département d'électronique, laboratoire SISCOM
Faculté Des Sciences Et De La Technologie

Thèse présentée
en vue de l'obtention du diplôme de DOCTORAT EN SCIENCES
En Électronique
Option Traitement Du Signal

© NOUAR Nabila, 2017-2018

Dédicaces

Je dédie cette thèse

A mon petit trésor Mohamed Heithem

*Ta beauté, ta joie de vivre et ton sourire ont été pour moi les plus belles sources d'inspiration et d'encouragement
Toi, qui est le soleil de ma vie, je te dédie ce travail en espérant vivre pour te voir grandir et être fier de ta maman
J'espère que cette thèse sera pour toi un exemple à suivre*



Je t'aime mon fils

A mon très cher mari Safi

*Aucune dédicace, aussi expressive qu'elle soit, ne pourrait t'exprimer la profondeur de l'estime que j'ai pour toi
Je te remercie pour m'avoir appris que 'le savoir' est une force incomparable et un trésor inépuisable, pour m'avoir aidée, encouragée et réconfortée dans mes moments les plus difficiles
Durant mes longues années de recherche, tu as été le meilleur, Merci d'avoir toujours prié pour moi et de m'avoir accompagnée
Que dieu nous donne la santé, le bonheur et une longue vie*

A ma très chère maman

*A la plus douce et la plus affectueuse de toutes les mamans.
A la personne qui m'a tout donnée depuis ma naissance sans compter.
Sans toi maman, je n'ai aucune valeur, mais grâce à toi je deviens Docteur
Tu n'a pas cessé de me soutenir et de m'encourager, et c'est grâce à ton amour, ta générosité exemplaire et ta présence que je suis là aujourd'hui.
Tes prières ont été pour moi un grand soutien tout au long de mes études.
Saches maman qu'Aucun hommage ne saurait te transmettre l'amour, l'affection et le respect que je porte pour toi.
Je te remercie pour ton temps, ta gentillesse, tes conseils et surtout ta patience.
Puisse Dieu tout puissant te protéger du mal, te procurer longue vie, santé et bonheur afin que je puisse te rendre un minimum de ce que je te dois.*

A mon très cher papa

Je te remercie car c'est grâce à toi que j'ai appris qu'il ne faut jamais se sous-estimer et que les gens forts peuvent réussir même quand personne n'est à leurs cotés .
Je te remercie pour m'avoir appris le courage, la persévérance et la résistance face aux obstacles. C'est grâce à toi que je suis devenue aussi ambitieuse.
Aucune dédicace ne peut t'exprimer à quel point tu m'as aidé à compter sur moi même
J'espère toujours être à la hauteur et ne jamais te décevoir

A ma sœur et mes deux frères

Je vous dédie ce modeste travail en témoignage de mon profond attachement et de ma profonde gratitude
J'implore dieu de vous protéger, de vous aimer et de réaliser tout vos rêves

A ma belle famille

J'ai le plaisir de partager ma joie avec vous, je vous remercie pour m'avoir toujours encouragé , soutenu et conseillé
Merci pour votre gentillesse et votre hospitalité
Que dieu vous donne la santé et une longue vie

A tous mes oncles, toutes mes tantes, A toutes mes cousines et tous mes cousins

En souvenir des moments merveilleux que nous avons passé ensemble
Que ce travail soit le témoignage du désir que j'ai toujours eu pour vous honorer
Vous êtes pour moi une source infinie de sagesse et d'amour
Je sais que vous êtes très fiers de moi
Que dieu vous donne la santé et vous protège de tout mal

A tous mes collègues

Je vous dédie ce modeste travail en témoignage de mon profond respect . Que dieu réalise vos rêves et vous offre le courage , l'inspiration et la volonté pour aller de l'avant.

Remerciements

Le travail présenté dans cette thèse de Doctorat en Sciences a été élaboré au sein du Laboratoire Signaux et Systèmes de Communication (SISCOM), Département d'électronique, Université des Frères Mentouri Constantine 1
Mes remerciements vont en premier lieu à dieu le tout puissant, pour m'avoir accordé la santé, la volonté et le courage.

Je remercie

Mon directeur de thèse

Monsieur Le Professeur Farrouki Atef

Je vous remercie de m'avoir honoré avec votre confiance et de m'avoir confié un excellent sujet de recherche

Je vous remercie également pour votre sérieux, votre temps et vos conseils fructueux

Votre professionnalisme et votre compréhension ne peuvent que susciter mon grand respect et ma profonde estime pour vous

Monsieur le Président de Jury :

Le Professeur Laroussi Toufik

Je vous remercie pour l'honneur que vous me faites en acceptant d'évaluer ce travail

Veillez Monsieur trouver ici, l'assurance de ma reconnaissance et de ma profonde admiration

Mes vifs remerciements à Messieurs les membres du jury:

Monsieur Le Professeur Bennia Abdelhak

Vous êtes un homme de science, et c'est avec sincérité que j'exprime mon admiration envers le professeur, mais aussi la personne que vous êtes

Messieurs Les Professeurs : Kemih Karim et Doghmane Noureddine

Je vous remercie pour la confiance et l'intérêt que vous m'accordez en acceptant d'évaluer mon travail

Permettez moi, Messieurs, de vous exprimer ma sincère gratitude et mon profond respect

Je tiens également à remercier

tous les professeurs du Laboratoire SISCOm pour leurs conseils, leur gentillesse et leur sérieux.

Un grand merci au Professeur Fulvio Gini et au Professeur Maria Greco, ainsi que les Docteurs Stefano Fortunati et Pietro Stinco pour les conseils qu'ils m'ont donné au cours de mon stage à l'Université de Pise en Italie

Enfin , je remercie tous les chercheurs dans le domaine de la détection radar, ainsi que dans tous les domaines d'électronique pour l'intérêt qu'ils portent à leur travail

Résumé

Dans cette thèse de Doctorat en Sciences, nous nous intéressons à la détection de cibles spatialement réparties noyées dans un clutter non Gaussien. Etant donné que dans les systèmes de détection à haute résolution (HRR), la cible est modélisée comme un ensemble de réflecteurs dominants selon le concept « MDS » (Multiple Dominant Scattering centers », nous nous proposons de concevoir des architectures de détection adaptées aux environnements non Gaussiens modélisés par des distributions telles que : la distribution K, le modèle Gaussien composé avec texture Inverse Gamma et la distribution Pareto. Nous introduisons d'abord une approche de détection de cibles MDS noyées dans un environnement K distribué partiellement corrélé dont les paramètres sont inconnus . Intitulée M-pulse CA-LT-CFAR (Multiple-pulse Cell Averaging based on Lookup Tables) , ce détecteur est basé sur le détecteur à niveau moyen CA , l'utilisation de tables de correspondance (LT : Lookup Tables) et l'intégration de plusieurs impulsions. Il opère selon deux phases essentielles : la phase de calcul empirique des facteurs de seuillage qui permettent de maintenir une Probabilité de Fausse Alarme constante, et une phase d'estimation « impulsion-par-impulsion » des paramètres du clutter (pulse-to-pulse parameters estimation). Nous proposons également une expression de l'énergie totale de la cible après intégration d'impulsion, et construisons à partir de cette expression, le test d'hypothèses statistiques du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR. Dans le même contexte, nous proposons deux approches de détection de cibles réparties de type MDS, qui sont basées sur les détecteurs à niveau moyen et l'utilisation des Tables de correspondance. Intitulées : GO-LT-CFAR (Greatest Of based on Lookup Tables) et SO-LT-CFAR (Smallest Of based on Lookup Tables). Ces deux approches sont conçues pour opérer dans un clutter Gaussien composé avec texture Inverse Gamma dont les paramètres sont inconnus. A partir de l'expression de l'énergie totale de la cible, nous construisons les tests d'hypothèses statistiques des détecteurs GO-LT-CFAR et SO-LT-CFAR. Par ailleurs, nous introduisons une approche de détection basée sur la moyenne géométrique GM (Geometric Mean), permettant la détection de cibles de type MDS noyées dans un clutter modélisé par la distribution de Pareto. En se basant sur les propriétés des distributions Pareto et Exponentielle, nous présentons le principe de fonctionnement du détecteur GM pour des cibles réparties, et dérivons une expression de l'énergie totale de la cible. Enfin, Nous construisons le test d'hypothèses statistique du détecteur GM pour cibles réparties et proposons une expression mathématique de la Pfa.

Mots-clés : Modèles MDS, cibles réparties, Tables de correspondance, , Estimation des paramètres, Moyenne géométrique, Distribution K, Distribution Inverse Gamma, Distribution Pareto

ملخص

في هذه الرسالة الدكتوراه في العلوم، نحن مهتمون في الكشف عن الأهداف الموزعة مكانيا جزءا لا يتجزأ من فوضى غير Gauss. منذ وضع أنظمة الكشف عالية الدقة (HRR)، تم تصميم الهدف على أنه مجموعة من العاكسات المهيمنة وفقا لمفهوم "مراكز متعددة للانتشار المهيمن" (MDS)، نقترح تصميم أبنية كشف تتكيف مع البيانات النماذج غير الغوسية التي صيغت بواسطة توزيعات مثل: توزيع K، النموذج الغوسي الذي يتكون من نسيج غاما معكوس وتوزيع Pareto نعرض أولا نهج الكشف عن الهدف من مدس المضمن في بيئة K موزعة جزئيا مرتبطة بارامتراتنا ويطلق على هذا الكاشف M-pulse CA-LT-CFAR ويستند إلى كاشف المستوى المتوسط (CA)، على استخدام جداول المراسلات (LT) ودمج العديد من النبضات. هذا الكاشف يعمل وفقا لمرحلتين أساسيتين: مجموعة تجريبية من العوامل العتبة الآن Pfa (احتمال التنبهات الكاذبة)، ومرحلة من تقدير معلمات "نبض من قبل نبض" تقدير الفوضى (نبض إلى نبض). كما نقترح تعبير عن الطاقة الكلية للهدف بعد التكامل النبضي، وبناء من هذا التعبير، واختبار فرضية الإحصائية للكاشف M-pulse CA-LT-CFAR. وفي نفس السياق، نقترح نهجين للكشف عن الأهداف الموزعة على نظام رصد الإنفاق المتعدد السنوات، تستندان إلى أجهزة كشف متوسطة المستوى واستخدام جداول للمراسلات بعنوان GO-LT-CFAR : و SO-LT-CFAR، تم تصميم هذه النهجين للعمل في فوضى غاوس تتألف مع نسيج غاما معكوس المعلمات التي هي غير معروفة. من التعبير عن الطاقة الإجمالية للهدف، ونحن بناء اختبارات الفرضية الإحصائية للكشف. وبالإضافة إلى ذلك، فإننا نقدم نهج الكشف استنادا إلى متوسط هندسي (GM)، مما يسمح للكشف عن الأهداف MDS جزءا لا يتجزأ من فوضى على غرار توزيع Pareto استنادا إلى خصائص Pareto والتوزيعات الأسية (exponentielle)، ونحن نقدم مبدأ التشغيل للكشف عن الأهداف الموزعة، وتستمد تعبيراً كافياً من الطاقة الإجمالية للهدف. وأخيراً، نقوم ببناء الفرضية الإحصائية اختبار للكشف عن الأهداف الموزعة واقترح تعبير رياضي Pfa للكشف عن الأهداف الموزعة.

كلمات البحث: MDS، جداول المراسلات، الأهداف الموزعة، تقدير المعاملات، متوسط هندسي، توزيع K، توزيع، توزيع غاما معكوس، توزيع Pareto

Abstract

In this PhD thesis, we address the problem of detection of spatially distributed targets embedded in a non-Gaussian clutter. Since, in high resolution detection systems (HRR), the target is modeled as a set of dominant reflectors according to the "MDS" (Multiple Dominant Scattering) concept, we propose to design detection architectures that operate in non-Gaussian environments modeled by distributions such as: the K distribution, the compound Gaussian model with Inverse Gamma texture and the Pareto distribution. We first introduce a detection approach that detects MDS type targets embedded in a partially correlated distributed K environment whose parameters are unknown. This detector is referred to as M-pulse CA-LT-CFAR (Multiple-pulse Cell Averaging based on Lookup Tables). It is based on the integration of M-pulses, the CA detector and the use of Lookup tables (LT: Lookup Tables) and the integration of multiple pulses. This detector operates according to two essential phases: empirical computing of thresholding factors that maintain a Constant Pfa (Probability of False Alarm), and a phase of "pulse-to-pulse" parameters estimation. We also propose an expression of the total energy of the target after pulse integration, and construct from this expression, the statistical hypothesis test of the M-pulse CA-LT-CFAR detector. In the same context, we propose two mean level based on Lookup Table detectors, namely: the GO-LT-CFAR (Greatest Of Based on Lookup Tables) and SO-LT-CFAR (Smallest Based Lookup Tables). These two approaches are designed to detect MDS type targets embedded in compound Gaussian clutter with Inverse Gamma texture with unknown parameters. From the expression of the total energy of the target, we construct the statistical hypothesis tests of the GO-LT-CFAR and the SO-LT-CFAR detectors. In addition, we introduce a detection approach that is based on the Geometric Mean (GM), allowing the detection of MDS targets embedded in a clutter modeled by the Pareto distribution. Also, based on the properties of the Pareto and Exponential distributions, we present the working principle of the GM detector for distributed targets, and derive an expression of the total energy of the target. Finally, We construct the statistical hypothesis test of the GM detector for distributed targets and propose a mathematical expression of the Pfa of the GM detector.

Keywords : MDS Models, Distributed Targets, Lookup Tables, Parameter Estimation, Geometric Mean, K-Distribution, Inverse Gamma Distribution, Pareto Distribution.

Table des matières

Chapitre 1: Introduction générale	1
1.1 Généralités	2
1.2 Contexte et problématique.....	3
1.3 Etat de l’art	4
1.4 Motivation	13
1.5 Contribution.....	14
1.6 Plan de lecture du manuscrit.....	15
Chapitre 2 Détection CFAR de cibles réparties	17
2.1 Introduction	18
2.2 Le système radar	18
2.2.1 Classification des systèmes radar.....	18
2.2.2 Mesure de la distance et de la vitesse	20
2.2.3 Radars à haute résolution (HRR)	21
2.3 Types de perturbations dans la détection radar.....	26
2.3.1 Le bruit.....	26
2.3.2 Le clutter	27
2.4 Modèles statistiques de clutter.....	30
2.4.1 La distribution Weibull	30
2.4.2 La distribution Log-normale	31
2.4.3 La distribution Gamma	31
2.4.4 La distribution K.....	32
2.4.5 La distribution Pareto.....	32
2.5 Modèles statistiques de cibles.....	33
2.5.1 Cas de cible ponctuelle	33
2.5.2 Cas de cibles réparties.....	34
2.6 Théorie de la décision	36
2.6.1 Test de Bayes	37
2.6.2 Critère de Neyman-Pearson	38

2.6.3	Le détecteur d'enveloppe	39
2.7	Détection adaptative CFAR.....	40
2.7.1	Cas d'une cible ponctuelle	40
2.7.2	Cas d'une cible répartie	41
2.8	Évaluation de la probabilité de fausse alarme et de détection.....	42
2.8.1	Cas de seuil fixe	42
2.8.2	Cas de seuil adaptatif	43
Chapitre 3 Détection CFAR de cibles réparties dans un milieu Gaussien composé en utilisant des Tables de Correspondance.....		45
3.1	Introduction	46
3.2	Détection de cibles réparties basée sur le détecteur à niveau moyen CA et l'utilisation des tables de correspondance dans un milieu K-distribué avec intégration non cohérente de plusieurs impulsions	47
3.2.1	Formulation du problème et approche retenue	47
3.2.2	Distribution modélisant les échantillons de clutter	49
3.2.3	Caractéristiques statistiques de la distribution K.....	50
3.2.4	Approche proposée : Détecteur M-pulse CA-LT-CFAR.....	51
3.2.5	Estimation des paramètres de la distribution K dans le cas de plusieurs impulsions (pulse to pulse ML/MOM)	54
3.2.6	Analyse des performances du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR.....	57
3.2.7	Performances de détection	67
3.3	Détection de cibles réparties basée sur les détecteurs à niveau moyen et l'utilisation des tables de correspondance dans un clutter Gaussien composé avec texture Inverse Gamma.	73
3.3.1	Introduction.....	73
3.3.2	Modèle de clutter et modèle de cible	73
3.3.3	Détecteurs à niveau moyen basé sur l'utilisation de tables de correspondance..	75
3.3.4	Analyse des performances des détecteurs GO-LT-CFAR, SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR	78
3.4	Conclusion.....	89

Chapitre 4 Détecteur Géométrique de Cibles Réparties dans un Clutter de Distribution Pareto	92
4.1 Introduction	93
4.2 Formulation du problème et approche retenue	93
4.3 La distribution Pareto	94
4.4 Détecteur géométrique pour cibles réparties	95
4.5 Evaluation de la Pfa du détecteur Geometric Mean (GM) pour cibles réparties.	98
4.6 Analyse des performances du détecteur Geometric Mean (GM) pour cibles réparties	102
4.6.1 Hypothèses de simulation	102
4.6.2 Génération d'un vecteur de clutter Pareto distribué	103
4.6.3 Génération des cibles réparties	103
4.6.4 Performances de détection du détecteur Geometric Mean (GM)	104
4.7 Conclusion	110
Chapitre 5 Conclusion et Perspectives.....	112
5.1 Conclusion	113
5.2 Perspectives	115
Bibliographie.....	116
Annexe A	I
Annexe B	VI

Liste des tableaux

Tableau 2.1:	Position des réflecteurs dominants et portion d'énergie rétrodiffusée par chacun pour deux différents modèles MDS; uniforme et non uniforme	36
Tableau 3.1:	Position des réflecteurs dominants et proportion d'énergie rétrodiffusée par chacun pour différents modèles MDS.....	59
Tableau 3.2:	Facteur de seuillage T pour $M=2$, $N_p=3$, $P_{fa}=10^{-3}$	65
Tableau 3.3:	Facteur de seuillage T pour $M=2$, $N_p=5$, $P_{fa}=10^{-3}$	66
Tableau 3.4:	Facteur de seuillage T pour $M=8$, $N_p=5$, $P_{fa}=10^{-3}$	66
Tableau 3.5:	Répartition d'énergie pour $N_p=4$ et coefficients de pondération	75
Tableau 3.6:	Facteur de seuillage $T_{\alpha, \beta}$ du détecteur GO-LT-CFAR pour $N_p=4$ et $P_{fa}=10^{-3}$	80
Tableau 3.7:	Facteur de seuillage $T_{\alpha, \beta}$ du détecteur SO-LT-CFAR pour $N_p=4$ et $P_{fa}=10^{-3}$	80
Tableau 3.8:	Facteur de seuillage $T_{\alpha, \beta}$ du détecteur CA-LT-CFAR pour $N_p=4$ et $P_{fa}=10^{-3}$	80
Tableau 3.9:	Facteur de seuillage $T_{\alpha, \beta}$ du détecteur GO-LT-CFAR pour $N_p=4$ et $P_{fa}=10^{-2}$	81
Tableau 3.10:	Facteur de seuillage $T_{\alpha, \beta}$ du détecteur SO-LT-CFAR pour $N_p=4$ et $P_{fa}=10^{-2}$	81
Tableau 3.11:	Facteur de seuillage $T_{\alpha, \beta}$ du détecteur CA-LT-CFAR pour $N_p=4$ et $P_{fa}=10^{-2}$	81
Tableau 3.12:	Facteur de seuillage $T_{\alpha, \beta}$ du détecteur GO-LT-CFAR pour $N_p=3$ et $P_{fa}=10^{-3}$	82
Tableau 3.13:	Facteur de seuillage $T_{\alpha, \beta}$ du détecteur SO-LT-CFAR pour $N_p=3$ et $P_{fa}=10^{-3}$	82
Tableau 3.14:	Facteur de seuillage $T_{\alpha, \beta}$ du détecteur CA-LT-CFAR pour $N_p=3$ et $P_{fa}=10^{-3}$	82
Tableau 4.1:	Position des réflecteurs dominants et proportion d'énergie rétrodiffusée pour différents modèles MDS.	102

Liste des Figures

Figure 2.1:	Classification des systèmes radar.....	19
Figure 2.2:	Principe d'un système radar.....	21
Figure 2.3:	Pas de fréquence dans les impulsions radar.....	23
Figure 2.4:	Chaîne de transmission dans un radar HRR.	25
Figure 2.5:	Processus de formation des cellules en portée.....	26
Figure 2.6:	Bord de clutter : Cellule sous test dans le bruit.	28
Figure 2.7:	Bord de clutter : Cellule sous test dans le clutter.....	28
Figure 2.8:	Situation de présence de cibles interférentes.	29
Figure 2.9:	Situation de présence de cibles interférentes et de bord de clutter.	29
Figure 2.10:	Concept des réflecteurs dominants et des cellules primaires.....	35
Figure 2.11 :	Détecteur quadratique (DQ).....	39
Figure 2.12 :	Détecteur linéaire (DL).....	39
Figure 2.13 :	Principe d'un détecteur CFAR pour cible ponctuelle.....	41
Figure 2.14 :	Principe d'un détecteur CFAR pour cibles réparties.....	42
Figure 3.1:	Détection CFAR de cibles réparties avec intégration non cohérente de plusieurs impulsions et estimation en temps réel des paramètres du clutter.	48
Figure 3.2:	Schéma fonctionnel du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR.....	54
Figure 3.3:	Schéma fonctionnel de la procédure d'estimation impulsion par impulsion....	57
Figure 3.4:	Structure de données du clutter K-distribué pour une architecture multi impulsion.....	61
Figure 3.5:	Processus de génération de la composante speckle partiellement corrélé pour une structure multi impulsion.....	63
Figure 3.6:	Représentation géométrique des vecteurs clutter et cibles.	64
Figure 3.7:	Effet des paramètres du clutter sur les performances du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR pour $N=64$, $M=2$, $N_p=3$, MDS-1 $P_{fa}=10^{-3}$	67
Figure 3.8:	Performances du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR pour différents modèles MDS pour $M=2$, $N_p=3$, $P_{fa}=10^{-3}$, $N=64$	68
Figure 3.9:	Performances du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR pour différents modèles MDS pour $M=2$, $N_p=4$, $P_{fa}=10^{-3}$, $N=64$	68

Figure 3.10:	Performances du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR pour différents modèles MDS pour $N=64$, $M=2$, $N_p=5$, $P_{fa}=10^{-3}$	69
Figure 3.11:	Effet du nombre d'impulsions intégrées sur les performances du détecteur M-pulse CA LT pour MDS-1, $N_p=5$, $P_{fa}=10^{-3}$, $N=64$	70
Figure 3.12:	P_{fa} du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR pour différentes valeurs du paramètre de forme v	71
Figure 3.13:	P_{fa} du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR pour différentes valeurs du paramètre d'échelle μ	71
Figure 3.14:	Comparaison des performances du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR à celles du détecteur OS-GLRT.	72
Figure 3.15:	Structure des détecteurs GO-LT-CFAR, SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR pour la détection de cibles réparties.....	77
Figure 3.16:	P_d du GO-LT-CFAR, SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR pour différents couples de paramètres (α, β) , pour $N_p=4$, $P_{fa}=10^{-3}$ $N=64$	83
Figure 3.17:	P_d du GO-LT-CFAR, SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR pour différents couples de paramètres (α, β) , pour $N_p=3$, $P_{fa}=10^{-3}$	84
Figure 3.18:	P_d du GO-LT-CFAR pour différents modèles MDS et $N_p=4$, $N=64$, $P_{fa}=10^{-3}$	85
Figure 3.19:	P_d du SO-LT-CFAR pour différents modèles MDS et $N_p=4$, $N=64$, $P_{fa}=10^{-3}$	85
Figure 3.20:	P_d du CA-LT-CFAR pour différents modèles MDS et $N_p=4$, $N=64$, $P_{fa}=10^{-3}$	86
Figure 3.21:	P_d des détecteurs GO-LT-CFAR, SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR pour le cas d'une cible répartie ($N_p=4$) et le cas d'une cible ponctuelle ($N_p=1$).	87
Figure 3.22:	P_{fa} des détecteurs GO-LT-CFAR, SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR pour différentes valeurs de α et une P_{fa} nominale de 10^{-3}	87
Figure 3.23:	P_{fa} des détecteurs GO-LT-CFAR, SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR pour différentes valeurs de α et une P_{fa} nominale de 10^{-2}	88
Figure 3.24:	P_d du détecteur GO-LT-CFAR pour différentes valeurs de β	89
Figure 4.1:	Schéma fonctionnel du détecteur géométrique (GM) pour cibles réparties dans un clutter Pareto distribué.	97

Figure 4.2: Pd du détecteur GM pour différents modèles MDS, pour $N=32$, $N_p=5$, $\alpha=1.5, \beta=1$.	105
Figure 4.3: Pd du détecteur GM pour différents modèles MDS, pour $N=32$, $N_p=3$, $\alpha=1.5, \beta=1$.	105
Figure 4.4: Effet du nombre de cellules de référence N sur les performances du détecteur GM pour $N_p=3$. $\alpha=1.5, \beta=1$.	106
Figure 4.5: Effet du paramètre de forme α sur les performances du détecteur GM pour $N_p=3$ et une Pfa nominal de 10^{-3} .	107
Figure 4.6: Effet du paramètre de forme α sur les performances du détecteur GM pour $N_p=3$ et une Pfa nominal de 10^{-1} .	108
Figure 4.7: Effet du paramètre de d'échelle β sur les performances du détecteur GM pour $N_p=3$ et une Pfa nominal de 10^{-3} .	108
Figure 4.8: Comparaison des performance du détecteur GM pour le cas de cibles réparties ($N_p=3, N_p=5$) et le cas de cible ponctuelle ($N_p=1$). $\alpha=1.5, \beta=1$.	109

Liste des Symboles

P_{fa} : Probabilité de fausse alarme

P_d : Probabilité de détection

dB : décibel

f_d : la fréquence Doppler

Δd : la résolution en distance

f_d : pas de fréquence

$\Gamma(\cdot)$: fonction Gamma

$\exp(\cdot)$: exponentiel

$K_c(\cdot)$: fonction de Bessel modifiée

N_p : nombre de cellules primaires

a_k : Coefficients de pondération représentant la proportion d'énergie

Δ : énergie totale de la cible

H_0 : Hypothèse de cible absente

H_1 : Hypothèse de cible présente

$E[\cdot]$: espérance mathématique

$\text{Var}(\cdot)$: variance

Log : logarithme

$\Psi(\cdot)$: fonction digamma

I : composante en phase

Q : composante en quadrature

$\gamma = 0.5772$: la constante d'Euler

$F_Z(\cdot)$: La fonction de répartition

Res[] : le résidu

Φ : la fonction génératrice des moments

Liste des Acronymes

ANN : Artificial Neural Network
CA :cell averaging
CAL: Cell Averaging based on the Logarithm
CFAR: constant false alarm rate
CMLD: Censored Mean Level Detector
CPI : Coherent Processing Interval
CST : cellule sous test
DSM : Deterministic Scatterer model
FFT : Fast Fourier Transform
GLRT : Generalized Likelihood Ratio Test
GM :Geometric Mean
GMSD: (Generalized Matched Subspace Detector
GO: Greatest Of
HRR : High Resolution Radar
LT : Lookup Tables
MC : Monte Carlo
MDS : Multiple Dominant Scattering centers
MGF : Moment Generating Function
ML: Maximum Likelihood
ML/MOM : Maximum Likelihood/Moments
MSE : Mean Square Error
MTI :Moving Target Indicator
NSDD :Non-Scatterer Density Dependent
OS :Order Statistics
Pdf : probability density function
PRF : (Pulse Repetition Frequency).
RCS : Radar Cross Section
SCR: Signal to Clutter Ratio

SDD: Scatterer Density Dependent

SO : smallest Of

TM : Trimmed Mean

WCA: weighted Cell Averaging

WH: Weber-Haykin

Chapitre 1:

Introduction générale

Résumé

Dans ce chapitre, nous rappelons quelques notions sur les systèmes radar et la détection adaptative CFAR, nous présentons également l'état de l'art des détecteurs CFAR, ainsi que les principaux travaux élaborés dans le domaine de la détection de cibles réparties. Par la suite, nous expliquons la problématique qui nous intéresse, en soulignant notre contribution vis-à-vis des objectifs assignés à nos travaux de recherche. Enfin, nous exposons le plan de lecture du manuscrit.

- 1.1. Généralités
- 1.2. Contexte et problématique
- 1.3. Etat de l'art
- 1.4. Motivation
- 1.5. Contribution
- 1.6. Plan de lecture du manuscrit

1.1 Généralités

Le radar est un système électromagnétique utilisé pour la détection et la localisation de cibles telles que les avions, les bateaux, les navires...etc. Il est employé dans divers domaines tels que la météorologie où il est utilisé pour estimer des paramètres liés à l'atmosphère comme la vitesse du vent, ou encore dans la sécurité routière. Il est également indispensable dans le domaine militaire car il permet aux forces armées de se renseigner sur l'ennemi, en fournissant des données concernant la présence de cibles ennemies dans son espace de surveillance.

Bien que le radar soit de nos jours assez moderne du point de vue technologique, son concept est relativement plus ancien. En effet, son histoire a débuté avec les travaux du physicien Heinrich Hertz, qui a démontré que les ondes électromagnétiques ont des propriétés communes avec les ondes lumineuses. En 1904, L'ingénieur allemand Christian Hulsmeyer obtient un brevet pour son émetteur récepteur radiofréquence, utilisé pour la détection d'objets métalliques [1], mais il fallut attendre vingt ans pour que l'idée refasse surface par les travaux de Guglielmo Marconi. Ce dernier a reconnu les potentialités des ondes courtes et a fortement exhorté leur utilisation, et c'est cette année là que A.H.Taylor et L.C Young ont détecté un navire en bois en utilisant un radar à ondes continues dont la longueur d'onde est de 5 mètres [1]. La première application de la technique de l'impulsion pour la mesure de la distance à été investigué par Breit et Tuve en 1925 [1] , et c'est au cours de la deuxième guerre mondiale que le terme « RADAR », qui est l'acronyme de « RADIO DETECTION AND RANGING », et signifiant « Détection et télémétrie par ondes radio » a été adopté.

En pratique, le système radar transmet des ondes électromagnétiques, qui se propagent dans le vide à la vitesse de la lumière dans une direction souhaitée. Lorsque celles-ci elles rencontrent un objet (cible), elles se réfléchissent en formant ce qu'on appelle « le signal échoïque ». Ce dernier permet d'extraire des informations sur la cible telles que : sa position, sa trajectoire, sa vitesse...etc. Toutefois, ce signal n'est pas seulement dû à la réflexion d'objets (cibles), mais également à la réflexion par des obstacles tels que la mer, la terre et les nuages, ce qui fait que les signaux reçus changent en fonction de l'environnement opérationnel du radar. En effet, un train d'impulsions brèves et puissantes est émis, et à partir d'un oscillateur stable , oscillant à la fréquence intermédiaire F_i et un oscillateur local, de fréquence F_l , une onde d'émission dite F_e se forme par battements. Le signal « hyperfréquence » est échantillonné en impulsions de

durée τ à une fréquence $F_r=1/T_r$. A la réception, en mélangeant le signal reçu à la fréquence $F_c \pm F_d$ où F_d est la fréquence Doppler mélangé au signal produit par l'oscillateur local, nous avons un signal à la fréquence $F_i \pm F_d$. Ce dernier est amplifié puis filtré par un filtre adapté ayant la forme de l'impulsion émise. La sortie du filtre adapté est un signal dit « à bande étroite » centré à la fréquence F_i . Ensuite le traitement MTI (Moving Target Indicator) est appliqué aux composantes en phase (I) et en quadrature de phase (Q)[2]. Le signal obtenu est donc échantillonné et stockés dans des registres à décalage pour former un nombre de cellules fini, dites « cellules de références », et se trouvant de part et d'autre de la cellule pouvant contenir la cible, dite « cellule sous test » (CST), dont le contenu est comparé à une valeur dite « seuil » afin de décider de la présence ou de l'absence de la cible. Cependant, dans les détecteurs à seuil fixe, la moindre augmentation de la puissance du bruit (bruit thermique et clutter) engendre une augmentation intolérable de la Probabilité de fausses alarmes (Pfa). Par conséquent, l'utilisation de techniques de seuillage adaptatif est indispensable pour le maintien d'un taux de fausses alarmes Constant (Constant False Alarm Rate : CFAR).

1.2 Contexte et problématique

En détection radar, il s'agit de prendre une décision concernant la présence ou l'absence de la cible en se basant sur un test d'hypothèses statistiques. Le signal reçu par l'antenne radar est démodulé puis soumis à un filtre adapté, et la sortie de ce filtre est comparé à un « seuil », choisi en fonction de la Pfa désirée. Toutefois, il est important de préciser que les architectures de détection CFAR existantes telle que le CA-CFAR, ne sont maîtrisées en terme de constance de la Pfa qu'en milieu Gaussien. En effet, dans le cas d'un milieu non Gaussien, la Pfa est intimement liée aux paramètres de l'environnement, à savoir, le paramètre de forme et le paramètre d'échelle, qui ne sont pas *a priori* connus. Par ailleurs, dans le cas de radars à Haute résolution (HRR : High Resolution Radar), la cible est perçue comme étant un ensemble de réflecteurs dominants et est ainsi considérée répartie sur un nombre finie de cellules selon le concept MDS. Cependant, les détecteurs proposés dans le cadre de la détection de cibles réparties en milieu non Gaussien présentent des architectures plus ou moins complexes du point de vue l'implémentation. Par voie de conséquence, nous nous intéressons dans cette thèse de Doctorat en Sciences à la mise en œuvre de structures de détection de cibles réparties

en milieu non Gaussien, qui sont à la fois simples à implémenter, et garantissant la propriété CFAR. Dans cette optique, il est important de préciser que nous avons été amené à faire face à certaines contraintes liés à la non connaissance *à priori* des paramètres du clutter, l'absence d'expressions mathématique de la Pfa d'une part, et à la difficulté d'implémentation de certains détecteurs qui requiert des procédures de calcul complexes en temps réel d'autre part.

1.3 Etat de l'art

Les premiers détecteurs CFAR apparus dans la littérature radar ont été développés en considérant que le clutter décrivant l'environnement opérationnel du radar est modélisé par la distribution Gaussienne. En effet, le premier détecteur CFAR proposé dans la littérature est le détecteur CA-CFAR (Cell Averaging Constant False Alarm Rate) [3], dans lequel les cellules de références sont sommées pour former l'estimateur local du niveau de bruit. Il présente des performances de détection optimales dans un milieu Rayleigh homogène, où les échantillons du clutter sont indépendants et identiquement distribués (IID). Cependant, les performances du CA-CFAR se dégradent considérablement dans le cas d'un milieu non homogène, c'est à dire en présence de bord de clutter et/ou de cibles interférentes dans la fenêtre de référence, ceci a conduit Hansen à proposer le détecteur GO-CFAR (Greatest Of-CFAR). Dans ce détecteur, l'estimation du niveau du clutter est donnée par le maximum des moyennes arithmétiques obtenues à partir des cellules appartenant aux deux demi-fenêtres de référence, se trouvant de part et d'autre de la Cellule sous test (CST) [4]. Il a été montré que le détecteur GO-CFAR présente une très faible perte CFAR (CFAR-Loss) par rapport au détecteur CA-CFAR [5]. Par la suite, Trunk a mis au point le SO-CFAR (Smallest Of-CFAR)[6], dont l'estimation du niveau de clutter est obtenue à travers le calcul du minimum des moyennes arithmétiques calculées à partir des cellules des deux demi-fenêtres de référence. Les performances de ce détecteur se dégradent si les cibles interférentes se trouvent dans les deux demi-fenêtres simultanément. Plus tard, plusieurs versions améliorées des détecteurs CFAR à niveau moyen ont été proposées [7-9].

Une autre famille de détecteurs CFAR est la famille des détecteurs basés sur les statistiques d'ordre. Dans celle-ci, les échantillons sont classés par ordre croissant selon leurs puissances,

les échantillons indésirables seront éliminés, alors que les échantillons restants sont utilisés pour estimer le niveau du clutter. Dans [10], Rickard et Dillard ont proposé le détecteur CMLD-CFAR (Censored Mean Level Detector), dans lequel les échantillons ordonnés plus grands représentent les interférences et sont par conséquent censurés, alors que les échantillons restants sont sommés afin d'estimer le niveau du clutter, et tant que le nombre des échantillons censurés est supérieur ou égal au nombre d'interférences dans la fenêtre de référence, ce détecteur est plus robuste que le détecteur CA-CFAR. Dans [11], Rohling propose le détecteur OS-CFAR (Order Statistics-CFAR), dans lequel les échantillons sont ordonnés par ordre croissant et le niveau de clutter est estimé à partir du $k^{\text{ième}}$ plus grand échantillon. Similairement au CMLD-CFAR, le détecteur OS-CFAR présente de meilleures performances que le CA-CFAR en milieu interférent. Un autre détecteur CFAR est le TM-CFAR (Trimmed Mean-CFAR) proposé par Ghandi et Kassam [12], celui-ci permet d'éliminer les échantillons dits « indésirables » et présentant les plus petites et les plus grandes puissances. Ainsi, les échantillons qui restent sont sommés comme étant l'estimation du niveau du clutter. Un autre détecteur de la famille des détecteurs basés sur les statistiques d'ordre, intitulé WH-CFAR (Weber-Haykin) [13] est proposé. Dans ce dernier, les échantillons sont classés, et les échantillons « plus grands » et « plus petits » sont utilisés pour estimer le niveau du clutter alors que les échantillons « indésirables » sont éliminés.

