



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'Electronique

جامعة الإخوة منتوري قسنطينة 1
كلية علوم التكنولوجيا
قسم الإلكترونيك

Laboratoire Signaux et Systèmes de Communication (SISCOM)

N° d'Ordre:

Série:

Thèse

Présentée pour l'Obtention du Diplôme de
Doctorat Troisième Cycle

Filière: Télécommunications

Spécialité: Signaux et Systèmes de Télécommunications

Estimation et détection des signaux radar pour la
surveillance maritime

Présentée et Soutenue Publiquement Par
Mehanaoui Ali

Devant le jury

Président	Benslama Malek	Professeur	Université des Frères Mentouri Constantine 1
Rapporteur	Laroussi Toufik	Professeur	Université des Frères Mentouri Constantine 1
Examineurs	Hamadouche M'hamed	Professeur	Université M'hamed Bougara Bumerdes
	Soltani Faouzi	Professeur	Université des Frères Mentouri Constantine 1
	Fortaki Tarek	Professeur	Université Batna 2
Membre Invité	Mezache Amar	Professeur	Université Mohamed Boudiaf M'sila

Année Universitaire 2019-2020

إهداء

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

الْحَمْدُ لِلَّهِ الَّذِي بِنِعْمَتِهِ تَتِمُّ الصَّالِحَاتُ ، وَالشُّكْرُ لَهُ أَوَّلًا وَآخِرًا ، ظَاهِرًا وَبَاطِنًا ، مَا شَاءَ اللَّهُ كَانَ وَ مَا لَمْ يَشَأْ لَمْ يَكُنْ ، الْحَمْدُ لِلَّهِ
عَلَى مَا أَنْعَمَ بِهِ عَلَيَّ مِنْ فَضْلِهِ الْخَيْرِ الْكَثِيرِ وَعَانِي عَلَى إِتْمَامِ هَذَا الْبَحْثِ الْعِلْمِيِّ فِي إِطَارِ إِتِهَائِي لِأَطْرُوحَةِ الدُّكْتُورَاهِ وَالَّذِي أَحْتَسِبُهُ
خَالِصًا لِرُوحِهِ الْكَرِيمِ.

أَهْدِي هَذَا الْعَمَلَ إِلَى وَالِدِيَّ الْعَزِيزَيْنِ اللَّذَانِ قَدَّمَا لِي دَائِمًا أَفْصَى مَا يُمَكِّنُهُمَا ، لَقَدْ دَعَمْتُمَا فِي الْأَوْقَاتِ الصَّعْبَةِ ، وَكُنْتُمَا لِي دَائِمًا
مَثَلًا فِي التَّضَحِّيَةِ وَالتَّفَانِي ؛ وَلَا أَمْلِكُ إِلَّا الدُّعَاءَ لَكُمْ بِالصَّحَّةِ الْعَافِيَةِ وَالْعُمُرِ الطَّوِيلِ.

إِلَى زَوْجَتِي الْعَزِيزَةِ عَلَى دَعْمِهَا وَتَضَحِّيَاتِهَا

وَأَوْلَادِي أَحِبَّائِي هَيْئَمَ ، نُورِ الْإِيمَانِ وَ الْجُزِينِ

إِلَى إِخْوَانِي وَأَخَوَاتِي

وَالصَّلَاةُ وَالسَّلَامُ عَلَى سَيِّدِ الْخَلْقِ نَبِيِّنَا مُحَمَّدٍ وَ آلِهِ وَصَحْبِهِ.

علي

Remerciements

Louange à Allah, Exalté soit-Il, par Qui les bonnes actions sont accomplies, et paix et salut sur notre Prophète Mohamed, celui qu'Allah a envoyé comme Miséricorde pour le monde entier, ainsi que sur sa Famille et ses Compagnons.

Je voudrais exprimer mes sincères remerciements et ma gratitude à mon directeur de thèse, le Professeur Laroussi Toufik, que je le remercie tout d'abord de m'avoir proposé ce sujet de recherche ainsi que pour sa grande patience et confiance à mon égard, et pour ses conseils avisés qui m'ont permis de réaliser ce travail dans de bonnes conditions. J'apprécie beaucoup son engagement et le remercie du fond du cœur pour tout ce qui m'a apporté comme connaissances, rigueur, organisation et conseils utiles, et ce depuis le premier jour, jusqu'à la réalisation de ce manuscrit. Puisse Allah accepter toutes ses bonnes actions.

J'exprime ma reconnaissance à Monsieur le Président du Jury, le Professeur Benslama Malek et Messieurs les jurés, les Professeurs Hamadouche M'hamed, Soltani Faouzi et Fortaki Tarek, qui ont bien voulu nous honorer d'évaluer ce modeste ouvrage et concrétiser par leur présence mon rêve universitaire.

Je suis aussi heureux d'adresser mes sincères remerciements au Professeur Mezache Amar et au Dr Chabbi Souad pour leurs conseils scientifiques, ainsi qu'à toutes celles et tous ceux qui m'ont aidé ou contribué de près ou de loin à la finalisation de ce travail.

Ali Mehanaoui 

ملخص

بالإمكان التعزيز ، بشكل كبير ، من التقنيات المناسبة لمعالجة إشارات الرادار والمستعملة في البيئة البحرية من خلال فهم عميق للإشارات المرندة مباشرة من الهدف أو من سطح البحر حيث عادة ما يشار إلى هذا الأخير باعتباره فوضى أو تشويش سطح البحر ، التي يتم مواجهته حتمًا خلال عملية الكشف . باستثناء عدد قليل من تطبيقات الرادار ، يُمثل تشويش سطح البحر الجزء الغير مرغوب فيه من الإشارة المعاد إرسالها والتي تُساهم إلى حد بعيد في تعقيد عملية الكشف عن الهدف الرئيسي . يتضح من خلال تحليل خواص البيانات البحرية الحقيقية أنّ شدة الإشارات المرندة إلى الرادار عالي الدقة يمكن تمثيلها من خلال النموذج الغير غاوسي (non-Gaussian) وهو توزيع باريتو (Pareto) ، الذي يتميز بامتلاك نموذج رياضي بسيط وقوي مقارنة بمجموعه واسعة من تقنيات التوزيع طويلة الذيل . في أطروحتنا ، نهتم أساسًا بدراسة البيانات الممتلئة بواسطة هذا التوزيع مع افتراض خلوه من التشويش الحراري . ينقسم عملنا إلى قسمين رئيسيين ، نتناول في القسم الأول دراسة عملية تقدير الوسائط باستخدام (VSE, V-Statistic Estimator) و (USE, U-Statistic Estimator) ، بناءً على لحظات الترتيب السلي والإيجابي ، و (COSE, Consecutive Order Statistics Estimator) استنادًا إلى أسلوب الترتيب المتتالي لإحصائيات توزيع باريتو الممتلئة للضوضاء البحرية المصاحبة للهدف الرئيسي والغامرة له . القسم الثاني من هذه الدراسة يتعلّق بإشكالية الكشف عن الأهداف بتقنية العبء التكيفية وخوارزميات بمعدل ثابت للإنذار الخاطي (CFAR, Constant False Alarm Rate) ، من خلال استغلال مجموعة من العينات التي يتم جمعها من محيط الهدف الرئيسي . في هذا السياق قمنا باقتراح المعالج المزدوج (ACD-CFCAR, Automatic Censoring and Detection- Constant False Censoring and Alarm Rates) (إزالة و كشف تلقائي بمعدلات خاطئة ثابتة) ؛ وكذلك ، (EVI-CFAR, Enhanced Variability Index-Automatic Selection Detector-CFAR) ، مؤشر التباين المحسن لكاشف التحديد التلقائي بمعدل إنذار خاطي ثابت و أيضًا المعالج الذكي (PI- Pietra Index- CFAR) الذي يُحقّق التبدل التلقائي بين عدّة كاشفات ، حيث ، يتم اقتراح (GM, Geometric Mean) - المتوسط الهندسي أو المتوسط الهندسي الأكبر (GO, Greatest Of) أو المتوسط المقطع (TM-CFAR , Trimmed Mean) . في القيام بذلك فاننا باستعمال محاكاة Monte Carlo ندرس مشكلة الحصول على افضل اداء ممكن للكشف عن الأهداف من صنف Swerling I و المغمورة في تشويش البحر المشكّل على غرار توزيع باريتو . النتائج تُعرض عن أداء جيد ل ACD-CFAR في عملية عزل الأهداف المتعددة الغير مرغوب فيها وكذلك في الكشف عن الأهداف المستهدفة حيث إنّه ، يقوم بتحديد دقيق لعدد الأهداف المتعددة الغير مرغوب فيها مقارنة ب TM-CFAR التقليدي الذي يعتمد أدائه على بيئة معروفة مسبقًا. بعد ذلك ، اقترحنا الكشف التلقائي عن الهدف في تشويش باريتو متجانس وغير متجانس . تحقيقًا لهذه الغاية ، قدّمنا المعالج EVI-ASD-CFAR في محاولة لاستخدام مؤشر التباين (VI) كأداة تمييز وتباين بين عينات التشويش ، حيث قمنا بفحص هذا المعالج في حالة وجود أهداف متعددة غير مرغوب فيها . يقوم هذا المعالج باختيار تلقائي للكاشف المناسب بين مجموع الكاشفات من عائلة GM-CFAR أو TM-CFAR باستغلال العلاقة التناوبية بين توزيعي باريتو و الأسي و ومنطق التبدل استنادًا إلى VI و MR (معامل المتوسطات) . إلا أنّ هذا المعالج يتسم جزئيًا فقط بخاصية CFAR ، لأنّ احتمال الإنذار الخاطي (Pfa) يُعتمد على معرفة مسبقة للوسيط السلمي . لتجاوز هذا القيد ، أظهرنا كيف يمكن أن يكون المؤشر PI بديلًا جيدًا لل VI في سياق غير غاوسي من خلال تقديم المعالج PI-CFAR وإجراء تحليل لإدائه في وسط متجانس وغير متجانس . أي بافتراض وجود خلفية باريتو غير ثابتة مع وجود أو عدم وجود حافة تشويش أو الأهداف الدخيلة المُتحمّ إزالتها ، فإن الاستخدام المتزامن للاختيارات الإحصائية على مؤشرات PI و LGMR (لوغاريتم معامل المتوسطات الهندسية) ، يسمح للمعالج المقترح بالتبديل ديناميكيًا نحو الكاشف

المُناسب مَع عَدَم وُجُودِ مَعْلُومَاتٍ مَسْبِقَةً لِلوَسِيطِ السُّلْمِيِّ . وَفَقًّا لِنَتَائِجِ PWS (احتمال اِخْتِيَارِ نَافِذَةٍ) ، يَتِمُّ تَقْدِيرُ مُسْتَوَى الخَلْفِيَّةِ بِشَكْلِ مَنهَجِي مِنْ خِلَالِ الكَاشِفِ المُخْتَارِ . يَتِمُّ تَقْيِيمُ أَدَاءِ عَمَلِيَّةِ الكَشْفِ بِوَاسِطَةِ المُعَالِجِ المُقْتَرَحِ ، عِبْرَ مُحَاكَاةِ Monte.

Carlo

الكَلِمَاتُ المُفْتَاخِيَّةُ : نِظَامُ الكَشْفِ CFCAR ، نِظَامُ الكَشْفِ CFAR ، تَشْوِيشِ Pareto ، تَقْدِيرِ الوَسَائِطِ ، الحِذْفِ التَّلْقَائِيِّ ، التَّبْدِيلِ التَّلْقَائِيِّ.

Abstract

Appropriate techniques for radar signal processing operating in a maritime environment may be substantially enhanced through a deep understanding of the direct target and sea surface backscatters. These latter are usually referenced as sea clutter, inevitably encountered during the detection process. Except for a few applications, sea clutter represents the unwanted part of the retransmitted signal which may be harmful to target detection. It is shown through the analysis of real maritime data that the intensity properties of HRR (High Resolution Radar) backscatters can be represented by the non-Gaussian model of the Pareto distribution, which has the characteristic of having a simple and powerful mathematical model compared to a wide range of techniques from other long-tailed distributions. In our thesis, we are interested in studying data modeled by the thermal noise free Pareto distribution. Our work is divided into two main parts. The first deals with the study of parameter estimation using the VSE (V-Statistic Estimator) and the USE (U-Statistic Estimator), based on the fractional negative and positive order moments, and the COSE (Consecutive Order Statistic Estimator), based on a consecutive order statistic technique of the Pareto distribution modeling the maritime clutter, in which the target is embedded. The second considers HRR target detection through adaptive threshold and CFAR (Constant False Alarm Rate) algorithms, by exploiting a combination of samples collected from both sides of a target. In this context, the twofold ACD-CFCAR (Automatic Censoring-Constant False Censoring and Alarm Rates) processor; that is, automatic censoring and detection, the EVI-ASD-CFAR (Enhanced Variability Index- Automatic Selection Detector-Constant False Alarm Rate) and the PI-CFAR (Pietra Index-CFAR) intelligent processor which achieves automatic switching between several detectors, i.e., GM- (Geometric Mean-), GO (Greatest Of-) or TM (Trimmed Mean- CFAR), are proposed. In doing this, we treat, through Monte Carlo simulations, the problem of the best possible detection performance of Swerling I type targets embedded in a Pareto clutter. The results are such as the ACD-CFAR detector exhibits good censoring and detection performances in multiple target situations because, each time, it censures the exact number of interfering targets comparatively to the conventional TM-CFAR whose performance relies upon the *a priori* known environment. Then, we introduce automatic target detection in homogeneous and heterogeneous Pareto clutter. To this end, we develop the EVI-ASD-CFAR processor. In effect, in an attempt to use the VI (Variability Index) as a clutter discriminator, we examine this processor in the presence of multiple targets. A dynamic selection of the appropriate detector among the GM-CFAR family or the TM-CFAR detector is carried out through the Pareto-exponential duality relation, and a switching logic based on the VI and MR

(Mean Ratio). However, this processor happens to be partially CFAR, because the P_{fa} (Probability of False Alarm) depends on the scale parameter. Therefore, it came out that this approach, initially established for a Gaussian clutter, works only for an *a priori* known scale parameter. To overcome this limitation, we show how the PI can be a good substitute to the VI in a non-Gaussian context. To this effect, we develop, for a Pareto background, the PI-CFAR processor. Analysis of the performances of this processor is carried out in both homogeneous and heterogeneous backgrounds. That is, assuming a non-stationary Pareto background with the presence or not of a clutter edge or interfering targets, the statistic tests on the PI and LGMR (Log Geometric Mean ratio) indices, are used simultaneously to allow the proposed processor dynamically switch to the suited detector; i.e., the GM-CFAR, GO-CFAR or TM-CFAR detector with an *a priori* unknown scale parameter. That is, according to the outcomes of the PWS (Probability of Window Selection), the background level is systematically estimated through the preselected detector. The detection performances of the proposed processor are assessed, via Monte Carlo simulations.

Keywords: CFCAR detection, CFAR detection, CFCR detection, Pareto clutter, Parameters estimation, Automatic censoring, Automatic switching.

Résumé

Les techniques appropriées de traitement des signaux radar opérant dans un environnement marin, ressentent davantage de développement grâce à une compréhension accrue de leur rétrodiffusion directe d'une cible et depuis la surface de la mer. Ces derniers font, inexorablement, référence au clutter (fouillis) de mer, inévitablement rencontré durant le processus de détection. Hormis quelques applications, le clutter de mer représente la partie indésirable du signal retransmis qui peut nuire à la détection de cibles. Il est montré, par l'analyse des données réelles maritimes, que les propriétés d'intensité de la rétrodiffusion d'un HRR (High Resolution Radar) peuvent être représentées par le modèle non-gaussien de la distribution Pareto sans bruit thermique. Ce type de modélisation a la caractéristique d'un modèle mathématique simple et performant comparativement à un large éventail de techniques issues d'autres distributions à queues longues. Dans notre thèse, nous nous intéressons à l'étude de données modélisées par la distribution Pareto sans bruit thermal. Notre travail est scindé en deux parties. La première concerne l'estimation des paramètres par le biais, d'une part, des estimateurs VSE (V-Statistic Estimator) et USE (U-Statistic Estimator), lesquels sont basés sur les moments fractionnels positifs et négatifs, et d'autre part, l'estimateur COSE (Consecutive Order Statistic Estimator), lequel est basé sur l'ordre consécutif des statistiques de la distribution Pareto modélisant le clutter marin. La deuxième considère la détection de cibles par un HRR moyennant des algorithmes de détection à seuils adaptatifs et CFAR (Constant False Alarm Rate), et ce en exploitant une combinaison des échantillons recueillis de part et d'autre de la cible. Dans ce contexte, le processeur ACD-CFCAR (Automatic Censoring and Detection-Constant False Censoring and Alarm Rates) à deux algorithmes; censure et détection automatiques, le processeur EVI-ASD-CFAR (Enhanced Variability Index-Automatic Selection Detector-Constant False Alarm Rate) et le processeur intelligent PI-CFAR (Pietra Index-CFAR) qui assure une commutation automatique entre plusieurs détecteurs, i.e., GM- (Geometric Mean-), GO (Greatest Of-) ou TM (Trimmed Mean-CFAR), sont proposés et étudiés. Ainsi, nous traitons, à travers les simulations de Monte Carlo, le problème de la meilleure performance de détection possible de cibles Swerling I dans un clutter Pareto. Les résultats sont tels que le détecteur ACD-CFAR montre de bonnes performances de censure et de détection dans des situations de cibles multiples, car à chaque fois il censure exactement le nombre de cibles présentes, contrairement au détecteur TM-CFAR conventionnel, tributaire de la connaissance *a priori* de l'environnement. Ensuite, nous introduisons la détection automatique de cibles dans un clutter Pareto homogène et hétérogène. Ce faisant, nous mettons au point le processeur EVI-

ASD-CFAR. En effet, pour tenter d'utiliser le VI (Variability Index) comme discriminateur pour un clutter Pareto, nous examinons ce processeur en présence de cibles multiples. Une sélection dynamique du détecteur approprié parmi les détecteurs de la famille du détecteur GM-CFAR ou du détecteur TM-CFAR, est réalisée en exploitant la relation de dualité entre les distributions Pareto et exponentielle et la logique de commutation à base du VI et MR (Mean Ratio). Cependant, ce processeur n'est pas complètement CFAR du fait que la P_{fa} (Probability of False Alarm) ne soit pas indépendante du paramètre d'échelle. Il s'est donc avéré que cette approche, initialement établie pour un clutter gaussien, n'est possible qu'en supposant un paramètre d'échelle connu *a priori*. Pour pallier à cette limitation, nous montrons comment le PI peut être un bon substitut du VI dans un contexte hétérogène non-gaussien. Pour ce faire, nous développons pour un clutter Pareto, le processeur PI-CFAR. L'analyse des performances de ce processeur est faite en milieux homogène et hétérogène. Autrement dit, en supposant un clutter Pareto non stationnaire avec la présence ou non d'un bord de clutter ou de cibles interférentes, les tests statistiques sur le PI et le LGMR (Log Geometric Mean Ratio) sont utilisés simultanément pour permettre au processeur proposé de basculer dynamiquement vers le détecteur approprié; c'est-à-dire le détecteur GM-CFAR, GO-CFAR ou TM-CFAR de paramètre d'échelle inconnu *a priori*. Explicitement, en fonction de la probabilité de sélection de fenêtre PWS (Probability of Window Selection), le niveau du clutter est estimé en fonction du détecteur sélectionné. Les performances de détection du processeur proposé sont évaluées au moyen des simulations Monte Carlo.

Mots clés : Détection CFCAR, Détection CFAR, Détection CFCR, Clutter Pareto, Estimation des paramètres, Censure automatique, Commutation automatique.