Dans ce contexte, il est important de préciser que la non homogénéité du clutter peut être causée essentiellement par deux phénomènes; à savoir la présence de cibles interférentes et/ou de bord de clutter. Pour cela, nous nous intéressons dans ce qui suit à quelques travaux élaborés dans le domaine de la censure automatique. Dans [9], les auteurs ont proposé le GCMLD-CFAR (Generalized CMLD), qui effectue une censure automatique des interférences sans connaissance *à priori* de leur nombre et de leurs positions dans la fenêtre de référence. Il a été montré que le GCMLD-CFAR garanti un taux de fausse censure et un taux de fausses alarmes constant (Constant False Censoring and Alarm Rates, CFCAR). D'autres détecteurs basés sur les algorithmes de censure automatique sont proposés dans [14], les auteurs ont présenté les détecteurs ACMLD (Automatic CMLD) et GTL-CMLD-CFAR (Generalized Two-Level-CMLD). Ce dernier combine le principe du GO/SO-CFAR et celui du ACMLD-CFAR dans le but d'obtenir des performances de censure satisfaisantes. Dans [15], les auteurs

proposent le détecteur VI-CFAR (Variability Index), qui peut commuter vers le CA-CFAR, le GO-CFAR, le SO-CFAR. Un autre détecteur utilisant l'algorithme de censure automatique est le ACCA-ODV-CFAR (Automatic Censored Cell Averaging-Ordered Data Variability) [16], celui-ci sélectionne un nombre adéquat de cellules ordonnées pour estimer le niveau du clutter. La censure s'effectue en utilisant le concept de variabilité d'indice, initialement proposée dans [15], et qui consiste à garder ou éliminer des cellules tout en maintenant une probabilité de fausse censure constante. Il a été montré que les performances ACCA-ODV-CFAR sont similaires à celles du CA-CFAR en considérant un milieu homogène. Toutefois, il est plus performant que le CA-CFAR dans le cas des milieux interférents.

Par ailleurs, il est admis que dans les radars à haute résolution HRR, le modèle Gaussien composé, contrairement au modèle Gaussien, est plus approprié pour la modélisation des échantillons du clutter [17-19]. Ceci étant, les distributions de nature bi-paramétrique telles que : la distribution K [20, 21], la distribution Weibull [22], la distribution Log-normale [23] ont été largement investiguées. En effet, un détecteur CFAR qui peut gérer la variation simultanée des deux paramètres, de forme et d'échelle, pour un clutter de distribution log-normal et Weibull a été proposé par Goldstein [24]. Ravid et Levanon quant à eux ont présenté le détecteur ML-CFAR (Maximum Likelihood CFAR) dans le cas d'un clutter de distribution Weibull [25]. Ce détecteur est basé sur le maximum de vraisemblance des paramètres du clutter. Dans [26], les auteurs proposent deux versions du détecteur GMSD (Generalized Matched Subspace Detector) en considèrent la présence d'un clutter Gaussien composé et d'un bruit blanc additif. La première version consiste en l'estimation de la composante texture alors que dans la deuxième, la texture est remplacée par sa valeur moyenne. Les performances de ces deux détecteurs sont discutées en termes d'erreur quadratique (Mean Square Error MSE). La détection en milieu Gaussien composé, avec texture inverse Gamma a également été investiguée dans [27-29], et l'analyse des données réelles du clutter de mer a permis de déduire que, du point de vue statistique, les échantillons du clutter sont mieux décrits par la distribution Pareto [30]. Ainsi, en utilisant les propriétés de la distribution exponentielle, ainsi que celles de la distribution Pareto [31, 32] de nouvelles approches de détection CFAR en milieu Pareto ont été proposées par Weinberg, et les expressions de la probabilité de fausse alarme (Probability Of False Alarm Pfa) et la probabilité de détection (Probability Of

Détection Pd) ont également été développées pour chaque détecteur pour le cas d'un milieu homogène et en présence d'interférences [33]. Une autre technique permettant d'améliorer les performances de détection des détecteurs CFAR, dans le cas d'un clutter Gaussien, ainsi que dans le cas d'un clutter non Gaussien est la méthode d'intégration non cohérente de plusieurs impulsions, qui consiste en l'addition du contenu de toutes les impulsions [34-36]. S'agissant de la modélisation de la cible radar, nous nous référons généralement aux quatre modèles de Swerling : Swerling I, Swerling II, Swerling III et Swerling IV. Rappelons que dans le cas d'une seule impulsion, le modèle Swerling I est confondu au modèle Swerling II, et Swerling III est confondu au modèle Swerling IV.

Il est également important de noter que dans tous les travaux précédemment cités, la corrélation pouvant exister entre les échantillons du clutter n'a pas été prise en compte. En fait, dans la détection Radar, la corrélation des signaux peut se présenter de deux manières à savoir, la corrélation spatiale ou temporelle. La première correspond à une corrélation d'une cellule de résolution à une autre, alors que la deuxième correspond à une corrélation d'une impulsion à une autre. Ainsi, dans l'optique de satisfaire des hypothèses plus réalistes, divers détecteurs CFAR ont été analysés en considérant différentes cas de figure situations de corrélation. Dans [37, 38], les auteurs ont analysé les performances d'un détecteur utilisant l'intégration non cohérente de plusieurs impulsions corrélées en considérant un seuil de détection fixe. Farina et Russo quant à eux [39], ont considéré le problème de détection de cibles temporellement corrélées noyées dans un clutter temporellement corrélé. Aussi, dans [40] les performances des deux détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR ont été analysés en considérant une corrélation temporelle entre plusieurs impulsions

ans [41], les auteurs ont proposé des algorithmes CFAR utilisant des estimateurs locaux de la texture, en considérant les distributions Compound Weibull (CW) et K avec texture partiellement corrélée. Ces estimateurs ont été classifiés en deux catégories distinctes : La première se base sur l'intensité du clutter, alors que la deuxième se base sur le logarithme de ses intensités, en l'occurrence : le CA-CFAR, le CAL (Logarithmic Cell Averaging) et le LMAP (Logarithmic Map).

Il est aussi important de préciser qu'en pratique, les paramètres du clutter ne sont pas connus *a priori* et qu'ils doivent par conséquent être estimés. En effet, l'estimation des paramètres de la distribution modélisant le clutter constitue une tâche importante dans le traitement de signal et plus particulièrement en détection radar. Dans ce contexte, plusieurs méthodes d'estimation des paramètres ont été proposées [42-45]. Dans [42], les auteurs proposent une méthode d'estimation des paramètres de forme et d'échelle de la distribution K, intitulée (ML/MOM : Maximum Likelihood/Moments), comme son nom l'indique, cette méthode est basée sur le maximum de vraisemblance et sur les moments de la distribution K, elle permet d'obtenir une relation entre les deux paramètres estimés. Cette méthode a été comparée à celle des moments d'ordre supérieur et les moments d'ordre fractionnaire proposées dans [43-45], et les résultats de simulations ont montré qu'elle présente de meilleures performances. Blacknell *et al* [46] ont développé une autre méthode d'estimation, dite « [zlog(z)] » et ont proposé une expression de l'estimation du paramètre de forme en utilisant les propriétés de la fonction digamma et les dérivés des moments basées sur le logarithme (log-based moments derivatives). La méthode [zlog(z)] s'est avérée plus performante que la méthode d'ordre supérieure et la méthode d'ordre fractionnaire. D'autres méthodes d'estimation basées sur l'intelligence artificielle, en l'occurrence les réseaux de neurones artificiels (ANN : Artificial Neural Network) ont également été investiguées dans le cadre de l'estimation des paramètres de la distribution K [47, 48]. Récemment, une méthode basée sur les moments fractionnaires négatifs [49] a été proposée et comparée à celles des moments d'ordre supérieur, d'ordre fractionnaire et la méthode [zlog(z)]. Les résultats ont montré que celle-ci présente une erreur quadratique moyenne (MSE) du paramètre de forme négligeable. Étant donné que toutes les méthodes ci-dessus citées ne tiennent pas compte de la présence du bruit thermique, d'autres méthodes d'estimation des paramètres de la distribution K et considérant présence de la composante bruit thermique (thermal noise) ont été proposées [50, 51]. Dans [50], l'auteur propose une approche d'estimation des paramètres de la distribution (K-Clutter plus bruit) basée sur les moments d'ordre fractionnaire positifs et négatifs et la compare aux méthodes ci-dessus mentionnées en utilisant à la fois des données simulées et des données réelles (IPIX). D'autres estimateurs basés sur les moments d'ordre fractionnaire considérant un clutter K distribué en présence de bruit thermique ont été introduits dans [51]. Ces estimateurs sont analysés dans le cas d'une seule impulsion (mono impulsion) et sont comparés à la méthode

[zlog(z)]. Les résultats ont montré que ces estimateurs permettent d'avoir à peu près les mêmes performances que la méthode [zlog(z)] dans le cas de plusieurs impulsions, alors qu'ils présentent de meilleurs résultats d'estimation dans le cas d'une seule impulsion (mono-impulsion). Une autre distribution qui a été largement étudiée dans la littérature radar est la distribution Pareto, et plusieurs approches d'estimation des paramètres de cette distribution ont été proposées dans la littérature [52, 53]. En effet, Weinberg a proposé une méthode basée sur la régression linéaire et la compare à la méthode du ML (Maximum Likelihood) [52]. Aussi, en considérant la présence du bruit thermique, l'auteur dans [53] propose une méthode d'estimation des paramètres de la distribution Pareto utilisant les moments d'ordre non entiers (non integer order moments) et la méthode [zlog(z)] pour le cas de l'intégration non cohérente de plusieurs impulsions.

A ce stade, il est important de souligner que dans les radars HRR, la cible se trouve vraisemblablement répartie sur plusieurs cellules, dites « cellules primaires ». Ceci est essentiellement dû au fait que l'augmentation de la résolution du radar permet une réduction de l'énergie rétrodiffusée par cellule d'une part, et que l'énergie rétrodiffusée par des cibles réparties (Range spread targets) introduit moins de fluctuations que dans le cas d'une cible ponctuelle « Point-Like Target » d'autre part. Pour cela, la cible est décrite par un ensemble de réflecteurs dominants selon le concept MDS (Multiple Dominant Scattering centers) selon différents profils énergétiques, ce qui permet d'obtenir de meilleures performances de détection [54-57]. Cependant, les travaux élaborés dans le domaine de la détection de cibles réparties ont été purement théoriques car, à cette époque, les chercheurs ne disposaient pas de la technologie requise pour effectuer des études expérimentales [57-61]. C'est plus tard en 1978 qu'il a été démontré par Nitzberg que les propriétés de certaines cibles devraient être modélisées comme étant une réflexion de différents points isolés [57]. Dans cette référence, Nitzberg a démontré que de meilleures performances de détection sont obtenues lorsque la cible est modélisée par des réflecteurs individuels, et chacun de ses réflecteurs devient une cible non fluctuante. Toutefois, Nitzberg avait considéré un modèle dont les réflecteurs avaient des amplitudes égales, cette hypothèse a été dépassée et de nouveaux modèles tenant compte de la non uniformité de la répartition des réflecteurs ont été proposées [58]. Deux principales stratégies de détection de cibles réparties ont été considérées : Le détecteur intégré : qui effectue une intégration non cohérente de « Hs » cellules adjacentes avant le seuillage, cette

technique est également appelée « intégration post détection », et le détecteur binaire « 1 parmi H_s » (1 out of H_s), qui opère en considérant que le seuillage est appliquée pour chaque cellule (thresholded bins). Ces deux approches ont donnée de meilleures performances que celles obtenues avec les radars à basse résolution. Cependant, il a été montré que ces performances sont intimement liées aux caractéristiques de la cible, où plus précisément, du modèle de répartition des réflecteurs. En effet, le détecteur intégré présentait des pertes de détection dans le cas où l'énergie de la cible est plus concentrée dans une des cellules. Afin d'y remédier, une connaissance *à priori* de la répartition énergétique des réflecteurs de la cible a été incorporée dans l'architecture de détection. De ce fait, Gerlach et Steiner [62] ont développé un détecteur mono-impulsion basé sur le GLRT « Generalized Likelihood Ratio Test » pour la détection de cibles réparties noyées dans du bruit Gaussien. Dans celui-ci le profil de répartition d'énergie était contrôlé par un seul paramètre, et ce pour les deux situations extrêmes, à savoir, le cas non uniforme et le cas uniforme.

Une approche complètement différente a ensuite été introduite dans [60, 61], celle-ci considère la présence d'autres réflecteurs de la cible comme étant une source de non-homogénéité du clutter dans la fenêtre de référence du détecteur. Ainsi, une étape de censure est rajoutée afin d'éliminer la contamination du signal de la cible par ces réflecteurs indésirables. Dans ce qui suit, nous classifions les travaux élaborés dans le domaine de la détection de cibles réparties dans le cas d'environnements Gaussien et Non Gaussien en deux catégories : La première est dite «Premier Rang » (Rank-one) et la deuxième « Sous espace » (Subspace).

- **Premier Rang**

Le problème de détection de cible réparties noyées dans un clutter Gaussien avec une matrice de covariance inconnue a été abordé dans [54], en considérant deux différentes stratégies; le GLRT direct (Direct GLRT) où (One-Step GLRT) et le GLRT à deux étapes (Two-Step GLRT). Dans ce dernier, deux structures GLRT sont dérivées en utilisant les données primaires (primary data) (Les cellules adjacentes caractérisent le nombre de réflecteurs), et en assumant que la matrice de covariance du clutter (Two-Step GLRT) ou que sa structure (Modified Two-Step GLRT) est connue. Ainsi, les détecteurs sont obtenus en substituant la matrice de covariance inconnue par son estimée (estimation en utilisant les cellules de

références) . En terme de performances, ces détecteurs ont la propriété CFAR en considérant qu'aucune information sur les paramètres du clutter n'est disponible *à priori*. En outre, ils présentent une performance proche (Modified Two-Step GLRT) ou même meilleure (Two-Step GLRT) que celle du (One-Step GLRT).

D'autre part , étant donné que dans le cas de radars HRR où le clutter est décrit par un modèle non Gaussien, plusieurs structures de détection de cibles réparties ont été développées [56, 63]. Dans [63], les auteurs ont mis au point deux détecteurs baptisés respectivement NSDD-GLRT (Non-Scatterer Density Dependent GLRT) et SDD-GLRT (Scatterer Density Dependent GLRT). Le NSDD-GLRT prend la forme d'un intégrateur de fonctions identiques de données sur un nombre H_s de cellules, et ses performances se dégradent quand la cible n'est pas répartie sur toutes les cellules. En effet, dans ce détecteur, seulement une partie des H_s cellules est occupée par les réflecteurs de la cible, alors que les cellules restantes sont occupées par le bruit , et la contribution de ce dernier dans le test statistique induit une dégradation considérable des performances de détection du NSDD-GLRT. En tenant compte de cette configuration, et en utilisant une approche similaire à celle évoquée dans [62], une connaissance *à priori* du modèle de répartition des réflecteurs de la cible est incorporée dans le détecteur, ce qui conduit à la structure du SDD-GLRT. Deux détecteurs basé sur les tests de Rao et Wald et garantissant la propriété CFAR ont également été proposés dans [64]. Dans ce qui suit, nous synthétisons les détecteurs cibles réparties, à savoir, la catégorie « Subspace ».

- **Sous-espace**

Dans cette catégorie de détecteurs, il s'agit de définir une représentation multi-dimensionnelle (Subspace) de la cible [65]. Autrement dit, le signal à détecter est un vecteur déterministe de dimension connue. En effet , l'utilisation du concept « Subspace » a été étendu au cas de cibles réparties [55, 66, 67]

Dans[55] , deux détecteurs GLRT ont été dérivés en considérant un clutter Gaussien composé : le DSM-GLRT (Deterministic Scatterer model GLRT) et le GSM-GLRT (Gaussian scatterer model-GLRT). En absence d'informations *à priori* sur la cible, une autre classe de détecteurs GLRT est proposée afin d'opérer dans le cas d'environnements Gaussiens [68]. Toutefois, l'approche proposée ne peut être utilisée dans le cas d'environnements non

Gaussiens non homogènes car la composante texture ainsi que le vecteur « steering » ne sont pas *à priori* connus, ce qui conduit à des problèmes d'estimation.

Récemment, une approche de détection de cibles réparties avec une estimation en temps réel des paramètres du clutter modélisée par la distribution K a été proposée [69]. Baptisée « CA-LT-CFAR : Cell Averaging based on Lookup Tables », cette approche est principalement basée sur le détecteur à niveau moyen (CA) et l'utilisation des LT contenant des valeurs pré-calculées du facteur de seuillage maintenant une Pfa Constante. Ainsi, la valeur adéquate de ce facteur est sélectionnée après l'estimation en temps réel des paramètres du clutter. Les performances du détecteur proposé sont comparées à celles du détecteur à niveau moyen logarithmique (CAL : Cell Averaging based on the Logarithm) [41] en considérant deux modèles MDS. Les performances de ce détecteur sont analysées en considérant différents couples de paramètres, plusieurs coefficients de corrélation et divers modèles MDS. Les résultats de simulation ont montré que le CA-LT-CFAR présente de meilleures performances que le CAL. Une approche similaire de détection de cibles réparties, utilisant un traitement non cohérent de plusieurs impulsions, baptisée « M-pulse CA-LT-CFAR », a été également proposée dans [70]. Celle-ci est basée sur l'estimation en mode « impulsion par impulsion » des paramètres du clutter, et une indexation des tables de correspondances par les moyennes respectives des paramètres de forme et d'échelle, afin de sélectionner le facteur de seuillage adéquat. Les performances de détection du M-pulse CA-LT-CFAR sont analysées et comparées à celles de l'OS-GLRT [71] en considérant trois modèles MDS, et que la cible est répartie sur trois cellules primaires. Les résultats de comparaison ont montré que les deux détecteurs présentent de meilleures performances avec le modèle MDS-1, c'est-à-dire, le modèle de répartition uniforme. Toutefois, le détecteur M-pulse CA-LT-CFAR se comporte mieux que l'OS-GLRT quelque soit le profil énergétique de la cible.

Dans le même contexte et en considérant un clutter Gaussien composé avec texture Inverse Gamma, des détecteurs à niveau moyen basé sur les tables de correspondance, en l'occurrence le (GO-LT-CFAR : Greatest Of based on Lookup Tables) le (SO-LT-CFAR : Smallest Of based on Lookup Tables) ont été proposés dans [72, 73]. Les performances de ces détecteurs ont été analysées et comparées à celles du CA-LT-CFAR [69] pour différents couples de paramètres et différents modèles MDS, ainsi que pour le cas d'une cible ponctuelle. Les résultats de simulation ont montré que les trois détecteurs présentent des performances

similaires. Toutefois, ils présentent de meilleures performances quand la cible est répartie sur un nombre important de cellules selon un profil énergétique donné. Ceci est essentiellement dû à l'augmentation de la résolution (le nombre de cellules primaires). Enfin, Il est important de mettre l'accent sur le fait que le modèle de répartition énergétique uniforme présente de meilleures performances que les modèles non uniformes.

1.4 Motivation

Dans cette thèse de Doctorat en Sciences, nous nous intéressons à trois approches de détection CFAR de cibles réparties en milieu non Gaussien, modélisé par les distributions : K et Pareto. Nos principales motivations peuvent être résumées comme suit :

- proposer une approche de détection de cibles réparties de type MDS noyées dans un clutter K-distribué dont les paramètres sont inconnus, en utilisant le concept des Tables de correspondance LT , le détecteur à niveau moyen CA , l'intégration non cohérente de plusieurs impulsions, ainsi que l'estimation « impulsion par impulsion » des paramètres du clutter .
- proposer une approche de détection de cibles réparties de type MDS noyées dans un clutter Gaussien composé avec texture Inverse Gamma dont les paramètres sont inconnus, en utilisant le concept des Tables de correspondance(Lookup Tables :LT) , les détecteurs à niveau moyen GO (Greatest Of) et SO (Smallest Of), et l'estimation des paramètres du clutter.
- construire un détecteur basé sur la moyenne géométrique (GM) permettant de détecter des cibles réparties noyées dans un clutter de distribution Pareto garantissant la propriété CFAR par rapport aux paramètres du clutter.
- développer mathématiquement une expression de la Pfa du détecteur GM en utilisant les propriétés des distributions Pareto et exponentielle, ainsi que les propriétés des fonctions génératrices des moments (MGF).

1.5 Contribution

Dans cette thèse de Doctorat en Sciences, nous nous intéressons à la détection CFAR de cibles réparties noyées dans un clutter non Gaussien. Les cibles étant modélisées selon le concept MDS, nous proposons des détecteurs opérant en milieu K et Pareto respectivement. Le premier détecteur, intitulé ‘M-pulse CA-LT-CFAR’ est conçu pour détecter des cibles spatialement réparties de type MDS dans un clutter K-distribué dont la texture est partiellement corrélée et dont les paramètres sont inconnus. Ceci étant, le M-pulse CA-LT-CFAR opère selon deux phases distinctes. Dans la première phase, les facteurs de seuillage permettant de maintenir une Pfa constante sont calculés pour différents couples de paramètres, et sont stockés dans des tables de correspondance. Dans la deuxième phase, La structure du M-pulse CA-LT-CFAR est associée à une approche d’estimation temps réel, qui permet d’estimer les paramètres du clutter pour chaque impulsion. Nous proposons cette méthode comme extension de la méthode du ML/MOM [42] au cas de plusieurs impulsions.

Une fois les paramètres de clutter estimés pour chaque impulsion, la moyenne de ces valeurs est calculée et est comparée aux valeurs des paramètres dans les tables de correspondance afin de commuter vers la valeur la plus adéquate du facteur de seuillage parmi les valeurs pré-calculées. Cette sélection automatique constitue l’aspect le plus originale de ce détecteur car elle permet de garantir le maintien d’une Pfa constante. En tenant compte de la structure de détection du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR, le nombre d’impulsions intégrées ainsi que le profil de répartition de la cible, nous proposons une expression de l’énergie totale rétrodiffusée par la cible. A partir de cette expression, nous dérivons le test d’hypothèses statistiques pour le détecteur M-pulse CA-LT-CFAR. Enfin, les performances du M-pulse CA-LT-CFAR sont analysées et comparées à celles de l’OS-GLRT pour différents modèles MDS.

Par ailleurs, dans l’optique de généraliser le concept du détecteur CA-LT-CFAR [69], et d’analyser le concept de la détection de cibles réparties avec estimation temps réel des paramètres du clutter en considérant d’autres distributions, nous proposons deux détecteurs à niveau moyen basés sur les tables de correspondance, à savoir le GO-LT-CFAR et le SO-LT-CFAR. Similairement au CA-LT-CFAR [69], les facteurs de seuillage permettant de maintenir une Pfa constante sont calculés pour différents couples de paramètres et sont stockés

dans des tables de correspondance, ceci est effectué indépendamment de la phase de détection. Ensuite, une méthode d'estimation temps réel des paramètres du clutter, dans ce cas, l'approche du ML (Maximum Likelihood) est associée à la structure des détecteurs pour estimer les paramètres du clutter et les comparer aux valeurs des paramètres dans les tables de correspondance afin de sélectionner la valeur adéquate du facteur de seuillage. En se référant au concept MDS, nous présentons l'expression de l'énergie totale de la cible et construisons les tests d'hypothèses statistiques pour les détecteurs GO-LT-CFAR et SO-LT-CFAR. Les performances de ces détecteurs sont analysées et comparées à celles du CA-LT-CFAR [69] pour différents couples de paramètres et différents modèles MDS.

Un autre détecteur, intitulé détecteur GM (Geometric Mean) pour cibles réparties, est développé en vue de la détection de cibles réparties de type MDS noyées dans un clutter de distribution Pareto. Ce détecteur utilise la moyenne géométrique aussi bien pour les cellules de référence que pour les cellules primaires. En utilisant les propriétés des distributions Pareto et exponentielle, nous proposons une expression de l'énergie totale rétrodiffusée par la cible, ainsi qu'une expression adéquate du test d'hypothèses statistiques du détecteur GM adapté au cas de cibles MDS. A cet effet, nous développons une expression (Closed form) de la Pfa du détecteur GM pour cibles réparties en utilisant les fonctions génératrices des moments ainsi que les propriétés des distributions Pareto et exponentielle. Les performances du détecteur proposé sont analysées pour différents modèles MDS puis comparées à celles du détecteur GM pour cibles ponctuelles [33]. Enfin, la propriété CFAR du détecteur proposé est analysée tant d'un point de vue théorique que par des moyens de simulation.

1.6 Plan de lecture du manuscrit

Ce manuscrit est organisé comme suit :

Dans le chapitre 2, nous abordons les concepts d'un système radar, les modèles statistiques de clutter et de cibles ainsi que la notion de cibles réparties selon le concept MDS. Enfin, nous rappelons le principe de la détection adaptative CFAR.

Dans le chapitre 3, nous introduisons et expliquons le schéma du détecteur proposé, en l'occurrence le détecteur M-pulse CA-LT-CFAR. Nous présentons également la procédure

d'estimation des paramètres proposée, à savoir, l'estimation impulsion par impulsion (pulse-to-pulse parameters estimation), ainsi que l'expression de l'énergie totale rétrodiffusée. L'expression du test d'hypothèses du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR pour cibles réparties est également introduite. Enfin, ses performances sont analysées en présence de cibles réparties en considérant différents modèles MDS, et sont comparées à celles de l'OS-GLRT [71].

Nous introduisant également dans ce chapitre le schéma fonctionnel des détecteurs GO-LT-CFAR et SO-LT-CFAR, ainsi que l'expression du test d'hypothèses statistiques pour chaque détecteur. Nous rappelons brièvement la méthode d'estimation utilisée. Enfin, les performances du GO-LT-CFAR et l'SO-LT-CFAR sont analysées pour différents couples de paramètres et différents modèles MDS et sont comparées à celles du CA-LT-CFAR [69].

Dans le chapitre 4, nous commençons par rappeler brièvement quelques propriétés de la distribution Pareto. Ensuite, nous introduisons le détecteur géométrique (GM) pour cibles réparties et les étapes de dérivation de l'expression du test d'hypothèses statistiques. Par la suite, en se basant sur les propriétés de la distribution Pareto et en utilisant les fonctions génératrices des moments, nous développons une expression de la Pfa du détecteur proposé. Celle-ci est comparée à la Pfa simulée. Enfin, les performances du détecteur géométrique proposé sont analysées pour différents modèles MDS et sont comparées à celles du détecteur GM pour cibles ponctuelles [33]. Enfin, les principales conclusions et perspectives de travaux futurs feront l'objet du chapitre 5.

Chapitre 2

Détection CFAR de cibles réparties

Résumé

Dans ce chapitre, nous présentons les notions fondamentales sur les systèmes radar haute résolution ainsi que les différents types de perturbations dans la détection radar. Par la suite, nous présentons les modèles statistiques de clutter, et les modèles statistiques de cibles; ponctuelles et réparties. Enfin, nous expliquons le principe de la détection adaptative à taux de fausses alarmes constant (CFAR).

- 2.1. Introduction
- 2.2. Le système radar
- 2.3. Types de perturbations dans la détection radar
- 2.4. Modèles statistiques de clutter
- 2.5. Modèles statistiques de cible
- 2.6. Théorie de la décision
- 2.7. Détection adaptative CFAR
- 2.8. Évaluation de la probabilité de fausses alarmes et de détection

2.1 Introduction

En détection radar, le signal reçu est souvent accompagné de signaux indésirables de puissances inconnues, et qui peuvent être internes (bruit thermique) ou externes, c'est à dire dûs à l'environnement opérationnel du radar (le clutter et/ou les cibles interférentes). Il s'agit donc d'utiliser des techniques de seuillage adaptatif maintenant un taux de fausses alarmes constant (CFAR) dans lesquelles les cellules se situant de part et d'autre de la cellule sous test (CST) sont utilisées pour estimer le niveau local du clutter, et la décision concernant la présence ou l'absence de la cible est effectuée après comparaison du contenu de la cellule sous test (CST) à un seuil adaptatif. Par ailleurs, il est établi que dans les radars à haute résolution HRR, la cible est considérée répartie sur un groupe de cellules, dites « cellules primaires » selon le concept MDS (Multiple Dominant Scattering centers) , dans lequel le nombre de cellules primaires, leurs positions, ainsi que la proportion d'énergie rétrodiffusée par chacune d'entre elles sont spécifiés. Dans ce qui suit, nous nous intéressons aux radars HRR, aux différents types de perturbations dans le domaine de la détection radar, aux modèles statistiques de clutter et de cibles (ponctuelles et réparties) , ainsi qu'aux principes fondamentaux de la détection CFAR.

2.2 Le système radar

2.2.1 Classification des systèmes radar

Les systèmes radars peuvent être classifiés en différentes catégories selon les informations qu'ils doivent fournir et les technologies employées dans leur conception. Ils peuvent, à titre d'exemple, être classifiés selon la position de l'antenne (en émission ou en réception) en deux catégories; les radars monostatiques et les radars bistatiques. Du point de vue du fonctionnement, un radar mono-statique est un radar dans lequel l'émetteur et le récepteur utilisent la même antenne, alors que dans un radar bi-statique l'émetteur est séparé du récepteur. Ils peuvent également être classés en considérant d'autres paramètres tels que le concept d'émission d'onde et le type de traitement du signal réfléchi par la cible[74]. Comme

illustré dans la Figure 2.1, nous pouvons également classifier les systèmes radars selon la technologie utilisée.

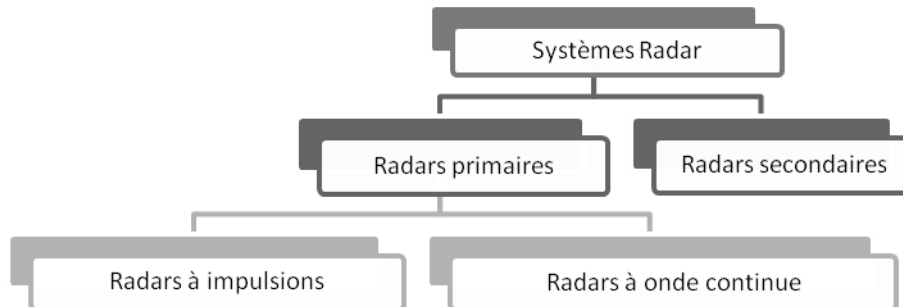


Figure 2.1: Classification des systèmes radar

- **Radar primaire** : Il émet un signal hyperfréquence, dont une partie est réfléchié par la cible.
- **Radar secondaire** : Contrairement au radar primaire, le radar secondaire peut fournir beaucoup plus d'informations, car il s'agit généralement d'utiliser un transpondeur, qui, en réponse à l'interrogation du radar génère un signal codé.
- **Radar à onde continue** : Ce radar émet sans interruption un signal hyperfréquence par le biais d'une antenne, et reçoit le signal réfléchi à l'aide d'une autre.
- **Radar à impulsions** : Ce radar émet des impulsions à forte puissance et attend le retour. C'est-à-dire, que chaque impulsion est suivie d'un temps de silence, pendant lequel les échos peuvent être reçus avant que la prochaine impulsion ne soit émise.

Les radars peuvent également être classifiés en fonction du nombre d'antennes comme suit :

- **SISO** : (Single Input Single Output) : Une seule antenne en émission et en réception
- **SIMO** : (Single Input Multiple Outputs) : Une seule antenne en émission et plusieurs antennes en réception
- **MISO** : (Multiple Inputs Single Output) : Plusieurs antennes en émission et une antenne en réception
- **MIMO** : (Multiple Inputs Multiple Outputs) : Plusieurs antennes en émission et plusieurs antennes en réception

2.2.2 Mesure de la distance et de la vitesse

Dans un système radar, un émetteur diffuse, par le biais d'une antenne, une énergie électromagnétique, qui se propage en direction de son objectif à la vitesse de la lumière, et quand celle-ci rencontre un obstacle, elle se réfléchit formant ce qu'on appelle « l'écho radar », qui est capté par un récepteur. Ce dernier est utilisé pour extraire différentes informations sur la cible : La distance est obtenue en utilisant le temps d'allée/retour du signal, la direction en utilisant la position angulaire de l'antenne. Le décalage en fréquence produit par l'écho d'une cible en mouvement nous permet également de déterminer sa vitesse (également appelée fréquence Doppler f_d) [74]. Comme illustré dans la Figure 2.2, une antenne émet un signal $s(t)$, et une partie de ce signal est réfléchi en direction du radar, ce signal reçu par l'antenne de réception, est noté $s_r(t)$, et s'écrit sous la forme suivante [74] :

$$s_r(t) = \sqrt{\sigma} s(t - \tau) e^{(j2\pi)(f_d)(t-\tau)} + n(t) \quad (2.1)$$

Où τ représente le temps d'aller/retour de l'onde.

f_d est la fréquence Doppler.

$n(t)$ représente un bruit additif.

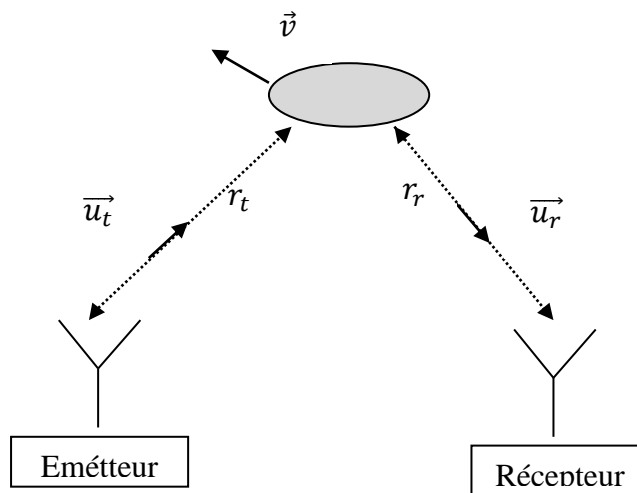


Figure 2.2: Principe d'un système radar

Les quantités τ et f_d s'écrivent respectivement comme suit [74]:

$$\tau = \frac{r_t + r_r}{c} \quad (2.2)$$

$$f_d = \frac{\vec{v} \cdot \vec{u}_t + \vec{v} \cdot \vec{u}_r}{\lambda} \quad (2.3)$$

Où C représente la vitesse de la lumière et λ la longueur d'onde

r_t la distance entre l'émetteur et la cible et r_r la distance entre la cible et le récepteur , avec leurs vecteurs unitaires respectifs \vec{u}_t et \vec{u}_r .

La résolution en distance d'un radar est donnée par [74]:

$$\Delta d = \frac{C\tau}{2} \quad (2.4)$$

2.2.3 Radars à haute résolution (HRR)

2.2.3.1 Notion de résolution

En tenant compte du paramètre « Résolution », les radars peuvent également être classifiés en deux catégories; les radars à basse résolution et les radars à haute résolution (HRR), qui selon les travaux élaborés dans la littérature de la détection radar, permettent d'améliorer considérablement les performances de détection. Ainsi, il est important de préciser que c'est à ce type de radars que nous nous intéressons dans cette Thèse.

Tout d'abord, le terme « résolution » fait référence à la capacité d'un système radar à distinguer des cibles très proches, en tenant compte de la bande de fréquence occupée par le signal émis par le radar, ainsi que la taille de l'antenne utilisée, nous distinguons respectivement deux types de résolution. La résolution en distance (spatiale) et la résolution en azimut (angulaire) [75]. Il est important de préciser que dans le cadre de notre travail, nous

nous intéressons plus particulièrement à la haute résolution en distance. Du point de vue pratique, augmenter la résolution en distance revient à augmenter la bande occupée par le signal émis, ce qui peut se faire par différentes techniques [75] :

- L'émission d'*impulsions Ultra courtes* : c'est-à-dire l'émission d'ondes de l'ordre de dizaine de nanosecondes, ce qui implique une bande de transmission de l'ordre de gigahertz. L'impulsion doit être d'une grande amplitude afin d'assurer la détection [75].
- La *compression d'impulsion* : Le principe de cette technique est basé sur la génération d'un signal dont la durée est relativement longue dans le but d'augmenter l'énergie émise. Ainsi, il s'agit de moduler en fréquence le signal émis afin qu'il occupe une bande de fréquence plus importante [75].

Dans un radar HRR, la fréquence porteuse de plusieurs impulsions varie en utilisant une fréquence dite « pas de fréquence » ou « frequency step » fixe, notée Δf . La largeur de bande désirée est obtenue à travers plusieurs impulsions. En effet, la largeur de bande effective est calculée comme étant le produit du nombre d'impulsions intégrées N et de Δf . Les signaux obtenus par les N impulsions pour différentes fréquences porteuses constituent le spectre de fréquence de réflectivité de la cible, et sont intégrées (intégration non cohérente) en utilisant la transformée de Fourier rapide inverse (Inverse FFT) pour aboutir au profil Haute résolution (HRR). Ce traitement permet de transformer les cellules larges (wide range bins) en des cellules plus petites (fine range bins). Ainsi, quand nous parlons d'un profil Haute résolution, nous ne parlons pas de la position exacte de la cible, mais plutôt de la position de chaque réflecteur [75].