Table des matières

CHAPITRE 1

Etat de l'art des détecteurs CFAR et des estimateurs pour un clutter Pareto	1
1.1 Etat de l'art des détecteurs CFAR	2
1.1.1 Détecteurs avec modélisation du clutter	2
1.1.1.1 Détecteurs basés sur le traitement spatial d'une fenêtre glissante	3
1.1.1.1.1 Détecteurs monoparamétriques	3
1.1.1.1.2 Détecteurs biparamétriques	8
1.1.1.2 Détecteurs basés sur le traitement temporel	13
1.1.2 Détecteurs indépendants de la distribution	14
1.1.3 Détecteurs hybrides	16
1.1.3.1 Détecteurs neuronaux et distribués	16
1.1.3.2 Autres types de détecteurs	17
1.2 Etat de l'art des estimateurs pour un milieu Pareto	18
1.2.1 Méthodes d'estimation des paramètres de la distribution Pareto	19
1.2.1.1 Méthodes SRS	19
1.2.1.2 Méthodes RSS	21
1.2.1.3 Techniques standards et modernes d'estimation des paramètres pour des applications radar avec ou sans bruit	22
1.3 Contributions	25
1.3.1 Contribution 1	25
1.3.2 Contribution 2	25
1.3.3 Contribution 3	26
1.4 Organisation du manuscrit	26
1.5 Conclusion	28
CHAPITRE 2	
Concepts du radar pour la surveillance maritime	29
2.1 Introduction	30
2.2 Concepts radar	30
2.3 Différents types de radar	32
2.3.1 Radars primaires	32
2.3.1.1 Radars bistatiques	32

2.3.1.2 Radars monostatiques.....	33
2.3.1.3 Radars à antenne synthétique	37
2.3.2 Radars de surveillance secondaire.....	48
2.4 Nature Statistiques du clutter marin	49
2.4.1 Réflectivité du clutter	50
2.4.2 Modélisation de clutter du radar en bande X pour la surveillance maritime	51
2.5 Surface équivalente radar	52
2.5.1 Fluctuation de la surface équivalente radar de la cible	57
2.6 Concept CFAR pour la détection de cibles	58
2.7 Conclusion.....	60
CHAPITRE 3	
Estimation des paramètres d'un clutter Pareto	61
3.1 Introduction	62
3.2 Distributions à queue longue.....	62
3.2.1 Distribution Pareto	62
3.2.1.1 Distribution Pareto type I.....	62
3.2.1.2 Distribution Pareto type II.....	64
3.2.1.3 Pareto type III.....	65
3.2.1.4 Pareto type IV.....	66
3.2.1.5 Pareto généralisée.....	67
3.2.1.6 Modèles classiques de clutter marin.....	68
3.3 Estimation des paramètres de la distribution Pareto type I	72
3.3.1 Méthodes classiques d'estimation.....	72
3.3.1.1 Estimateur du maximum de vraisemblance	72
3.3.1.2 Estimateur à régression linéaire	73
3.3.2 Nouvelles méthodes proposées	74
3.3.3 Résultats de simulations	78
3.3.3.1 Estimation des paramètres via les données synthétiques	78
3.3.3.2 Estimation des paramètres via les données réelles.....	85
3.4 Conclusion.....	95
CHAPITRE 4	
Détecteurs à censure et à commutation automatiques dans un clutter Pareto.....	97
4.1 Introduction	98

4.2 Détection CFCAR	98
4.2.1 Processeur ACD-CFCAR.....	100
4.2.2 Détection à taux de fausse alarme constant.....	101
4.2.3 Censure à taux de fausse censure constant.....	101
4.2.4 Sélection des seuils adaptatifs	103
4.2.5 Evaluation des performances	103
4.2.6 Probabilité de censure	104
4.2.7 Probabilité de détection.....	105
4.3 Commutation dans un clutter Pareto	106
4.3.1 Processeur EVI-ASD-CFAR.....	107
4.3.1.1 Logique de commutation.....	110
4.3.1.2 Résultats de simulations et discussions.....	110
4.3.2 Détecteurs impliqués dans le processus de commutation avec un paramètre d'échelle inconnu.....	115
4.3.3 Processeur PI-CFAR	118
4.3.4 Résultats de simulations et discussions.....	124
4.3.4.1 Environnement homogène.....	127
4.3.4.2 Situations de cibles multiples	129
4.3.4.3 Situation de bord de clutter	134
4.4 Performances attendues du processeur PI-CFAR avec des données réelles	139
4.5 Conclusion.....	140
CHAPITRE 5	
Conclusion Générale	142
5.1. Synthèse des travaux	143
5.2 Perspectives.....	144
Bibliographie.....	146

Liste des Figures

Figure 2.1 Environnement d'un radar de surveillance maritime.....	31
Figure 2.2 Radar mono-statique.....	32
Figure 2.3 Composantes du signal vidéo reçu.....	35
Figure 2.4 Géométrie d'un système SAR.....	38
Figure 2.5 Plan de polarisation.....	46
Figure 2.6 Angles décrivant la géométrie du radar et la surface du clutter.....	49
Figure 2.7 Réflectivité du clutter de mer.....	51
Figure 2.8 Dimension de la zone illuminée par le radar.	55
Figure 2.9 Réflectivité du volume de clutter.....	56
Figure 2.10 Fenêtre de référence CFAR.	58
Figure 2.11 Schéma typique de la détection CFAR.	59
Figure 3.1 MSE des estimateurs LRA, USE, VSE et COSE en fonction du paramètre de forme α , pour un nombre d'échantillons $N=24$	83
Figure 3.2 Barres d'erreurs des estimateurs LRA, USE, VSE et COSE en fonction du paramètre de forme α , pour $N=24$	83
Figure 3.3 MSE des estimateurs LRA, USE, VSE et COSE en fonction du paramètre de forme α , pour un nombre d'échantillon $N=1000$	84
Figure 3.4 Barres d'erreurs des estimateurs LRA, USE, VSE et COSE en fonction du paramètre de forme α , pour $N=1000$	84
Figure 3.5 QQ-plot pour les données réelles IPIX.	85
Figure 3.6 Représentation graphique des données réelles.....	86
Figure 3.7 Représentation graphique des données réelles en 3D.....	86
Figure 3.8 Modélisation des données réelles par la distribution Pareto pour une polarisation horizontale en émission et en réception et une résolution de 30 mètres.	87
Figure 3.9 Modélisation des données réelles par la distribution Pareto pour une polarisation verticale en émission et en réception et une résolution de 30 mètres.....	87
Figure 3.10 Modélisation des données réelles par la distribution Pareto pour une polarisation horizontale en émission et en réception et une résolution de 15 mètres.	88

Figure 3.11	Modélisation des données réelles par la distribution Pareto pour une polarisation verticale en émission et en réception et une résolution de 15 mètres.	88
Figure 3.12	Modélisation des données réelles par la distribution Pareto pour une polarisation horizontale en émission et en réception et une résolution de 3 mètres.	89
Figure 3.13	Modélisation des données réelles par la distribution Pareto pour une polarisation verticale en émission et en réception et une résolution de 3 mètres.	90
Figure 3.14	Modélisation des données réelles format cdf par la distribution Pareto	91
Figure 3.15	Modélisation des données réelles au niveau de la 12ème case distance par les distributions Pareto I, GP, Weibull, log-normal pour une polarisation horizontale en émission et en réception et une résolution de 30 mètres.....	94
Figure 3.16	Modélisation des données réelles au niveau de la 6ème case distance par les distributions Pareto I, GP, Weibull, log-normal pour une polarisation horizontale en émission et en réception et une résolution de 15 mètres.....	94
Figure 4.1	Simulation des performances de détection du détecteur TM-CFAR à point de censure fixe dans un clutter Pareto en fonction de SCR, dans les deux cas où le nombre des cibles est connu <i>a priori</i> ou inconnu.	99
Figure 4.2	Diagramme en bloc du processeur ACD-CFCAR.....	100
Figure 4.3	Probabilité de sous-censure simulée en fonction de ICR de l'algorithme de censure ACD-CFCR, paramétrée par P_{fc} et m	105
Figure 4.4	Probabilité de détection simulée en fonction de SCR de l'algorithme de détection ACD-CFAR dans un clutter Pareto homogène.	106
Figure 4.5	Probabilités de détection simulée en fonction de SCR du détecteur ACD-CFCAR pour plusieurs situations de cibles avec m comme paramètre.....	106
Figure 4.6	Schéma fonctionnel des différents détecteurs CFAR avec un paramètre d'échelle connu <i>a priori</i>	108
Figure 4.7	Schéma fonctionnel du processeur EVI-ASD-CFAR.....	109
Figure 4.8	Probabilité de détection simulée, des différents détecteurs CFAR en fonction de SCR dans un environnement homogène; $N = 32$, $P_{fa} = 10^{-4}$, $\alpha = 2,5$, $\beta = 1$, $KVI = 11$ et $KMR = 1,3$	111
Figure 4.9	Probabilité de sélection des fenêtres en fonction de SCR relative à Figure 4.8	112
Figure 4.10	Probabilité de détection simulée des différents détecteurs CFAR en fonction de SCR, en présence d'une seule cible interférente dans la demi-fenêtre A pour $N = 32$, $P_{fa} = 10^{-4}$, $\alpha = 2,5$, $\beta = 1$, $KVI = 11$, et $KMR = 1,3$	113

Figure 4.11	Probabilité de sélection des fenêtres en fonction de SCR relative à Figure 4.10 ...	113
Figure 4.12	Probabilité de détection simulée des différents détecteurs CFAR en fonction de SCR, en présence de deux cibles interférentes, une dans chaque demi-fenêtre A et B; pour $N = 32$, $P_{fa} = 10^{-4}$, $\alpha = 2.5$, $\beta = 1$, $KVI = 11$, et $KMR = 1.3$	114
Figure 4.13	Probabilité de sélection des fenêtres en fonction de SCR relative à Figure 4.12 ...	115
Figure 4.14	Schéma fonctionnel des détecteurs CFAR avec un paramètre d'échelle inconnu ..	116
Figure 4.15	Schéma fonctionnel du processeur PI-CFAR	120
Figure 4.16	Probabilité d'erreur simulée, α_0 en fonction de TPI en présence d'une cible interférente; pour $N = 32$, $\alpha = 4.7241$, $P_{fa} = 10^{-5}$, avec ICR comme paramètre	126
Figure 4.17	Probabilité d'erreur simulée, β_0 en fonction de TMR ; pour $N=32$, $\alpha = 4.7241$	126
Figure 4.18	Probabilité de détection simulée, P_d des différents détecteurs en fonction du SCR dans un environnement homogène; pour $N = 32$, $P_{fa} = 10^{-5}$, $\alpha = 4.7241$, $TPI = 0.46$ et $TMR = 1.44$	127
Figure 4.19	Probabilité de fausse alarme, P_{fa} simulée en fonction du facteur d'échelle τ du processeur PI-CFAR	128
Figure 4.20	Probabilité de sélection de fenêtre, PWS simulée en fonction de SCR, relative à la Figure 4.18.	128
Figure 4.21	Probabilité de détection, P_d simulée des différents détecteurs en fonction de SCR et en présence d'une seule cible interférente dans la demi-fenêtre A; pour $N = 32$, $P_{fa} = 10^{-5}$, $\alpha = 4.7241$, $ICR = SCR$, $TPI = 0.46$ et $TMR = 1.44$	130
Figure 4.22	Probabilité de sélection d'une fenêtre, PWS simulée en fonction de SCR, relative à la Figure 4.21	130
Figure 4.23	Régulation de la P_{fa} en fonction de ICR par l'ensemble des détecteurs en présence d'une seule cible interférente.	131
Figure 4.24	Probabilité de détection, P_d simulée des différents détecteurs en fonction de SCR et en présence de deux cibles interférentes dans la demi-fenêtre A; pour $N = 32$, $P_{fa} = 10^{-5}$, $\alpha = 4.7241$, $ICR = SCR$, $TPI = 0.46$ et $TMR = 1.44$	132
Figure 4.25	Probabilité de sélection d'une fenêtre, PWS simulée en fonction de SCR, relative à la Figure 4.24	133
Figure 4.26	Régulation de la P_{fa} par l'ensemble des détecteurs en présence de deux cibles interférentes avec ICR variable.....	134