La transmission de N impulsions dont les fréquences sont croissantes d'une impulsion à une autre par un facteur dit ou aussi « frequency step » Δf comme cela est illustré dans la Figure 2.3. Nous constatons que chaque impulsion est de durée τ , et que les impulsions sont transmises à une fréquence de répétition fixe, également appelée : PRF (Pulse Repetition Frequency). Pour cela, la fréquence de la $k^{\text{ème}}$ impulsion, notée f_k s'écrit de la forme :

$$f_k = f_0 + (k - 1)\Delta f \quad (2.5)$$

où f_0 est la fréquence porteuse nominale. Par conséquent, la largeur de bande efficace, notée B_{eff} est donnée par :

$$B_{eff} = N\Delta f \quad (2.6)$$

Il est important de préciser que la résolution du radar dépend intimement de cette largeur de bande . La résolution (en mètres) est donc donnée par [75]:

$$\Delta r = \left(\frac{c}{2B_{eff}} \right) = \left(\frac{c}{2N\Delta f} \right) \quad (2.7)$$

La résolution peut donc être augmentée en augmentant le nombre d'impulsions et/ou en augmentant le pas de fréquence. Un autre paramètre important est « l'intervalle de traitement cohérent » ou aussi « Coherent Processing Interval :CPI », ce dernier est calculé comme étant le produit du nombre d'impulsions N et de l'intervalle de répétition d'impulsions PRI (PRI : Pulse Repetition Interval) [75]:

$$CPI = N \cdot PRI \quad (2.8)$$

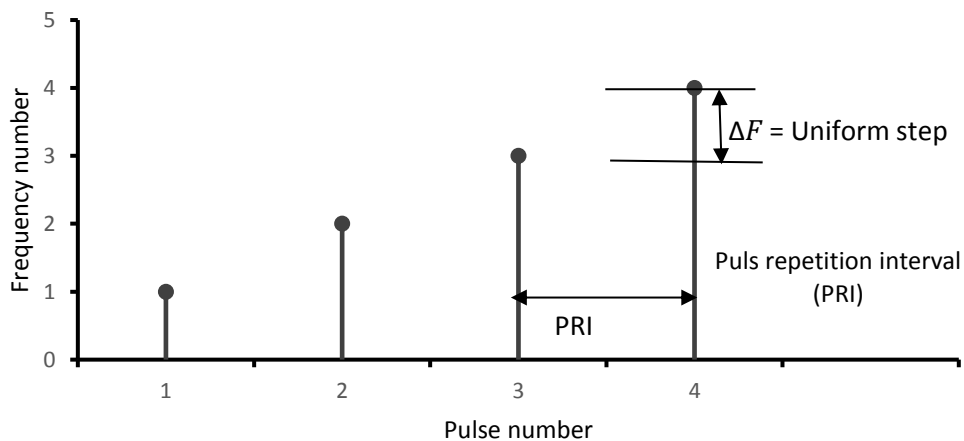


Figure 2.3: Pas de fréquence dans les impulsions radar

2.2.3.2 Principe de fonctionnement d'un radar HRR

Comme illustré dans la Figure 2.4, une impulsion est générée en mélangeant les sorties de l'oscillateur cohérent (COHO) de fréquence intermédiaire IF (30-60Mhz) avec une fréquence égale à PRF (Pulse Repetition Frequency). La fréquence résultante du premier mélangeur est ensuite mélangée à une fréquence RF de l'oscillateur local. La fréquences résultante de ce deuxième mélangeur est ensuite modulée et amplifiée avant d'être transmise. L'impulsion reçue passe d'abord à travers le duplexeur, puis est envoyée à travers an amplificateur RF. Ensuite, le signal résultant est mélangé avec l'oscillateur stable (STALO), et la fréquence convertie est mélangée avec le synthétiseur de fréquence échelonnée. Ce dernier est synchronisé de telle manière à ce que l'émetteur et le récepteur aient le même pas de fréquence que le PRI. Le signal amplifié est ensuite divisé en deux canaux séparés. Le premier est mélangé avec l'oscillateur cohérent (COHO) directement, alors que le deuxième subit un décalage de phase de 90^0 . Il en résulte donc les deux composantes; en phase (I) et en quadrature (Q). Ces deux composantes sont envoyées au convertisseur analogique numérique (A/D), dont les sorties sont amplifiées à une période égale à l'inverse de la durée de la largeur d'une impulsion. Les composantes I et Q sont mémorisées jusqu'à ce que toutes les impulsions soient reçues pour être traitées. Ainsi , les échantillons complexes pour chaque cellule de résolution (range bin) sont transformés en utilisant la FFT inverse pour former le profil haute résolution (HRR profile) pour cette cellule[75].

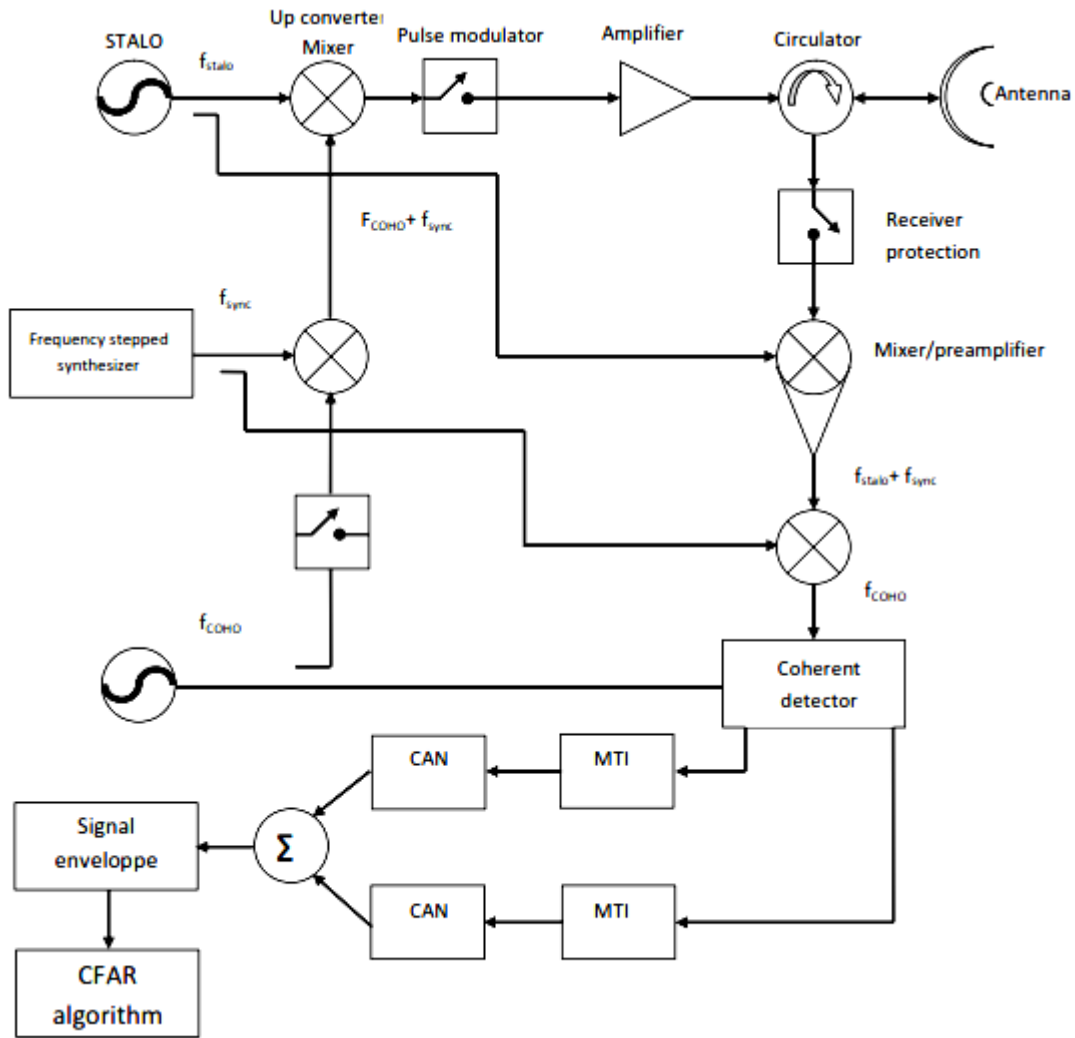


Figure 2.4: Chaîne de transmission dans un radar HRR.

2.2.3.3 Formation des cellules en portée

Dans un système radar, chaque cellule est intégrée sur une largeur d'impulsion afin d'obtenir un signal contenant N échantillons, chacun de durée t , reçus aux instants $t, 2t, \dots, Nt$ respectivement. En général, nous avons $N=16, 32$ ou 64 cellules de référence. Le processus de formation des cellules de portée est connu sous le nom de 'Échantillonnage en portée du signal vidéo'. Comme illustré dans le Figure 2.5, un échantillonnage en portée est effectuée pour toutes les impulsions, et le signal pour une cellule est reçu à $t, t+T_R, t+2T_R, \dots, t+MT_R$.

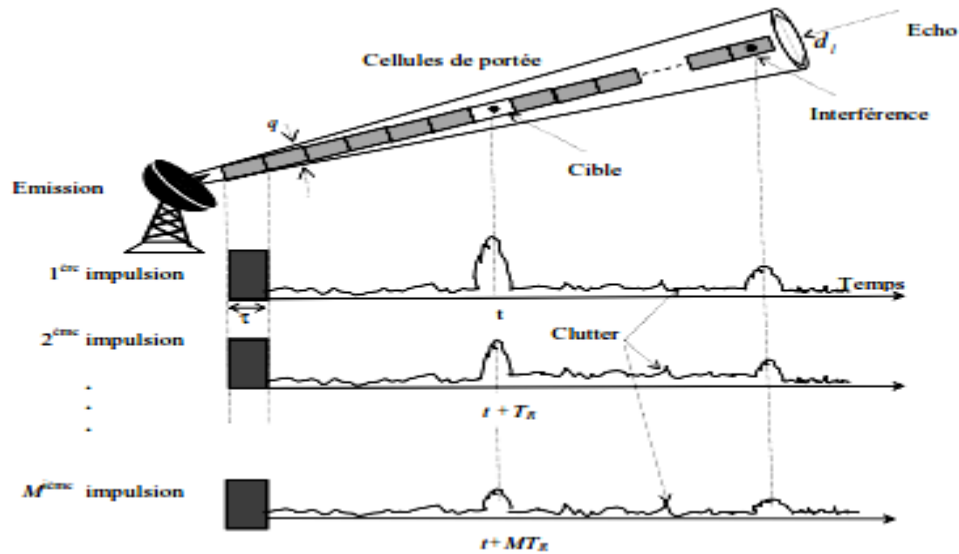


Figure 2.5: Processus de formation des cellules en portée

2.3 Types de perturbations dans la détection radar

2.3.1 Le bruit

2.3.1.1 Le bruit thermique

Le bruit thermique est généré par les composants électroniques du radar, et c'est pour cela qu'il est considéré comme étant une source interne de perturbations. Ce dernier se compose de variations aléatoires qui se superposent au signal d'écho reçu par le radar, et différentes méthodes sont mise en œuvre afin de minimiser l'effet du bruit, qui apparait principalement au niveau du récepteur. Grâce aux radars modernes, dont les récepteurs présentent de hautes performances, ce problème est surmonté car le bruit interne devient inférieur ou égal au bruit de l'environnement extérieur.

2.3.1.2 Le bruit de grenaille :

C'est un bruit électronique, appelé aussi 'shot noise', dû principalement aux heurts des photons sur la surface de l'antenne, ce qui génère des fluctuations aléatoires dans les courants électroniques [76]. Ce bruit reste négligeable par rapport au bruit thermique.

2.3.2 Le clutter

Le clutter (le fouillis) représente les échos indésirables d'un groupe de réflecteurs situés de façon aléatoire dans l'espace de surveillance du système radar, et constituant une source de perturbation, car elle peut rendre la détection de cibles très difficile. D'une manière générale, la puissance du clutter est considérée beaucoup plus élevée que celle du bruit thermique.

Ainsi, il est important de souligner qu'il existe deux types de clutter :

- le clutter de surface : Celui qui provient des échos de la mer et de la terre.
- le clutter de volume : dû aux phénomènes météorologiques.

Toutefois, il existe dans l'environnement du radar des phénomènes qui font que le clutter ne soit pas homogène. Parmi ces phénomènes, nous avons la présence de cibles interférentes et/ou de bords de clutter. En effet, ces deux phénomènes induisent une non homogénéité du clutter. Ceci étant, les échantillons de clutter dans la fenêtre de référence ne sont plus IID (Indépendants et Identiquement distribués). Dans ce qui suit, nous expliquons brièvement les phénomènes : Bord de clutter et Cibles interférentes.

2.3.2.1 Bord de clutter

Dans la détection radar, le bord de clutter représente le changement brusque de la puissance du clutter, essentiellement dû à la transition entre deux régions de puissances différentes. Dans le cas d'un bord clutter, deux situations peuvent se présenter :

- la première se produit lorsque la cellule sous test (CST) baigne dans le bruit thermique alors qu'une partie des cellules de référence contient du clutter et du bruit thermique tel qu'illustré dans la Figure 2.6. A cet effet, le niveau du seuil de détection augmente, et la détection se dégrade. Ce phénomène est communément appelé l'effet de masque (Masking effect) [2].

- La deuxième se produit lorsque la CST baigne dans un mélange de bruit thermique et de clutter, alors qu'une partie des cellules de référence contient du bruit thermique seulement tel qu'illustré dans la Figure 2.7. Dans ce cas, le seuil de détection diminue et le nombre de fausses alarmes devient important [2]. Ce phénomène est appelé effet de capture (Capture Effect)

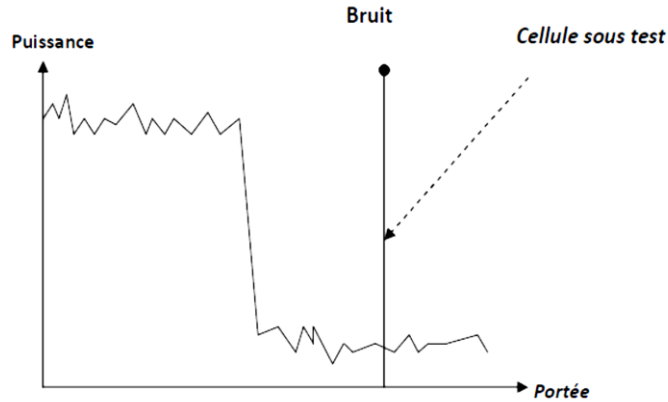


Figure 2.6: Bord de clutter : Cellule sous test dans le bruit.

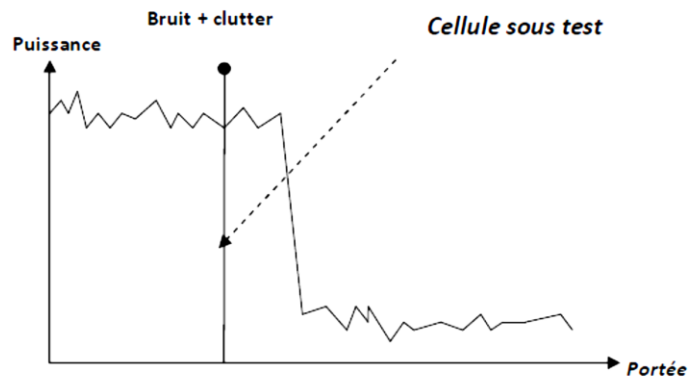


Figure 2.7: Bord de clutter : Cellule sous test dans le clutter.

a) Les cibles interférentes

Elles peuvent apparaître dans une ou plusieurs cellules de référence sous forme de pics, et peuvent se situer en aval ou en amont de la cellule sous test (CST) tel qu'illustré dans la Figure 2.8. A cet effet, le seuil de détection augmente en provoquant une diminution de la probabilité de détection. [2].

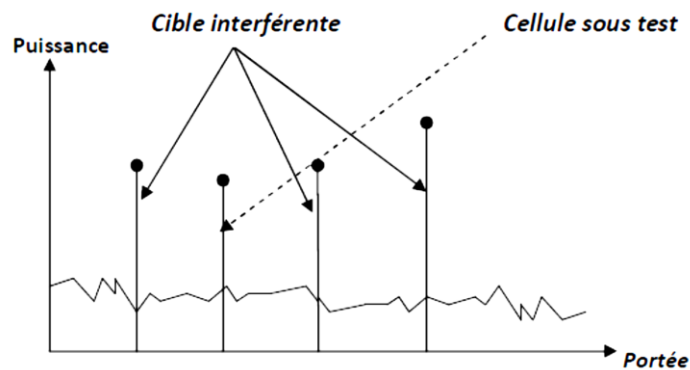


Figure 2.8: Situation de présence de cibles interférentes.

b) Les cibles interférentes et le bord de clutter

La situation la plus complexe pouvant être rencontrée dans la détection radar est celle de la présence d'une mixture de cibles interférentes et de bord de clutter [2] (Figure 2.9).

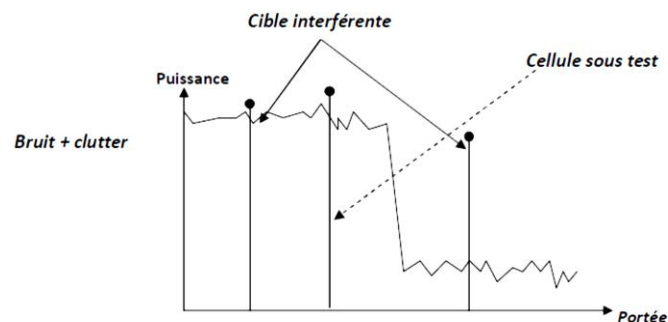


Figure 2.9: Situation de présence de cibles interférentes et de bord de clutter.

2.4 Modèles statistiques de clutter

Il est admis dans la littérature radar que l'amplitude du clutter est caractérisée par des fluctuations, assimilées à des processus aléatoires, qui sont décrites par une fonction densité de probabilité (Probability Density Function PDF).

Dans le cas de radars à basse résolution, les échos de clutter de mer sont modélisés par un nombre de réflexions indépendantes de même grandeur, elles sont ainsi décrites par une PDF gaussienne de moyenne nulle et de variance constante. En revanche, les données expérimentales correspondant aux échos de clutter de mer dans le cas de radars à haute résolution (HRR) ont montré que celles-ci présentent une queue plus étalée que celle de la distribution Gaussienne. Dans ce cas, pour la modélisation de ce type de clutter, il est plus convenable d'utiliser des distributions bi-paramétriques (à deux paramètres), telles que la distribution Log-normale, Weibull, Pareto et la distribution K.

2.4.1 La distribution Weibull

La fonction densité de probabilité (Probability Density Function PDF) de la distribution Weibull est donnée par [22]

$$f_x(x) = \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{x}{\alpha}\right)^{\beta-1} \exp\left[-\left(\frac{x}{\alpha}\right)^\beta\right] \quad (2.9)$$

Où α et β et représentent les paramètres d'échelle et de forme respectivement.

Le moment d'ordre 'n' de la distribution Weibull est donné par :

$$E[X^n] = \alpha^n \Gamma\left(1 + \frac{n}{\beta}\right) \quad (2.10)$$

2.4.2 La distribution Log-normale

La PDF de la distribution Log-normale est donnée par [23]

$$f_X(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{[\ln(x) - \mu]^2}{2\sigma^2}\right] \quad (2.11)$$

Ici Ln est le logarithme népérien, μ la moyenne de Ln(x) représente le paramètre d'échelle et l'écart type σ représente le paramètre de forme.

Le moment d'ordre 'n' de la distribution Log-normale est donnée par :

$$E[X^n] = \exp\left(n\mu + \frac{n^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.12)$$

2.4.3 La distribution Gamma

La distribution Gamma est essentiellement caractérisée par un paramètre de forme 'c' et un paramètre d'échelle 'b'. Sa PDF est donnée par [77]:

$$f_X(x) = \frac{x^{c-1}}{b^c} \Gamma(c) \exp\left(-\frac{x}{b}\right) \quad (2.13)$$

Le moment d'ordre 'n' de la distribution Gamma est donnée par :

$$E[X^n] = b^n \frac{\Gamma\left(c + \frac{n}{b}\right)}{\Gamma(c)} \quad (2.14)$$

2.4.4 La distribution K

La distribution K correspond au modèle Gaussien composé (Compound Gaussian) ; où l'amplitude du clutter est le produit de deux composantes : La première est la composante « Speckle », qui suit une distribution Rayleigh , alors que la deuxième est la composante « Texture », qui suit une distribution Gamma. La PDF de la distribution K est donnée par[78]:

$$f_X(x) = \frac{2}{b\Gamma(c+1)} \left(\frac{x}{2b}\right)^{c+1} K_c\left(\frac{x}{2b}\right) \quad (2.15)$$

Où $K_c(\cdot)$ est la fonction de Bessel modifiée. Le moment d'ordre 'n' de la distribution K est donnée par :

$$E[X^n] = \frac{1}{b^n} \frac{\Gamma\left(c + \frac{n}{2}\right)}{\Gamma(c)} \Gamma\left(\frac{n}{2} + 1\right) \quad (2.16)$$

2.4.5 La distribution Pareto

En utilisant les données expérimentales, il a été récemment démontré que la distribution Pareto est un modèle statistique adéquat pour la modélisation du clutter de mer [33]:

$$f_X(x) = \frac{\alpha\beta^\alpha}{x^{\alpha+1}}; x > \beta, \alpha > 0, \beta > 0 \quad (2.17)$$

où α et β représentent le paramètre de forme et le paramètre d'échelle respectivement

Le moment d'ordre 'n' de la distribution Pareto est donnée par :

$$E[X^n] = \frac{\alpha\beta^\alpha}{\alpha - n} \quad (2.18)$$

2.5 Modèles statistiques de cibles

2.5.1 Cas de cible ponctuelle

L'amplitude du signal renvoyé par la cible dépend de plusieurs facteurs, notamment, de la section équivalente du radar (Radar Cross Section :RCS). Les phénomènes de variations de ce facteur, souvent provoqué par le mouvement de la cible, ou certaines vibrations qu'elle peut subir, est appelé : « Fluctuations ». A cet effet, la modélisation d'une cible est intimement liée à son RCS [2].

En basse résolution, deux modèles de cibles fluctuantes sont considérés[2]:

- Le premier modèle considère la cible comme étant un ensemble de plusieurs réflecteurs élémentaires de même taille. L'enveloppe du signal réfléchi d'une telle cible à la sortie du détecteur quadratique suit une loi de Rayleigh de la forme :

$$f(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(\frac{-x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.19)$$

- Le second modèle suppose qu'elle est constituée d'un gros réflecteur entouré de plusieurs petits réflecteurs. A la sortie du détecteur quadratique, l'enveloppe suit une loi de la forme :

$$f(x) = \frac{9x^3}{2\sigma^4} \exp\left(\frac{-3x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.20)$$

En tenant compte des mouvements de la cible pendant le temps d'exposition TOT (Time On Target) [2]. Deux types de fluctuations sont considérées :

- *Cible lentement fluctuante :*

Dans ce cas, les échantillons du signal renvoyé par la cible sont les mêmes pour toutes les impulsions émises, i.e, c'est une seule réalisation de la même variable aléatoire. Ainsi, Il s'agit d'une corrélation complète des impulsions.

- *Cible rapidement fluctuante* :

Dans ce cas, l'amplitude du signal renvoyé par la cible change d'une impulsion à une autre, . Il s'agit de réalisations différentes d'une même variable, i.e , la décorrélation complète d'une impulsion à une autre.

En utilisant les PDF (2.19) et (2.20) et en tenant compte des types fluctuations présentées ci-dessus, Swerling a classifié les modèles de cibles ponctuelles comme suit [2]:

Swerling I (SWI): Cible lentement fluctuante dont l'enveloppe du signal varie selon la loi (2.19)

Swerling II (SWII): Cible rapidement fluctuante dont l'enveloppe du signal varie selon la loi (2.19)

Swerling III (SWIII): Cible lentement fluctuante dont l'enveloppe du signal varie selon la loi (2.20)

Swerling IV (SWIV): Cible rapidement fluctuante dont l'enveloppe du signal varie selon la loi (2.20)

2.5.2 Cas de cibles réparties

Il est admis que les radars à haute résolution HRR permettent une amélioration considérable des performances de détection. Cette amélioration dépend essentiellement de deux facteurs [54]:

- L'augmentation de la résolution du radar réduit l'énergie rétrodiffusée par cellule.
- L'énergie rétrodiffusée par des cibles réparties (resolved scatterers) introduit moins de fluctuations que l'énergie rétrodiffusée par une cible ponctuelle (Point-like Target).

Par conséquent, en détection HRR, l'énergie retro diffusée est répartie sur un nombre de cellules, communément appelées « cellules primaires » ou aussi « Primary data » selon le concept MDS (Multiple Dominant Scatterers). Ce dernier permet de définir à la fois l'énergie rétrodiffusée par chacune des cellules, ainsi que sa position. Comme illustré dans la Figure 2.10 , la cible est modélisée comme étant un ensemble de réflecteurs dominants, ayant chacun une portion d'énergie selon un profil énergétique donné. Par conséquent, pour N_p réflecteurs dominants, nous disposons de $X_0^k, k = 1, 2, \dots, N_p$ cellules primaires, avec une énergie rétrodiffusée $a_k, k = 1, 2, \dots, N_p$.

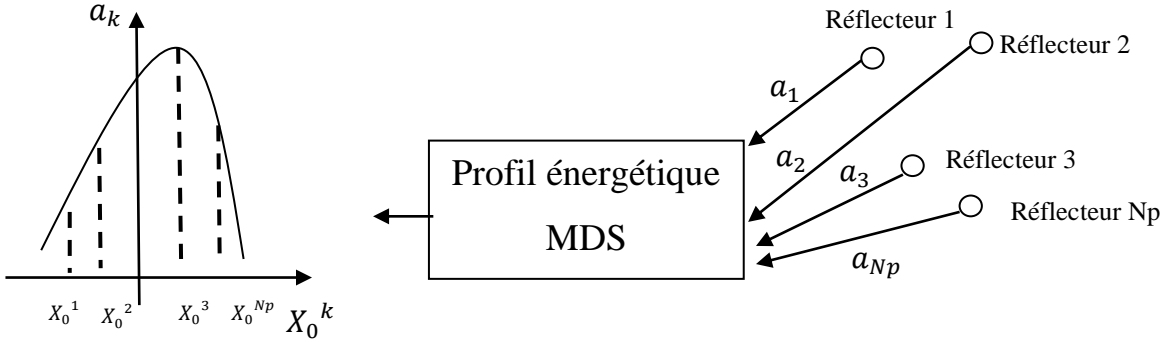


Figure 2.10: Concept des réflecteurs dominants et des cellules primaires.

Dans [69], nous avons établi que l'énergie totale rétrodiffusée par la cible, notée Δ , correspond à la somme pondérée des amplitudes, contenues dans les Np cellules primaires comme suit :

$$\Delta = \sum_{k=1}^{Np} a_k X_0^k \quad (2.21)$$

Il est toutefois important de préciser que le modèle MDS correspond à la répartition d'énergie sur les cellules primaires. Ainsi, il existe le modèle uniforme et le modèle non uniforme. Dans le premier, l'énergie rétrodiffusée par la cible est uniformément répartie sur les cellules primaires $X_0^k, k = 1, 2, \dots, Np$, ce qui fait que les coefficients de pondération a_k sont égaux pour toutes les cellules ($a_1 = a_2 = \dots = a_{Np}$), avec $\sum_k^{Np} a_k = 1$. Ainsi, les coefficients de pondération sont égaux à ($a_1 = a_2 = \dots = a_{Np} = 1/Np$).

Dans le modèle non-uniforme, la répartition énergétique de la cible sur les cellules primaires $X_0^k, k = 1, 2, \dots, Np$ est non-uniforme. Autrement dit, les coefficients de pondération a_k ne sont pas tous égaux pour toutes les cellules, mais leur somme reste égale à 1 comme pour le cas d'un modèle uniforme .

Un exemple illustrant deux modèles MDS, en considérant quatre cellules primaires ($N_p=4$) est présenté dans le Tableau 2.1. Nous constatons que pour le nombre donné de cellules primaires, nous avons le même nombre de coefficients de pondération, soit quatre; a_1, a_2, a_3 et a_4 . Ces coefficients sont tous égaux dans le cas du modèle MDS-1 (Modèle uniforme); c'est-à-dire $a_1 = a_2 = a_3 = a_4$, et ont des valeurs différentes dans le cas du modèle MDS-2 (Modèle non-uniforme), c'est-à-dire $a_1 = a_2 = 1/2$ et $a_3 = a_4 = 0$. Nous remarquons que pour le cas du modèle MDS-1, l'énergie de la cible est uniformément distribuée sur les cellules primaires, alors que dans le modèle MDS-2, elle est répartie sur les deux premières cellules seulement.

Model	Position du réflecteur			
	1	2	3	4
1	1/4	1/4	1/4	1/4
2	1/2	1/2	0	0

Tableau 2.1: Position des réflecteurs dominants et portion d'énergie rétrodiffusée par chacun pour deux différents modèles MDS; uniforme et non uniforme

2.6 Théorie de la décision

Dans les systèmes de détection radar, la décision concernant la présence ou l'absence de la cible dans l'espace surveillé par le système radar se fait en utilisant des tests d'hypothèses, qui consistent à choisir entre deux hypothèses H_0 et H_1 , celles-ci correspondent à une cible « absente » et une cible « présente » respectivement. En considérant un signal d'observation $r(t)$ et un signal provenant de la cible $s(t)$ et un signal provenant du bruit $n(t)$, le signal $r(t)$ peut s'écrire comme suit [79] :

$$r(t) = \begin{cases} s(t) \\ s(t) + n(t) \end{cases} \quad (2.22)$$

Par ailleurs, deux paramètres statistiques doivent être pris en compte: le risque $R(D_i, H_j)$ pour $i=j=0,1$, et le coût lorsque une décision D_i est prise dans le cas de l'hypothèse H_j . Pour les différentes décisions : détection , détection nulle, la non détection et la fausse alarme, nous attribuons les couts : C_{11} , C_{00} , C_{01} et C_{10} respectivement. Dans les deux premiers cas , les couts sont nuls, et seuls les couts C_{01} et C_{10} sont tenus en compte.

2.6.1 Test de Bayes

Dans le test de Bayes , nous considérerons les décisions D_i correspondant aux hypothèses H_1 et H_0 , auxquelles ,nous associons les coûts C_{ij} ($i, j=0,1$). Dans ce cas, nous avons quatre décisions [79]:

- D_{11} : Décider la présence de la cible pendant qu'elle est présente
- D_{01} : Décider l'absence de la cible pendant qu'elle est présente
- D_{10} : Décider la présence de la cible pendant qu'elle est absente
- D_{00} : Décider l'absence de la cible pendant qu'elle est absente

D_{11} et D_{00} sont dites « décisions correctes » alors que les décisions D_{10} et D_{01} sont dites « décisions erronées » .Les couts pour les décisions D_{11} et D_{00} sont C_{11} et C_{00} , respectivement et sont négatifs, alors que les couts pour les décisions D_{10} et D_{01} sont C_{10} et C_{01} , respectivement et sont positifs. Nous choisissons $C_{01} > C_{10}$ Ainsi ,nous définissons le risque moyen R_{moy} comme suit [79]:

$$R_{moy} = \sum_{i,j} R_j P(H_j) \quad (2.23)$$

avec

$$R_j = E(C) = \sum_{i=0}^1 C_{ij} P(D_i/H_j) \quad (2.24)$$

ici $E[C]$ représente le coût moyen (risque moyen) , qui est calculé à partir de plusieurs tirages indépendants.

La règle de Bayes s'écrit comme suit :

$$\Lambda(q) = \frac{P_{Q/H_1}(q)}{P_{Q/H_0}(q)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \frac{P_{H_0}(C_{10} - C_{00})}{P_{H_1}(C_{01} - C_{11})} \quad (2.25)$$

où $\Lambda(q)$ est le rapport de vraisemblance

$P_{Q/H_1}(q)$ et $P_{Q/H_0}(q)$ représentent les PDF de la cellule sous test dans le cas d'une cible présente et dans le cas d'une cible absente respectivement.

P_{H_1} et P_{H_0} correspondent aux hypothèses H_1 et H_0 respectivement.

2.6.2 Critère de Neyman-Pearson

Dans ce dernier, il s'agit de maximiser la probabilité de détection P_d (minimiser la probabilité de non détection P_{miss}) en considérant que la probabilité de fausse alarme P_{fa} est fixée à une valeur α . On définit alors la fonction objective comme suit [79] :

$$J(\hat{\lambda}) = P_{miss} + \hat{\lambda}(P_{fa} - \alpha) \quad (2.26)$$

$\hat{\lambda}$ représente le coefficient de Lagrange obtenu pour une $P_{fa}=\alpha$. La règle de Neyman-Pearson est obtenue en minimisant ($\hat{\lambda}$) , ce qui conduit à :

$$\Lambda(q) = \frac{P_{Q/H_1}(q)}{P_{Q/H_0}(q)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \hat{\lambda} \quad (2.27)$$

2.6.3 Le détecteur d'enveloppe

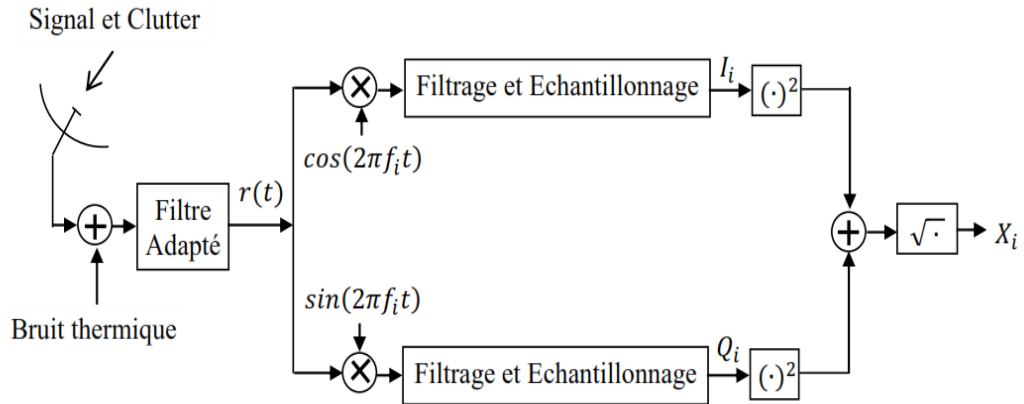


Figure 2.11 Détecteur quadratique (DQ)

Comme expliqué précédemment, le signal reçu $r(t)$ est traité par deux composantes, la première étant en phase (I), et l'autre en quadrature (Q). A partir de ces deux composantes, nous pouvons distinguer deux types de détecteurs: Le détecteur linéaire (DL) (Figure 2.11) et le détecteur quadratique (DEQ) (Figure 2.12)[80].

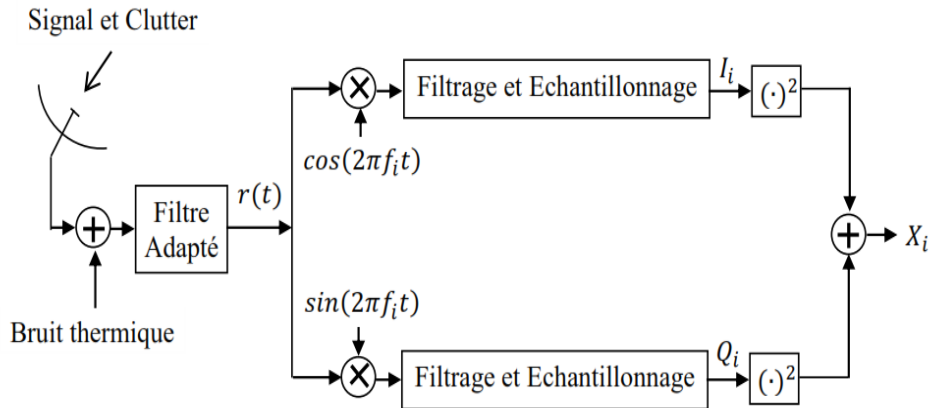


Figure 2.12 : Détecteur linéaire (DL)

2.7 Détection adaptative CFAR

L'utilisation d'un seuil fixe conduit à un nombre élevé de fausse alarme, car la qualité de détection est affectée par la présence de signaux indésirables, dont les puissances sont généralement inconnues. De ce fait, le seuil doit être localement adapté à l'environnement du radar. Nous parlons dans ce cas de détection d'adaptative (Algorithmes CFAR). Ces techniques nous permettent d'ajuster les seuils de détection de telle sorte à ce que la variation du clutter ait un effet négligeable sur le maintien de la Pfa.

2.7.1 Cas d'une cible ponctuelle

Comme indiqué dans la Figure.2.13, un détecteur CFAR est un algorithme permettant de déclarer une cible présente ou absente en maintenant un taux de fausses alarmes constant. Son principe est basé sur la comparaison du contenu de la cellule sous test (CST), notée X_0 à un seuil adaptatif T . Ce seuil est multiplié par Z , qui représente l'estimation du niveau du clutter à partir des cellules de références $X=[X_1, X_2, \dots, X_N]$. $Z=F(X_1, X_2, \dots, X_N)$ est un estimateur local du bruit de fond, qui représente la principale différence entre les divers détecteurs CFAR.

Ainsi, une cible est déclarée présente (H_1), si le contenu de la cellule sous test est supérieur au produit TZ , et est déclarée absente si le contenu de la cellule sous test est inférieur au produit TZ . Par conséquent, il s'agit de choisir entre les deux hypothèses statistiques : H_0 et H_1 comme suit :

$$\begin{array}{c} H_1 \\ X_0 > TZ \\ H_0 \end{array} \quad (2.28)$$

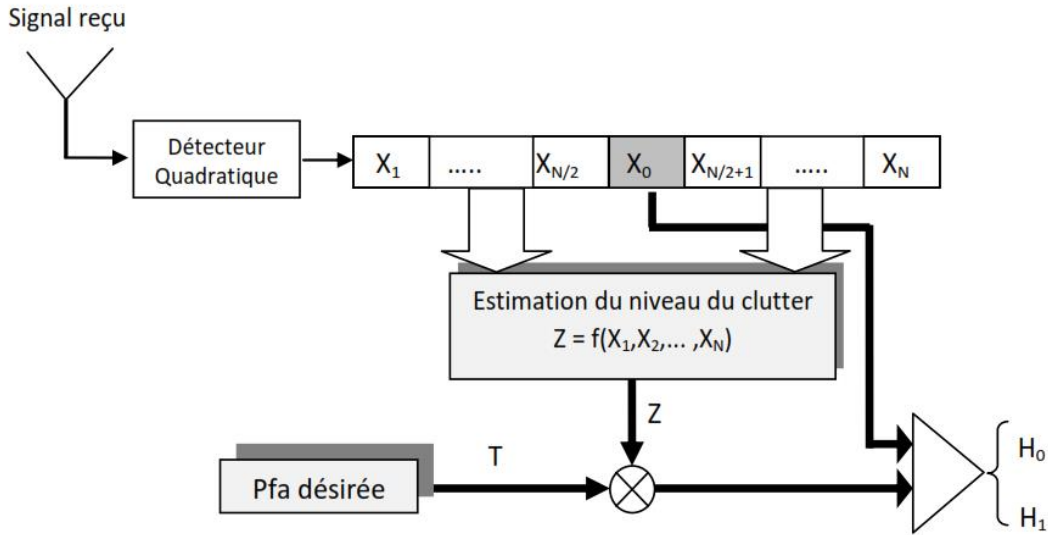


Figure 2.13 : Principe d’un détecteur CFAR pour cible ponctuelle

2.7.2 Cas d’une cible répartie

Dans ce cas, la cible est considérée répartie sur un nombre de cellules dites « cellules primaires », notées : $X_0^k, k = 1, 2, \dots, Np$ selon un profil énergétique donné. Il s’agit donc de considérer l’expression de l’énergie totale de la cible Δ , initialement proposée dans [69] dans la construction du schéma de détection CFAR de cibles réparties.

Ceci étant, le principe du détecteur CFAR pour cible répartie, Figure 2.14, est basé sur la comparaison de l’énergie Δ à un seuil adaptatif T multiplié par l’estimation du niveau de clutter Z . Ce dernier est estimé à partir des cellules de référence $X=[X_1, X_2, \dots, X_N]$ se trouvant de part et d’autre du groupe sous test. La cible est donc déclarée présente (H_1) si l’énergie Δ est supérieure au produit TZ et absente (H_0) sinon; selon le test d’hypothèses suivant :

$$\begin{matrix} H_1 \\ \Delta > TZ \\ H_0 \end{matrix} \quad (2.29)$$

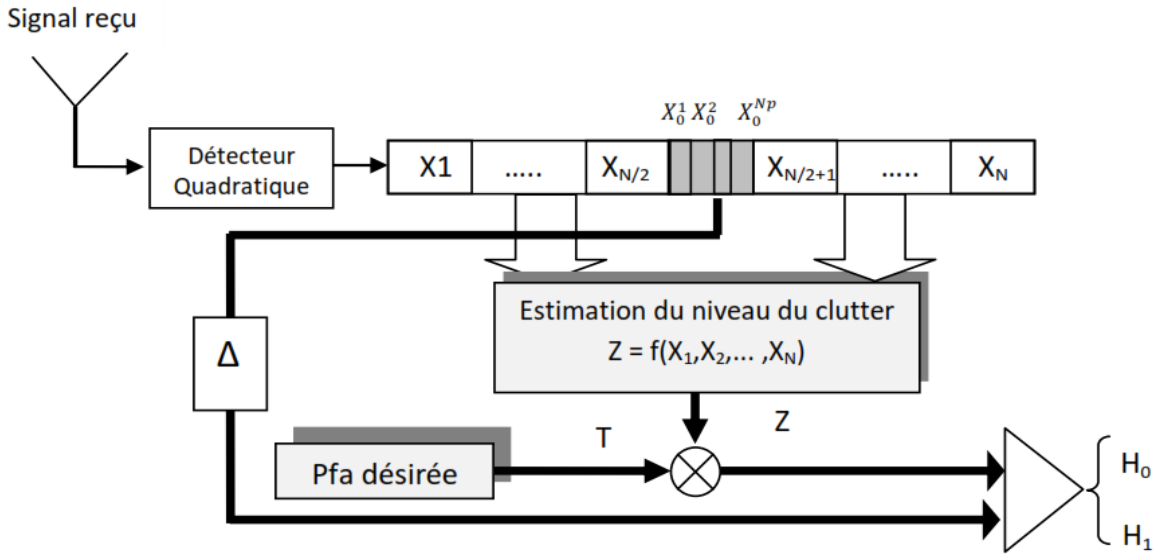


Figure 2.14 : Principe d'un détecteur CFAR pour cibles réparties

2.8 Évaluation de la probabilité de fausse alarme et de détection

Dans cette section, nous nous intéressons aux méthodes d'évaluations de la probabilité de fausse alarme (Pfa) et la probabilité de détection (Pd) dans le cas d'un seuil fixe et dans le cas d'un seuil adaptatif .

2.8.1 Cas de seuil fixe

Les expressions de la Pfa et de la Pd sont données par [34]

$$Pfa = \int_{r_b}^{\infty} P_0(x) dx \tag{2.30}$$

$$P_d = \int_{r_b}^{\infty} P_1(x) dx \quad (2.31)$$

où $P_j(x)$, ($j = 0,1$) représentent les PDF de la cellules sous test dans le cas d'une cible absente ($j=0$) et présente ($j=1$), respectivement. r_b est le facteur de seuillage choisi pour maintenir une Pfa constante. Les expressions de Pfa et Pd précédentes peuvent s'écrire en utilisant le théorème des résidus comme suit [34] :

$$P_{fa} = - \sum_{k_0} \text{res} \left[C_0(z) \frac{\exp(r_b z)}{z}, z_{k_0} \right] \quad (2.32)$$

$$P_d = - \sum_{k_1} \text{res} \left[C_1(z) \frac{\exp(r_b z)}{z}, z_{k_1} \right] \quad (2.33)$$

où $C_0(z)$, ($j = 0,1$) est la MGF (Moment Generating function) ou fonction génératrice des moments pour $P_j(x)$, ($j = 0,1$) et z_{k_0} , ($k_0 = 1,2, \dots$) et z_{k_1} , ($k_1 = 1,2, \dots$) sont les pôles à partie réelle négative de $C_0(z)$ et $C_1(z)$ respectivement.

2.8.2 Cas de seuil adaptatif

Dans un détecteur CFAR, le facteur de seuillage r_b est obtenu en multipliant le facteur de seuillage maintenant une Pfa constante α par l'estimation du niveau de clutter y , ayant une PDF $f(y)$, comme suit [34] :

$$r_b = \alpha y \quad (2.34)$$

La probabilité de détection Pd est obtenue en utilisant l'intégrale suivante :

$$P_d = \int_0^{\infty} f(y) \int_{\alpha y}^{\infty} P_1(x) dx dy \quad (2.35)$$

La probabilité de fausse alarme Pfa est obtenue en utilisant l'intégrale suivante :

$$Pfa = \int_0^{\infty} f(y) \int_{\alpha y}^{\infty} P_0(x) dx dy \quad (2.36)$$

En utilisant l'expression de r_b , nous pouvons exprimer l'intégrale précédente comme suit :

$$\int_0^{\infty} f(y) \frac{d^n}{dz^n} \left(\frac{e^{\alpha y z}}{z} \right) dy = \frac{d^n}{dz^n} \int_0^{\infty} \left(\frac{e^{\alpha y z}}{z} \right) f(y) dy = \frac{d^n}{dz^n} \left[\frac{g(-\alpha z)}{z} \right] \quad (2.37)$$

ici la fonction $g(-\alpha z)$ est obtenue en remplaçant z par $-\alpha z$ dans la transformée de Laplace de la PDF $f(y)$ de y . Par conséquent, les expressions de la Pfa et la Pd dans le cas d'un seuil adaptatif sont données respectivement par [34] :

$$Pfa = - \sum_{k_0} \text{res} \left[C_0(z) \frac{g(-\alpha z)}{z}, z_{k_0} \right] \quad (2.38)$$

$$Pd = - \sum_{k_1} \text{res} \left[C_1(z) \frac{g(-\alpha z)}{z}, z_{k_1} \right] \quad (2.39)$$

Chapitre 3

Détection CFAR de cibles réparties dans un milieu Gaussien composé en utilisant des Tables de Correspondance

Résumé

Ce chapitre est dévolu à la détection de cibles réparties en milieu Gaussien composé avec des paramètres inconnus, il constitue notre première contribution dans le domaine de la détection de cibles MDS. A cet effet, nous proposons et examinons deux approches de détection basées sur les détecteurs à niveau moyen et sur l'utilisation des Tables de correspondance , à savoir; le détecteur M-pulse CA-LT-CFAR , et les détecteurs GO-LT-CFAR , SO-LT-CFAR. Nous commençons par présenter les méthodes d'estimation de paramètres associées aux détecteurs proposés, et expliquons leur utilité dans l'indexation des Tables de correspondance. Aussi, nous proposons une expression de l'énergie totale de la cible pour le cas mono-impulsion et multi-impulsion, et dérivons les expressions des tests d'hypothèses statistiques pour chaque détecteur. Enfin, les détecteurs proposés sont examinés à travers les simulations de Monte Carlo, en analysant l'effet du modèle MDS de la cible, ainsi que celui de la résolution du radar sur leurs performances de détection.

3.1. Introduction

3.2. Détection de cibles réparties basée sur le détecteur à niveau moyen CA et l'utilisation des tables de correspondance dans un milieu K-distribué avec intégration non cohérente de plusieurs impulsions

3.3. Détection de cibles réparties basée sur les détecteurs à niveau moyen et l'utilisation des tables de correspondance dans un clutter Gaussien composé avec texture Inverse Gamma.

3.4. Conclusion

3.1 Introduction

Ce chapitre est consacré à la détection CFAR de cibles réparties dans un clutter Gaussien composé homogène, dont les paramètres sont inconnus. Pour se mettre dans un cas réel de la détection radar, à savoir, la détection HRR, nous supposons que les cibles sont spatialement réparties selon le concept (MDS) et que les paramètres du clutter ne sont pas connus *à priori*. Ceci étant, nous proposons une structure de détection de cibles réparties, basée sur l'utilisation des tables de correspondance (Lookup Tables LT) et l'estimation en temps réel des paramètres du clutter. Dans un premier temps, les facteurs de seuillage (T) maintenant une Pfa constante sont calculés pour différents couples de paramètres du clutter et sont stockées dans les tables de correspondance. A la phase de détection, une approche d'estimation temps réel des paramètres du clutter est associée à la structure du détecteur afin d'indexer ces tables et en extraire la valeur adéquate du facteur de seuillage (T). Cette structure a été originalement proposée dans [68]. Nous nous proposons donc dans cette Thèse de développer une architecture de détection de cibles réparties avec intégration non cohérente de plusieurs impulsions dites M-pulse CA-LT-CFAR. Les performances de ce détecteur seront analysées en termes de Pd pour différents couples de paramètres, différents modèles MDS et différents nombres d'impulsions intégrées. Par ailleurs, dans l'optique d'analyser les performances d'autres détecteurs à niveau moyen, à savoir, le GO, le SO et le CA dans d'autres environnements, en considérant le cas d'une seule impulsion, nous consacrons la deuxième partie de ce chapitre à la détection de cibles réparties en utilisant les tables de correspondance. Baptisés GO-LT-CFAR, SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR, les performances de ces détecteurs seront analysées en considérant différents couples de paramètres et différents modèles MDS.

3.2 Détection de cibles réparties basée sur le détecteur à niveau moyen CA et l'utilisation des tables de correspondance dans un milieu K-distribué avec intégration non cohérente de plusieurs impulsions

3.2.1 Formulation du problème et approche retenue

Le problème auquel nous nous intéressons est celui de la détection CFAR de cibles spatialement réparties du type MDS, dans un clutter homogène K-distribué dont les paramètres sont inconnus, et ce en utilisant la technique d'intégration non cohérente de M impulsions (Multiple-pulse). Dans ce cas, nous disposons de M impulsions, chacune ayant N_p cellules primaires et N cellules de référence. Une approche d'estimation en temps réel est associée à la structure du détecteur afin d'estimer les paramètres impulsion par impulsion. A la phase de détection, les paramètres estimés sont utilisés pour sélectionner le facteur de seuillage adéquat. Ce dernier est comparé à l'estimation du niveau du clutter Z, issu de l'intégration non cohérente de M impulsions.

Un synoptique illustrant la structure M impulsions avec estimation en temps réel des paramètres du clutter est présenté dans la Figure 3.1.

Il est important de préciser que le détecteur proposé dans ce travail est une extension du détecteur CA-LT-CFAR (Cell Averaging based on Lookup Tables) originalement proposé dans [68] conçu pour opérer dans le cas d'une seule impulsion (Mono-pulse) . Ceci étant, l'approche d'estimation des paramètres du clutter , originalement associé au CA-LT-CFAR [68] ,est modifiée ,voir , adaptée à la structure du M-pulse CA-LT-CFAR. Etant donné que la probabilité de fausse alarme, P_{fa} , du détecteur à niveau moyen CA, ne peut être évaluée par des méthodes analytiques en milieu Gaussien composé, le facteur de seuillage T qui maintient une P_{fa} constante, est calculée par des moyens de simulations. En effet, il s'agit d'ajuster une valeur initiale du facteur T pour chaque couple de paramètres (ν, μ) jusqu'à obtention de la P_{fa} désirée. Cette procédure est effectuée pour différents couples de paramètres (ν, μ) , et c'est ainsi que les valeurs de T , empiriquement pré-calculés, seront tabulées en fonction de ces couples.

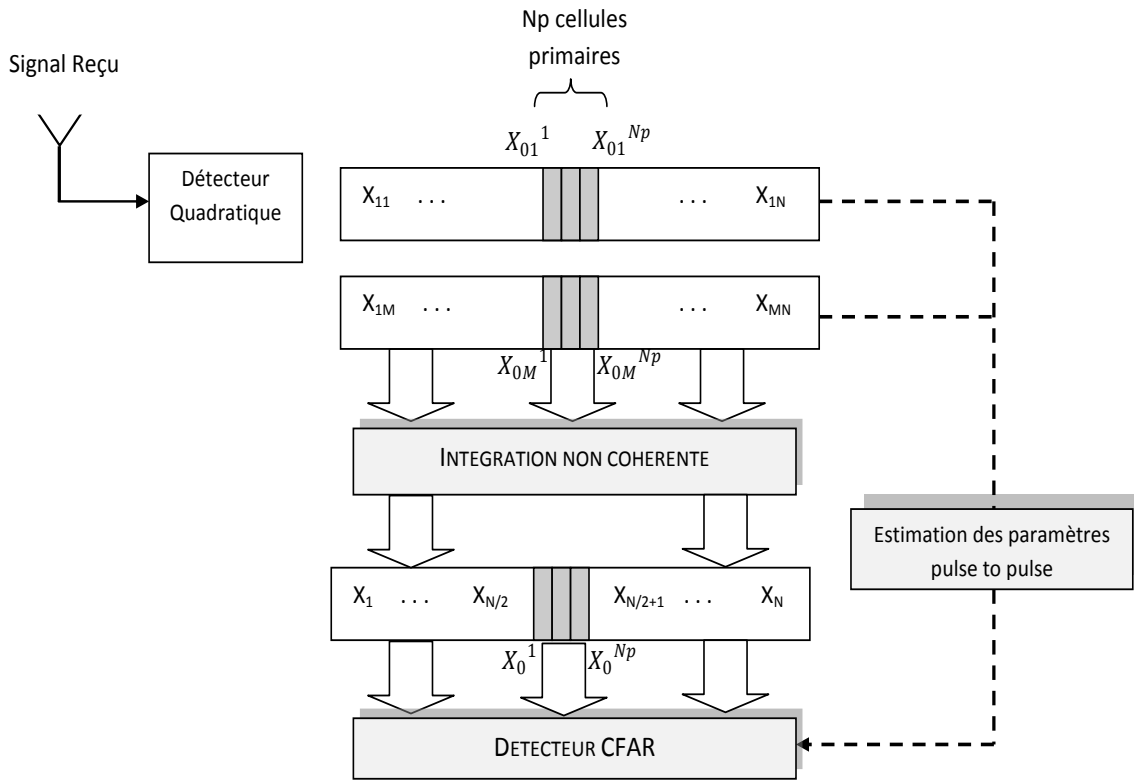


Figure 3.1: Détection CFAR de cibles réparties avec intégration non cohérente de plusieurs impulsions et estimation en temps réel des paramètres du clutter.

En phase de détection, la structure du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR est associée à une approche d'estimation en temps réel, permettant d'estimer les paramètres (v, μ) pour chaque impulsion et d'utiliser la moyenne de ces estimations. Ces valeurs estimés $(\hat{v}, \hat{\mu})$ seront alors approximées aux valeurs entières ou demi entières les plus proches, permettant ainsi au détecteur M-pulse CA-LT-CFAR de commuter vers le facteur T correspondant. Une fois que la fenêtre résultante de l'intégration non cohérente des M impulsions est obtenue. C'est précisément ce facteur (T) qui sera utilisé pour effectuer le test statistique permettant de décider de la présence de la cible.

Il est opportun de rappeler qu'en détection HRR, la cible est perçue comme un ensemble de réflecteurs dominants selon le concept MDS, et l'énergie réfléchié par la cible est spatialement répartie et est présente dans un groupe de N_p cellules, appelées cellules primaires selon un profil énergétique donné. Chaque profil énergétique est caractérisé par le nombre de cellules

primaires et par la loi de répartition de l'énergie au sein des positions des cellules. Il est donc important de préciser que dans le cas de plusieurs impulsions, nous considérons que la cible est répartie sur le même nombre de cellule primaires et selon le même profil énergétique pour toutes les impulsions.

Par ailleurs, dans le but de comparer les performances du détecteur proposé à un autre détecteur utilisant les mêmes profils énergétiques, nous nous intéressons aux travaux de [70] traitant la détection de cibles réparties selon le concept MDS noyées dans un clutter Gaussien composé de paramètres connus [70], en analysant les performances du détecteur OS-GLRT [70]. Etant donné que ce dernier utilise les mêmes profils énergétiques que nous nous proposons d'utiliser pour analyser les performances du M-pulse CA-LT-CFAR, nous nous intéressons à l'étude et à la comparaison des performances de ces deux détecteurs pour différents modèles MDS.

3.2.2 Distribution modélisant les échantillons de clutter

Comme nous l'avons déjà évoqué dans les chapitres précédents, la distribution qui modélise le clutter présente une queue plus étalée (heavy tail) que celle de la Gaussienne . En effet, dans les systèmes de détection HRR, les données expérimentales ont montré que les distributions de nature biparamétriques telles que les distributions Log-normale, Weibull et K correspondent plus à la modélisation du clutter. De ce fait, nous nous intéressons dans ce qui suit aux propriétés de la distribution K.

Par définition, la distribution K est l'équivalent d'une modulation de la puissance du speckle (composante rapidement fluctuante), dont l'enveloppe est Rayleigh distribuée, par un processus aléatoire Gamma distribué (composante lentement fluctuante). Ainsi, à l'entrée du détecteur quadratique, le signal clutter est le produit de deux variables aléatoires, relatif à la i ème cellule de portée, est donnée par [72] :

$$X_i = \sqrt{\tau_i} S_i \quad i = 0, 1, \dots, N \quad (3.1)$$

Où

S_i ($i = 0, 1, \dots, N$) sont des variables aléatoires complexes, Gaussiennes, de moyenne nulle et de variance fixe, appelées speckle.

$\sqrt{t_i}$ ($i = 0, 1, \dots, N$) est un processus aléatoire, réel et positif, de moyenne et de variance fixe, appelé texture.

Si la texture est Gamma distribuée, les amplitudes du clutter X_i , suivent une distribution-K, dont la Pdf est donnée par [72] :

$$f_X(x_i) = \frac{4}{\mu \Gamma(\nu)} \left(\frac{X_i}{\mu}\right)^\nu K_{\nu-1}\left(\frac{2}{\mu} X_i\right) \quad (3.2)$$

où K est la fonction de Bessel modifiée, ν est le paramètre de forme et μ est le paramètre d'échelle.

$\Gamma(\cdot)$ est la fonction gamma.

3.2.3 Caractéristiques statistiques de la distribution K

- **Les moments d'ordre k de la distribution K**

Les moments d'ordre k de la distribution K sont donnés par [73]

$$E(X^k) = \mu^k \frac{\Gamma\left(\nu + \frac{k}{2}\right) \Gamma\left(1 + \frac{k}{2}\right)}{\Gamma(\nu)} \quad (3.3)$$

Où $\Gamma\left(\nu + \frac{k}{2}\right)$ est la fonction Gamma évaluée au point $\left(\nu + \frac{k}{2}\right)$. Elle est définie par :

$$\Gamma(x) = \int_0^{\infty} x^{a-1} e^{-x} dx \quad a > 0 \quad (3.4)$$

L'intégrale ci-dessus converge pour $a > 0$. En intégrant par parties pour $u = x^{a-1}$ et $dv = e^{-x} dx$, nous obtenons

$$\Gamma(a) = (a - 1) \int_0^{\infty} x^{a-2} e^{-x} dx = (a - 1)! \quad (3.5)$$

En particulier, nous avons [73]:

$$\Gamma\left(\frac{1}{2}\right) = \sqrt{\pi} \quad (3.6)$$

Avec $\Gamma(1) = \Gamma(2) = 1$

La moyenne ou le moment d'ordre 1 est donné par [73]

$$E[X] = \sqrt{\pi} \frac{\Gamma\left(\mu + \frac{1}{2}\right)}{\Gamma(\mu)} \quad (3.7)$$

La puissance ou le moment d'ordre 2 est donné par

$$E[X^2] = \mu^2 \nu \quad (3.8)$$

- **La variance**

Par conséquent, la variance est donnée par :

$$Var [X] = \mu^2 \nu - (E[X])^2 \quad (3.9)$$

3.2.4 Approche proposée : Détecteur M-pulse CA-LT-CFAR

Le détecteur proposé, baptisé M-pulse CA-LT-CFAR, est basé sur le détecteur à niveau moyen (CA) et l'utilisation des tables de correspondances Lookup Tables (LT), il additionne les cellules primaires individuelles de toutes les impulsions, notées X_{0j}^k , ($k = 1, \dots, Np$ et $j = 1, \dots, M$) ainsi que les cellules de références de toutes les impulsions notées X_{ij} , ($i = 1, \dots, N$ et $j = 1, \dots, M$), afin d'obtenir un seul groupe sous test et une seule fenêtre de référence, notées X_0^k , ($k = 1, 2, \dots, Np$) et X_i ($i=1, \dots, N$), respectivement.

Comme illustré dans la Figure.3.2, les valeurs du facteur de seuillage (T) permettant de maintenir une Pfa constante sont empiriquement calculées pour différents couples de paramètres (ν, μ) et sont stockées dans les tables de correspondance. En mode de fonctionnement temps réel, une approche d'estimation des paramètres du clutter est associée à

chaque impulsion, afin d'estimer, à partir des cellules de références, les couples de paramètres de forme et d'échelle correspondants, notés $(\hat{\nu}_j, \hat{\mu}_j)$. Une moyenne de ces paramètres est calculée et le couple de paramètres estimés résultant $(\hat{\nu}, \hat{\mu})$ est utilisé pour indexer les tables de correspondance et d'en extraire la valeur adéquate du facteur de seuillage $(T(\nu, \mu))$. Cette dernière est multipliée par l'estimation du niveau du clutter Z et est comparé à l'énergie totale réfléchiée par la cible, notée Δ , afin de décider de l'absence ou de la présence de la cible.

Par conséquent, la structure de données du M-pulse CA-LT-CFAR peut être résumée comme suit :

- Les cellules primaires de chaque impulsion, $X_{0j}^k, (k = 1, \dots, Np \text{ et } j = 1, \dots, M)$ sont additionnées afin d'obtenir le groupe sous test $X_0^k, (k = 1, 2, \dots, Np)$ comme suit :

$$X_0^k = \sum_{j=1}^M X_{0j}^k \quad k = 1, 2, \dots, Np \quad (3.10)$$

- Les cellules de références de chaque impulsion, $X_{ij} (i = 1, \dots, N \text{ et } j = 1, \dots, M)$ sont additionnées afin d'obtenir la fenêtre de référence $X_i (i = 1, \dots, N)$ comme suit :

$$X_i = \sum_{j=1}^M X_{ij} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3.11)$$

- Le niveau de clutter Z est donné par la moyenne de ces cellules :

$$Z = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M X_{ij} \quad (3.12)$$

- Les cellules primaires X_0^k sont chacune multipliée par les coefficients de pondération a_k selon un profil d'énergie donné, et sommées pour obtenir l'énergie totale de la cible Δ , comme suit :

$$\Delta = \sum_{k=1}^{Np} a_k X_0^k = \sum_{k=1}^{Np} a_k \sum_{j=1}^M X_{0j}^k \quad (3.13)$$

C'est précisément à partir de ce modèle que nous construisons le test d'hypothèses statistiques. En effet, pour décider de l'absence ou de la présence d'une cible répartie parmi les Np cellules primaires, la sortie globale du groupe de cellules primaires Δ est comparée au seuil adaptatif T multiplié par l'estimation du niveau de clutter Z . Compte tenu du nombre d'impulsions intégrées, le profil énergétique de la cible et la structure du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR, nous proposons le test d'hypothèses statistiques suivant :

$$\sum_{k=1}^{Np} a_k X_0^k \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} T(\nu, \mu) \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M X_{ij} \quad (3.14)$$

où H_0 et H_1 correspondent aux hypothèses nulle et alternative respectivement.

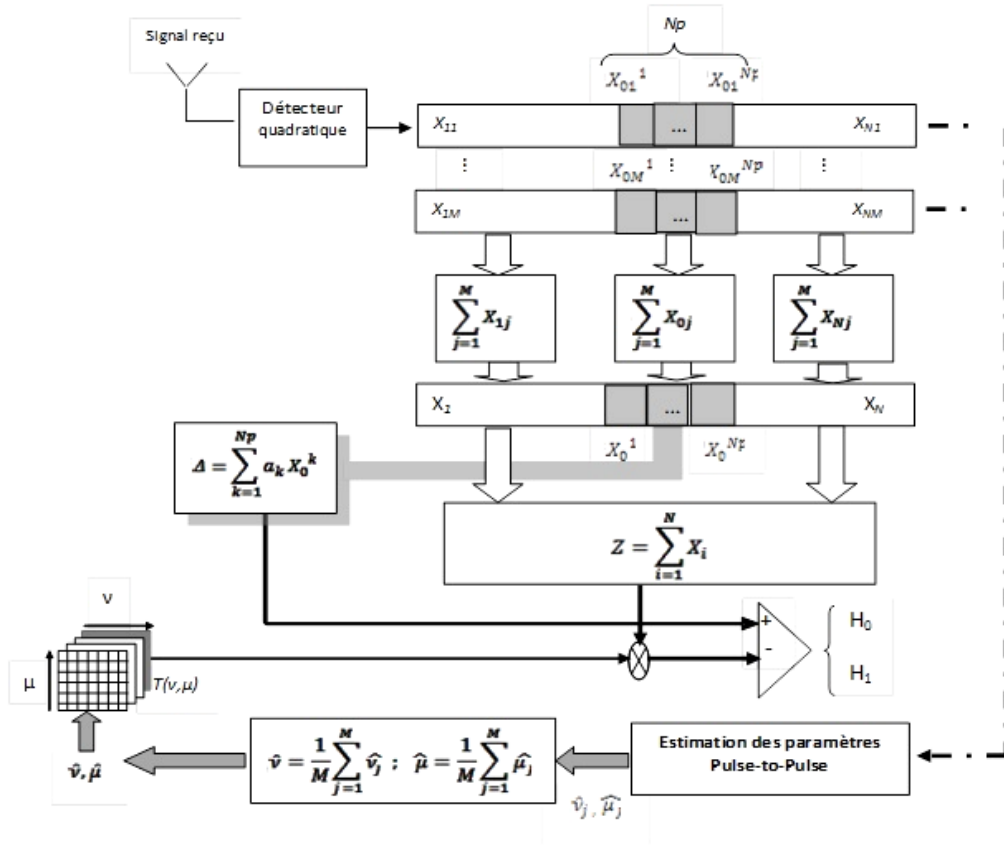


Figure 3.2: Schéma fonctionnel du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR

3.2.5 Estimation des paramètres de la distribution K dans le cas de plusieurs impulsions (pulse to pulse ML/MOM)

La méthode du Maximum Likelihood /Moments (ML/MOM) est une méthode d'estimation des paramètres de forme et d'échelle de la distribution K [39]. Celle-ci a été explorée dans le détecteur CA-LT-CFAR dans le cadre de la détection de cibles réparties avec estimation des paramètres en cas mono impulsion dans [68]. Comme mentionné précédemment, le M-pulse CA-LT-CFAR est une extension du détecteur CA-LT-CFAR pour le cas de plusieurs impulsions (multi-pulse), il serait donc opportun d'adapter la méthode du ML/MOM à la structure multi-pulse afin d'estimer les paramètres de chaque impulsion. Tout au long de notre étude, ce procédé sera appelé (pulse to pulse ML/MOM).

Dans le schéma de détection proposé la structure du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR est associé à la méthode (pulse to pulse ML/MOM) afin d'estimer les paramètres de forme et d'échelle de chaque impulsion, $\hat{\nu}_j$ et $\hat{\mu}_j$, ($j=1,2,\dots,M$), respectivement. En tenant compte des étapes de dérivation des estimations de ces paramètres dans le cas d'une seule impulsion (mono impulsion) [39] et de la méthode graphique originalement proposé dans [68] pour la dérivation des estimations du paramètre de forme, nous développons ci-dessous les étapes de la méthode (pulse to pulse ML/MOM).

Tout d'abord, la fonction $g_\lambda(\nu)$, est définie pour différentes valeurs du paramètre de forme ν en utilisant les moments d'ordre λ comme suit [39]:

$$g_\lambda(\hat{\nu}) = \log \left[\frac{\Gamma(\hat{\nu} + 1)}{\Gamma\left(\hat{\nu} + 1 + \frac{\lambda}{2}\right)} \right] + \frac{\lambda\Psi(\hat{\nu} + 1)}{2} \quad (3.15)$$

où $\Gamma(\cdot)$ and $\Psi(\cdot)$ sont la fonction Gamma et la fonction Digamma, respectivement.

Cette fonction $g_\lambda(\hat{\nu})$ peut être également exprimée en fonction des données expérimentales, à savoir les échantillons du clutter X_i [39]. Toutefois, dans la structure du M-pulse CA-LT-CFAR, il s'agit d'estimer les paramètres du clutter pour chaque impulsion donnée. Ainsi, les paramètres de forme et d'échelle pour chaque impulsion sont notés $\hat{\nu}_j$ ($j=1,2,\dots,M$) et $\hat{\mu}_j$ ($j=1,2,\dots,M$) respectivement.

Par conséquent, nous proposons de définir la fonction $g_\lambda(\hat{\nu}_j)$ en utilisant les échantillons X_{ij} ($i=1,\dots,N$ et $j=1,2,\dots,M$) comme suit :

$$g_\lambda(\hat{\nu}_j) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log(X_{ij}^\lambda) - \log \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_{ij}^\lambda \right] + \frac{\lambda Y}{2} + \log \left[\Gamma\left(1 + \frac{\lambda}{2}\right) \right] \quad j = 1, 2, \dots, M \quad (3.16)$$

L'estimation du paramètre de forme $\hat{\nu}_j$ est obtenue en inversant la fonction $g_\lambda(\hat{\nu}_j)$ comme suit :

$$\hat{\nu}_j = g_\lambda^{-1} \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log(X_{ij}^\lambda) - \log \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_{ij}^\lambda \right] + \frac{\lambda Y}{2} + \log \left[\Gamma \left(1 + \frac{\lambda}{2} \right) \right] \right) \quad (3.17)$$

Étant donné que l'équation précédente n'a pas de solution analytique, nous proposons d'utiliser les étapes suivantes :

- Tabuler la fonction $g_\lambda(\nu)$ pour différentes valeurs entières et demi-entières du paramètre de forme ν en utilisant l'équation (3.15)
- L'estimation du paramètre de forme $\hat{\nu}_j$ est calculé pour chaque impulsion j en utilisant les données expérimentales X_{ij} selon Eq(3.16) et est approximée à la valeur entière ou demi entière la plus proche.
- Une fois le paramètre de forme estimé, le paramètre d'échelle , $\hat{\mu}_j$, pour chaque impulsion j , peut être calculé comme suit :

$$\hat{\mu}_j = \frac{1}{2} \exp \left(\frac{Y - \Psi(\hat{\nu}_j + 1)}{2} + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log(X_{ij}) \right) \quad (3.18)$$

où $\gamma = 0.5772$ est la constante d'Euler.

Par conséquent, les estimations des paramètres de forme et d'échelle ($\hat{\nu}, \hat{\mu}$) pour le M-pulse CA-LT-CFAR sont calculées comme étant les moyennes des valeurs estimées pour chaque impulsion :

$$\hat{\nu} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \hat{\nu}_j \quad \text{et} \quad \hat{\mu} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \hat{\mu}_j \quad (3.19)$$

Ces paramètres estimés sont comparés aux valeurs entières et demi entières les plus proches dans les tables de correspondance afin de sélectionner la valeur adéquate du facteur de seuillage $T(\nu, \mu)$. Le schéma fonctionnel décrivant la procédure d'estimation (pulse to pulse ML/MOM) est présenté par la Figure.3.3

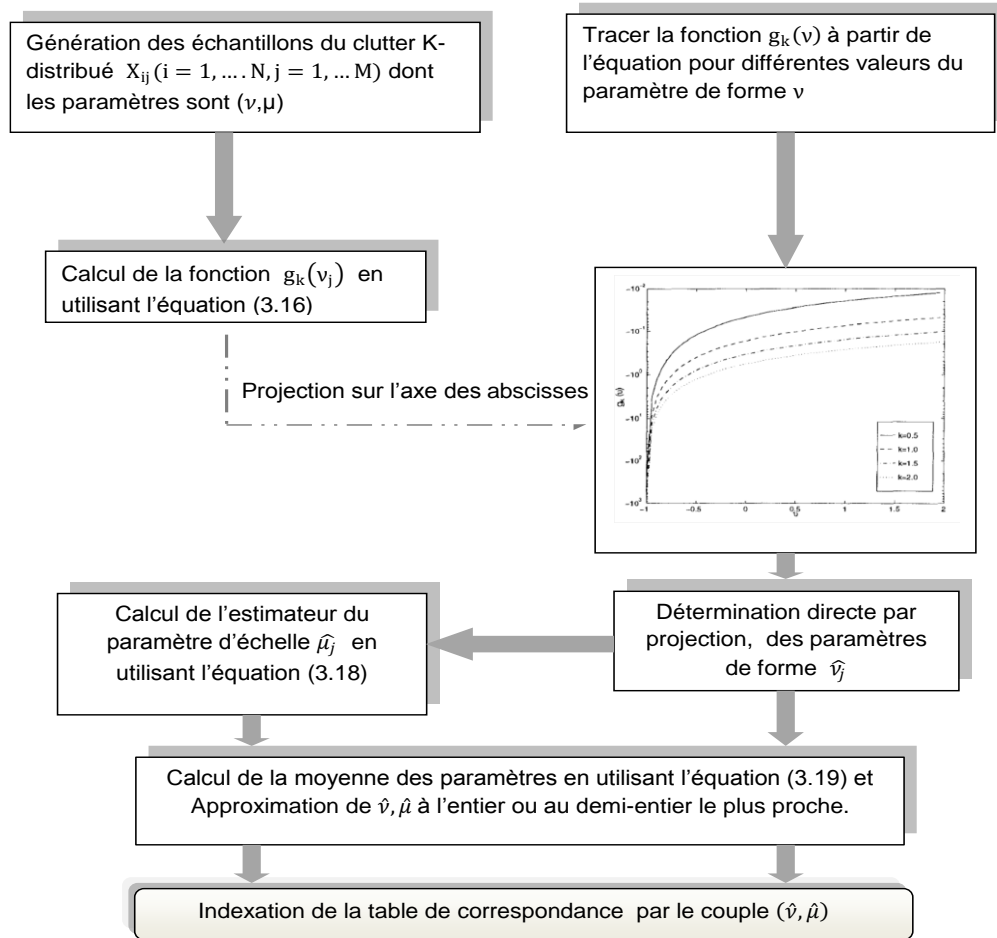


Figure 3.3: Schéma fonctionnel de la procédure d'estimation impulsion par impulsion.