Figure 4.27	Probabilité d'erreur, α_0 simulée en fonction de TPI dans le cas d'un clutter de faible et forte puissances; pour $N = 32$, et $P_{fa} = 10^{-5}$	135
Figure 4.28	Probabilité d'erreur, β_0 simulée en fonction de TMR dans le cas d'un clutter de faible et forte puissances; pour $N = 32$, et $P_{fa} = 10^{-5}$	136
Figure 4.29	Simulation de la régulation de la probabilité de fausse alarme, P_{fa} des différents détecteurs en fonction du nombre de cellules de clutter à forte puissance pour $CCR = 20\text{dB}$; $N = 32$, $P_{fa} = 10^{-5}$, $\alpha_1 = 4.7241$, $\alpha_2 = 2.1115$, $TPI_1 = 0.46$, $TPI_2 = 0.92$, $TMR_1 = 1,44$ et $TMR_2 = 2.22$	137
Figure 4.30	Probabilité de détection simulée, P_d des différents détecteurs en fonction de SCR et en présence d'un bord de clutter pour lequel la dernière cellule de clutter de forte puissance chevauche la CUT à $CCR = 20 \text{ dB}$; $N=32$, $P_{fa} = 10^{-5}$, $\alpha_1 = 4.7241$, $\alpha_2 = 2.1115$, $TPI_1 = 0.46$ et $TPI_2 = 0.92$, $TMR_1 = 1.44$, $TMR_2 = 2.22$	138
Figure 4.31	Probabilité de sélection d'une fenêtre, PWS en fonction de SCR, relative à la Figure 4.30	138

Liste des Tableaux

Tableau 2.1	Différence entre radars cohérent et non-cohérent	36
Tableau 2.2	Longueurs d'onde et bandes de fréquences de télédétection radar	40
Tableau 2.3	Caractéristiques du radar IPIX	41
Tableau 2.4	Caractéristiques du radar INGARA	43
Tableau 2.5	Polarisation pour un environnement maritime	47
Tableau 2.6	SER de quelque simple corps de large dimension.	53
Tableau 2.7	SER pour les types de cibles communes	54
Tableau 3.1	Estimations de α et β , le temps de traitement et les erreurs quadratiques moyennes correspondantes; pour $N = 24$ et $n = 10000$	81
Tableau 3.2	Estimations de α et β , le temps de traitement et les erreurs quadratiques moyennes correspondantes; pour $N = 1000$ et $n = 10000$	83
Tableau 3.3	Utilisation de la commande ipixinfo pour la lecture des caractéristiques d'un fichier Common Data Form, Exemple 19931107_145028_starea.cdf.....	94
Tableau 3.4	Paramètres estimés des distributions Pareto I, GP, Weibull, log-normal.....	95
Tableau 4.1	Coefficient du seuil de détection γ_m dans un clutter Pareto, pour $N=32$ et $P_{fa} = 10^{-4}$	104
Tableau 4.2	Coefficient du seuil de censure α_k dans un clutter Pareto, pour $N=32$ et $P_{fc} = 10^{-1}, 10^{-2}$ et 10^{-3}	104
Tableau 4.3	Expressions des P_d^{Dt} et P_{fa}^{Dt} des détecteurs GM-, GO- et TM-CFAR avec un paramètre d'échelle connu a priori	109
Tableau 4.4	Logique de commutation du processeur EVI-ASD-CFAR.....	110
Tableau 4.5	Expressions des P_d^{Dt} et P_{fa}^{Dt} des détecteurs GM-, GO- et TM-CFAR avec un paramètre d'échelle inconnu	117
Tableau 4.6	Logique de commutation du processeur PI-CFAR	123
Tableau 4.7	Régulation de la P_{fa} dans un environnement hétérogène en présence d'une cible interférente.	131
Tableau 4.8	Régulation de la P_{fc} dans un environnement hétérogène en présence de deux cibles interférentes; une dans chaque demi-fenêtre.....	133

Acronymes

1-DLN-CFAR	1-D log-normal distribution-CFAR
2-DLN- CFAR	2-D joint log-normal distribution-CFAR
ACCA – ODV	Automatic Censored Cell Averaging-Ordered Data Variability
AC-CFAR	Automatic Censoring-CFAR
ACD-CFCAR	Automatic Censoring and Detection-CFCAR
ACMLD-CFAR	Automatic Censored Mean Level Detector-CFAR
ADCCA-CFAR	Automatic Dual Censoring Cell-Averaging-CFAR
AG	Algorithme Génétique
AMF-CFAR	Adaptive Matched Filter-CFAR
ANN-CFAR	Artificial Neural Network- CFAR
AR	AutoRegressive
ATR	Automatic Target Recognition
Bi-CM-CFAR	biparametric clutter map-CFAR
BLUE	Best Linear Unbiased Estimator
B-R	Blackwell-Rao
CA-CFAR	Cell Averaging-CFAR
CAN	Convertisseur Analogique Numérique
CDF	Cumulative Distribution Function
Cdf	Common Data Form
CDF	Common Data Form file
CFAR	Constant False Alarm Rate
CFCAR	Constant False Censoring and Alarm Rates
CM-CFAR	Clutter Map-CFAR
CMLD-CFAR	Censored Mean Level Detector-CFAR
CMLE	Constrained Maximum Likelihood Estimator
CMTM	Combined Method of Trimmed Moments
COHO	Coherent Oscillator
COSE	Consecutive Order Statistics Estimator
CSPI RTS	Cyber Security Partners Inc. Real Time System

CUT	Cell Under Test
CW	Continuous Wave
DACBLU-FCAR	Dual Automatic Censoring Best Linear Unbiased- CFCAR
DAT	Detection systems Architectures and Technologies
DSTO	Defence Science and Technology Organisation
EM	Electromagnetic
EVI-ASD-CFAR	Enhanced Variability Index Automatic Selection and Detection-CFAR
EVT-CFAR	Extrême Value Theory-CFAR
F/B-ACOSD-FAR	Forward/Backward Automatic Censoring Order Statistics- CFAR
F-ACCAD-CFAR	Forward Automatic Censored Cell Averaging-CFAR
FI	Fréquence Intermédiaire
FMCW	Frequency Modulated Continuous Wave
FOD	Foreign Objects Debris
GIG	Generalized Inverse Gamma
GLRT-CFAR	Generalized Likelihood Ratio Test –CFAR
GLRT-LQ	Generalized Likelihood Ratio Test –Linear Quadratic
GM-CFAR	Geometric Mean-CFAR
GO	Greatest Of-
GS-CFAR	Generalized Switching CFAR
GSELF	Generalized Square Error Loss Function
GTL-CMLD	Generalized Two-Level Censored Mean Level Detector
GUI	Graphical User Interface
H	Horizontal
HF	High Frequency
HOME	Higher Order Moments Estimator
HRR	High Resolution Radar
IFF	Identification Friend or Foe
IID	Independent and Identically Distributed
IPIX	Intelligent Pixel Processing X-Band radar
IS-CFAR	Improved Switching CFAR
IVI-CFAR	Improved VI
K	K distribution
KLS	Kullback-Leibler Survival function

LCP	Left Circular Polarization
L-CFAR	L-filter based CFAR
LCOS	Linear combination of OS
LFM	Linear Frequency Modulation
LGMR	Logarithm of the Geometric Mean Ratio
LI-CFAR	Hybrid (L) and (I) filters-CFAR
LN-2P-CFAR	Two parameter CFAR detector based on Log-Normal distribution
LRA	Linear Regression Algorithm
LR-CFAR	Likelihood Ratio-CFAR
LS	Least Squared
L-S	Lehmann-Schaffé
MAT	Matrix file
MAP	Maximum <i>A Posteriori</i>
MexCDF	MATLAB Executable Network Common Data Form
MIMO-CFAR	Multiple Input Multiple Output-CFAR
ML	Maximum Likelihood
MLE	Maximum Likelihood Estimator
MLOS	Mean Level OS
MMLE	Modified Maximum likelihood estimator
MoFM	Method of Fractional Moment
MoME	Method of Moments Estimator
MRE	Minimum Risk Estimator
MSD-CFAR	Matched Subspace CFAR
MSE	Mean-Squared Error
MTI	Moving Target Indicator
MTM	Method of Trimmed Moments
NetCDF	Network Common Data Form
NIOME	Non-Integer Order Moments Estimator
NME	Negative Moment Estimator
OHGR	Osborne Head Gunnery Range
OL	Oscillateur Local
OS-CFAR	Order Statistics-CFAR
OSLR	Order Statistics and Linear Regression

OW-CFAR	Optimal Weibull-CFAR
	Probability of detection
P_d	
PDF	Probability density Function
P_{fa}	Probabilty of false Alarm
PoME	Principle of Maximum Entropy
PRF	Pulse Repetition Frequency
PRI	Pulse Repetition Interval
PSM	Polarization Scattering Matrice
PWM	Probability Weighted Moment
PWS	Probability of a Window Selection
QLF	Quadratic Loss Function
RADAR	Radio Detection And Ranging
RBF-ANN	Radial Basis Function Artificial Neural Network
RCP	Right Circular Polarization
RCS	Radar Cross Section
RF	Radio Fréquence
RSO	Radar à Synthèse d'Ouverture
RSS	Ranked Set Sampling
RTP	Real Time Processing
SAR	Synthetic Aperture Radar
S-CFAR	Switching CFAR
SCR	Signal to Clutter Ratio
SIRV	Spherically Invariant Random Vector
SLD	Square Law Detector
SNR	Signal to Noise Ratio
SIR	Signal to Noise Ratio
SO	Smallest Of-
SSR	Secondary Surveillance Radar
SRS	Simple Random Sampling
STALO	STable Local Oscillator
STAP	Space-Time Adaptive Processing
TLD	Tapped Delay Line
TM	Trimmed Mean

TMR	Mean Ratio Threshold
TWT	Traveling Wave Tube
TPI	PI Threshold
UHF	Ultra High Frequency
UMVUE	Uniform Minimum Variance Unbiased Estimation
USE	U-Statistic Estimator
V	Vertical
VHF	Very High Frequency
VI-CFAR	Variability Index-CFAR
VME	Versa Module Eurocard
VSE	V-Statistic Estimator
W	Weibull
WH	Weber Haykin

Etat de l'art des détecteurs CFAR et des estimateurs pour un clutter Pareto

1.1 Etat de l'art des détecteurs CFAR	2
1.1.1 Détecteurs avec modélisation du clutter	2
1.1.1.1 Détecteurs basés sur le traitement spatial d'une fenêtre glissante	3
1.1.1.1.1 Détecteurs monoparamétriques	3
1.1.1.1.2 Détecteurs biparamétriques	8
1.1.1.2 Détecteurs basés sur le traitement temporel	13
1.1.2 Détecteurs indépendants de la distribution	14
1.1.3 Détecteurs hybrides	16
1.1.3.1 Détecteurs neuronaux et distribués	16
1.1.3.2 Autres types de détecteurs	17
1.2 Etat de l'art des estimateurs pour un milieu Pareto	18
1.2.1 Méthodes d'estimation des paramètres de la distribution Pareto	19
1.2.1.1 Méthodes SRS	19
1.2.1.2 Méthodes RSS	21
1.2.1.3 Techniques standards et modernes d'estimation des paramètres pour des applications radar avec ou sans bruit	22
1.3 Contributions	25
1.3.1 Contribution 1	25
1.3.2 Contribution 2	25
1.3.3 Contribution 3	26
1.4 Organisation du manuscrit	26
1.5 Conclusion	28

Résumé

Dans ce chapitre, nous commençons d'abord par présenter une classification des détecteurs à taux de fausse alarme constant (CFAR, Constant False Alarm Rate) pour différents modèles de clutters non-gaussiens, modélisant le clutter (fouillis) de mer. Ensuite, nous présentons les estimateurs de paramètres de la distribution Pareto.