3.2.6 Analyse des performances du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR

En détection radar, plusieurs facteurs agissent sur la qualité de la détection, tels que les paramètres du clutter : paramètre de forme et d'échelle (ν, μ), la corrélation entre les cellules adjacentes, caractérisée par un coefficient de corrélation, noté ρ , ainsi que le profil énergétique de la cible, soit le modèle MDS. D'autres paramètres importants sont : le rapport Signal sur

Clutter (Signal to Clutter Ratio :SCR) qui représente la puissance de la cible par rapport à celle du clutter , la Probabilité de fausses alarmes (Pfa). Ceci dit, cette section est consacrée à l'analyse des performances du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR dans un clutter K-distribué de paramètres inconnus et avec intégration non cohérente de M impulsions en considérant différents modèles MDS et les comparons à celles de l'OS-GLRT [70].

3.2.6.1 Hypothèses de simulation

Afin d'évaluer les performances du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR, nous avons mené une série de simulations Monte Carlo, en utilisant l'outil Matlab . Les hypothèses que nous avons considérées sont les suivantes :

- Sous l'hypothèse H_0 , le groupe sous test contient du clutter (K-distribué) seulement .
- Sous l'hypothèse H_1 , le groupe sous test contient du clutter (K-distribué) et une cible répartie de type MDS (Tableau.3.1)
- Une fenêtre de référence de taille $N=64$.
- Un nombre de cellules primaires $N_p=3, 4$ et 5 .
- Le nombre d'impulsions $M=2, 4$ et 8 .
- Un clutter K-distribué partiellement corrélé : les composantes texture et speckle dont les coefficients de corrélation, notés ρ_τ et ρ_S respectivement présentent les corrélations suivantes :
 - La texture est décorrelée d'une cellule à une autre ($\rho_\tau = 0$)
 - La texture est complètement corrélée d'une impulsion à une autre ($\rho_\tau = 1$)
 - Le speckle est décorrelée d'une cellule à une autre ($\rho_S = 0$)
 - Le speckle est partiellement corrélé d'une impulsion à une autre ($\rho_S = 0.9$)
- Les couples de paramètres $(\nu, \mu) = (1,1), (1.5,1), (2,1)$ et $(2.5,1)$
- Une probabilité de fausses alarmes $P_{fa}=10^{-3}$, sachant que le nombre d'itérations indépendantes de Monte Carlo (MC) est de $100/P_{fa}$.
- Un SCR définissant le rapport de la puissance moyenne (P_s) de la cible et de la puissance moyenne du clutter (P_c). Il est exprimé en décibel (dB) :

$$SCR = 10 \log_{10} \left(\frac{2\sigma^2}{\left(\frac{\nu}{\mu}\right)^2 + \frac{\nu}{\mu^2}} \right) \quad (3.20)$$

où σ représente le paramètre d'une cible fluctuant selon la distribution Rayleigh, et est utilisé pour générer le groupe sous test $X_{0j}^k, j = 1, 2, \dots, M, k = 1, 2, \dots, Np$, pour différentes valeurs de SCR.

Model	Position du réflecteur			
	1	2	...	Np
1	$1/Np$	$1/Np$		$1/Np$
2	0.5	$0.5/(Np - 1)$		$0.5/(Np - 1)$
3	0.9	$0.1/(Np - 1)$		$0.5/(Np - 1)$

Tableau 3.1: Position des réflecteurs dominants et proportion d'énergie rétrodiffusée par chacun pour différents modèles MDS

3.2.6.2 Génération d'un clutter K-distribué partiellement corrélé pour un traitement multi-impulsion

Nous tenons dans cette section à présenter le processus de génération du clutter K-distribué, avec une texture et speckle présentant une corrélation temporelle complète et partielle respectivement (pulse to pulse), et une décorrélation d'une cellule à une autre (range cell to range cell). Nous caractérisons la corrélation de la texture et du speckle par leurs coefficients de corrélation, notés : ρ_τ et ρ_s et par leurs matrices de covariance respectives M_τ et M_s .

Etant donné que la texture est complètement corrélée d'une impulsion à une autre, et que le speckle est partiellement corrélé d'une impulsion à une autre (fortement corrélé), leurs coefficients de corrélation sont égaux à : 1 et 0.9 respectivement. Pour cela, la texture est générée comme un vecteur Gamma distribué de paramètres (ν, μ) de longueur N, et ce vecteur est le même pour toutes les impulsions (le même vecteur pour les 'M' impulsions : corrélation

complète). Ainsi, nous obtenons une matrice de données de dimensions (M*N), dont les éléments de toutes les lignes sont identiques.

Par ailleurs, pour le speckle, il suit une distribution exponentielle fortement corrélée et est générée en utilisant deux séquences de distribution Gaussienne (représentant les composantes en phase I et en quadrature Q) de longueur 'M', partiellement corrélées avec $\rho = 0.9$, celles-ci sont élevées au carré et additionnées afin d'obtenir un vecteur de longueur 'M' dont les éléments suivent une distribution exponentielle. Cette étape est répétée 'N' fois avec d'autres vecteurs Gaussiens, mais en considérant le même coefficient de corrélation, afin d'obtenir 'N' vecteurs de longueur 'M', constituant la matrice de données du speckle, de dimensions (M*N).

La matrice de covariance du speckle, ayant une structure Markovienne, est de la forme :

$$Ms(i, j) = \rho_S^{|i-j|} \quad i, j = 1, 2, \dots, M \quad (3.21)$$

Le clutter K-distribué, noté X_{ij} est de dimension (M*N) est le produit point par point des échantillons texture et speckle, notées τ_{ij} et S_{ij} respectivement :

$$X_{ij} = \tau_{ij}S_{ij} = \tau_{ij}(I_{ij}^2 + Q_{ij}^2) \quad (3.22)$$

La Figure 3.4 illustre la structure de données comme étant une matrice de dimensions (M*N), c'est-à-dire que nous disposons de M lignes et N colonnes, dont chaque élément est exprimé en fonction des échantillons des deux composantes speckle et texture.

$j=1$	$\tau_{11}S_{11}$	$\tau_{N1}S_{N1}$
$j=2$	$\tau_{12}S_{12}$	$\tau_{N2}S_{N2}$

$j=M$	$\tau_{1M}S_{1M}$	$\tau_{NM}S_{NM}$

Figure 3.4: Structure de données du clutter K-distribué pour une architecture multi impulsion

Dans le but d’expliquer la méthode de génération des deux composantes speckle et texture, il est important de spécifier la structure de données de chacune d’entre elles :

La composante texture est sous forme d’une matrice de données dont les dimensions sont (M*N), ainsi nous définissons la texture pour chaque impulsion ‘j’ où j=1,...,M comme suit :

- La première impulsion (j=1)

$$\tau_{i1} = [\tau_{11}, \quad \tau_{21}, \dots, \tau_{N1}] \tag{3.23}$$

- La deuxième impulsion (j=2)

$$\tau_{i2} = [\tau_{12}, \quad \tau_{22}, \dots, \tau_{N2}] \tag{3.24}$$

- La M^{ème} impulsion (j=M)

$$\tau_{iM} = [\tau_{1M}, \quad \tau_{2M}, \dots, \tau_{NM}] \tag{3.25}$$

Compte tenu des hypothèses de corrélation de la composante texture, celle-ci est complètement corrélée d'une impulsion à une autre. Par conséquent, nous avons un seul vecteur texture, noté $\tau = [\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_N]$ qui reste inchangé pour toutes les impulsions. Il s'agit donc de générer M fois le même vecteur τ , qui est Gamma distribué de paramètres (ν, μ) et de longueur N.

Pour la composante speckle, nous utilisons les composantes en phase et en quadrature de phase de ce dernier, notées I_{ij} et Q_{ij} respectivement. Ces vecteurs Gaussiens sont chacun de longueur 'M' et sont partiellement corrélés ($\rho = 0.9$), ils sont élevés au carré et sommés pour donner le speckle au point 'ij', comme suit :

$$S_{ij} = (I_{ij}^2 + Q_{ij}^2) \quad (3.26)$$

Pour la structure Multi impulsion, nous générons 'N' vecteurs en phase et 'N' vecteurs et quadrature de phase, où chaque vecteur est de longueur 'M', nous utilisons 'N' vecteurs Gaussiens multidimensionnels (DGM) de matrice M_S .

Les vecteurs de la composante speckle pour chaque impulsion 'j' sont définis comme suit :

- La première impulsion ($j=1$)

$$S_{i1} = [S_{11}, S_{21}, \dots, S_{N1}] = (I_{i1}^2 + Q_{i1}^2) \quad (3.27)$$

- La deuxième impulsion ($j=2$)

$$S_{i2} = [S_{12}, S_{22}, \dots, S_{N2}] = (I_{i2}^2 + Q_{i2}^2) \quad (3.28)$$

- La M^{ème} impulsion ($j=M$)

$$S_{iM} = [S_{1M}, S_{2M}, \dots, S_{NM}] = (I_{iM}^2 + Q_{iM}^2) \quad (3.29)$$

La méthode de génération de ces composantes est détaillée dans la Figure 3.5 :

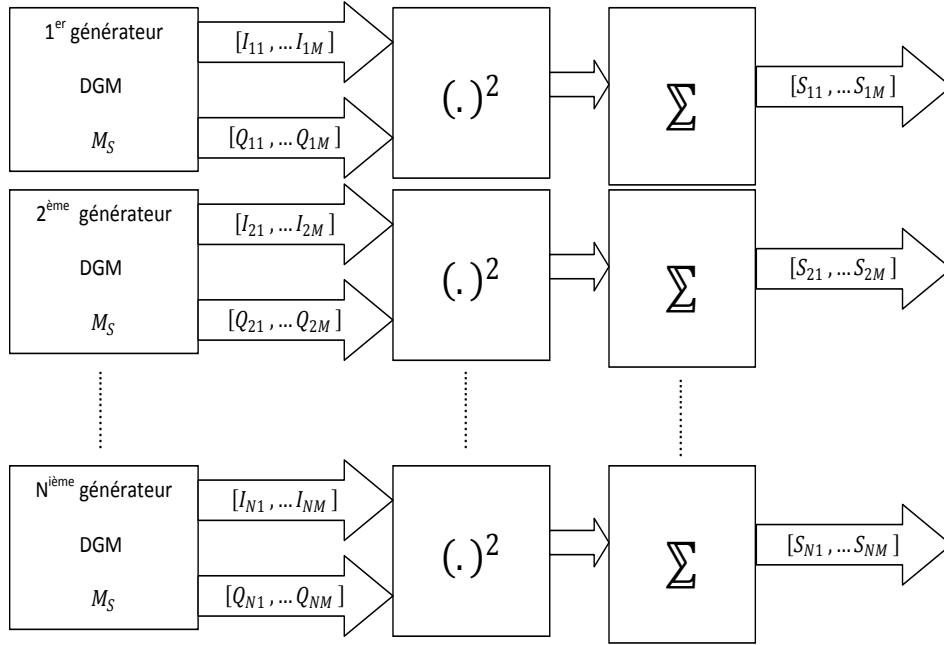


Figure 3.5: Processus de génération de la composante speckle partiellement corrélé pour une structure multi impulsion

3.2.6.3 Génération des cibles

- Cas de cible ponctuelle

Il est admis que le contenu de la cellule sous test diffère selon le cas où :

- a. La cellule sous test contient une cible Rayleigh noyée dans un clutter Rayleigh (CUT=cible Rayleigh+clutter Rayleigh) , tel que :

$$CUT = [(I_{cible} + I_{clutter})^2 + (Q_{cible} + Q_{clutter})^2]^{1/2} \quad (3.30)$$

Si les PDFs de I_{cible} , $I_{clutter}$, Q_{cible} et $Q_{clutter}$ sont Gaussiennes, la pdf de la cellule sous test donnée par l'équation(3.30) est de type Rayleigh.

- b. La cellule sous test (CUT) contient une cible Rayleigh noyée dans un clutter K-distribué (CUT=cible Rayleigh+ clutter K). Dans ce cas, nous ne pouvons pas connaître la nature des PDFs de I_{cible} , $I_{clutter}$, Q_{cible} et $Q_{clutter}$, alors nous utilisons la construction vectorielle [6] donnée par la formule :

$$CUT = \left[|\overrightarrow{cible}|^2 + |\overrightarrow{clutter}|^2 + 2 * |\overrightarrow{cible}| * |\overrightarrow{clutter}| * \cos\varphi \right]^{1/2} \quad (3.31)$$

où $|\overrightarrow{cible}|$ et $|\overrightarrow{clutter}|$ ont des PDF Rayleigh et K respectivement, φ étant une variable aléatoire uniformément distribuée sur $[0, 2\pi]$

Cette construction vectorielle est illustrée dans la Figure 3.6

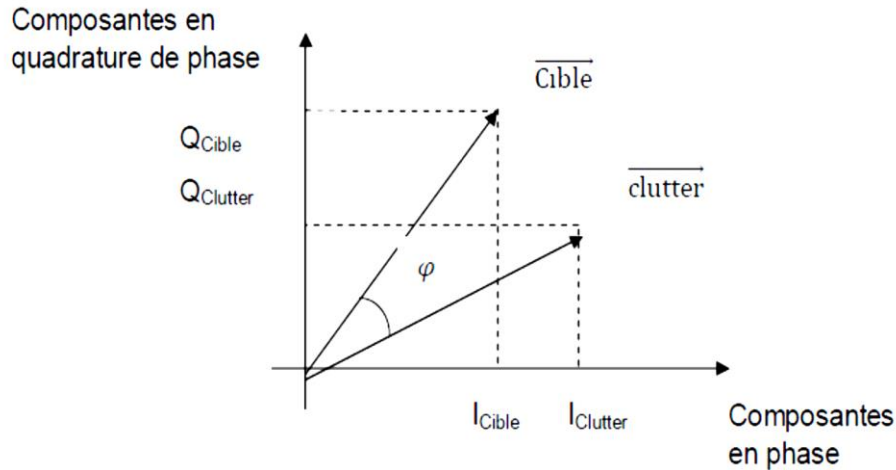


Figure 3.6: Représentation géométrique des vecteurs clutter et cibles.

- **Cas de cibles réparties**

Dans le cas de cibles réparties, il ne s'agit plus d'une seule cellule sous test (CST), mais plutôt d'un groupe de cellules (cellules primaires). Ainsi, pour N_p cellules sous test contenant

chacune l'ensemble (clutter +cible), notées $CUT_1, CUT_2, \dots, CUT_{Np}$, nous utilisons l'équation (3.31) comme suit :

$$CUT_1 = \left[|\overrightarrow{cible_1}|^2 + |\overrightarrow{clutter_1}|^2 + 2 * |\overrightarrow{cible_1}| * |\overrightarrow{clutter_1}| * \cos\varphi \right]^{1/2} \quad (3.32)$$

$$CUT_2 = \left[|\overrightarrow{cible_2}|^2 + |\overrightarrow{clutter_2}|^2 + 2 * |\overrightarrow{cible_2}| * |\overrightarrow{clutter_2}| * \cos\varphi \right]^{1/2} \quad (3.33)$$

$$CUT_{Np} = \left[|\overrightarrow{cible_{Np}}|^2 + |\overrightarrow{clutter_{Np}}|^2 + 2 * |\overrightarrow{cible_{Np}}| * |\overrightarrow{clutter_{Np}}| * \cos\varphi \right]^{1/2} \quad (3.34)$$

La cellule sous test est une combinaison linéaire des Np cellules contenues dans le groupe sous test. Par conséquent, l'équation que nous utilisons pour la génération de cibles réparties est de la forme :

$$CUT = CUT_1 + CUT_2 + \dots + CUT_{Np} \quad (3.35)$$

3.2.6.4 Tables de correspondance

Les valeurs du facteur de seuillage T maintenant une P_{fa} constante de 10^{-3} sont empiriquement calculés pour différents couples de paramètres (ν, μ) en utilisant la méthode de Monte Carlo . Ces valeurs sont présentées dans les Tableaux 3.2, 3.3 et 3.4 pour $M=2$ et $Np=3$, $M=2$ et $Np=5$ et $M=8$, $Np=5$ respectivement.

$\nu \backslash \mu$	1	1.5	2	2.5
1	0.108	0.093	0.084	0.079
1.5	0.108	0.093	0.084	0.080
2	0.109	0.093	0.085	0.080

Tableau 3.2: Facteur de seuillage T pour $M=2$, $Np=3$, $P_{fa}=10^{-3}$

$\mu \backslash \nu$	1	1.5	2	2.5
1	0.074	0.065	0.060	0.056
1.5	0.074	0.065	0.060	0.056
2	0.074	0.065	0.060	0.056

Tableau 3.3: Facteur de seuillage T pour M=2 , Np=5, Pfa=10⁻³

$\mu \backslash \nu$	1	1.5	2	2.5
1	0.066	0.057	0.058	0.050
1.5	0.066	0.057	0.058	0.050
2	0.066	0.057	0.058	0.050

Tableau 3.4: Facteur de seuillage T pour M=8 , Np=5, Pfa=10⁻³

A partir des Tableaux 3.2 , 3.3 et 3.4 , nous observons que le détecteur M-pulse CA-LT-CFAR présente des facteurs de seuillage plus petits pour des valeurs élevés du paramètre de forme α . Nous observons que le facteur T n'est pas affecté par le paramètre d'échelle μ . Aussi , en comparant les Tableaux 3.2 et 3.3 , nous remarquons qu'il existe une relation entre le facteur de seuillage T et le nombre de cellules primaires. En effet , le facteur de seuillage requis pour maintenir une Pfa constante pour Np=3 est plus grand que celui requis pour Np=5, et ce pour n'importe quel couple de paramètres (v, μ). En comparant les Tableaux 3.3 et 3.4, nous remarquons qu'il existe une relation entre le facteur de seuillage T et le nombre d'impulsions M. En effet , le facteur de seuillage requis pour maintenir une Pfa constante pour Np=5 et M=2 est plus grand que celui requis pour M=8 et Np=5, et ce pour n'importe quel couple de paramètres (v, μ). D'autres valeurs de facteurs de seuillage sont illustrés dans des Tables de correspondance pour différents paramètres dans l'Annexe A.

3.2.7 Performances de détection

Dans le but d'analyser l'effet de la résolution du radar, et les différents modèles MDS sur les performances du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR, nous présentons dans ce qui suit la P_d du détecteur proposé pour différents SCR.

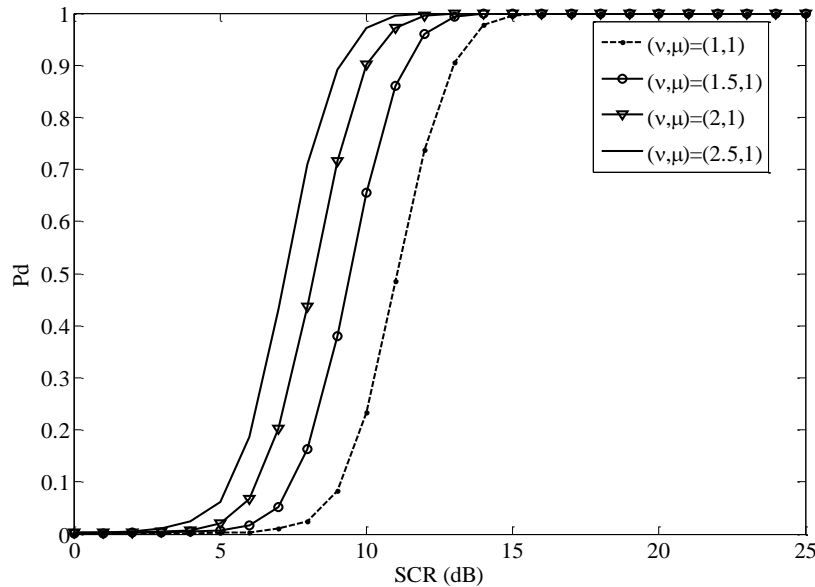


Figure 3.7: Effet des paramètres du clutter sur les performances du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR pour $N=64$, $M=2$, $N_p=3$, MDS-1 $P_{fa}=10^{-3}$.

A partir de la Figure 3.7, nous constatons que la P_d du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR croît avec le paramètre de forme v . La Figure 3.8 représente les performances du M-pulse CA-LT-CFAR pour $M=2$ impulsions et pour différents modèles MDS, en considérant que la cible est répartie sur $N_p=3$. Nous constatons que les meilleures performances sont obtenues avec le modèle MDS-1. Ces performances se dégradent considérablement avec le modèle MDS-2 et MDS-3. Ceci peut être interprété par le fait que le modèle uniforme, c'est-à-dire, le modèle dans lequel l'énergie de la cible est uniformément distribuée sur les cellules primaires, nous permet d'avoir de meilleures performances que le modèle non uniforme. Toutefois, le modèle MDS-2 présente de meilleures performances que le modèle MDS-3, ainsi, nous pouvons

conclure que pour les modèles non uniformes, plus l'énergie est concentrée dans une cellule (MDS-3), plus le performances se dégradent.

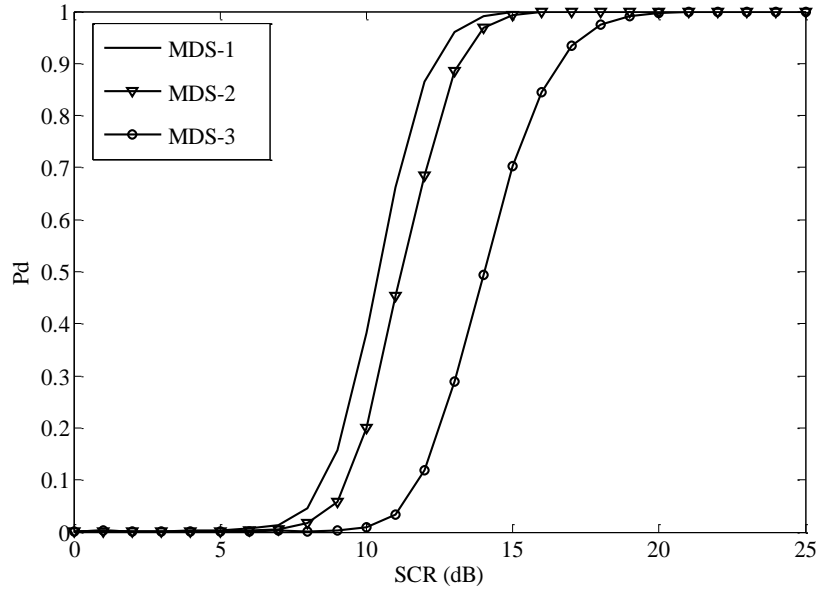


Figure 3.8: Performances du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR pour différents modèles MDS pour M=2, Np=3, Pfa=10⁻³, N=64.

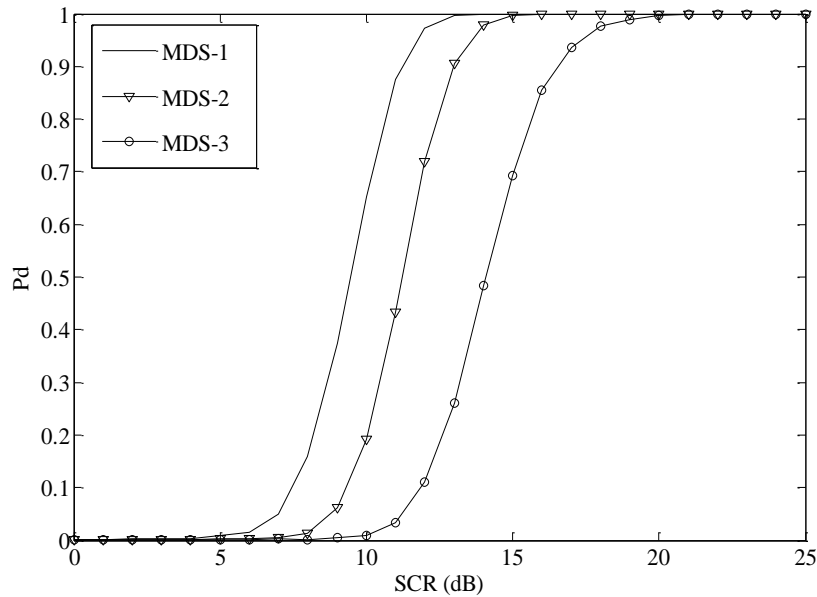


Figure 3.9: Performances du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR pour différents modèles MDS pour M=2, Np=4, Pfa=10⁻³, N=64.

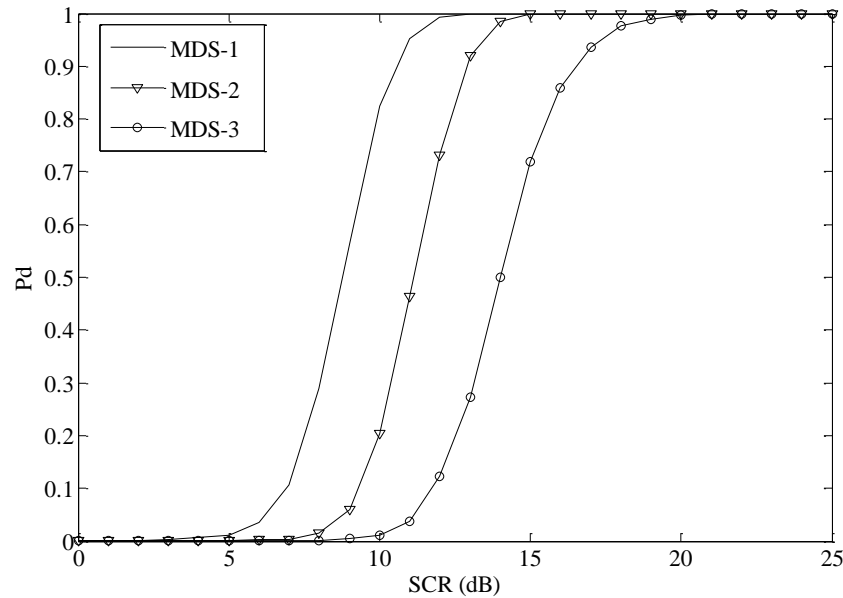


Figure 3.10: Performances du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR pour différents modèles MDS pour $N=64$, $M=2$, $N_p=5$, $P_{fa}=10^{-3}$

A partir des Figures 3.9 et 3.10 représentant les performances du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR pour différents modèles MDS pour $M=2$, et pour $N_p=4$ et $N_p=5$ respectivement, nous constatons que le modèle MDS-1 présente toujours de meilleures performances. Par ailleurs, nous constatons que l'augmentation du nombre de cellules primaires N_p nous permet d'avoir de meilleures performances.

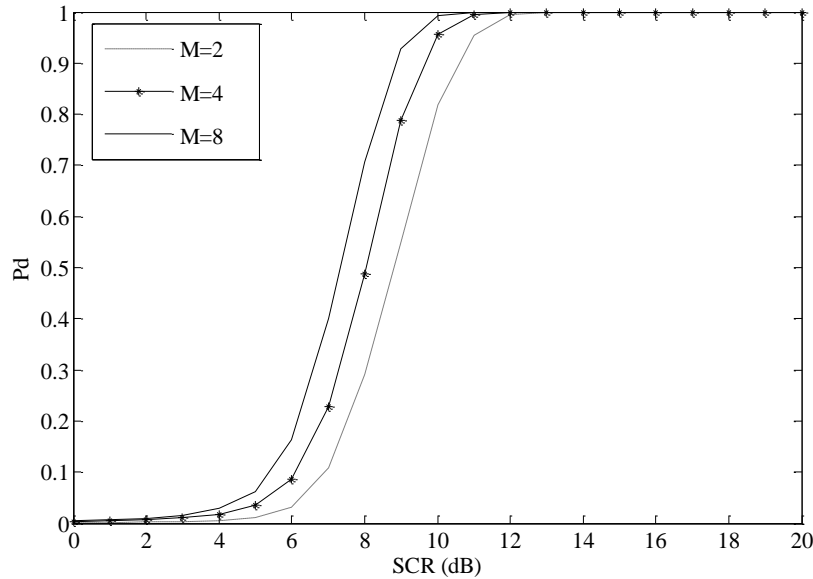


Figure 3.11: Effet du nombre d'impulsions intégrées sur les performances du détecteur M-pulse CA LT pour MDS-1, $N_p=5$, $P_{fa}=10^{-3}$, $N=64$.

Dans la Figure 3.11, nous présentons les performances du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR pour une cible est répartie selon le modèle MDS-1 ($N_p=5$), et différents nombres d'impulsions intégrées ($M=2, M=4, M=8$). Nous remarquons que l'augmentation du nombre d'impulsions intégrées permet d'améliorer les performances du détecteur proposé.

Un autre aspect important est celui du maintien de la propriété CFAR du M-pulse CA-LT-CFAR par rapport au paramètre de forme v . En réalité, l'association de la procédure d'estimation des paramètres à la structure du détecteur permet une indexation des Tables de correspondance et une sélection automatique du facteur de seuillage adéquat, ce qui permet le maintien d'une P_{fa} constante quelque soit le couple de paramètres considéré. Ceci est clairement illustré dans la Figure 3.12 dans laquelle nous avons tracé la P_{fa} du détecteur proposé pour différentes valeurs du paramètre de forme v . Pareillement, nous avons tracé la P_{fa} du détecteur proposé pour différentes valeurs du paramètre d'échelle μ .

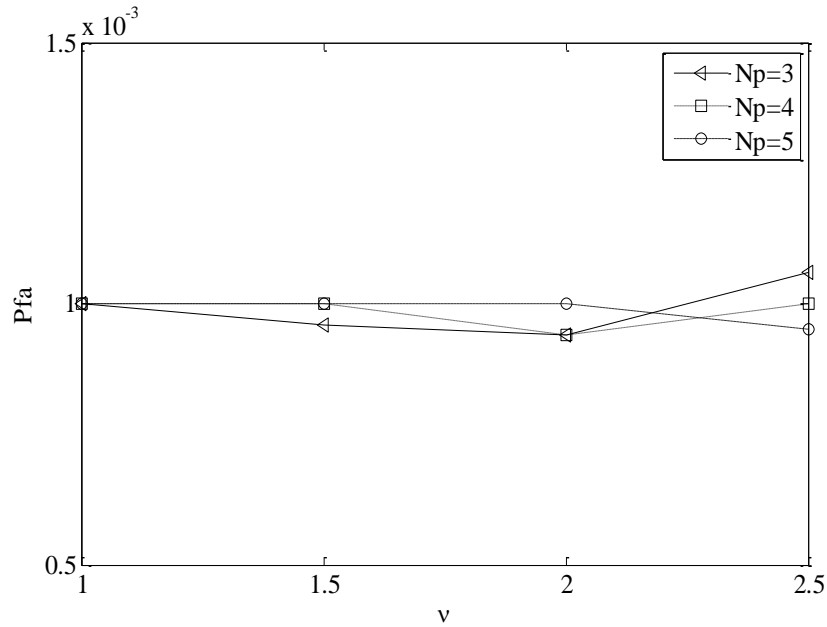


Figure 3.12: Pfa du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR pour différentes valeurs du paramètre de forme ν

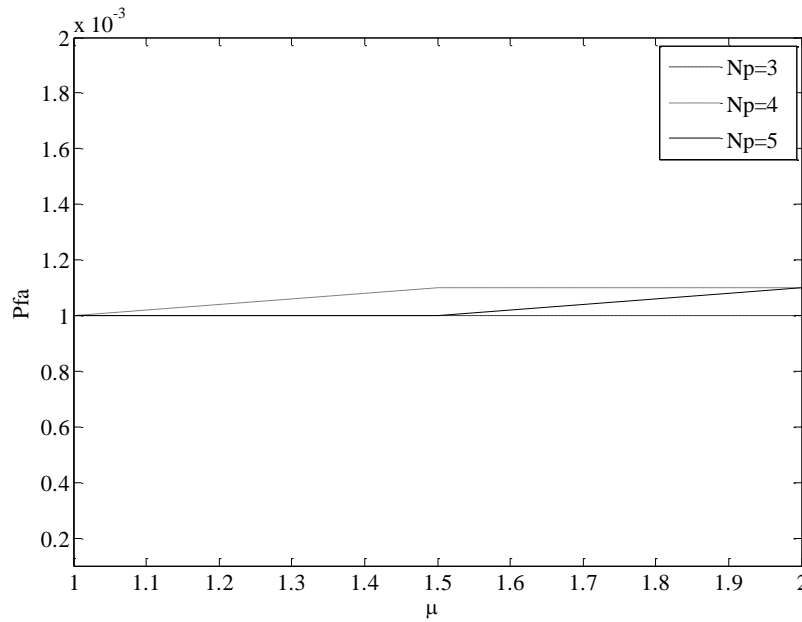


Figure 3.13: Pfa du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR pour différentes valeurs du paramètre d'échelle μ

Nous constatons à partir des Figures 3.12 et 3.13 que la Pfa du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR est constante pour toutes les valeurs des paramètres ν et μ . Ceci étant, nous pouvons dire que le détecteur M-pulse CA-LT-CFAR est CFAR.

Pour des raisons de comparaison, nous avons comparé les performances du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR à celles du détecteur OS-GLRT [70], pour différents modèles MDS en considérant $M=2$, $N_p=3$, $N=32$ et une $P_{fa}=10^{-4}$. Les performances de ces détecteurs sont présentées dans la Figure 3.14. Celle-ci montre que les deux détecteurs présentent de meilleures performances avec le modèle MDS-1, et que celles-ci commencent à se dégrader avec MDS-2 et MDS-3. Un autre résultat important est que le détecteur M-pulse CA-LT-CFAR présente de meilleures performances que celles de l'OS-GLRT.

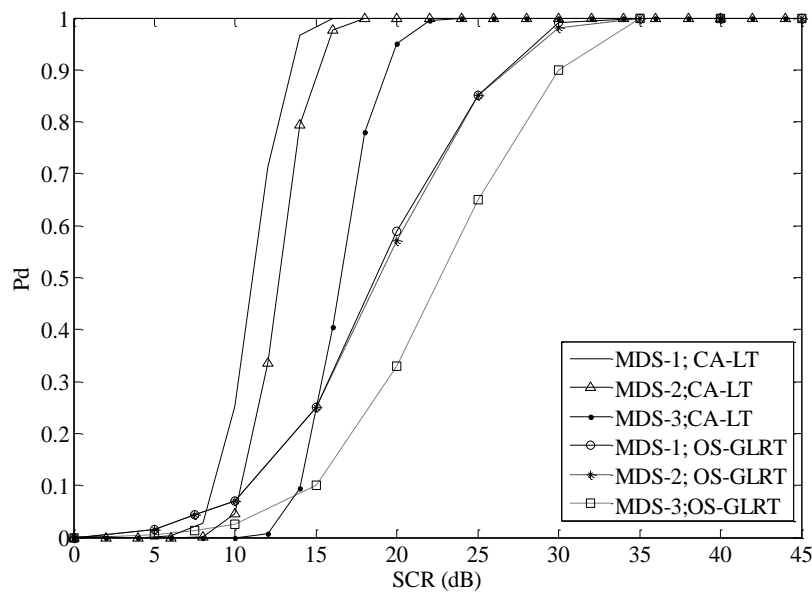


Figure 3.14: Comparaison des performances du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR à celles du détecteur OS-GLRT.

3.3 Détection de cibles réparties basée sur les détecteurs à niveau moyen et l'utilisation des tables de correspondance dans un clutter Gaussien composé avec texture Inverse Gamma.

3.3.1 Introduction

Dans ce qui suit, nous abordons le problème de la détection CFAR de cibles réparties dans un clutter Gaussien composé, dont la texture suit la distribution Inverse Gamma. Nous proposons deux approches de détection basées sur les détecteurs à niveau moyen Greatest Of (GO) et Smallest Of (SO) et sur l'utilisation des tables de correspondance (Lookup Tables :LT), à savoir, le GO-LT-CFAR et le SO-LT-CFAR. Il est important de préciser que nous supposons que les paramètres du clutter, en l'occurrence, le paramètre de forme α et le paramètre d'échelle β , ne sont pas connus. Par ailleurs, il est admis que les paramètres sont intimement liés au seuil adaptatif, maintenant une Pfa constante, ce qui nous conduit à utiliser une approche de détection avec estimation temps réel des paramètres du clutter. Cette approche a été proposée pour la détection de cibles réparties dans un clutter K-distribué de paramètres inconnus [68]. Ainsi, nous focaliserons dans ce chapitre le principe des détecteurs proposés, ainsi que le concept de la méthode d'estimation utilisé. Nous présenterons également les tests d'hypothèses statistiques des deux détecteurs. Enfin, les performances de ces détecteurs sont analysées en considérant différents modèles MDS.

3.3.2 Modèle de clutter et modèle de cible

3.3.2.1 Modèle de clutter

Dans le modèle Gaussien composé, les échantillons du clutter e_i sont modélisés comme étant le produit de deux composantes, notamment, la composante texture et la composante speckle, notées τ_i et S_i , respectivement :

$$e_i = \sqrt{\tau_i} S_i \quad (3.36)$$

Où $S_i = S_{iI} + jS_{iQ}$ avec S_{iI} et S_{iQ} les composantes en phase (I) et en quadrature de phase (Q) de S_i respectivement [74].