1.1 Etat de l'art des détecteur CFAR

En traitement du signal radar, l'obtention d'une détection fiable de la cible d'intérêt est un problème délicat, traité, généralement, par des méthodes stochastiques. En effet, les performances de détection se retrouvent altérées par la présence du clutter (fouillis), dû aux réflexions du signal transmis sur les objets mobiles ou immobile de la scène de surveillance radar. Particulièrement, lorsque la nature du clutter est fortement impulsionnel et variable ou ces statistiques sont inconnues, les schémas de détection à seuil fixe ou en général, des récepteurs radar non adaptatifs entraînent un nombre excessif de fausses alarmes. Dans de tels cas, les décisions relatives à la présence de cibles deviennent incorrectes et souvent très peu fiables [1]. Ceci est essentiellement dû à l'incapacité de ces récepteurs non adaptatifs à annihiler les effets indésirables des hétérogénéités dans les statistiques du clutter, telles que la présence de cibles interférentes et/ou le bord de clutter.

Afin de pallier à ces problèmes, des systèmes adaptatifs ont été mis en œuvre, i.e., les paramètres inconnus du clutter sont estimés de manière appropriée, et le seuil de détection calculé avec une régulation adéquate de la probabilité de fausse alarme (P_{fa}), assurant ainsi au détecteur la propriété CFAR (Constant False Alarm Rate).

A cet effet, de nombreux travaux existent dans la littérature [7-20]. Ils sont consacrés à la conception et à l'évaluation des systèmes capables d'assurer la qualité CFAR à la plupart des modèles du clutter rencontrés en pratique. Principalement, la plupart des détecteurs proposés dans la littérature estiment le clutter de la CUT (Cell Under Test), en traitant les données secondaires qui l'entourent. Les algorithmes CFAR les plus courants traitent des données à la sortie d'un détecteur linéaire ou quadratique (enveloppe). Dans la littérature radar, plusieurs architectures CFAR y sont examinées; d'abord les algorithmes CFAR les plus célèbres avec calcul de la moyenne des cellules de référence, jusqu'à ceux basés sur l'ordre statistique et en passant par d'autres techniques plus ou moins répandues [2].

1.1.1 Détecteurs avec modélisation du clutter

Pour accomplir le processus de la détection et faire face à la présence du clutter; ce dernier doit être modélisé et son niveau d'intensité estimé pour ensuite être séparé de la cible. Pour ce faire, les données observées dans le cas du clutter de mer peuvent être modélisées par une des distributions K , log-normal, Weibull et Pareto. Les échantillons sont parcourus en série, échantillon par échantillon, à l'aide d'un registre à décalage ou buffer sous forme d'une fenêtre glissante de taille fixe ou adaptative [3].

Les méthodes CFAR supposent que les données de la fenêtre de référence sont des échantillons aléatoires, généralement, IID (Independent and Identically Distributed), et le choix d'une fenêtre de taille fixe, souvent imposé *a priori*. Selon le schéma d'estimation de la puissance du clutter, les détecteurs CFAR sont principalement scindés en deux groupes. Les détecteurs CFAR basés sur le traitement spatial et ceux basés sur le traitement temporel [4, 5].

1.1.1.1 Détecteurs basés sur le traitement spatial d'une fenêtre glissante

Les détecteurs CFAR basés sur le traitement spatial utilisent les échantillons contenus dans les cellules de référence entourant la CUT lors d'un même balayage pour calculer le seuil de détection, comme ceux à niveau moyen et à statistiques ordonnées [6]. Selon l'environnement étudié, ils sont soit monoparamétriques ou biparamétriques.

1.1.1.1.1 Détecteurs monoparamétriques

Partant d'une modélisation du clutter, dite monoparamétrique, représentée par une distribution exponentielle ou plus généralement gaussienne, plusieurs stratégies CFAR ont été proposées dans la littérature et sont mises en œuvre dans les systèmes radar [7-41].

Détecteurs à niveau moyen: Parmi ces stratégies, nous citons d'abord et sans doute le paradigme des détecteurs appelé détecteur CA-CFAR (Cell Averaging-CFAR) qui a été initialement introduit par Finn et Johnson [7], pour effectuer l'adaptation du seuil de détection et l'estimation de la puissance du clutter [8]. Du fait de son appellation, cet algorithme calcule la moyenne arithmétique basée sur des données IID provenant des cellules situées autour de la CUT. Le nombre de ces cellules doit être sélectionné a priori, et varie d'une application à une autre selon la technologie du matériel utilisé. Le détecteur CA-CFAR présente des performances optimales pour un clutter homogène. Cependant, la fenêtre de référence peut être contaminée par des variations de la puissance du clutter. Dans de telles situations, l'inhomogénéité des données dans la fenêtre de référence est à l'origine des fortes dégradations tant au niveau de la détection qu'à celui de la régulation du taux de fausse alarme du détecteur CA-CFAR [9]. Ceci est particulièrement vrai en présence de cibles interférentes et/ou dans les régions à reliefs variés, telles que les régions terrestres et marines contiguës.

Afin de réduire l'effet dû à l'hétérogénéité de la fenêtre de référence, plusieurs modifications de l'architecture de détection du détecteur CA-CFAR ont été proposées. Une première stratégie consiste à scinder la fenêtre de référence, supposée de taille N , en deux demi-fenêtres de taille $N/2$ chacune, en amont (leading) et en aval (lagging) de la CUT. Hansen et Sawyers [10] ont proposé le détecteur GO-CFAR (Greatest-Of-CFAR), ou la plus grande des

moyennes des deux demi-fenêtres CFAR est prise en compte. Ce détecteur atténue l'effet des discontinuités du clutter (bord de clutter) sur le nombre de fausses alarmes, en calculant séparément la moyenne des deux demi-fenêtres, puis en choisissant de manière appropriée la plus grande des deux pour estimer le niveau du clutter autour de la CUT. Cette manière de faire a donné naissance au détecteur GO-CFAR, plus performant que le détecteur CA-CFAR. Cependant, ce détecteur voit sa probabilité de détection (P_d) se dégrader lorsque des cibles interférentes, sont présentes dans la fenêtre de référence (effet de masque ou masking effect). Trunk [11] a proposé le détecteur SO-CFAR (Smallest-Of-CFAR) où la plus petite des moyennes des deux demi-fenêtres est prise en compte. Ce détecteur estime le niveau du clutter dans les deux demi-fenêtres et choisit la plus petite des deux. Cette technique est utilisée pour supprimer les cibles interférentes rapprochées pouvant résider dans une des deux demi-fenêtres, mais pas les cibles présentes simultanément dans les deux fenêtres. Il réduit l'effet de masque lorsque deux cibles sont très proches l'une de l'autre, mais il perd la propriété CFAR en présence d'un bord de clutter.

Détecteurs basés sur les statistiques d'ordre: Davantage de robustesse peut être obtenue en exploitant le détecteur OS-CFAR (Order Statistic-CFAR) de Rohling [12]. L'auteur y définit une statistique d'ordre CFAR pour supprimer le masquage de cibles. Le détecteur OS-CFAR trie, par ordre croissant, les N échantillons de la fenêtre de référence et sélectionne le k ème échantillon en tant que statistique CFAR pour le calcul du seuil. Le détecteur OS-CFAR est capable de rejeter $N-k$ cibles interférentes. Néanmoins, ce détecteur est souvent incapable d'empêcher un taux excessif de fausses alarmes dans les régions de transition du clutter, mais pour $k=3N/4$, il demeure robuste à ce genre d'hétérogénéité [12, 13].

Plusieurs auteurs ont proposé des modifications et/ou des combinaisons du détecteurs OS-CFAR pour améliorer ces performances. Ainsi, El Mashade a proposé dans [14, 15] des détecteurs OS-CFAR modifiés avec des techniques utilisant des impulsions multiples et deux fenêtres de référence au lieu d'une seule. Ces techniques sont combinées pour détecter des cibles d'intérêts dans un clutter hétérogène. Ces détecteurs sont les détecteurs MLOS-CFAR (Mean Level OS-CFAR), GOOS-CFAR (Greatest-Of OS-CFAR), SOOS-CFAR (Smallest-Of OS-CFAR) ainsi que le LCOS-CFAR (Linear Combined OS-CFAR) qui utilise une combinaison linéaire des statistiques ordonnées pour l'estimation du niveau du clutter. D'autre part, différentes combinaisons des détecteurs OS-CFAR conventionnel et modifié (en logique floue) ont été proposées dans [16, 17] pour détecter des cibles moyennement fluctuantes dans des environnements homogènes du clutter de mer et de terre modélisés par la distribution Weibull. Enfin, d'autres combinaisons ont également été présentées dans [18, 19], améliorant davantage les

performances du détecteur OS-CFAR conventionnel, en utilisant les algorithmes génétiques et des architectures distribuées.