Dans cette étude, nous considérons le modèle Gaussien composé avec texture Inverse Gamma [76], dans lequel $1/\tau_i$ suit une distribution Gamma. La PDF de τ_i est donnée par la forme [75, 76]:

$$f_{\tau}(\tau; \alpha, \beta) = \frac{1}{\beta^{\alpha} \Gamma(\alpha)} \tau^{-(\alpha+1)} e^{-1/\beta\tau} \quad (3.37)$$

Où α est le paramètre de forme et β est le paramètre d'échelle.

$\Gamma(\cdot)$ est la fonction Gamma.

En considérant le module des échantillons du clutter, notés X_i :

$$X_i = |e_i| = \sqrt{\tau_i} |S_i| \quad (3.38)$$

La PDF de X_i est donnée par [74]:

$$f_{X_i}(x) = \frac{2x\beta\Gamma(\alpha+1)}{(\beta x^2 + 1)^{\alpha+1}\Gamma(\alpha)} \quad (3.39)$$

3.3.2.2 Modèle de la cible

Rappelons que dans le cadre de notre étude, la cible est répartie sur un nombre de cellules primaires (N_p), et que son énergie totale est la somme pondérée des énergies réfléchies par chacune d'entre elles. Pour cela, nous considérons deux modèles MDS, l'énergie rétrodiffusée par chaque cellule ainsi que la position des réflecteurs dominants sont donnés dans la Tableau 3.5

Model Nombre	Cell nombre			
	1	2	...	Np
1	1/Np	1/Np	...	1/Np
2	1/2	1/2	0	0
3	1	0	0	0

Tableau 3.5: Répartition d'énergie pour Np=4 et coefficients de pondération

3.3.3 Détecteurs à niveau moyen basé sur l'utilisation de tables de correspondance

3.3.3.1 Principe des détecteurs GO-LT-CFAR , SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR

Les détecteurs proposés sont conçus pour la détection de cibles réparties de type MDS dans un clutter Gaussien composé avec texture Inverse Gamma, dont les paramètres sont inconnus. Comme illustré dans la Figure 3.15, la structure des détecteurs proposés consiste en N cellules de références, utilisées pour estimer le niveau du clutter Z, et de Np cellules primaires. Nous considérons que nous disposons de deux demi fenêtres U et V :

$$U = \frac{2}{N} \sum_{i=1}^{\frac{N}{2}} X_i \tag{3.40}$$

$$V = \frac{2}{N} \sum_{i=\frac{N}{2}}^N X_i \tag{3.41}$$

Ainsi, l'estimation du niveau du clutter pour les détecteurs GO-LT-CFAR,SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR, notés respectivement : $Z_{CA-LT-CFAR}$, $Z_{SO-LT-CFAR}$ $Z_{GO-LT-CFAR}$ est donnée par :

$$Z_{GO-LT} = \max(U, V) \quad (3.42)$$

$$Z_{SO-LT} = \min(U, V) \quad (3.43)$$

Par conséquent, l'estimation du niveau du clutter pour le détecteur CA-LT-CFAR, Z_{CA-LT} est donnée par [68] :

$$Z_{CA-LT} = U + V \quad (3.44)$$

Étant donné que nous ne disposons pas d'une expression exacte de la probabilité de fausse alarme, Pfa, des détecteur à niveau moyen CA, GO et SO en milieu Gaussien composé, nous avons été amenés à utiliser des tables de correspondance. Cette approche consiste à calculer les facteurs de seuillage maintenant une Pfa constante par des moyens de simulations. il s'agit de calculer les valeurs du facteur T pour différents couples de paramètres (α, β) , et de les tabuler en fonction des différents paramètres considérés. A la phase de détection, les paramètres sont estimés en utilisant la méthode ML [74], et les valeurs estimés $(\hat{\alpha}, \hat{\beta})$, sont approximées aux valeurs entières ou demi entières les plus proches, et sont comparés aux valeurs dans les tables de correspondance afin de commuter vers la valeur adéquate du facteur T. Ce dernier est multiplié par l'estimation du niveau du clutter Z et est comparé à l'énergie totale de la cible afin de décider de la présence ou de l'absence de la cible parmi le groupe sous test.

Par conséquent, les tests d'hypothèses des détecteurs GO-LT-CFAR, SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR s'écrivent respectivement :

$$\sum_{k=1}^{Np} a_k X_0^k \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} T(\alpha, \beta) \begin{cases} \max(U, V) & GO - LT \\ \min(U, V) & SO - LT \\ U + V & CA - LT \end{cases} \quad (3.45)$$

- Cas d'une cible ponctuelle

Le test d'hypothèses précédent peut être utilisé pour la détection de cibles ponctuelles ($Np=1$), ce qui correspond à une seule cellule sous test (X_0) . Les tests d'hypothèses des détecteurs GO-LT-CFAR , SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR pour la détection de cibles ponctuelles s'écrivent donc de la forme :

$$X_0 \begin{cases} > T(\alpha, \beta) \\ < T(\alpha, \beta) \end{cases} \begin{cases} \max(U, V) & GO - LT \\ \min(U, V) & SO - LT \\ U + V & CA - LT \end{cases} \quad (3.46)$$

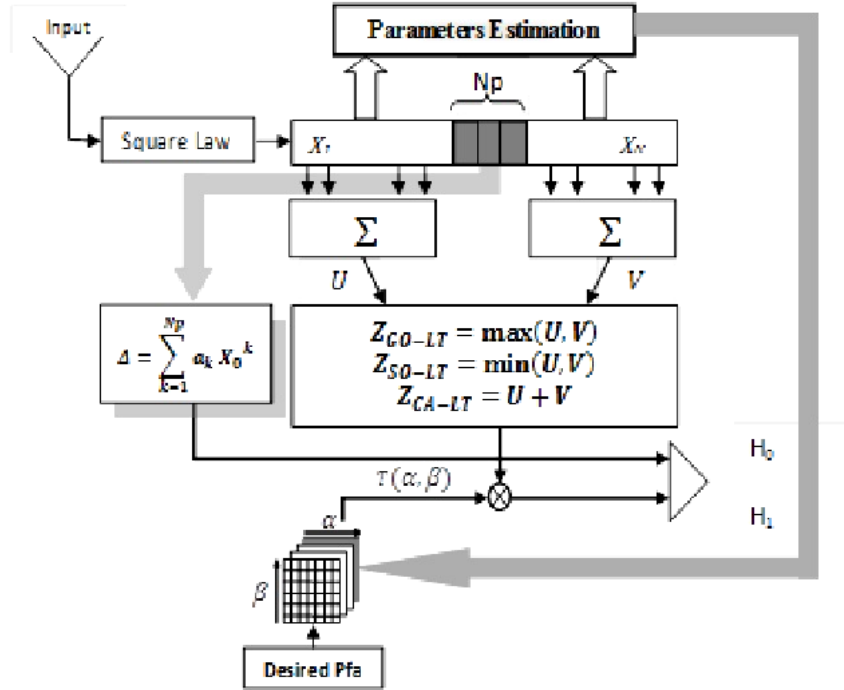


Figure 3.15: Structure des détecteurs GO-LT-CFAR, SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR pour la détection de cibles réparties

3.3.3.2 Estimation des paramètres du clutter

Les détecteurs proposés sont associés à l’approche d’estimation de vraisemblance maximale ML (Maximum Likelihood) , initialement proposée dans [74], dans le but de commuter vers la valeur du facteur de seuillage la plus adéquate parmi les valeurs pré-calculées et stockées dans les tables de correspondance. Cette méthode est basée sur l’estimation de paramètres de forme et d’échelle du modèle Gaussien composé avec texture Inverse Gamma. Comme présenté dans

[74], l'estimation du paramètre de forme $\hat{\alpha}$ est exprimée en fonction des échantillons du clutter X_i comme suit :

$$\hat{\alpha}_{ML} = \frac{N}{\beta \sum_{i=1}^N \frac{X(i)^2}{\beta X(i)^2 + 1}} - 1 \quad (3.47)$$

L'estimation du paramètre d'échelle s'effectue en utilisant la fonction Log Likelihood concentrée de β (concentrated Log Likelihood function of β), notée $\mathcal{L}_c(\beta)$ [74] :

$$\mathcal{L}_c(\beta) = \frac{N\beta \sum_{i=1}^N \frac{X(i)^2}{\beta X(i)^2 + 1}}{N - \beta \sum_{i=1}^N \frac{X(i)^2}{\beta X(i)^2 + 1}} - \sum_{i=1}^N \log(\beta X(i)^2 + 1) \quad (3.48)$$

3.3.4 Analyse des performances des détecteurs GO-LT-CFAR, SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR

Étant donné qu'il existe facteurs pouvant affecter les performances de détection des détecteurs GO-LT-CFAR, SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR, tels que les paramètres de forme et d'échelle (α, β), le profil énergétique de la cible, soit le modèle MDS et le nombre de cellules primaires N_p , nous examinons dans cette section les performances des détecteurs proposés en termes de Probabilité de détection, et ce à travers les simulation de Monte Carlo, en considérant différents couples de paramètres et différents modèles MDS.

3.3.4.1 Hypothèses de simulation

Les performances des détecteurs GO-LT-CFAR, SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR, ont été évaluées via une série de simulations Monte Carlo, en utilisant l'outil Matlab. Les hypothèses que nous avons considérées sont les suivantes :

- sous l'hypothèse H_0 , le groupe sous test contient du clutter (Gaussien composé avec texture Inverse Gamma) seulement .
- sous l'hypothèse H_1 , le groupe sous test contient du clutter (Gaussien composé avec texture Inverse Gamma) et une cible répartie de type MDS (Tableau.3.5)
- Une fenêtre de référence de taille $N=64$.
- Un nombre de cellules primaires $N_p=3,4$ et 5.
- Un clutter Gaussien composé avec Texture Inverse Gamma dont les composantes texture et speckle sont IID.
- Les couples de paramètres $(\alpha, \beta) = (1.5,1)$ et $(3,1)$
- Une probabilité de fausses alarmes $P_{fa}=10^{-3}$, et $P_{fa}=10^{-2}$, sachant que le nombre d'itérations indépendantes de Monte Carlo (MC) est de $100/P_{fa}$.
- Un SCR définissant le rapport de la puissance moyenne (P_s) de la cible et de la puissance moyenne du clutter (P_c). Il est exprimé en décibel (dB) :

$$SCR = 10 \log_{10} \left(\frac{2\sigma^2}{\frac{1}{\beta} \frac{\Gamma(\alpha-1)}{\Gamma(\alpha)}} \right) \quad (3.49)$$

Le paramètre σ est utilisé dans la génération des cellules primaires $X_0^k, k = 1, 2, \dots, N_p$ pour différents SCR. Les cellules primaires X_0^k sont multipliées par les facteurs de pondération a_k et sont sommées.

3.3.4.2 Tables de correspondance

Les facteurs de seuillage $T(\alpha, \beta)$ maintenant une P_{fa} constante pour les détecteurs GO-LT-CFAR, SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR sont donnés dans les Tableaux .3.6, 3.7 et 3.8 respectivement.

$\beta \backslash \alpha$	1.5	2	2.5	3
1	0.1920	0.1514	0.1852	0.1262
1.5	0.1920	0.1514	0.1852	0.1262
2	0.1920	0.1514	0.1852	0.1262

Tableau 3.6: Facteur de seuillage $T(\alpha, \beta)$ du détecteur GO-LT-CFAR pour $N_p=4$ et $P_{fa}=10^{-3}$

$\beta \backslash \alpha$	1	1.5	2	2.5
1	0.2573	0.1950	0.1715	0.1605
1.5	0.2573	0.1950	0.1715	0.1605
2	0.2575	0.1950	0.1715	0.1605

Tableau 3.7: Facteur de seuillage $T(\alpha, \beta)$ du détecteur SO-LT-CFAR pour $N_p=4$ et $P_{fa}=10^{-3}$.

$\beta \backslash \alpha$	1	1.5	2	2.5
1	0.1090	0.0842	0.0745	0.0681
1.5	0.1090	0.0842	0.0745	0.0681
2	0.1090	0.0842	0.0745	0.0681

Tableau 3.8: Facteur de seuillage $T(\alpha, \beta)$ du détecteur CA-LT-CFAR pour $N_p=4$ et $P_{fa}=10^{-3}$.

A partir des Tableaux 3.6-3.8, nous observons que pour les détecteurs proposés, la valeur du facteur de seuillage $T(\alpha, \beta)$ diminue avec l'augmentation de la valeur du paramètre de forme α . Cependant, ce facteur n'est pas affecté par le changement de la valeur du paramètre d'échelle β . Ainsi, nous pouvons le normaliser ($\beta=1$). Ceci indique que les détecteurs proposés sont CFAR par rapport au paramètre d'échelle. Nous observons également que les

facteurs de seuillage pour le détecteur SO-LT-CFAR, en comparaison avec le GO-LT-CFAR et le CA-LT-CFAR, sont plus petits .

$\alpha \backslash \beta$	1	1.5	2	2.5
1	0.1080	0.0915	0.0900	0.0848
1.5	0.1080	0.0915	0.0900	0.0848
2	0.1080	0.0915	0.0900	0.0848

Tableau 3.9: Facteur de seuillage $T(\alpha, \beta)$ du détecteur GO-LT-CFAR pour $N_p=4$ et $P_{fa}=10^{-2}$.

$\alpha \backslash \beta$	1	1.5	2	2.5
1	0.1320	0.1202	0.1109	0.1100
1.5	0.1320	0.1202	0.1109	0.1100
2	0.1320	0.1202	0.1109	0.1100

Tableau 3.10: Facteur de seuillage $T(\alpha, \beta)$ du détecteur SO-LT-CFAR pour $N_p=4$ et $P_{fa}=10^{-2}$.

$\alpha \backslash \beta$	1	1.5	2	2.5
1	0.0581	0.0520	0.0488	0.0475
1.5	0.0581	0.0520	0.0488	0.0475
2	0.0581	0.0520	0.0488	0.0475

Tableau 3.11: Facteur de seuillage $T(\alpha, \beta)$ du détecteur CA-LT-CFAR pour $N_p=4$ et $P_{fa}=10^{-2}$.

$\alpha \backslash \beta$	1	1.5	2	2.5
1	0.2210	0.1750	0.1520	0.1450
1.5	0.2210	0.1750	0.1520	0.1450
2	0.2210	0.1750	0.1520	0.1450

Tableau 3.12: Facteur de seuillage $T(\alpha, \beta)$ du détecteur GO-LT-CFAR pour $N_p=3$ et $P_{fa}=10^{-3}$.

$\alpha \backslash \beta$	1	1.5	2	2.5
1	0.2785	0.2240	0.1950	0.1800
1.5	0.2785	0.2240	0.1950	0.1800
2	0.2785	0.2240	0.1950	0.1800

Tableau 3.13: Facteur de seuillage $T(\alpha, \beta)$ du détecteur SO-LT-CFAR pour $N_p=3$ et $P_{fa}=10^{-3}$.

$\alpha \backslash \beta$	1	1.5	2	2.5
1	0.1244	0.0954	0.1520	0.0778
1.5	0.1244	0.0954	0.1520	0.0778
2	0.1244	0.0954	0.1520	0.0778

Tableau 3.14: Facteur de seuillage $T(\alpha, \beta)$ du détecteur CA-LT-CFAR pour $N_p=3$ et $P_{fa}=10^{-3}$.

Pour des raisons de comparaison, nous présentons également les facteurs de seuillage des détecteurs proposés en considérant une P_{fa} de consigne plus grande ($P_{fa}=10^{-2}$) et $N_p=4$. En observant les Tableaux 3.9, 3.10 et 3.11 représentant les Tables de correspondance des détecteurs GO-LT-CFAR, SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR respectivement, nous constatons que les valeurs de T requises pour maintenir une P_{fa} constante dépendent de la valeur du paramètre de forme α , et ne sont pas affectées par la valeur du paramètre d'échelle β . Ceci étant, plus la valeur du paramètre de forme est grande, plus la valeur de T diminue. Aussi, en

comparant les valeurs obtenues dans les trois Tableaux, nous remarquons que parmi les détecteurs proposés, celui qui présente les plus petites valeurs de T est le détecteur SO-LT-CFAR. Par ailleurs, en comparant les valeurs obtenues dans ces Tableaux à celles obtenues dans les Tableaux précédents, à savoir, pour une $P_{fa}=10^{-3}$, nous constatons que les valeurs des facteurs de seuillage sont affectées par la valeurs de la Pfa de consigne. En d'autres termes, la valeur de T requise pour maintenir une Pfa de 10^{-3} constante est plus grande que celle requise pour maintenir une Pfa de 10^{-2} .

Nous nous sommes également intéressés à l'effet du nombre de cellules primaires sur les valeurs de facteurs de seuillage T, en considérant le cas de trois cellules primaires ($N_p=3$). Les Tableaux 3.12, 3.13 et 3.14 représentent les Tables de correspondance des détecteurs GO-LT-CFAR, SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR respectivement. En comparant les valeurs des facteurs de seuillage obtenues pour la cas de $N_p=3$ par rapport à celles obtenues précédemment pour $N_p=4$, nous remarquons que pour plus le nombre de cellules primaires est grand, les valeurs de T requises pour maintenir une Pfa constante diminuent.

3.3.4.3 Performances de détection du détecteur GO-LT-CFAR , SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR

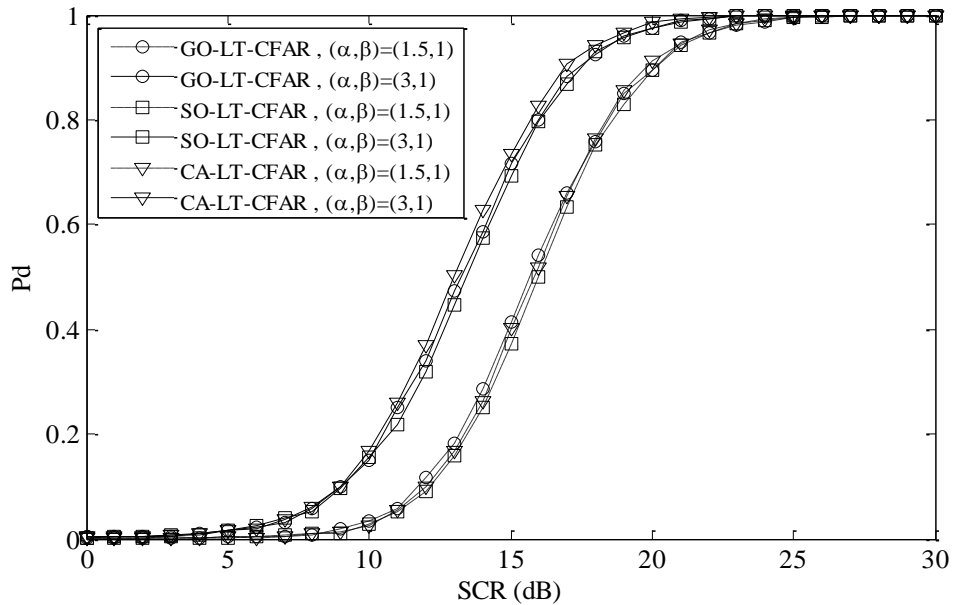


Figure 3.16: Pd du GO-LT-CFAR, SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR pour différents couples de paramètres (α, β) , pour $N_p=4$, $P_{fa}=10^{-3}$ $N=64$.

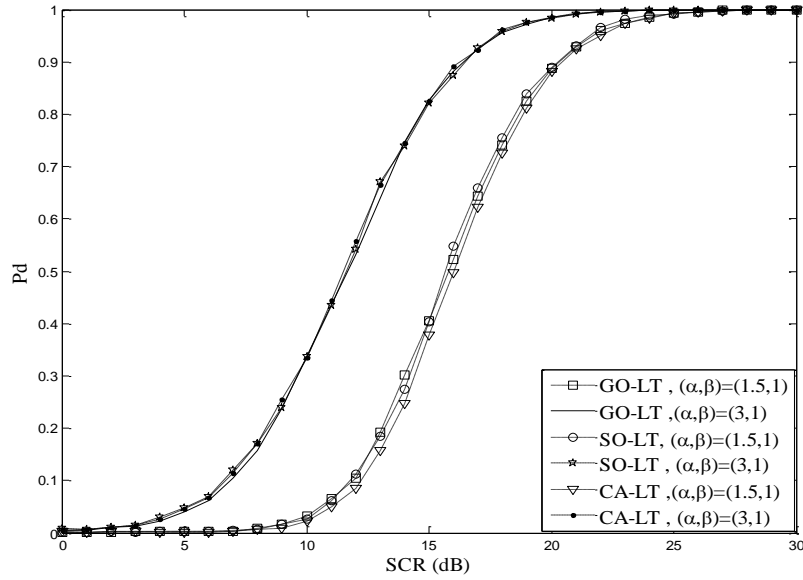


Figure 3.17: Pd du GO-LT-CFAR, SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR pour différents couples de paramètres (α, β) , pour $N_p=3$, $P_{fa}=10^{-3}$

A partir des Figures.3.16 et 3.17 , nous observons que les détecteurs proposés présentent de meilleures performances de détection pour des grandes valeurs du paramètre de forme α . Toutefois, leurs performances restent similaires pour les mêmes couples de paramètres.

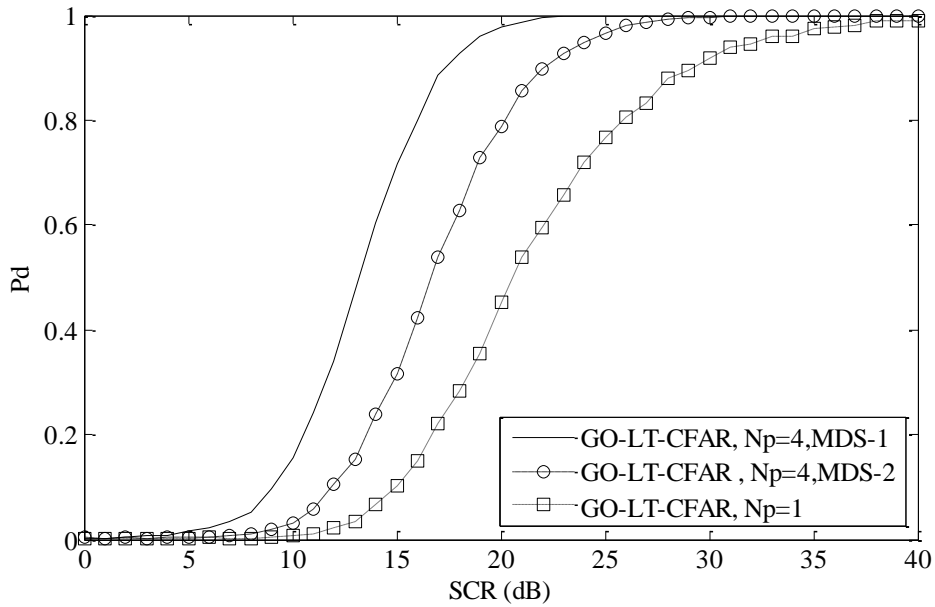


Figure 3.18: Pd du GO-LT-CFAR pour différents modèles MDS et $N_p=4$, $N=64$, $P_{fa}=10^{-3}$

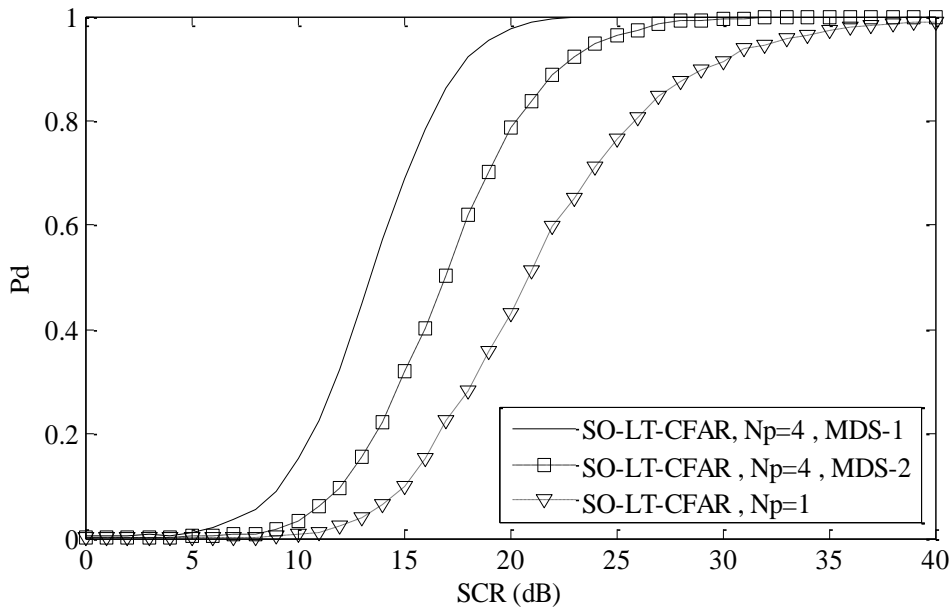


Figure 3.19: Pd du SO-LT-CFAR pour différents modèles MDS et $N_p=4$, $N=64$, $P_{fa}=10^{-3}$

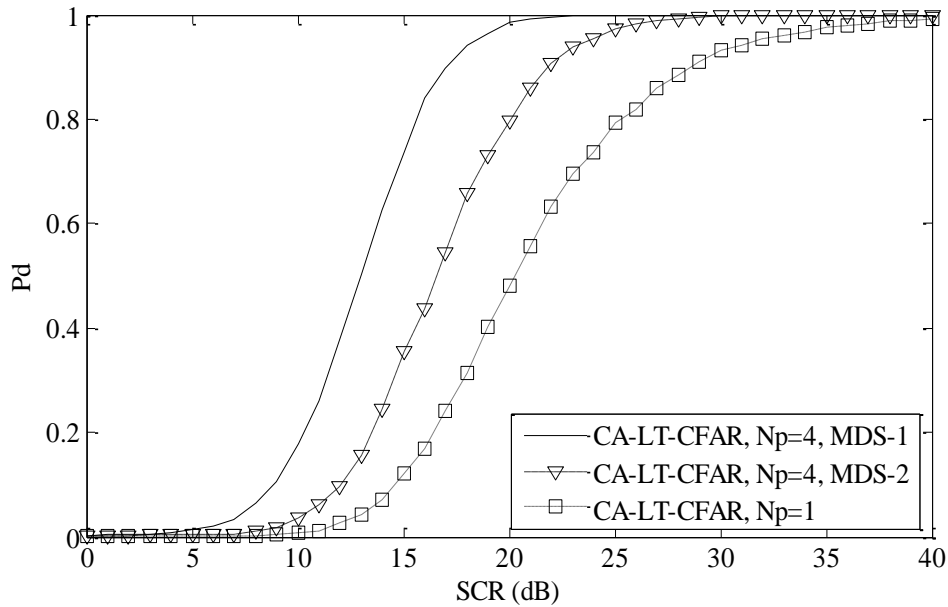


Figure 3.20: P_d du CA-LT-CFAR pour différents modèles MDS et $N_p=4$, $N=64$, $P_{fa}=10^{-3}$

Dans les Figure 3.18-3.20 , nous présentons les performances des détecteurs GO-LT-CFAR, SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR respectivement. Nous considérons quatre cellules primaires ($N_p=4$) et les deux modèles MDS (Tableau.3.5).

Les Figures indiquent que les détecteurs proposés présentent de meilleures performances avec le modèle MDS-1 , et elle commencent à se dégrader avec le modèle MDS-2.Cela peut être interprété par le fait le modèle uniforme c'est-à-dire, dans lequel l'énergie de la cible est uniformément répartie sur les cellules primaires $X_0^k, k = 1, 2, \dots, N_p$ permet d'avoir de meilleures performances que le modèle non uniforme , c'est-à-dire , dans lequel, l'énergie de la cible est plus concentrée dans une cellule que les autres. Nous observons également à travers la Figure 3.21 que les performances des détecteurs proposés se dégradent considérablement dans le cas d'une cible ponctuelle ($N_p=1$), ceci revient au fait que l'augmentation de la résolution du radar (le nombre de cellules primaires) améliore considérablement les performances de détection.

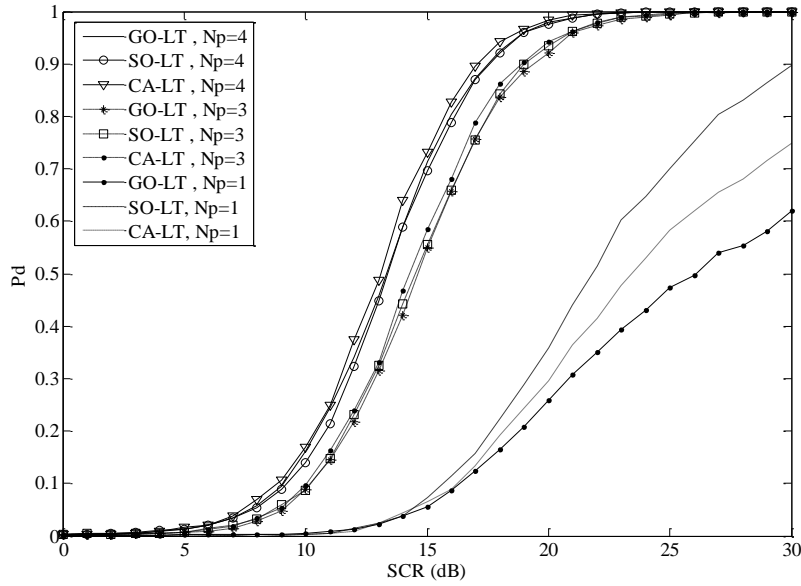


Figure 3.21: Pd des détecteurs GO-LT-CFAR, SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR pour le cas d'une cible répartie ($N_p=4$) et le cas d'une cible ponctuelle ($N_p=1$).+-

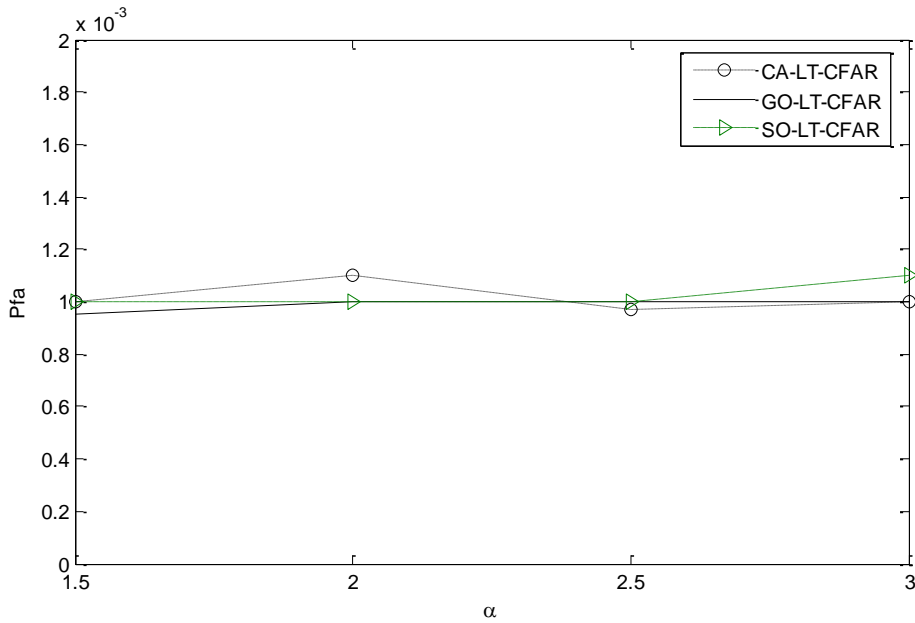


Figure 3.22: Pfa des détecteurs GO-LT-CFAR, SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR pour différentes valeurs de α et une Pfa nominale de 10^{-3} .

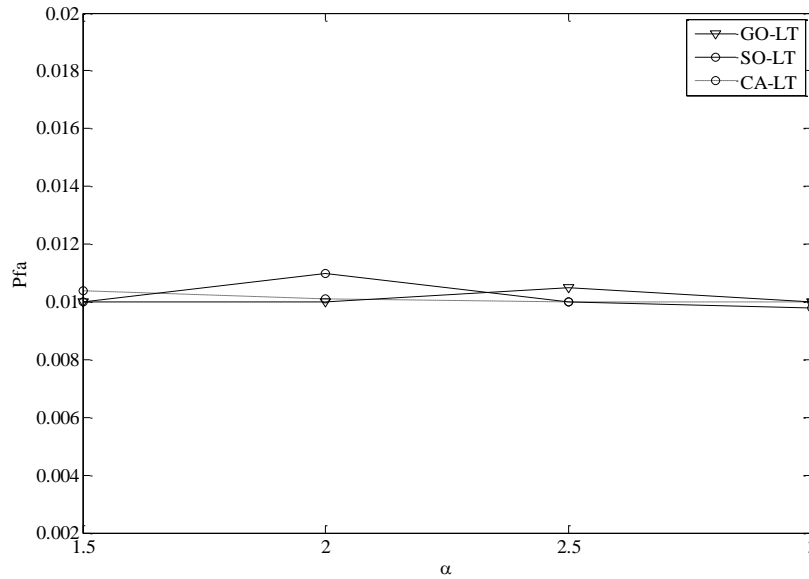


Figure 3.23: Pfa des détecteurs GO-LT-CFAR, SO-LT-CFAR et CA-LT-CFAR pour différentes valeurs de α et une Pfa nominale de 10^{-2} .

Par ailleurs, dans le but d'analyser la propriété CFAR des détecteurs proposés, il est important de vérifier la dépendance de leur Pfa du paramètre de forme α (Ces détecteurs étant déjà CFAR par rapport au paramètre d'échelle β . Pour cela, nous avons tracé la Pfa des détecteurs CA-LT-CFAR, GO-LT-CFAR et SO-LT-CFAR pour différentes valeurs du paramètre de forme α (Figure.3.22) et (Figure 3.23) pour une Pfa de consigne de 10^{-3} et 10^{-2} respectivement. Nous remarquons que la Pfa est maintenue à 10^{-3} et à 10^{-2} , c'est-à-dire, à la Pfa de consigne, et ce pour toutes les valeurs de α , ce qui montre que les détecteurs proposés sont CFAR par rapport au paramètre de forme β . Ceci peut être expliqué par le fait que la méthode utilisée pour l'indexation des tables de correspondance permet de sélectionner pour chaque couple de paramètres, le facteur de seuillage adéquat, ce qui constitue l'aspect intéressant de l'architecture proposée étant donné qu'il nous permet de surmonter la dépendance de la Pfa des paramètres du clutter

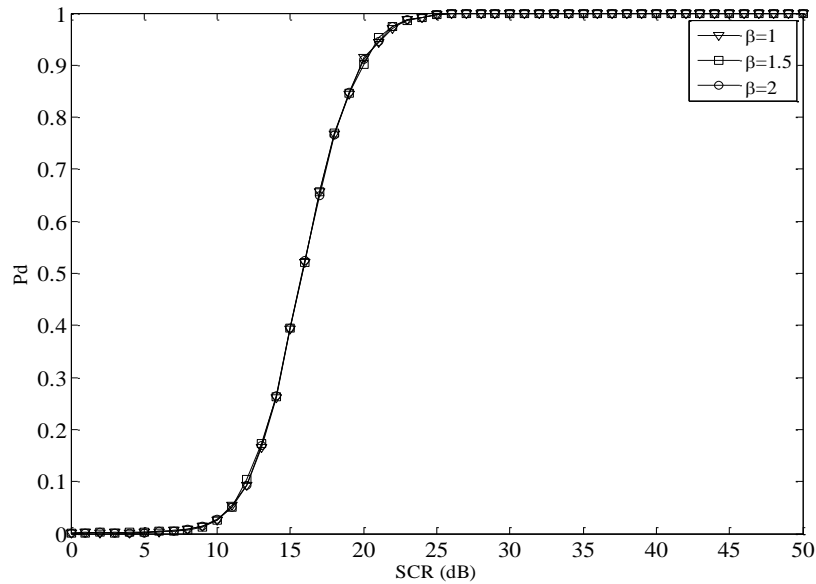


Figure 3.24: Pd du détecteur GO-LT-CFAR pour différentes valeurs de β

Comme mentionné ci-dessus, la Pfa des détecteurs proposés ne dépend pas de la valeur du paramètre d'échelle β . Toutefois, il est important d'analyser l'effet de ce paramètre sur les performances de détection, à savoir, la Pd. Dans la Figure 3.24, nous présentons la Pd du détecteur GO-LT-CFAR pour différentes valeurs de β ($\beta=1,1.5,2$), pour $N_p=4$ et une $P_{fa}=10^{-3}$. Nous constatons que le GO-LT-CFAR présente les mêmes performances pour toutes les valeurs de β . Ceci étant, nous pouvons conclure que le paramètre d'échelle n'influe pas sur les performances des détecteurs proposés.

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté deux structures de détection de cibles réparties en milieu Gaussien composé avec paramètres inconnus. Les détecteurs proposés, à savoir; le M-pulse CA-LT-CFAR et les détecteurs à niveaux moyens GO-LT-CFAR et SO-LT-CFAR, sont basés sur l'utilisation des tables de correspondance et l'estimation temps réel des paramètres du clutter. Le détecteur M-pulse CA-LT-CFAR est conçu pour la détection de cibles réparties

dans un clutter K-distribué de paramètres inconnus, sa structure est telle que plusieurs impulsions sont intégrées (intégration non cohérente), et les facteurs de seuillage maintenant une Pfa constante calculés et pour différents couples de paramètres et stockés dans des tables de correspondance. Ainsi, à la phase de détection, la procédure d'estimation impulsion par impulsion est associée à la structure du M-pulse CA-LT-CFAR afin d'indexer le facteur de seuillage adéquat. Nous avons considéré que la cible est répartie sur un nombre de cellules selon le concept MDS, et avons proposé une expression de son énergie totale dans le cas d'intégration non cohérente de plusieurs impulsions. Une expression du test d'hypothèses statistiques du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR pour le cas de cible répartie a également été dérivée.

Par ailleurs, nous avons proposé les détecteurs à niveau moyen basés sur l'utilisation des tables de correspondance en considérant une seule impulsion (cas mono impulsion). Le principe de calcul empirique des facteurs de seuillage et l'indexation des tables de correspondance est le même que celui utilisé pour le détecteur CA-LT-CFAR. Pour ces détecteurs, nous avons considéré un clutter Gaussien composé avec texture Inverse gamma, et à partir de l'expression de l'énergie totale de cible avons proposé des expressions du test d'hypothèses statistiques de deux détecteurs pour le cas de cible répartie.

Enfin, les performances des détecteurs proposés ont été analysées en utilisant la méthode de Monte Carlo pour différents modèles MDS et en considérant différents couples de paramètres du clutter et différents nombre d'impulsions intégrées et de cellules primaires. Les résultats de simulation ont montré que l'augmentation du nombre de cellules primaires, i.e, la résolution du radar, nous permet d'obtenir de meilleurs performances de détection. Il a également été montré à travers les résultats de simulation que le modèle de répartition énergétique, i.e, le modèle MDS influe énormément sur les performances de détection car celles-ci s'améliorent considérablement lorsque la cible est uniformément sur les cellules primaires, et elles commencent à se dégrader lorsque l'énergie de la cible est plus concentrée dans une cellule.

Un autre résultat important est que l'approche de détection et estimation temps réel des paramètres du clutter permet une indexation des tables de correspondance et un sélection automatique du facteur de seuillage maintenant une Pfa constante, et ce pour n'importe quel couple de paramètres. En d'autres termes, le maintien de la Pfa est assuré par cette approche quelque soit le couple de paramètres, ce qui souligne l'efficacité de l'association de l'approche

d'estimation à la structure de détection proposée. Nous pouvons donc conclure que les détecteurs proposés sont non seulement CFAR, mais sont également simples à implémenter par rapport aux approches de détection de cibles réparties existant dans la littérature.

Chapitre 4

Détecteur Géométrique de Cibles Réparties dans un Clutter de Distribution Pareto

Résumé

Ce chapitre est consacré à la détection de cibles réparties en milieu non Gaussien modélisé par la distribution Pareto. Nous présentons une approche de détection basée sur la moyenne géométrique (Geometric Mean GM). En tenant compte de l'expression l'énergie de la cible répartie, nous proposons une expression du test d'hypothèses statistiques pour le détecteur GM. Une expression mathématique de sa Pfa est également développée. Enfin, nous analysons les performances du détecteur GM en considérant différents modèles MDS.

- 4.1. Introduction
- 4.2. Formulation du problème et approche retenue
- 4.3. Distribution Pareto
- 4.4. Approche proposée : Détecteur Geometric Mean (GM) pour cibles réparties
- 4.5. Evaluation de la Pfa du détecteur GM pour cibles réparties
- 4.6. Analyse des performances du détecteur GM pour cibles réparties
- 4.7. Conclusion

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous abordons le problème de la détection de cibles réparties de type MDS, noyées dans un clutter de distribution Pareto. Ainsi, nous proposons un schéma de détection à taux de fausses alarmes constant (CFAR), basé sur la moyenne géométrique. En tenant compte des propriétés de la distribution Pareto ainsi que des caractéristiques des fonctions génératrices des moments (Moment Generating Function MGF), nous développons une expression exacte de la Pfa du détecteur proposé.

En effet, dans l'optique de construire une architecture de détection à la fois simple à implémenter et garantissant la propriété CFAR, les échantillons des données primaires, ainsi que ceux des cellules de références sont modélisées par des variables aléatoires Pareto distribuées. Aussi, l'énergie totale de la cible est exprimée comme étant la moyenne géométrique des cellules primaires, celle-ci étant par la suite comparée à la moyenne géométrique des cellules de références, multipliée par un seuil adaptatif, afin de décider de la présence de la cible parmi le groupe sous test. Ainsi, nous proposons une expression du test d'hypothèses statistiques du détecteur proposé pour les cibles réparties.

D'autre part, nous nous intéressons au développement mathématique pour l'obtention de l'expression de la Pfa du détecteur proposé, en utilisant les propriétés des distributions Pareto et exponentielle. Cette dernière est comparée à la Pfa simulée au moyen des données synthétiques afin de vérifier la propriété CFAR du détecteur GM par rapport aux paramètres du clutter. Aussi, nous vérifions l'expression du test d'hypothèses, ainsi que la Pfa du détecteur GM pour le cas particulier d'une cible ponctuelle, ce qui correspond à une seule cellule sous test. En fait, le cas particulier d'une cible ponctuelle constitue un moyen supplémentaire permettant de valider la démarche mathématique ayant conduit à l'expression de la Pfa du détecteur GM, conçu pour des cibles réparties en milieu Pareto.

4.2 Formulation du problème et approche retenue

Le problème que nous abordons est celui de la détection CFAR de cibles spatialement réparties de type MDS, dans un clutter Pareto distribué et homogène, et ce en utilisant l'approche de la moyenne géométrique (Geometric Mean GM). Tout d'abord, si le facteur de

seuillage maintenant une Pfa constante ne dépend pas des paramètres de l'environnement, le détecteur est dit « CFAR ». Ainsi, nous proposons dans cette étude un détecteur géométrique à la fois simple à implémenter et dont la Pfa est indépendante des paramètres de la distribution modélisant le clutter, à savoir, la distribution Pareto. Le schéma de détection mis en œuvre est une extension du détecteur GM, initialement proposé dans [30], à la différence que notre système est conçu pour la détection de cibles réparties de type MDS, ce qui fait que ce dernier utilise la moyenne géométrique non seulement pour les données secondaires mais aussi pour les données primaires. Ceci étant, il est important de préciser que l'approche proposée n'est pas une simple extension des travaux réalisés dans [30], mais plutôt le résultat d'un développement mathématique utilisant à la fois les propriétés de la distribution Pareto et l'expression de l'énergie totale de la cible répartie.

Une cible est dite « spatialement répartie » selon le modèle MDS, si son énergie rétrodiffusée est étalée sur un nombre fini de cellules primaires « N_p », conformément à un modèle de répartition déterministe. La décision concernant la présence de la cible est effectuée en comparant la moyenne géométrique des cellules primaires à la moyenne géométrique des cellules secondaires, multipliée par un facteur multiplicatif. Ce dernier est ajusté afin de maintenir une Pfa constante. C'est précisément à partir de ces hypothèses que nous construisons le test d'hypothèses statistiques.

Enfin, afin de vérifier si le détecteur proposé garantit la propriété CFAR, une expression mathématique exacte de la Pfa de ce dernier est développé en utilisant les fonctions génératrices des moments (Moment Generating Functions MGF) et les propriétés de la distribution Pareto.

4.3 La distribution Pareto

Une variable aléatoire Z est dite Pareto distribuée avec un paramètre de forme $\alpha > 0$ et un paramètre d'échelle $\beta > 0$, i.e. $Z \sim Pa(\alpha, \beta)$, si sa fonction densité de probabilité $f_Z(t)$ est de la forme [30] :

$$f_Z(z) = \frac{\alpha\beta^\alpha}{z^{\alpha+1}} \quad (4.1)$$

pour $z \geq \beta$ et zéro ailleurs.

La fonction de répartition de la variable Z , soit $F_Z(z)$ est donnée par [30]:

$$F_Z(z) = 1 - \left(\frac{\beta}{z}\right)^\alpha \quad (4.2)$$

Une propriété importante de la distribution Pareto peut être résumée comme suit [30]:

Si X est une variable aléatoire exponentielle de paramètre α , i.e., $X \sim \text{exp}(\alpha)$, ayant une fonction densité de probabilité $f_X(x)$ donnée par

$$f_X(t) = \alpha e^{-\alpha x} \quad (4.3)$$

Alors la variable aléatoire $Z = \beta e^X$, $\beta > 0$, est Pareto distribuée avec les paramètres α et β respectivement, autrement dit, $Z \sim \text{Pa}(\alpha, \beta)$

La moyenne et la variance de la variable Z sont respectivement données par [30] :

$$E[Z] = \frac{\alpha\beta}{\alpha - 1} \quad (4.4)$$

$$\text{Var}[Z] = \frac{\alpha\beta^2}{(\alpha - 1)^2(\alpha - 2)} \quad (4.5)$$

4.4 Détecteur géométrique pour cibles réparties

L'approche proposée est basée sur l'utilisation de la moyenne géométrique pour détecter la présence d'une cible répartie parmi le groupe sous test $Z_0^k, k = 1, \dots, Np$. Ces cellules sont dites « primaires » car elles peuvent contenir une cible potentielle, alors que les cellules de références notées, $Z_j, j = 1, \dots, N$, sont utilisées pour estimer le niveau du clutter. Etant donné

que nous supposons que les échantillons des cellules primaires et secondaires sont des variables aléatoires Pareto distribuées de paramètres α et β , et en utilisant les propriétés des distributions Pareto et exponentielle, nous définissons $Z_0^k, k = 1, \dots, Np$ and $Z_j, j = 1, \dots, N$ comme suit

$$Z_0^k = \beta e^{\alpha_k X_0^k} \quad (4.6)$$

$$Z_j = \beta e^{X_j} \quad (4.7)$$

Où X_0^k ($k = 1, \dots, Np$) et X_j ($j = 1, \dots, N$) sont des variables aléatoires exponentielles de paramètre α .

Comme illustré dans la Figure 4.1, le niveau du clutter f est estimé comme étant la moyenne géométrique des cellules de référence $Z_j, j = 1, \dots, N$, élevés à la puissance (T), Où T représente le facteur de seuillage maintenant une (Pfa) constante. Ceci étant, la cible est déclarée présente si la moyenne géométrique des cellules primaires $Z_0^k, k = 1, \dots, Np$ est supérieure au niveau du clutter multiplié par $\beta^{Np-N\tau}$.

La structure de données du détecteur géométrique proposé peut être résumée comme suit :

- Le produit des cellules primaires Z_0^k ($k = 1, \dots, Np$) est effectué afin d'obtenir l'énergie totale de la cible, notée Δ , exprimée sous forme d'une moyenne géométrique :

$$\Delta = \prod_{k=1}^{Np} Z_0^k \quad (4.8)$$

- Le produit des cellules de références Z_j ($j = 1, \dots, N$), chacune élevée à la puissance T , exprime l'estimation du niveau de clutter f

$$f = \prod_{j=1}^N (Z_j)^T \quad (4.9)$$

La quantité f est multiplié par β^{Np-NT} . Par conséquent, le test d'hypothèses statistiques du détecteur proposé est formulé comme suit

$$\prod_{k=1}^{Np} Z_0^k \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \beta^{Np-NT} \prod_{j=1}^N (Z_j)^T \quad (4.10)$$

Où H_0 et H_1 correspondent aux hypothèses de présence et d'absence de la cible, respectivement.

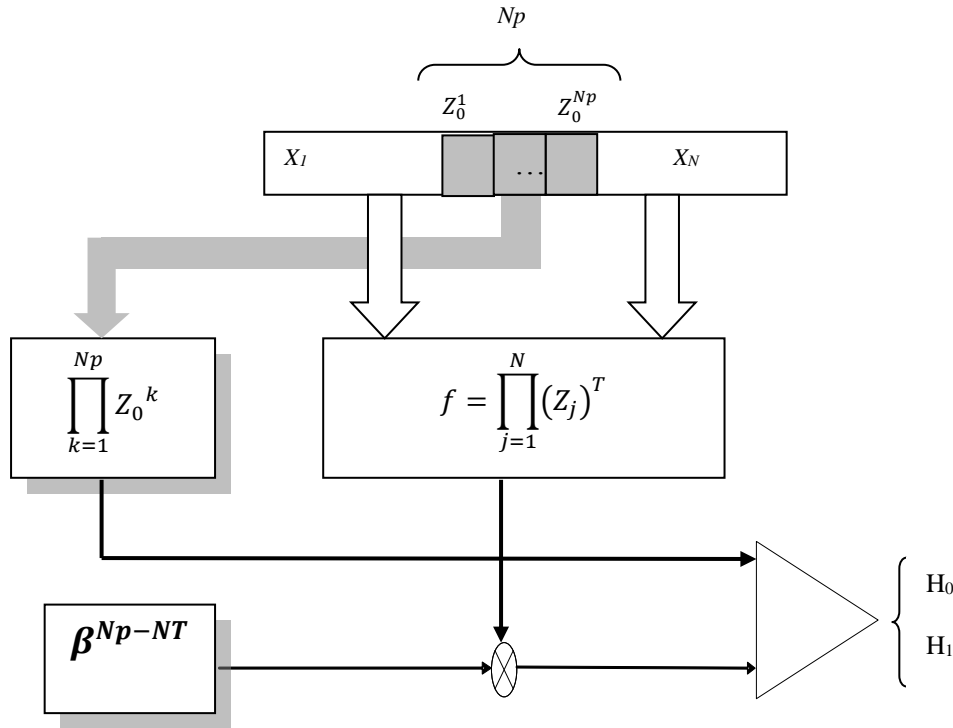


Figure 4.1: Schéma fonctionnel du détecteur géométrique (GM) pour cibles réparties dans un clutter Pareto distribué.

Il est important de noter qu'en posant $Np=1$ dans le test d'hypothèses donné par l'équation (4.10), nous obtenons le test d'hypothèses du détecteur géométrique pour cible ponctuelle, initialement proposé dans [30] :

$$\begin{matrix} H_1 \\ Z > \beta^{1-NT} \prod_{j=1}^N (Z_j)^T \\ H_0 \end{matrix} \quad (4.11)$$

Où Z représente la cellule sous test, T représente le facteur de seuillage maintenant une Pfa constante et Z_j ($j = 1, \dots, N$) représentent les cellules de références.

4.5 Evaluation de la Pfa du détecteur Geometric Mean (GM) pour cibles réparties

Dans le but d'examiner la propriété CFAR du détecteur proposé, il est indispensable d'évaluer la Pfa correspondante. A partir de l'expression du test d'hypothèses du détecteur géométrique proposé. Sa Pfa peut être écrite sous forme de probabilité, de la façon suivante

$$\text{Pfa} = P \left(\prod_{k=1}^{Np} Z_0^k > \beta^{Np-NT} \prod_{j=1}^N (Z_j)^T \setminus H_0 \right) \quad (4.12)$$

$$\text{Pfa} = P \left(\prod_{k=1}^{Np} \left(\frac{Z_0^k}{\beta} \right) > \prod_{j=1}^N \left(\frac{Z_j}{\beta} \right)^T \setminus H_0 \right) \quad (4.13)$$

En introduisant le logarithme, qui est une fonction croissante monotone, nous obtenons

$$\text{Pfa} = P \left(\sum_{k=1}^{Np} \log \left(\frac{Z_0^k}{\beta} \right) > T \sum_{j=1}^N \log \left(\frac{Z_j}{\beta} \right) \setminus H_0 \right) \quad (4.14)$$

Étant donné que Z_0^k et Z_j sont des variables aléatoires Pareto distribuées, nous pouvons énoncer, selon les propriétés de cette distribution, que

- En divisant chacune de ces quantités par β et en prenant le logarithme, nous obtenons des variables aléatoires exponentielles $\log \left(\frac{Z_0^k}{\beta} \right)$ et $\log \left(\frac{Z_j}{\beta} \right)$ de paramètre α .

- La somme de variables aléatoires exponentielles de paramètre α , est décrite par une distribution Gamma de paramètre de forme égal au nombre d'échantillons sommés et un paramètre d'échelle égal au paramètre α .

Conséquemment, $\log\left(\frac{Z_0^k}{\beta}\right)$ et $\log\left(\frac{Z_j}{\beta}\right)$ sont des variables aléatoires exponentielles de paramètre α , dont les sommes apparaissant dans l'équation 4.14, sont des variables aléatoires Gamma distribuées, de paramètres (Np, α) et (N, α) respectivement.

Par ailleurs, en utilisant la fonction génératrice des moments (MGF) et l'intégrale de contour, la Pfa peut être formulée comme suit :

$$\text{Pfa} = - \sum_j \text{Res}[\omega^{-1} \phi_{\Delta'/H_0}(\omega) \phi_Z(-T\omega), \omega_j] \quad (4.15)$$

où $\text{Res}[\cdot]$ représente le résidu, ϕ_Z est la MGF du niveau du clutter, et ϕ_{Δ'/H_0} est la MGF du groupe sous test Δ' sous l'hypothèse H_0 . ω_j sont les pôles à partie réelle négative de $\phi_{\Delta'/H_0}(\omega)$. Ici Δ' est définie comme étant

$$\Delta' = \sum_{k=1}^{Np} \log\left(\frac{Z_0^k}{\beta}\right) \quad (4.16)$$

Nous supposons que les variables $\log\left(\frac{Z_0^k}{\beta}\right)$ sont indépendantes et identiquement distribuées (IID), par conséquent la MGF $\phi_{\Delta'/H_0}(\omega)$, en considérant le modèle MDS-1, peut être exprimée par

$$\phi_{\Delta'/H_0}(\omega) = \frac{1}{(1 + a\omega)^{Np}} \quad (4.17)$$

Dans le modèle MDS-1, la même proportion d'énergie est présente au niveau de chacune des cellules primaires, c'est-à-dire que l'énergie totale de la cible est uniformément répartie sur les cellules primaires. Par conséquent nous avons le même facteur multiplicatif pour toutes les cellules primaires Np . Celui-ci peut être noté a , où $a = a_1 = a_2 = a_3 = \dots a_{Np}$. Dans ce cas,

nous effectuons l'évaluation du résidu au pôle $= \frac{-1}{a}$, d'ordre de multiplicité Np , avec $a = 1/Np$.

Par ailleurs, la MGF de la variable Z au pôle $\omega = -T$, notée $\phi_Z(-T\omega)$ est donnée par

$$\phi_Z(\omega) = \frac{1}{(1 - T\omega)^N} \quad (4.18)$$

En remplaçant l'expression de $\phi_Z(-T\omega)$ dans l'équation (4.15), nous obtenons l'expression de la Pfa suivante

$$\text{Pfa} = - \sum_j \text{Res} \left[\omega^{-1} \frac{1}{(1 + a\omega)^{Np}} \frac{1}{(1 - T\omega)^N}, \omega_j \right] \quad (4.19)$$

En utilisant la formule des résidus, la Pfa du détecteur GM peut s'écrire de la forme suivante [31] :

$$\text{Pfa} = - \sum_j \frac{1}{\Gamma(Np)} \frac{d^{Np-1}}{d\omega^{Np-1}} [\omega^{-1} (1 - T\omega)^{-N}]_{\frac{-1}{a}} \quad (4.20)$$

En posant $U = \omega^{-1}$ et $V = (1 - \tau\omega)^{-N}$. Les dérivés de U et V d'ordre 'i', notés $U^{(i)}$ and $V^{(i)}$ deviennent respectivement

$$U^{(i)} = (-1)^i (i!) \omega^{-(i+1)} \quad (4.21)$$

Et

$$V^{(i)} = (-\tau)^i (-1)^i \frac{(N - 1 + i)!}{(N - 1)!} (1 - T\omega)^{-(N+i)} \quad (4.22)$$

En utilisant la formule de dérivation suivante

$$\frac{d^{Np-1}(UV)}{d\omega^{Np-1}} = \sum_{i=0}^{Np-1} \binom{Np-1}{Np-1-i} U^{(Np-1-i)} V^{(i)} \quad (4.23)$$

Nous obtenons

$$\text{Pfa} = \frac{-(-1)^{Np-1}}{(N-1)!} \sum_{i=0}^{Np-1} \left[\omega^{-(Np-i)} (-T)^i \frac{(N-1+i)!}{i!} (1-T\omega)^{-(N+i)} \right]_{\frac{-1}{a}} \quad (4.24)$$

En remplaçant $\omega = -1/a$, nous obtenons la Pfa pour le détecteur GM de cibles réparties suivante :

$$\text{Pfa} = \frac{-(-1)^{Np-1}}{(N-1)!} \sum_{i=0}^{Np-1} \left[\left(\frac{-1}{a}\right)^{-(Np-i)} (-T)^i \frac{(N-1+i)!}{i!} \left(1 + \frac{T}{a}\right)^{-(N+i)} \right] \quad (4.25)$$

Comme mentionné précédemment, dans le cas de cible ponctuelle, le nombre de cellules primaires Np est mis à 1, ce qui correspond au pôle $\omega = -1$. En remplaçant Np par 1, soit ω par -1 dans l'expression (4.25), ($a=1$), nous obtenons l'expression de la Pfa suivante :

$$\text{Pfa} = \frac{-(-1)^{1-1}}{(N-1)!} \left(\frac{-1}{1}\right)^{-(1)} (-T)^0 \frac{(N-1)!}{1} \left(1 + \frac{T}{1}\right)^{-(N)} \quad (4.26)$$

$$\text{Pfa} = \frac{-1}{(N-1)!} (-1) (N-1)! (1+T)^{-N} \quad (4.27)$$

En simplifiant l'équation précédente, nous obtenons l'expression de la Pfa du détecteur géométrique pour cibles ponctuelles, présenté dans [30], et qui s'apparente à celle du CA-CFAR dans un milieu Gaussien

$$\text{Pfa} = (1+T)^{-N} \quad (4.28)$$

4.6 Analyse des performances du détecteur Geometric

Mean (GM) pour cibles réparties

Dans ce qui suit, nous nous intéressons aux performances du détecteur GM pour cibles réparties en termes de Probabilité de fausses alarmes (Pfa) et Probabilité de détection (Pd). En effet, il s'agit d'analyser l'effet des paramètres du clutter, en l'occurrence les paramètres de forme et d'échelle (α , β), le nombre de cellules primaires, le nombre de cellules de référence ainsi que le profil énergétique de la cible sur les performances de détection. Par ailleurs, nous avons montré que la Pfa du détecteur proposé, évaluée précédemment en utilisant les MGF est indépendante des paramètres du clutter, ce qui nous amène à conclure que le détecteur assure la propriété CFAR. Compte tenu de ce résultat, nous nous intéressons à vérifier la propriété CFAR par des moyens de simulation par le biais de la méthode de Monte Carlo.

4.6.1 Hypothèses de simulation

Afin d'évaluer les performances du détecteur GM pour cibles réparties, nous avons mené une série de simulations de Monte Carlo, en utilisant l'outil Matlab. Les hypothèses que nous avons considérées sont les suivantes

- Sous l'hypothèse H_0 , le groupe sous test contient du clutter (Pareto distribué) seulement.
- Sous l'hypothèse H_1 , le groupe sous test contient du clutter (Pareto distribué) superposée à une cible répartie de type MDS (Tableau .4.1)

Model	Position du réflecteur			
	1	2	...	N_p
1	$1/N_p$	$1/N_p$		$1/N_p$
2	0.5	$0.5/(N_p - 1)$		$0.5/(N_p - 1)$
3	0.9	$0.1/(N_p - 1)$		$0.1/(N_p - 1)$
4	0.99	$0.01/(N_p - 1)$		$0.01/(N_p - 1)$

Tableau 4.1: Position des réflecteurs dominants et proportion d'énergie rétrodiffusée pour différents modèles MDS.

- Un nombre de cellules primaires $N_p=3,4$ et 5.
- Une fenêtre de référence de taille $N= 64$.
- Une probabilité de fausses alarmes $P_{fa}=10^{-3}$, sachant que le nombre d'itérations indépendantes de Monte Carlo (MC) est de $100/P_{fa}$.

4.6.2 Génération d'un vecteur de clutter Pareto distribué

La structure du détecteur GM pour cibles réparties est conçu pour la détection de cibles réparties de type MDS, noyées dans un clutter Pareto. Nous nous intéressons dans cette section au processus de génération du clutter Pareto pour une structure de détection géométrique. Tout d'abord, précisons que pour N_p cellules primaires et N cellules de références, nous générons un vecteur de variables aléatoires Pareto distribuées, de longueur $N+N_p$. Tenant compte des propriétés communes entre la distribution Pareto et exponentielle, il s'agit de générer un vecteur de variables aléatoires exponentielle de paramètre α , dont la longueur est $N+N_p$, de prendre l'exponentielle de chacune de ces variables, puis de multiplier chacune d'entre elle par le paramètre β . Il en résulte un vecteur de variables aléatoires Pareto distribuées de paramètres (α,β) , de longueur $N+N_p$, Ainsi, les étapes de génération du clutter Pareto distribué pour l'architecture de détection proposée peuvent être résumées comme suit

- Génération d'un vecteur de longueur $N+N_p$, noté X_i ($i = 1, \dots, N + N_p$) de variables aléatoires exponentiellement distribuées, de paramètre α .
- Prendre l'exponentielle de ces variables et multiplication par le paramètre β afin d'obtenir le vecteur de variables aléatoires Pareto distribuées de paramètres (α,β) , noté Z_i ($i = 1, \dots, N + N_p$)

4.6.3 Génération des cibles réparties

Comme illustré dans le Chapitre 3, la génération des cellules sous test notées $CUT_1, CUT_2, \dots, CUT_{N_p}$ s'effectue de la façon suivante

$$CUT_1 = \left[|\overrightarrow{cible_1}|^2 + |\overrightarrow{clutter_1}|^2 + 2 * |\overrightarrow{cible_1}| * |\overrightarrow{clutter_1}| * \cos\varphi \right]^{1/2} \quad (4.29)$$

$$CUT_2 = \left[|\overrightarrow{cible_2}|^2 + |\overrightarrow{clutter_2}|^2 + 2 * |\overrightarrow{cible_2}| * |\overrightarrow{clutter_2}| * \cos\varphi \right]^{1/2} \quad (4.30)$$

$$CUT_{Np} = \left[|\overrightarrow{cible_{Np}}|^2 + |\overrightarrow{clutter_{Np}}|^2 + 2 * |\overrightarrow{cible_{Np}}| * |\overrightarrow{clutter_{Np}}| * \cos\varphi \right]^{1/2} \quad (4.31)$$

Étant donné que le détecteur géométrique utilise la moyenne géométrique de ces cellules, l'équation que nous proposons d'utiliser pour la génération de cibles réparties est de la forme

$$CUT = CUT_1 * CUT_2 * ... * CUT_{Np} \quad (4.32)$$

4.6.4 Performances de détection du détecteur Geometric Mean (GM)

Dans le but d'analyser les performances de détection du détecteur GM pour différents modèles MDS, nous avons menés une série de simulations en utilisant l'outil Matlab et la méthode de Monte Carlo. Pour la structure du détecteur GM, nous avons considéré un nombre de cellules primaires $N_p=3,4$ et 5 avec $N=64$ cellules de référence et une P_{fa} nominale $=10^{-3}$.

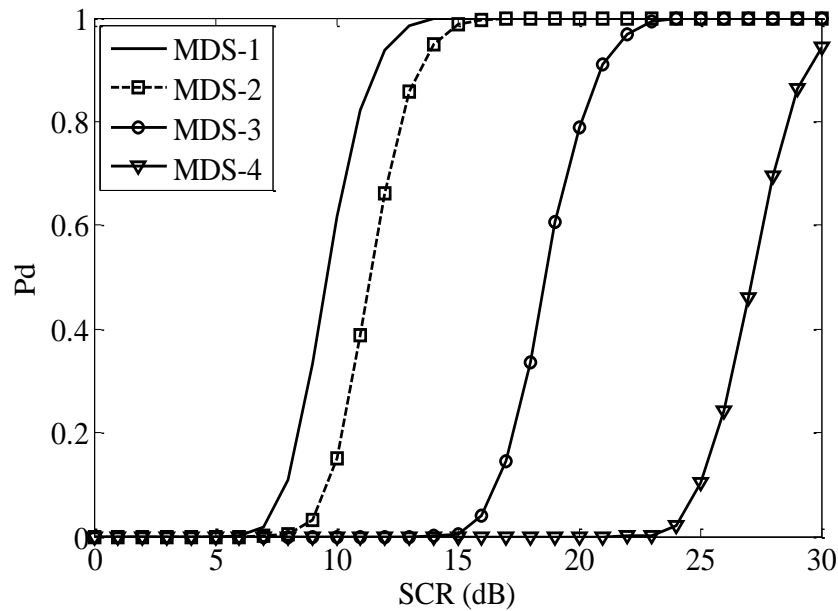


Figure 4.2: Pd du détecteur GM pour différents modèles MDS, pour $N=32$, $N_p=5$, $\alpha=1.5, \beta=1$.

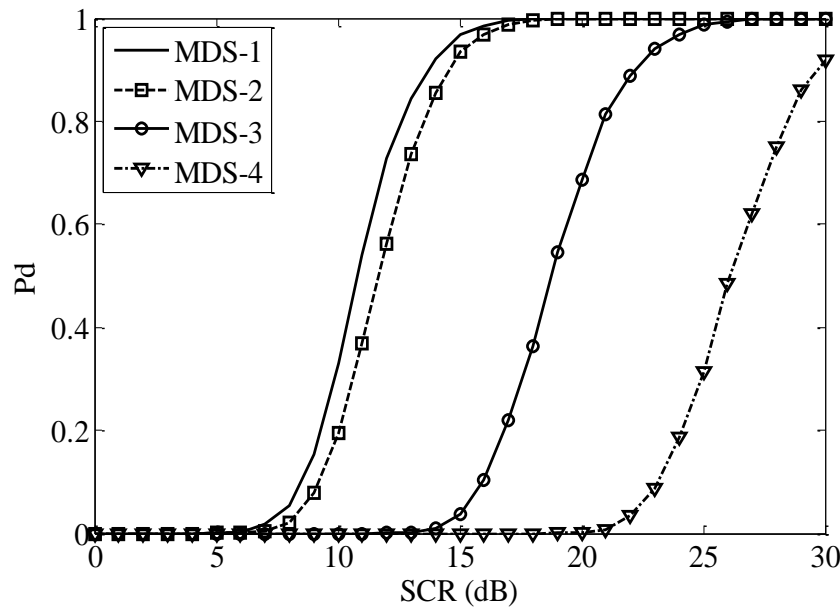


Figure 4.3: Pd du détecteur GM pour différents modèles MDS, pour $N=32$, $N_p=3$, $\alpha=1.5, \beta=1$.

Les Figures 4.2 et 4.3 représentent les performances de détection du détecteur GM en considérant différents modèles MDS pour $N_p=5$ et $N_p=3$ respectivement. Nous observons à

partir de ces Figures que les meilleures performances sont obtenues avec le modèle MDS-1. Toutefois, celle-ci commencent à se dégrader graduellement pour les modèles MDS-2, MDS-3 et MDS-4. En effet, nous constatons que le détecteur GM présente de meilleures performances lorsque la cible est uniformément distribuée sur les cellules primaires N_p , ce qui est le cas du modèle MDS-1. Ainsi, le modèle MDS-4, c'est-à-dire, dans lequel la plus grande proportion d'énergie est concentrée dans une cellule, est le modèle pour lequel les performances du détecteur GM se dégradent considérablement. Par ailleurs, en comparant les deux Figures, nous constatons que la qualité de la détection est affectée par le nombre de cellules primaires car l'augmentation du nombre de cellules primaires N_p , c'est à dire l'augmentation de la résolution permet une augmentation de la P_d , voir une amélioration significative des performances.

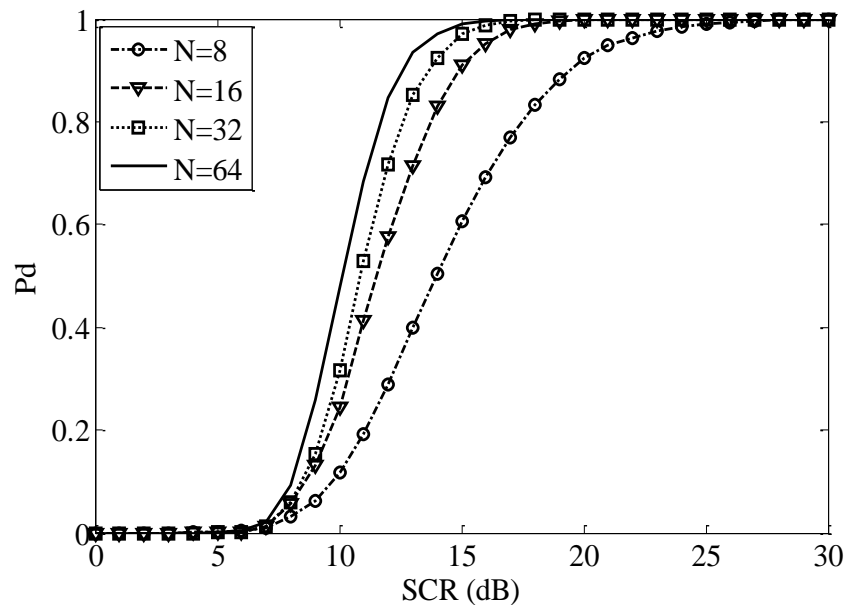


Figure 4.4: Effet du nombre de cellules de référence N sur les performances du détecteur GM pour $N_p=3$. $\alpha=1.5, \beta=1$.

Un autre paramètre important dans le schéma de détection proposé est le nombre de cellules de référence N_p . Dans la Figure 4.4, nous nous intéressons à l'effet de N sur les performances du détecteur GM en considérant $N_p=3$ et une $P_{fa}=10^{-3}$. Pour cela, nous considérons $N=8, 16, 32$ et 64 pour un SCR (Signal to Clutter Ratio) allant de 0 dB à 30 dB. Nous constatons que les

meilleures performances sont obtenues avec la plus grande valeur de N , à savoir 64. Ceci étant, nous pouvons conclure que l'augmentation du nombre de cellules de références N permet d'obtenir de meilleures performances.

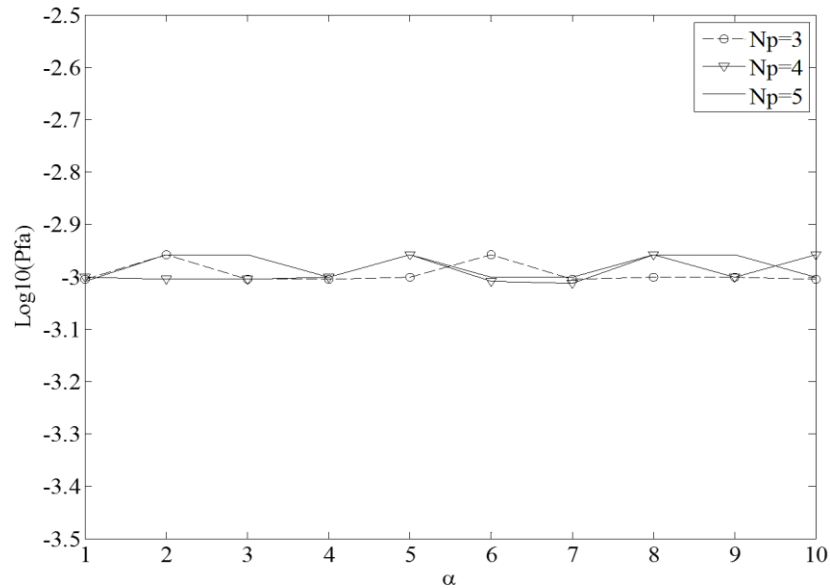


Figure 4.5: Effet du paramètre de forme α sur les performances du détecteur GM pour $N_p=3$ et une Pfa nominal de 10^{-3} .

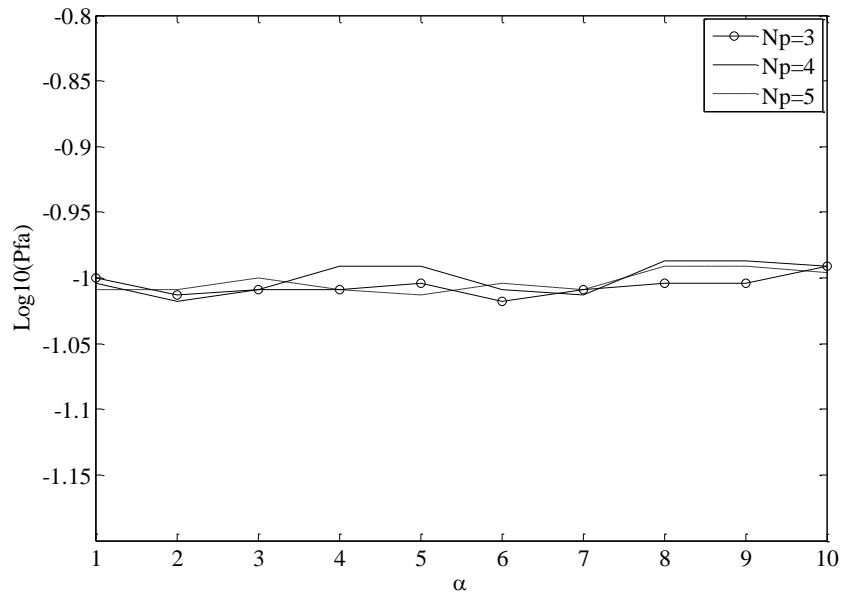


Figure 4.6: Effet du paramètre de forme α sur les performances du détecteur GM pour $N_p=3$ et une Pfa nominal de 10^{-1} .