Détecteurs à censure automatique: Des algorithmes en milieu gaussien, basés sur la censure d'un nombre prédéterminé de cellules de référence ont également été proposés et évalués [20–23]. Rickard et Dillard [20] et Ritcey [21] ont introduit un détecteur CFAR censuré. Le CMLD-CFAR (Censored Mean Level-CFAR) effectue d'abord un classement des échantillons dans la fenêtre de référence, puis élimine les N_c plus grands échantillons juste avant le test statistique CFAR. Ce choix est motivé par le fait que les plus grands échantillons peuvent contenir des échos de cibles interférentes et ne doivent donc pas être utilisés pour estimer le niveau de la puissance du clutter entourant la CUT. Le seuil de détection CFAR est donc une estimation de la puissance moyenne des échantillons contenus dans les cellules de référence restantes. Le nombre maximal de cibles pouvant être présentes dans la fenêtre de référence est supposé, connu *a priori*. Pour une taille de fenêtre de référence fixe, l'augmentation de N_c induit une hausse des pertes CFAR (CFAR loss) car le nombre d'échantillons utilisés dans l'estimation de la statistique CFAR diminue. Par conséquent, N_c doit être minutieusement sélectionné. Dans [22], Goldman a proposé un détecteur qui traite l'effet des variations du niveau du clutter et des cibles interférences en adaptant le seuil de détection à la moyenne des échantillons après avoir neutralisé l'effet des cibles interférentes puissantes à l'aide d'une procédure de censure à seuil fixe. A l'exception de la censure, le détecteur proposé peut être assimilé au détecteur classique CA-CFAR utilisé dans de nombreux systèmes radar. Dans [23], Conte *et al.*, ont proposé une technique CFAR de censure bilatérale des échantillons pour estimer le clutter local et adapter ensuite le seuil de détection. Ce détecteur enregistre une perte négligeable de détectabilité vis-à-vis du détecteur CA-CFAR opérant dans un environnement homogène, pour une robustesse accrue quand l'hypothèse d'homogénéité n'est plus vérifiée [24]. Dans [25-28], les auteurs ont proposé des combinaisons des détecteurs OS-CFAR, GO-CFAR et CMLD-CFAR pour garantir une robustesse en présence des cibles interférentes multiples et de bord de clutter. Davantage, d'algorithmes, basés sur la censure automatique d'un nombre inconnu de cibles interférentes dans les cellules de référence, ont également été proposés et évalués [29-32]. Dans [29, 30] Himonas et Barkat ont proposé deux techniques de censure automatique, à savoir les détecteurs ACMLD-CFAR (Automatic Censored Mean Level Detector-CFAR) et GTL-CMLD-CFAR (Greatest Two Level-CMLD-CFAR).

Comparativement au détecteur TM-CFAR (Trimmed Mean-CFAR) [13], ces algorithmes ne requièrent aucune information, *a priori*, sur le nombre de cellules à censurer.

Dans [31], Farrouki et Barkat ont proposé le détecteur ACCA–ODV-CFAR (Automatic Censored Cell Averaging-Ordered Data Variability-CFAR). L'étude a été réalisée pour le traitement d'une seule impulsion. Ce processeur utilise une méthode itérative pour détecter la variabilité des données, en tant que paramètres de forme, pour rejeter ou accepter les cellules de référence ordonnées. Il a été démontré que le détecteur ACCA–ODV-CFAR présente une faible perte de détection dans un environnement homogène, et fonctionne de manière robuste dans un clutter hétérogène. Une généralisation a été proposée dans [32] où les auteurs considèrent le cas d'intégration non cohérente de M impulsions. Récemment dans [33], Zaimbashi a proposé le détecteur ADCCA-CFAR (Automatic Dual Censoring Cell-Averaging-CFAR). Ce détecteur ne nécessite aucune connaissance préalable du clutter. Pour contourner, simultanément, le problème des cibles interférentes et des situations de bord de clutter gaussien, un autre détecteur à censure automatique, dit AC-CFAR (Automatic Censoring-CFAR) a été évalué dans [34], et ces performances ont été comparées aux détecteurs de censure automatique, en l'occurrence CMLD-, ACCA-ODV- et ADCCA-CFAR.

Enfin, rappelons que le détecteur TM-CFAR, présenté dans [13] implémente une moyenne ajustée après classement des échantillons de la fenêtre de référence, laquelle rejette les plus grands N_{PG} et les plus petits N_{PP} échantillons. Ce détecteur peut être personnalisé pour traiter différents environnements avec des conditions spécifiques en ajustant manuellement les deux paramètres, N_{PP} et N_{PG} . Il peut être montré que les détecteurs OS-CFAR et CA-CFAR représentent des cas particuliers du détecteur TM-CFAR pour $N_{PP}, N_{PG} = k-1, N-k$ et $0, 0$, respectivement. Notons que le détecteur TM-CFAR présente une meilleure performance de détection que le détecteur OS-CFAR pour une censure judicieuse des échantillons ordonnés [1].

Détecteurs à commutation: Parmi les détecteurs CFAR précédents, chacun a des avantages et des inconvénients. Un détecteur peut paraître robuste dans une situation d'homogénéité ou hétérogénéité donnée, et vulnérable, en termes de probabilité de détection et contrôle de fausse alarme, suite à un simple changement de situation. Par exemple, le détecteur CA-CFAR est beaucoup mieux adapté à un environnement homogène qu'à la présence d'une cible interférente ou d'un bord de clutter. En effet, ces hétérogénéités augmentent la valeur du seuil de détection; ce qui peut masquer ou capturer la cible d'intérêt contenue dans la CUT, induisant des pertes-CFAR considérables et une augmentation importante de la P_{fa} . Les détecteurs GO-CFAR et SO-CFAR sont robustes en présence d'un bord de clutter et/ou de cible interférentes rapprochés, respectivement, et non pas inversement. Essayer d'adopter l'un à la place de l'autre entraîne de fortes dégradations des performances globales du détecteur. De plus, les performances de ces deux

derniers détecteurs se dégradent aussi dans le cas où les deux demi-fenêtres contiennent concomitamment des interférences. De ce qui précède, une bonne stratégie de commutation à plusieurs détecteurs CFAR, basée sur le choix du détecteur le plus adapté à la situation est une solution intelligente. Dans ce contexte, le dans [35], Smith et Varshney ont développé le processeur VI-CFAR (Variability Index-CFAR) pour un environnement gaussien qui sélectionne dynamiquement le détecteur CA-, GO- ou SO-CFAR, en fonction des résultats des tests d'hypothèses sur le VI et le MR (Mean Ratio) des deux demi-fenêtres. Sa probabilité de détection se dégrade considérablement lorsque les cibles interférentes ne sont pas confinées dans une seule moitié de la fenêtre de référence.

Etant donné la capabilité du VI à détecter la variabilité des échantillons normalement distribués, d'autres travaux l'ont également exploré [31, 36, 37]. Le détecteur ACCA-ODV-CFAR déjà cité dans [31], pour sa qualité de censure, utilise la statistique VI pour sélectionner de manière dynamique un ensemble approprié des plus petites cellules classées. Dans [36], Hammoudi *et al*, ont proposé et analysé le détecteur IVI-CFAR (Intelligent VI-CFAR) qui utilise le VI dans le contexte d'un système distribué. Dans [37], le détecteur SVM-CFAR (Support Vector Machine-CFAR) proposé par Wang *et al*, utilise le VI comme moyen de former un SVM pour reconnaître l'état de l'environnement opérationnel en fonction des résultats d'une opération de classification.

Partant d'une logique différente de l'algorithme de commutation basé sur le VI, le détecteur S-CFAR (Switching-CFAR) proposé dans [38] par Cao, utilise un sous ensemble de données et des informations sur les statistiques de la CUT. La logique de ce détecteur sélectionne les échantillons de référence CFAR en utilisant l'amplitude de l'échantillon contenu dans la CUT. Il a été démontré que le détecteur CA-CFAR peut obtenir de meilleures performances dans des environnements hétérogènes. Ce travail a été commenté par Meng [39], où il a recommandé l'utilisation d'une approche à statistiques ordonnées pour obtenir des expressions de la P_d et de la P_{fa} , mathématiquement peu encombrantes comparativement à celles initialement proposé pour le S-CFAR dans un environnement homogène.

Les versions améliorées et généralisées du détecteur S-CFAR; à savoir, le détecteur IS-CFAR (Improved Switching-CFAR) et le détecteur GS-CFAR (Generalized Switching-CFAR) sont proposés dans [40, 41], respectivement. Enfin, notons que les processeurs CFAR à commutation pour un environnement non-gaussien sont décrits plus loin dans la section réservée aux détecteurs CFAR pour un milieu Pareto.

1.1.1.1.2 Détecteurs biparamétriques

Lorsque les cellules de référence ne sont plus régies par une distribution gaussienne, les détecteurs développés précédemment, induisent une forte augmentation de la probabilité de fausse alarme, due essentiellement à la nature impulsionnelle et aléatoire du clutter qui altère le processus de la détection [42]. L'analyse des données collectées à la sortie des radars à haute résolution (largeur d'impulsion $\tau < 0.5\mu\text{s}$) a révélé la nature non gaussienne du clutter de mer et de terre [43, 44]. A cet effet, en détection radar, et lors du développement des détecteurs CFAR, les distributions à queue longue ou lourde (long or heavy tail distributions), telles que celles de Pareto, K , Weibull et log-normal, sont plutôt favorisées, car elles correspondent le mieux à des modèles réalistes de clutter non gaussiens pour la modélisation du clutter de terre ou de mer. Ainsi, ces distributions offrent une meilleure représentation du comportement statistique des échos pour les radars bipolarisés à haute résolution et/ou à faible angle rasant (low grazing angle $< 5^\circ$), contrairement aux modèles de la famille gaussienne, i.e., Rayleigh, Exponentielle..., qui ne s'adaptent guère aux données réelles collectées par les radars [44, 45].

A base de ces distributions non gaussiennes, plusieurs détecteurs CFAR ont été étudiés, et de plusieurs travaux de recherches ont été élaborés [45-56].

Le détecteur log-t : Dans [47], Goldstein décrit le processeur log-t CFAR basé sur un amplificateur logarithmique et un seuil capable de maintenir une probabilité de fausse alarme constante, indépendamment des paramètres de forme et d'échelle des distributions log-normal et Weibull. Dans [48], Gandhi et Holladay ont présenté les performances du détecteur log-t dans un fouillis log-normal homogène et non homogène en présence de cibles multiples et dans [49], Gandhi *et al*, ont proposé et étudié les performances d'un détecteur CFAR alternatif au détecteur log-t, fonctionnant dans un clutter de Weibull non homogène en présence de cibles multiples. Puis en montrant l'existence d'une correspondance entre les deux détecteurs, ce qui donne une justification statistique pour l'utilisation du détecteur log-t dans le clutter Weibull. Dans [50] Jakubiak a montré que le détecteur log-t perd la propriété CFAR dans un clutter distribué K . Dans [51] Weinberg a étudié le comportement du détecteur log-t dans un fouillis Pareto. Il a montré que la modification apportée à ce détecteur améliore ses performances en termes de robustesse dans un environnement hétérogène.

A l'égard de la distribution K , compte tenu de ces propriétés pour la modélisation de divers type de clutter [52], plusieurs travaux de recherche ont usé de cette distribution pour développer des techniques de détection de cibles [53, 54]. Dans [53], Dawber et Branson ont mis au point une méthode dite Site-Specific CFAR pour pouvoir, préalablement, estimer le niveau du clutter. Celle-

ci exige des données précises et des connaissances accrues sur le site en question, comme par exemple, d'une part, la connaissance de l'état de la mer et des conditions du vent dans un environnement maritime, et, d'autre part, la connaissance des données géographiques et topographiques relatives à la terre. En plus, dans [54], ils ont introduit une version adaptée du détecteur CA-CFAR dite Closed-Loop Systems. Le multiplicateur du seuil est calculé en boucle fermée pour qu'il atteigne sa vraie valeur. Cette adaptation devient difficile pour un clutter très variable.

En plus, pour la distribution log-normal, dans [55] Ai, Yang *et al*, ont proposé un nouveau détecteur CFAR à deux paramètres pour un clutter log-normal. Le détecteur LN-2PCFAR (Log-Normal Two Parameter CFAR Detector) utilise le modèle log-normal pour s'adapter à la répartition des niveaux d'intensité de du clutter de mer, avec une précision élevée grâce à la troncature du clutter log-normal [55]. Dans [56] Ai, Qi *et al*, ont proposé deux détecteurs en l'occurrence 1DLN-CFAR (1-D Log-Normal distribution-CFAR) où les échantillons ne sont pas corrélés et 2DLN- CFAR (2-D joint Log-Normal distribution-CFAR) basé sur la corrélation des échantillons du clutter log-normal.

Détecteurs à censure automatique: En outre des techniques de censure automatique envisagée et réservée exclusivement à un environnement gaussien, d'autres techniques sont nécessaires pour faire face aux cas de cibles interférentes multiples baignant dans un clutter non gaussiens [57-62]. Almarshad *et al* [57] ont proposé le détecteur F-ACCAD-CFAR (Forward Automatic Censored Cell Averaging-CFAR) pour un clutter log-normal dans le cas d'une situation de cibles interférentes multiples. Ce détecteur censure automatiquement les cellules de rangs supérieurs, après un classement croissant des échantillons qui ont, au préalable, subis une transformation logarithmique aboutissant à une distribution normale. Les algorithmes de censure et de détection sont tous les deux basés sur un seuil linéaire biparamétriques pour lequel les paramètres de la distribution normale sont estimés à l'aide d'une approche linéaire simple. Dans [58] Almarshad *et al* ont, davantage, examiné les détecteurs F/B-ACOSD-CFAR (Forward/Backward Automatic Censoring Order Statistics- CFAR), basés sur le seuil adaptatif de Weber–Haykin (WH) introduit dans [59].

Détecteurs basés sur le meilleur estimateur linear non biaisé: Ces détecteurs sont basés sur la technique BLUE (Best Linear Unbiased Estimator) pour des clutters Weibull et log-normal. Ils ont été initialement introduit dans [60, 61], respectivement. Pour une application de ces algorithmes dans le cas d'un bord de clutter et/ou des interférences, Chabbi *et al* [62] ont introduit

le détecteur DACBLU-CFCAR (Dual Automatic Censoring Best Linear Unbiased-Constant False Censoring and Alarm Rates) dans un clutter Weibull. Dans ce détecteur, les algorithmes de censure et de détection reposent sur le même seuil linéaire biparamétrique basé sur les estimateurs (BLUES) des paramètres de la distribution Gumbel (log Weibull).

Détecteurs basés sur l'estimateur du maximum de vraisemblance: Cette catégorie de détecteurs est dite ML-CFAR (Maximum Likelihood-CFAR). Dans [63], Ravid et Levanon ont mis en œuvre le premier détecteur basé sur ce principe pour un clutter Weibull pour une situation de cibles multiples. L'auteur a examiné les performances de ce détecteur en le comparant au détecteur WH-CFAR. Le détecteur ML-CFAR a donné à moins de pertes CFAR. En se basant sur ce détecteur en association à d'autres techniques telles que les systèmes distribués, plusieurs travaux ont examiné le détecteur ML-CFAR pour un clutter Weibull [19, 64]. Dans [65] Anastassopoulos *et al* ont proposé le détecteur OW-CFAR (Optimal Weibull-CFAR) qui est optimal en termes de maximum de vraisemblance pour un clutter Weibull, en considérant des cibles Swerling II [66]. Dans [67], Reza Zadeh *et al*, ont également étudié les performances du détecteur ML-CFAR pour un clutter log-normal.

Détecteurs en milieu Pareto: Dans notre thèse, nous accordons une importance particulière à la détection de cibles Swerling immergées dans un clutter marin. Ce type de clutter est réputé être fortement impulsif et changeant. La modélisation, avec plus ou moins de justesse, de ce type de clutter est accomplie par le biais de plusieurs distributions non gaussiennes telles que les modèles K [68, 69], KA [69-71], KK [71, 72] et log-normal [73-75]. Avec des performances comparables à ces dernières, dans la région de la queue, on retrouve la distribution Weibull [76, 77] proche à la distribution K mais moins perforante en termes de convergence. Il a été d'abord prouvé que cette distribution modélise le clutter de la terre, puis celui de la mer. La distribution WW [78], qui est la composition de deux distributions Weibull, compense la carence de la distribution Weibull par rapport à celle de la K , dont la convergence est mieux contrôlée. Dans un même contexte, une variété de distributions, qui consiste en la combinaison de deux distributions Pareto a été également étudiée dans [78]. Pour ce faire, l'auteur a comparé la modélisation du clutter par les distributions PP et KK. Les simulations ont révélé que cette combinaison ne présente aucun avantage significatif par rapport à la distribution Pareto.

Des travaux récents sur la modélisation de l'intensité du clutter marin, fortement impulsif, collecté par un radar à haute résolution en bande X, ont montré que la distribution Pareto [79, 80], sujet d'intérêt dans notre thèse de doctorat, au vu de sa simplicité mathématique avec l'avantage de ne nécessiter que l'estimation de deux paramètres, fournit des résultats prometteurs pour une

description statistique appropriée des données observées jugés non gaussiennes [80, 81]. Dans [82, 83], Weinberg a étudié la modélisation du clutter de mer par la distribution Pareto, à partir de données réelles collectées par le radar Ingara. Il a constaté que cette distribution est appropriée aux modèles à queue longue présents dans ces données. Dans [80] Farshchian *et al*, ont traité, avec des mesures séparées des deux canaux de polarisation verticale et horizontale, des données marines réelles. Ils ont remarqué qu'avec une bonne modélisation du clutter marin, la distribution Pareto peut être adaptée aux données collectées par un radar en bande X à haute résolution.

Dans [84], Weinberg a démontré que pour un facteur d'échelle constant et connu *a priori*, une simple conversion logarithmique de la distribution Pareto conduit à la distribution exponentielle. Basé sur cette hypothèse, il a montré que les détecteurs GM- (Geometric Mean), GO- (Greatest Of-), SO- (Smallest Of-), OS- (Order Statistic-) et TM-CFAR (Trimmed Mean-CFAR) sont parfaitement similaires, en termes de P_{fa} et de P_d que les détecteurs CA-, GO-, SO-, OS- et TM-CFAR pour un clutter gaussien, respectivement. Notons que, du fait que les seuils de détection de ces nouveaux détecteurs dépendent explicitement du paramètre d'échelle de la distribution Pareto, ils ne sont CFAR que par rapport au paramètre de forme de celle-ci. A cet effet, dans [83], il a proposé une nouvelle formulation d'un détecteur à commutation généralisée pour tout type de modèle de clutter exploitant les informations sur la CUT. Malgré le fait que l'idée soit intéressante, cette procédure de commutation nécessite la connaissance *a priori* du paramètre d'échelle. Au lieu de cela, dans [82], il a testé ses performances dans un environnement Lomax monoparamétrique, qui s'avère être un modèle inadapté aux données réelles. Autrement dit, l'auteur a proposé une extension du travail effectué dans [83], mais basée exclusivement sur un détecteur à moyenne géométrique doté de la propriété CFAR. Dans [85] et en ce qui concerne la classe de modèles de Pareto type II, Weinberg a montré qu'une solution peut être obtenue via une approche d'inférence prédictive bayésienne, et la construction d'un détecteur CFAR bayésien et ainsi présenté.

Dans l'optique d'utiliser l'indice VI en tant que discriminateur d'hétérogénéité dans un clutter Pareto, Mehanaoui *et al* [86] ont développé le processeur EVI-ASD-CFAR (Enhanced Variability Index Automatic Selection and Detection-CFAR) pour des situations de cibles multiples. Sa procédure de commutation est utilisée pour sélectionner dynamiquement le détecteur qui convient le plus à l'environnement, et ce parmi les trois développés dans [84]; à savoir le détecteur GM-, GO- ou TMGM-CFAR. En exploitant les propriétés inhérentes à la dualité entre les distributions Pareto et Exponentielle, ces détecteurs ne sont pas entièrement CFAR; c'est-à-dire que le paramètre d'échelle doit être connu *a priori*. Ils ont donc montré que l'utilisation du VI

comme indicateur de variabilité s'adapte plus à un clutter gaussien que non-gaussien. Dans [87], Weinberg a montré que la propriété CFAR des détecteurs cités dans [84]; peut être obtenue pour les deux paramètres d'un clutter Pareto où le paramètre d'échelle est défini par une statistique suffisante et complète. Dans [88], une généralisation de la méthode décrite dans [87], a permis de développer le détecteur TM-CFAR pour un paramètre d'échelle inconnu *a priori*.

Comme l'indice de variabilité VI s'est avéré vulnérable dans le cas d'environnements impulsionnels tels que celui de Pareto, dans [89] Mehanaoui *et al*, ont montré comment l'indice PI (Pietra Index) [90-92], peut être une bonne alternative à l'indice VI dans un contexte non gaussien. En effet, en se basant sur les détecteurs développés dans [87, 88] qui, pour rappel, ont une propriété CFAR complète, i.e., en termes de paramètres d'échelle et de forme d'un clutter Pareto, les auteurs ont montré que le processeur PI-CFAR est parfaitement adapté à ce type d'environnement.

Détecteur à fenêtre adaptative: Pour la plus part des détecteurs CFAR à taille fixe, le nombre N des cellules de la fenêtre de référence est connu *a priori*. Pour rappel, ce choix est dû, en partie, à l'hypothèse IID des cellules de la fenêtre de référence; qui s'avère être une limitation [1]. Pour ce faire, chaque procédure CFAR, le nombre N doit être traité différemment, car il a un impact direct sur l'estimation de la puissance moyenne du clutter. Ceci étant, tant que l'hypothèse d'uniformité du modèle est valide, toute augmentation de N fait augmenter la précision de l'estimation de la puissance du clutter et améliore ainsi les performances des détecteurs étudiés [12]. Il est bien évident que si la taille de la fenêtre est trop petite, il peut ne pas y avoir suffisamment de données pour prendre une décision statistiquement convenable, et inversement, si la taille de la fenêtre est trop grande, il faudra plus de temps pour parcourir tous les échantillons. Des compromis, par le biais de simulations intensives ou par des méthodes adaptatives, ont été développés [3, 12, 93].