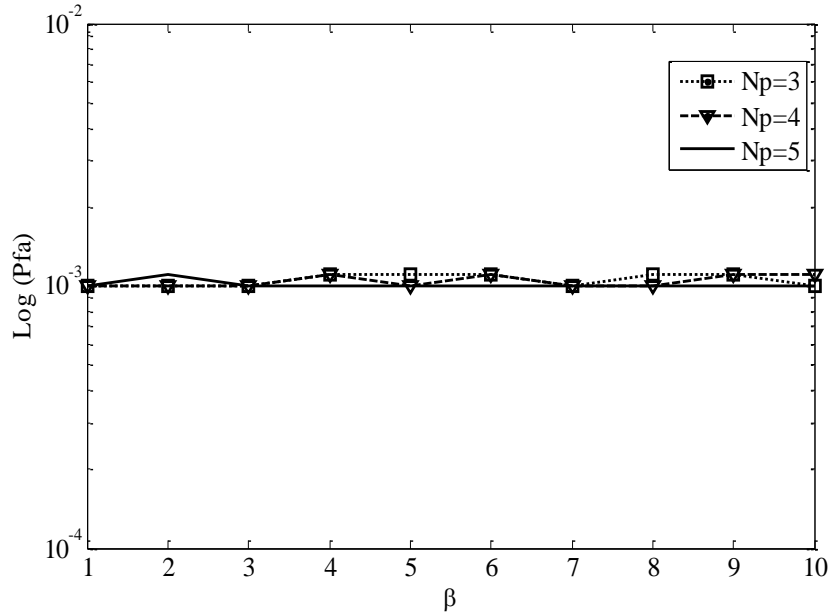


Figure 4.7: Effet du paramètre de d'échelle β sur les performances du détecteur GM pour $N_p=3$ et une Pfa nominal de 10^{-3} .

Sur un autre registre, et dans l'optique d'analyser la propriété CFAR du détecteur GM proposé, nous focalisons dans les Figures 4.5 , 4.6 et 4.7 sur le maintien de la Pfa du détecteur proposé par rapport aux paramètres du clutter α et β . Les Figures 4.5 et 4.6 représentent la Pfa du détecteur GM pour différentes valeur du paramètre de forme α , en considérant différentes valeurs de la Pfa nominale). En effet, il s'agit dans ce cas de vérifier par des moyens de simulation si la Pfa calculée correspond à la Pfa nominale afin de juger de la propriété CFAR du détecteur proposé par rapport au paramètre de forme. Nous remarquons que pour les deux cas, la Pfa simulée est très proche de la valeur nominale.

Nous observons également que la Pfa simulée présente des valeurs similaires à celle de la Pfa nominale pour différentes valeur du paramètre d'échelle β . Ainsi, nous concluons que la Pfa du détecteur proposé est indépendante des paramètres du clutter.

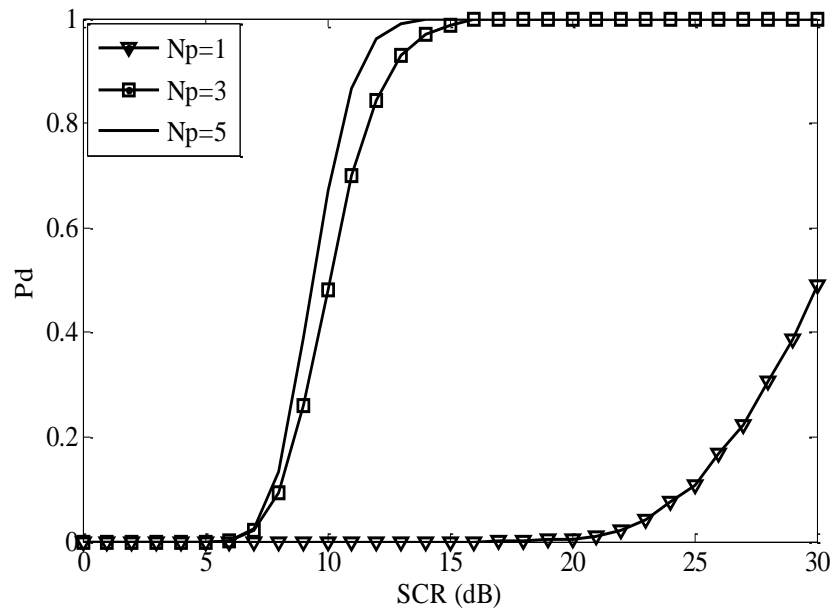


Figure 4.8: Comparaison des performance du détecteur GM pour le cas de cibles réparties ($N_p=3$, $N_p=5$) et le cas de cible ponctuelle ($N_p=1$). $\alpha=1.5, \beta=1$.

Enfin, pour des raisons de comparaison, nous avons analysé les performances du détecteur GM pour le cas de cibles réparties ($N_p=3$, $N_p=5$) et le cas de cible ponctuelle ($N_p=1$). Comme illustré dans la Figure 4.8, les meilleures performances sont obtenues avec $N_p=5$ et commencent à se dégrader pour $N_p=1$. Ce résultat est particulièrement intéressant car il nous

indique l'impact de l'augmentation du nombre de cellules primaires, c'est à dire, la résolution du radar, sur les performances du détecteur GM. Ainsi, de meilleures performances de détection sont obtenues quand la cible est répartie sur un plus grand nombre de cellules primaires N_p . Toutefois, les performances du détecteur GM pour le cas de cible ponctuelle ($N_p=1$), est celui pour lequel les performances sont les plus dégradées.

D'autres valeurs de facteurs de seuillage sont calculés pour différents paramètres, en l'occurrence la P_{fa} , et le nombre de cellules de référence, et sont montrés au niveau de l'Annexe B.

4.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une nouvelle structure de détection de cibles réparties en milieu non Gaussien modélisée par la distribution Pareto. Le détecteur proposé est basé sur la moyenne géométrique des échantillons du clutter dans les cellules primaires et les cellules de référence. Nous avons également considéré que la cible est spatialement répartie sur un nombre de cellules selon le concept MDS, et que les échantillons du clutter dans les cellules primaires et les cellules de références suivent la distribution Pareto. La structure du détecteur proposé est tel que l'énergie totale de la cible est décrite par la moyenne géométrique des cellules primaires, et l'estimation du niveau du clutter par la moyenne géométrique des cellules de références élevé à la puissance d'un facteur, dit « facteur de seuillage ». Ce dernier devrait être ajusté afin de maintenir une P_{fa} constante. En tenant compte des propriétés des distribution Pareto et exponentielle, nous avons également développé une expression du test d'hypothèses du détecteur GM pour cibles réparties. Par ailleurs, nous avons également procédé à une évaluation mathématiquement de l'expression théorique de la P_{fa} du détecteur proposé, et ce en se basant essentiellement sur les propriétés des distributions Pareto et exponentielle, ainsi que sur les fonctions génératrices des moments (MGF). Nous avons aussi démontré que, par analogie au cas d'une cible ponctuelle, la forme du test statistique proposé et l'expression mathématique de la P_{fa} correspondent aux expressions mathématiques obtenues dans la littérature du détecteur GM pour cible ponctuelle.

Enfin, les performances des détecteurs proposés ont été analysées en utilisant la méthode de Monte Carlo pour différents modèles MDS et différents nombre cellules primaires, puis

comparées à celles du détecteur GM pour cible ponctuelle [30]. Les résultats de simulation ont montré que le modèle de répartition énergétique influe énormément sur les performances de détection car les meilleures performances sont obtenues lorsque la cible est uniformément répartie sur les cellules primaires. Néanmoins, elles commencent à se dégrader lorsque l'énergie de la cible devient plus ou moins concentrée dans une cellule donnée. Un autre résultat important est que le détecteur proposé présente de meilleures performances que le détecteur GM pour cible ponctuelle, ce qui peut être justifié par le fait que l'augmentation du nombre de cellules primaires, c'est à dire, la résolution du radar, rehausse d'une façon significative les performances de détection.

Par ailleurs, nous avons vérifié le maintien de la Pfa du détecteur GM théoriquement et au moyen de la simulation ; nous pouvons conclure que les détecteurs proposés sont non seulement CFAR par rapport aux paramètres du clutter, mais également simples à implémenter par rapport aux approches de détection de cibles réparties existant dans la littérature.

Conclusion et Perspectives

Résumé

Dans ce chapitre, nous commençons par décrire les travaux effectués dans le cadre de cette thèse, et nous décrivons brièvement nos contributions vis-à-vis des problématiques considérées . Enfin , nous discutons des différents résultats obtenus , ainsi que les perspectives de travaux futurs liées à aux approches retenues.

5.1 Conclusion

5.2 Perspectives

5.1 Conclusion

Dans cette thèse de Doctorat en Sciences, nous nous sommes intéressées à la détection de cibles réparties en milieu non Gaussien, et ce en proposant des architectures de détection adaptées aux hypothèses des radars à haute résolution HRR. Dans ce contexte, nous avons proposé deux approches de détection de cibles réparties conçues pour opérer dans un clutter de distribution K et un clutter de distribution Pareto respectivement.

Dans la première contribution, nous nous sommes intéressés à la détection de cibles spatialement réparties dans un clutter K distribué dont les paramètres sont inconnus, en proposant une architecture de détection basée sur le détecteur à niveau moyen (CA : Cell Averaging), l'utilisation des tables de correspondance (LT) et l'intégration non cohérente de plusieurs impulsions. Cette nouvelle approche, intitulée : M-pulse CA-LT-CFAR est conçue pour garantir le maintien d'une Pfa constante par rapport aux paramètres de l'environnement car elle permet une indexation temps réel du facteur de seuillage adéquat. Étant donné que les paramètres du clutter ne sont pas connus, nous avons également proposé une approche de détection impulsion par impulsion (pulse-to-pulse parameters estimation). Celle-ci nous permet d'estimer les paramètres de forme et d'échelle de chaque impulsion, afin de faire la moyenne et d'utiliser le résultat pour indexer les tables de correspondance.

En tenant compte du fait que la cible soit répartie sur un nombre de cellules, et que les impulsions sont intégrées afin d'obtenir une seule impulsion, nous avons proposé une expression de l'énergie totale de la cible ainsi qu'une expression du test d'hypothèses statistique du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR pour la détection de cibles réparties.

En considérant différents modèles MDS pour la répartition de cible, nous avons analysé les performances du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR en considérant différentes conditions et nous les avons comparées à celles de l'OS-GLRT. Les résultats de simulations ont montré que le détecteur M-pulse CA-LT-CFAR présente de meilleures performances que le détecteur OS-GLRT. Un autre résultat intéressant est que le profil énergétique uniforme, est celui qui nous permet d'obtenir les meilleures performances de détection. Ceci étant plus l'énergie de la cible est concentrée dans une cellule, plus les performances se dégradent.

Enfin, l'aspect le plus important de la détection en utilisant le principe des tables de correspondance consiste en la simplicité d'implémentation d'une part, et la garantie de la

propriété CFAR, qui est assurée par l'estimation temps réel des paramètres du clutter, ainsi que l'indexation des tables de correspondance d'autre part.

Dans la deuxième contribution, nous nous sommes intéressés à la détection CFAR de cibles réparties dans un clutter Gaussien composé, avec texture suit la distribution Inverse Gamma. Nous avons considéré que la cible est répartie sur un nombre de cellules selon un profile énergétique (MDS) et que les paramètres du clutter ne sont pas connus *à priori*. Dans ce contexte, nous avons proposé les deux détecteurs GO-LT-CFAR (Greatest Of based on Lookup Tables detector) et le SO-LT-CFAR (Smallest Of based on Lookup Tables detector). Ces deux détecteurs utilisant le concept de Tables de correspondance contenant les facteurs de seuillage maintenant une Pfa constante, et sur estimation temps réel des paramètres du clutter afin de sélectionner le facteur de seuillage adéquat. Ainsi, nous avons présenté les schémas de détection du GO-LT-CFAR et du SO-LT-CFAR et avons expliqué leur principe de fonctionnement. Aussi, en tenant compte de l'expression de l'énergie totale de la cible, nous avons dérivé l'expression du test d'hypothèses statistiques des deux détecteurs. Enfin, nous avons analysé les performances de ces détecteurs en considérant différents couples des paramètres du clutter, ainsi que différents modèles MDS. Nous avons également effectué une étude de l'influence des paramètres du clutter sur le maintien de la Pfa des deux détecteurs

Dans la troisième contribution, nous nous sommes intéressés à la détection de cibles spatialement réparties dans un clutter modélisé par la distribution Pareto, en proposant une architecture de détection basée sur la moyenne géométrique des échantillons du clutter (GM : Geometric Mean). Cette approche de détection est conçue pour la détection de cibles spatialement réparties, de type MDS, en maintenant un taux de fausses alarmes constant. Il est important de préciser que le détecteur proposé a été conçu en se basant sur le détecteur géométrique pour cible ponctuelle (GM), en tenant compte de la répartition de la cible sur un nombre de cellules données, et en utilisant les propriétés des distribution exponentielle et Pareto.

Une fois la structure du détecteur GM pour cibles réparties présentée, nous présentons l'expression de l'énergie totale de la cible en utilisant la moyenne géométrique des cellules primaires, ainsi que l'expression du test d'hypothèses statistiques.

D'autre part, nous avons calculé la Pfa du détecteur proposé par deux méthodes : par moyen de simulations et en effectuant un développement mathématiquement, basé sur les propriétés des distributions exponentielle et Pareto, et en utilisant les fonction génératrices des moments (MGF). Ceci nous a permis de vérifier l'indépendance de la Pfa du détecteur GM proposé des paramètres de l'environnement, et de la comparer à la Pfa du détecteur GM pour cibles ponctuelles. En effet, les résultats ont montré que non seulement le détecteur proposé permet de maintenir une Pfa constante mais qu'il peut être retenu comme extension du détecteur GM pour cibles ponctuelles, conçu pour le cas d'une seule cellule sous test, aux cas de plusieurs cellules (cas de radars HRR).

Enfin, les performances de détection du détecteur GM proposé ont été analysées en considérant différents paramètres de l'environnement et différents modèles MDS, et ont été comparées à celles du détecteur GM pour cibles ponctuelle. Les résultats de simulation ont montré que les meilleurs performances sont obtenues avec le profil énergétique uniforme, et que le détecteur proposé présente de meilleurs performances que le détecteur GM existant. Un autre résultat important est que le détecteur GM pour cibles réparties permet de maintenir un taux de fausses alarmes constant (CFAR).

5.2 Perspectives

Le travail de recherche que nous avons élaboré dans le cadre de cette thèse de Doctorat en Sciences nous a permis de cerner plusieurs aspects de la détection CFAR de cibles réparties, et de se rapprocher d'avantages de la réalité de détection en milieu HRR. Ainsi, les travaux sur lesquels nous envisageons de focaliser comme perspectives sont les suivants :

1. Proposer d'autres approches de détection de cibles réparties en utilisant le concept des tables de correspondance.
2. Etude des performances du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR en considérant d'autres méthodes d'intégration.
3. Proposer d'autres approches de détection de cibles réparties en se référant au détecteur GM.
4. Proposer des approches de détection de cibles réparties en considérant des modèles de répartition d'énergie aléatoires.

Bibliographie

- [1] M. I. Skolnik, *Introduction To Radar Systems*, McGraw-Hill ed. 1962.
- [2] A. Farrouki, "Censure automatique dans les détecteurs CFAR basés sur les statistiques d'ordre," Doctorat d'Etat en Electronique, Université de Constantine, 2005.
- [3] H. Finn and R. Johnson, "Adaptive detection mode with threshold control as a function of spatially sampled clutter-level estimates," *RCA (Radio Corporation of America) Review*, vol. 29, no. 3, pp. 414-464, September 1968 1968.
- [4] V. G. Hansen, "Constant false alarm rate processing in search radars'," presented at the Proceedings of IEE International Radar Conference, London, 1973.
- [5] V. Hansen and J. Sawyers, "Detectability loss due to" greatest of" selection in a cell-averaging CFAR," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, no. 1, pp. 115-118, 1980.
- [6] G. V. Trunk, "Range resolution of targets using automatic detectors," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, no. 5, pp. 750-755, 1978.
- [7] P. McLane, P. Wittke, and C. K. Ip, "Threshold control for automatic detection in radar systems," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, no. 2, pp. 242-248, 1982.
- [8] E. Al-Hussaini and B. Ibrahim, "Comparison of adaptive cell-averaging detectors for multiple-target situations," in *IEE Proceedings F (Communications, Radar and Signal Processing)*, 1986, vol. 133, no. 3, pp. 217-223: IET.

- [9] M. Barkat, S. Himonas, and P. Varshney, "CFAR detection for multiple target situations," in *IEE Proceedings F (Radar and Signal Processing)*, 1989, vol. 136, no. 5, pp. 193-209: IET.

- [10] J. T. Rickard and G. M. Dillard, "Adaptive detection algorithms for multiple-target situations," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, no. 4, pp. 338-343, 1977.

- [11] H. Rohling, "Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations," *IEEE transactions on aerospace and electronic systems*, no. 4, pp. 608-621, 1983.

- [12] P. P. Gandhi and S. A. Kassam, "Analysis of CFAR processors in homogeneous background," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic systems*, vol. 24, no. 4, pp. 427-445, 1988.

- [13] P. Weber and S. Haykin, "Ordered statistic CFAR processing for two-parameter distributions with variable skewness," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic systems*, no. 6, pp. 819-821, 1985.

- [14] S. D. Himonas and M. Barkat, "Automatic censored CFAR detection for nonhomogeneous environments," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic systems*, vol. 28, no. 1, pp. 286-304, 1992.

- [15] M. E. Smith and P. K. Varshney, "Intelligent CFAR processor based on data variability," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 36, no. 3, pp. 837-847, 2000.

- [16] A. Farrouki and M. Barkat, "Automatic censoring CFAR detector based on ordered data variability for nonhomogeneous environments," *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, vol. 152, no. 1, pp. 43-51, 2005.

- [17] A. Farina and F. Gini, "Tutorial on Advanced Topics on Radar Detection in Non-Gaussian Background," presented at the Conference on Radar Systems, Brest, France, May 1999.
- [18] K. Ward, "Compound representation of high resolution sea clutter," *Electronics letters*, vol. 17, no. 16, pp. 561-563, 1981.
- [19] C. Oliver, "Representation of radar sea clutter," in *IEE Proceedings F (Communications, Radar and Signal Processing)*, 1988, vol. 135, no. 6, pp. 497-500: IET.
- [20] S. Watts, "Radar detection prediction in K-distributed sea clutter and thermal noise," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, no. 1, pp. 40-45, 1987.
- [21] E. Conte, M. Longo, M. Lops, and S. Ullo, "Radar detection of signals with unknown parameters in K-distributed clutter," in *IEE Proceedings F (Radar and Signal Processing)*, 1991, vol. 138, no. 2, pp. 131-138: IET.
- [22] M. Guida, M. Longo, and M. Lops, "Biparametric linear estimation for CFAR against Weibull clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 28, no. 1, pp. 138-151, 1992.
- [23] M. Guida, M. Longo, and M. Lops, "Biparametric CFAR procedures for lognormal clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 29, no. 3, pp. 798-809, 1993.
- [24] G. Goldstein, "False-alarm regulation in log-normal and Weibull clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, no. 1, pp. 84-92, 1973.
- [25] R. Ravid and N. Levanon, "Maximum-likelihood CFAR for Weibull background," in *IEE Proceedings F (Radar and Signal Processing)*, 1992, vol. 139, no. 3, pp. 256-264: IET.

- [26] M. Greco, F. Gini, and M. Diani, "Robust CFAR detection of random signals in compound-Gaussian clutter plus thermal noise," *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, vol. 148, no. 4, pp. 227-232, 2001.
- [27] K. J. Sangston, F. Gini, and M. S. Greco, "Coherent radar target detection in heavy-tailed compound-Gaussian clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 48, no. 1, pp. 64-77, 2012.
- [28] X. Shang and H. Song, "Radar detection based on compound-Gaussian model with inverse gamma texture," *IET radar, sonar & navigation*, vol. 5, no. 3, pp. 315-321, 2011.
- [29] P. Stinco, M. Greco, and F. Gini, "Adaptive detection in compound-Gaussian clutter with inverse-gamma texture," in *Radar (Radar), 2011 IEEE CIE International Conference on*, 2011, vol. 1, pp. 434-437: IEEE.
- [30] G. V. Weinberg, "Assessing Pareto fit to high-resolution high-grazing-angle sea clutter," *Electronics Letters*, vol. 47, no. 8, pp. 516-517, 2011.
- [31] G. V. Weinberg, "Coherent multilook detection for targets in Pareto distributed clutter," *Electronics letters*, vol. 47, no. 14, pp. 822-824, 2011.
- [32] G. V. Weinberg, "Coherent CFAR detection in compound Gaussian clutter with inverse gamma texture," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2013, no. 1, p. 105, 2013.
- [33] G. V. Weinberg, "Constant false alarm rate detectors for Pareto clutter models," *IET Radar, Sonar & Navigation*, vol. 7, no. 2, pp. 153-163, 2013.

- [34] X.-Y. Hou, N. Morinaga, and T. Namekawa, "Direct evaluation of radar detection probabilities," *IEEE Transactions on aerospace and electronic systems*, no. 4, pp. 418-424, 1987.
- [35] M. El Mashade, "Detection performance of the trimmed-mean CFAR processor with noncoherent integration," *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, vol. 142, no. 1, pp. 18-24, 1995.
- [36] M. B. El Mashade, "Detection analysis of linearly combined order statistic CFAR algorithms in nonhomogeneous background environments," *Signal processing*, vol. 68, no. 1, pp. 59-71, 1998.
- [37] I. Kanter, "Exact detection probability for partially correlated Rayleigh targets," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, no. 2, pp. 184-196, 1986.
- [38] M. A. Weiner, "Detection probability for partially correlated chi-square targets," *IEEE transactions on aerospace and electronic systems*, vol. 24, no. 4, pp. 411-416, 1988.
- [39] A. Farina and A. Russo, "Radar detection of correlated targets in clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, no. 5, pp. 513-532, 1986.
- [40] E. K. Al-Hussaini and M. B. El-Mashade, "Performance of cell-averaging and order-statistic CFAR detectors processing correlated sweeps for multiple interfering targets," *Signal processing*, vol. 49, no. 2, pp. 111-118, 1996.
- [41] T. Bucciarelli, P. Lombardo, and S. Tamburrini, "Optimum CFAR detection against compound Gaussian clutter with partially correlated texture," *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, vol. 143, no. 2, pp. 95-104, 1996.
- [42] D. R. Iskander and A. M. Zoubir, "Estimating the parameters of the K-distribution using the ML/MOM approach," in *TENCON'96. Proceedings., 1996 IEEE TENCON. Digital Signal Processing Applications*, 1996, vol. 2, pp. 769-774: IEEE.

- [43] R. Raghavan, "A method for estimating parameters of K-distributed clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 27, no. 2, pp. 238-246, 1991.
- [44] D. R. Iskander and A. M. Zoubir, "On coherent modelling of non-gaussian radar clutter," in *Statistical Signal and Array Processing, 1996. Proceedings., 8th IEEE Signal Processing Workshop on (Cat. No. 96TB10004*, 1996, pp. 226-229: IEEE.
- [45] D. R. Iskander and A. M. Zoubir, "Estimation of the parameters of the K-distribution using higher order and fractional moments [radar clutter]," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 35, no. 4, pp. 1453-1457, 1999.
- [46] D. Blacknell and R. Tough, "Parameter estimation for the K-distribution based on $[z \log(z)]$," *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, vol. 148, no. 6, pp. 309-312, 2001.
- [47] M. P. Wachowiak, R. Smolíková, J. M. Zurada, and A. S. Elmaghraby, "Estimation of K distribution parameters using neural networks," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 49, no. 6, pp. 617-620, 2002.
- [48] A. Mezache and F. Soltani, "A New Approach for Estimating the Parameters of the K-Distribution Using Fuzzy-Neural Networks," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 56, no. 11, pp. 5724-5728, 2008.
- [49] I. Chalabi and A. Mezache, "Estimating the K-distribution parameters based on fractional negative moments," in *Systems, Signals & Devices (SSD), 2015 12th International Multi-Conference on*, 2015, pp. 1-5: IEEE.
- [50] A. Mezache, I. Chalabi, T. Laroussi, and M. Sahed, "K-clutter plus noise parameter estimation using fractional positive and negative moments," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 52, no. 2, pp. 960-967, 2016.

- [51] M. Sahed and A. Mezache, "Closed-Form Fractional Moments-Based Estimators for K-Distributed Clutter plus Noise Parameters," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2017.
- [52] G. Weinberg, "Estimation of Pareto clutter parameters using order statistics and linear regression," *Electronics Letters*, vol. 49, no. 13, pp. 845-846, 2013.
- [53] A. Mezache, I. Chalabi, F. Soltani, and M. Sahed, "Estimating the Pareto plus noise distribution parameters using non-integer order moments and [zlog (z)] approaches," *IET Radar, Sonar & Navigation*, vol. 10, no. 1, pp. 192-204, 2016.
- [54] E. Conte, A. De Maio, and G. Ricci, "GLRT-based adaptive detection algorithms for range-spread targets," *IEEE transactions on signal processing*, vol. 49, no. 7, pp. 1336-1348, 2001.
- [55] N. Bon, A. Khenchaf, and R. Garello, "GLRT subspace detection for range and Doppler distributed targets," *IEEE transactions on aerospace and electronic systems*, vol. 44, no. 2, 2008.
- [56] E. Conte, A. De Maio, and G. Ricci, "CFAR detection of distributed targets in non-Gaussian disturbance," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 38, no. 2, pp. 612-621, 2002.
- [57] R. Nitzberg, "Effect of a few dominant specular reflectors target model upon target detection," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, no. 4, pp. 670-673, 1978.
- [58] P. Hughes, "A high-resolution radar detection strategy," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, no. 5, pp. 663-667, 1983.

- [59] J. Tang and Z. Zhu, "Analysis of extended target detectors," in *Aerospace and Electronics Conference, 1996. NAECON 1996., Proceedings of the IEEE 1996 National*, 1996, vol. 1, pp. 364-368: IEEE.
- [60] E. Conte and M. Lops, "Clutter-map CFAR detection for range-spread targets in non-Gaussian clutter. I. System design," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 33, no. 2, pp. 432-443, 1997.
- [61] E. Conte, M. Di Bisceglie, and M. Lops, "Clutter-map CFAR detection for range-spread targets in non-Gaussian clutter. II. Performance assessment," *IEEE transactions on aerospace and electronic systems*, vol. 33, no. 2, pp. 444-455, 1997.
- [62] K. Gerlach, M. Steiner, and F. Lin, "Detection of a spatially distributed target in white noise," *IEEE signal processing letters*, vol. 4, no. 7, pp. 198-200, 1997.
- [63] K. Gerlach, "Spatially distributed target detection in non-Gaussian clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 35, no. 3, pp. 926-934, 1999.
- [64] E. Conte and A. De Maio, "Distributed target detection in compound-Gaussian noise with Rao and Wald tests," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 39, no. 2, pp. 568-582, 2003.
- [65] F. Gini and A. Farina, "Matched subspace CFAR detection of hovering helicopters," *IEEE transactions on aerospace and electronic systems*, vol. 35, no. 4, pp. 1293-1305, 1999.
- [66] Y. Jin and B. Friedlander, "A CFAR adaptive subspace detector for second-order Gaussian signals," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 53, no. 3, pp. 871-884, 2005.
- [67] J. Guan and X. Zhang, "Subspace detection for range and Doppler distributed targets with Rao and Wald tests," *Signal Processing*, vol. 91, no. 1, pp. 51-60, 2011.

- [68] E. Conte, A. De Maio, and C. Galdi, "CFAR detection of multidimensional signals: An invariant approach," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 51, no. 1, pp. 142-151, 2003.
- [69] N. Nouar and A. Farrouki, "CFAR detection of spatially distributed targets in K-distributed clutter with unknown parameters," in *Signal Processing Conference (EUSIPCO), 2014 Proceedings of the 22nd European*, Lisbon, 2014, pp. 1731-1735: IEEE.
- [70] N. Nouar and A. Farrouki, "Lookup tables-based detection of range spread targets in compound Gaussian environment with multiple-pulse non-coherent integration," *Signal, Image and Video Processing*, pp. 1-8, 2017.
- [71] Y. He, T. Jian, F. Su, C. Qu, and X. Gu, "Novel range-spread target detectors in non-Gaussian clutter," *IEEE Transactions on aerospace and electronic systems*, vol. 46, no. 3, pp. 1312-1328, 2010.
- [72] N. Nouar and A. Farrouki, "Detection of distributed targets embedded in homogeneous compound Gaussian clutter with Inverse Gamma texture," in *Detection Systems Architectures and Technologies (DAT), Seminar on*, 2017, pp. 1-6: IEEE.
- [73] N. Nouar and A. Farrouki, "Lookup Tables-based mean level detection of spatially distributed targets in non Gaussian clutter," *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal*, vol. 2, pp. 1508-1514, 2017.
- [74] F. Deudon, "Traitement radar large bande: apport de la migration distance pour l'obtention d'un mode non ambigu," Toulouse, ISAE, 2011.
- [75] M. Skolnik, *Radar Handbook, 3rd Edition* Boston: MxGraw-Hill, 2008.

- [76] N. Nouar, "Détection CFAR de cibles réparties dans un clutter K-distribué de paramètres inconnus," Mémoire de Magistère en Electronique , Traitement du Signal , Université de Constantne 1 , 2013.
- [77] G. Gigli and G. A. Lampropoulos, "A new maximum likelihood generalized gamma CFAR detector," in *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2002. IGARSS'02. 2002 IEEE International*, 2002, vol. 6, pp. 3399-3401: IEEE.
- [78] S. Sayama and M. Sekine, "Weibull distribution and K-distribution of sea clutter observed by X-band radar and analyzed by AIC," *IEICE transactions on communications*, vol. 83, no. 9, pp. 1978-1982, 2000.
- [79] M. Barkat, *Signal detection and estimation. 2nd ed* (Artech House Radar Library). Boston: ARTECH HOUSE, INC, 2005.
- [80] S. Chabbi, "Détection CFAR en Milieux Non-Gaussiens Corrélés," Doctorat en Sciences en Electronique, Traitement du Signal, Université de Constantine, 2015.

Annexe A

A. Facteur de seuillage T du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR

Tableau A.1

Facteur de seuillage T du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR :
 $N=64, \rho=0.9, N_p=3, M=2, P_{fa}=10^{-3}$

$\mu \backslash v$	1	1.5	2	2.5
1	0.1080	0.0920	0.0840	0.0780
1.5	0.1080	0.0920	0.0840	0.0780
2	0.1080	0.0920	0.0840	0.0780

Tableau A.2

Facteur de seuillage T du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR :
 $N=64, \rho=0.9, N_p=4, M=2, P_{fa}=10^{-3}$

$\mu \backslash v$	1	1.5	2	2.5
1	0.0860	0.0650	0.0600	0.0560
1.5	0.0860	0.0650	0.0600	0.0560
2	0.0860	0.0650	0.0600	0.0560

Tableau A.3

Facteur de seuillage T du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR :
 $N=64, \rho=0.9, N_p=5, M=2, P_{fa}=10^{-3}$

$\mu \backslash v$	1	1.5	2	2.5
1	0.0740	0.0650	0.0600	0.0560
1.5	0.0740	0.0650	0.0600	0.0560
2	0.0740	0.0650	0.0600	0.0560

Tableau A.4

Facteur de seuillage T du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR :
 $N=64, \rho=0.9, N_p=3, M=2, P_{fa}=10^{-4}$

$\mu \backslash v$	1	1.5	2	2.5
1	0.1500	0.1270	0.1160	0.1060
1.5	0.1500	0.1270	0.1160	0.1060
2	0.1500	0.1270	0.1160	0.1060

Tableau A.5

Facteur de seuillage T du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR :
 $N=64, \rho=0.9, N_p=4, M=2, P_{fa}=10^{-4}$

$\mu \backslash v$	1	1.5	2	2.5
1	0.1060	0.0930	0.0900	0.0840
1.5	0.1060	0.0930	0.0900	0.0840
2	0.1060	0.0930	0.0900	0.0840

Tableau A.6

Facteur de seuillage T du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR :
 $N=64, \rho=0.9, N_p=3, M=8, P_{fa}=10^{-3}$

$\mu \backslash v$	1	1.5	2	2.5
1	0.1010	0.0880	0.0790	0.0740
1.5	0.1010	0.0880	0.0790	0.0740
2	0.1010	0.0880	0.0790	0.0740

Tableau A.7

Facteur de seuillage T du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR :
 $N=64, \rho=0.9, N_p=4, M=8, P_{fa}=10^{-3}$

$\mu \backslash v$	1	1.5	2	2.5
1	0.0820	0.0730	0.0670	0.0620
1.5	0.0820	0.0730	0.0670	0.0620
2	0.0820	0.0730	0.0670	0.0620

Tableau A.8

Facteur de seuillage T du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR :
 $N=64, \rho=0.9, N_p=5, M=8, P_{fa}=10^{-3}$

$\mu \backslash v$	1	1.5	2	2.5
1	0.0700	0.0610	0.0580	0.0530
1.5	0.0700	0.0610	0.0580	0.0530
2	0.0700	0.0610	0.0580	0.0530

Tableau A.9

Facteur de seuillage T du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR :
 $N=64, \rho=0.9, N_p=3, M=10, P_{fa}=10^{-3}$

$\mu \backslash v$	1	1.5	2	2.5
1	0.0940	0.0830	0.0760	0.0700
1.5	0.0940	0.0830	0.0760	0.0700
2	0.0940	0.0830	0.0760	0.0700

Tableau A.10

Facteur de seuillage T du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR :
 $N=64, \rho=0.9, N_p=4, M=10, P_{fa}=10^{-3}$

$\mu \backslash v$	1	1.5	2	2.5
1	0.0780	0.0670	0.0600	0.0580
1.5	0.0780	0.0670	0.0600	0.0580
2	0.0780	0.0670	0.0600	0.0580

Tableau A.11

Facteur de seuillage T du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR :
 $N=64, \rho=0.9, N_p=5, M=10, P_{fa}=10^{-3}$

$\mu \backslash v$	1	1.5	2	2.5
1	0.0660	0.0570	0.0530	0.0500
1.5	0.0660	0.0570	0.0530	0.0500
2	0.0660	0.0570	0.0530	0.0500

Tableau A.12

Facteur de seuillage T du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR :
 $N=64, \rho=0.9, N_p=5, M=2, P_{fa}=10^{-2}$

$\mu \backslash v$	1	1.5	2	2.5
1	0.0500	0.0452	0.0422	0.0410
1.5	0.0500	0.0452	0.0422	0.0410
2	0.0500	0.0452	0.0422	0.0410

Tableau A.13

Facteur de seuillage T du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR :
 $N=64, \rho=0.9, N_p=5, M=2, P_{fa}=10^{-1}$

$\mu \backslash \nu$	1	1.5	2	2.5
1	0.0521	0.0455	0.0255	0.0250
1.5	0.0521	0.0455	0.0255	0.0250
2	0.0521	0.0455	0.0255	0.0250

Tableau A.14

Facteur de seuillage T du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR :
 $N=64, \rho=0.5, N_p=5, M=2, P_{fa}=10^{-3}$

$\mu \backslash \nu$	1	1.5	2	2.5
1	0.0630	0.0578	0.0540	0.0469
1.5	0.0630	0.0578	0.0540	0.0469
2	0.0630	0.0578	0.0540	0.0469

Tableau A.15

Facteur de seuillage T du détecteur M-pulse CA-LT-CFAR :
 $N=64, \rho=0.1, N_p=5, M=2, P_{fa}=10^{-3}$

$\mu \backslash \nu$	1	1.5	2	2.5
1	0.0583	0.0529	0.0480	0.0475
1.5	0.0583	0.0529	0.0480	0.0475
2	0.0583	0.0529	0.0480	0.0475

Annexe B

B. Facteur de seuillage T du détecteur GM

Tableau B.1

Facteur de seuillage T du détecteur GM :

N=16

Pfa Np	10⁻¹	10⁻²	10⁻³
3	0.2980	0.2150	0.1220
4	0.2800	0.1935	0.1165
5	0.2550	0.1795	0.1100

Tableau B.2

Facteur de seuillage T du détecteur GM :

N=32

Pfa Np	10⁻¹	10⁻²	10⁻³
3	0.1350	0.0950	0.0575
4	0.1220	0.0900	0.0575
5	0.1220	0.0820	0.0575

Tableau B.3

Facteur de seuillage T du détecteur GM :

N=64

Pfa Np	10⁻¹	10⁻²	10⁻³
3	0.0280	0.0455	0.0600
4	0.0280	0.0420	0.0545
5	0.0280	0.0380	0.0495

Tableau B.4

Facteur de seuillage T du détecteur GM :

N=128

Np \ Pfa	10⁻¹	10⁻²	10⁻³
3	0.0310	0.0222	0.0138
4	0.0544	0.0198	0.0131
5	0.0235	0.0185	0.0130