Un compromis doit être fait, entre la qualité d'estimation du niveau du clutter, qui est proportionnelle à l'augmentation de N dans un environnement homogène et inversement proportionnelle dans des situations de clutter non homogènes. A ce titre, en présence de fortes cibles interférentes, la valeur moyenne de N ne doit pas être trop grande par rapport aux plus petites zones de clutter à supprimer, et doit être suffisamment petite par rapport au taux de changement dans les statistiques du clutter de telle manière que la probabilité de n'avoir qu'une seule transition de bord de clutter dans une fenêtre soit grande [12, 46]. Le choix de la taille de la fenêtre par une méthode dynamique est effectué par les propriétés statistiques réelles des données locales. Dans [93], une procédure permettant de surpasser l'hypothèse d'un ensemble d'échantillons de référence, obligatoirement, IID est décrite. Cette procédure développe des tests d'hypothèses imbriquées basés sur le test de Mann-Kendall [94] avec normalisation et tri des

données, donc une possible corrélation est à envisager. Dans [95], Yu *et al*, proposent un algorithme dans le cas d'un SAR (Synthetic Aperture Radar) imageur, où la taille de la fenêtre est choisie dynamiquement. Les différentes tailles de la fenêtre déterminées par ces algorithmes dépendent des données; ce qui nécessite de nouveaux calculs pour chaque nouvelle taille de la fenêtre et pour chaque de nouveau flux de données [95]. Les avantages potentiels de cette technique sur les détecteurs CFAR sont l'amélioration du contrôle des fausses alarmes, une bonne probabilité de détection accrue et un suivi plus étroit des bords de clutter [93].

1.1.1.2 Détecteurs basés sur le traitement temporel

Les détecteurs CFAR basés sur le traitement temporel reposent sur un concept différent. L'espace radar étant divisé en cellules cartes, chacune regroupant une ou plusieurs cellules de résolution ayant des caractéristiques de rétrodiffusion similaires [96]. La puissance du clutter est estimée en traitant les échos dans la cellule carte de tous les balayages jusqu'à celle en cours. L'estimation est mise à jour par les balayages successifs, et utilisée pour calculer le seuil de détection de la cellule carte lors du scan suivant [97].

Détecteurs basés sur une carte de clutter: Les systèmes CM-CFAR (Clutter Map-CFAR), à carte de clutter, s'appuient sur un concept totalement différent comparativement aux systèmes CFAR conventionnels. Ils estiment les paramètres de la distribution en traitant les échos de plusieurs cellules y compris celle testée. Dans [98, 99], Conte *et al*, ont proposé un détecteur CM-CFAR qui repose sur une combinaison de filtrage; en ce sens qu'à chaque balayage, il sélectionne la statistique d'ordre k d'un échantillon de N dimensions, ce qui représente les échos de clutter dans autant de cellules de portée formant les cellules cartes. Dans [100], Nitzberg a mis au point un processeur CFAR basé sur une carte de clutter en utilisant une méthode numérique de filtrage AR (AutoRegressive) à un seul paramètre, pour mettre à jour à chaque balayage, l'estimation de la puissance du clutter correspondant aux cellules cartes. Les algorithmes traditionnels monoparamétrique basés sur des cellules cartes sont réputés inefficaces pour détecter des cibles dans du clutter non-gaussien.

Dans [101, 102], Lops *et al*, ont proposé de nouvelles procédures CFAR hybrides basées sur un clutter-map, un détecteur L-CFAR (L-Filter based CFAR) ainsi qu'un détecteur CFAR à niveau moyen résultant d'un balayage à un autre (Scan-to-Scan), visant à améliorer la robustesse du système contre d'éventuelles non-homogénéités, et ce tout en préservant la probabilité de détection de la cible dans un environnement homogène. Dans [103] une nouvelle classe de filtres, dite LI-Filtre (Hybrid (L) and (I) filters-CFAR), qui est une combinaison mixte de filtres basés sur les statistiques d'ordre ainsi que les filtre linéaires, a été proposée comme une généralisation des

filtres L-CFAR pour estimer la puissance moyenne du clutter. Le filtre LI-CFAR a été intensivement évalué dans différents cas de situation d'hétérogénéité et comparé avec un beaucoup de détecteurs conventionnels [103]. Dans [104], Hamadouche et al, ont analysé le détecteur CFAR à carte de clutter de Nitzberg pour un clutter Weibull de paramètre de forme connu a priori, et une cible de type Swerling I. Dans [4], Naldi a présenté une carte de clutter biparamétriques pour les opérations dans un environnement à interférences mixtes, c'est-à-dire lorsque le clutter distribué log-normal et le bruit peuvent être d'une intensité comparable. Dans [105] Naldi et Beccarini, ont proposé une comparaison de performances entre les systèmes biparamétrique et les systèmes monoparamétriques à carte de clutter. Un algorithme de détection Bi-CM-CFAR (Biparametric Clutter Map-CFAR) proposé dans [106], par Wu *et al*, basé sur l'estimation des paramètres des systèmes de radar de surveillance FOD (Foreign Objects Debris). Dans ce cas, l'estimation du niveau clutter est obtenue avec un intégrateur vidéo, qui est un filtre récursif, ce qui permet d'obtenir des performances de détection élevées pour les cibles de faibles intensités dans les environnements non gaussiens de type Weibull. Dans [107], Levanon a mis en œuvre les performances des détecteurs CFAR basés sur carte de clutter. D'autres détecteurs CM-CFAR sont cités dans la littérature [43, 108]. Enfin, notons que les détecteurs CM-CFAR apportent une immunité contre les situations de bord de clutter [99].

1.1.2 Détecteurs indépendants de la distribution

Dans des cas particuliers, dû au nombre limité des distributions connues dans la littérature radar, le clutter ne peut pas être modélisé avec précision [109]. Un détecteur CFAR indépendant de la distribution ou distribution-free est proposé par Sarma *et al* [110]. Ce détecteur est capable de maintenir le taux moyen de fausses alarmes à un niveau spécifié sans nécessiter de connaissance de la distribution sous-jacente. La performance de la méthode est tributaire de la taille des échantillons observés

La principale raison derrière l'intérêt pour les schémas non paramétriques de détection de cibles d'intérêt est leur capacité à déterminer un seuil de détection CFAR, lorsqu'aucune ou peu d'information caractérisant le clutter n'est disponible. Le fait que ces détecteurs non paramétriques soient basés sur des hypothèses générales sur la densité de probabilité d'entrée, ils sont réputés maintenir un niveau constant de la P_{fa} [111].

Plusieurs autres méthodes CFAR, indépendants de la distribution, lorsqu'aucune information n'est disponible sur la PDF (Probability Density Function) caractérisant le clutter, existent dans la littérature [112-120]. Swerling [112] a proposé une méthode à double seuils, basée essentiellement sur une technique sans distribution et relativement simple à mettre en œuvre.

Décrite pour un grand nombre d'échantillons N , ses performances de détection sont très proches de celles d'un intégrateur non-cohérent à M impulsions. Cependant, cette technique est CFAR seulement si le clutter est homogène. Dans le cas où le niveau du clutter change et par manque d'adaptabilité, la caractéristique CFAR de cette méthode est sévèrement dégradée [113-115]. Afin de surmonter les limites du détecteur à double seuils, cette méthode est souvent utilisée en avec des modifications permettant de palier aux erreurs dans le premier seuil. L'adaptabilité du deuxième seuil est exigée. Dans [116], Hansen *et al*, ont présenté une technique basée sur les statistiques d'ordre pour la conception d'un détecteur CFAR non paramétrique à intégration binaire pour l'amélioration de la P_d . Du point de vue détection, les performances de ce détecteur ne sont pas aussi bonnes que celles du détecteur à double seuils.

En utilisant des intervalles de tolérance, Real et Tufts [117] ont estimé des intervalles pour les échantillons du clutter. L'estimation de l'intervalle de détection est limitée à une estimation ponctuelle qui a ensuite été considérée comme un seuil CFAR approximatif. Les performances de détection de tels détecteurs non paramétriques pour des clutters non gaussiens dépassent souvent celles des détecteurs conçus pour un clutter gaussien [117]. Toujours, dans un contexte non-paramétrique, Hansen [118] a proposé deux détecteurs CFAR Siebert-CFAR et Dicke-fix-CFAR. Ces deux détecteurs peuvent être utilisés pour obtenir des performances CFAR pour la détection de cibles dans un clutter gaussien de niveau de puissance inconnu mais constant. L'auteur a aussi réalisé une comparaison des performances de détection des deux techniques. Selon le théorème des valeurs extrêmes, dans une méthode proposée par Piotrkowski [119, 120], un détecteur basé sur la théorie de la valeur extrême EVT-CFAR (Extrême Value Theory-CFAR) indépendant de toute hypothèse ou supposition sur la distribution du clutter.

Dans [121] Gurakan *et al*, ont développé une méthode CFAR basée sur l'utilisation de deux filtres exponentiels à constantes de temps différentes est étudiée RII-CFAR (Réponse Impulsionnelle Infinie). Un filtre lent a une meilleure performance d'estimation du clutter dans les environnements homogènes, tandis que le filtre rapide s'avère supérieur lors d'une transition de clutter. Un mécanisme de commutation entre les deux filtres rapides et lents est décrit et les performances générales du système ont été examinées dans un environnement homogène et hétérogène.

1.1.3 Détecteurs hybrides

1.1.3.1 Détecteurs neuronaux et distribués

Avec un centre de fusion de décisions partielles, collectées depuis plusieurs détecteurs CFAR et selon l'algorithme CFAR utilisé, plusieurs stratégies ont été développées [122-125]. Dans [122], Barkat *et al.*, ont mis au point un schéma de décision optimal en supposant des observations gaussiennes et statistiquement indépendantes au niveau des capteurs locaux. Ils ont trouvé une expression exacte de la P_{fa} et montré que les P_d s'améliorent lorsque le nombre de décisions binaires locales est élevé. Blum *et al.* [123] ont analysé le détecteur OS-CAR où les observations du signal sont supposées corrélées d'un capteur à un autre. Dans [124], Gini *et al.*, ont étudié un système multi-radar distribué à décisions décentralisées, fonctionnant en présence d'un clutter Weibull stationnaire en utilisant l'algorithme ML-CFAR à double seuils avec une intégration binaire de M impulsions.

Dans [125] dans un environnement gaussien homogène, Weixian *et al.*, ont montré l'efficacité des AG (Algorithmes Génétiques) comparativement aux méthodes conventionnelles par le biais d'architectures distribuées des détecteurs CA-CFAR et OS-CFAR. Notons que d'autres architectures distribuées à base d'AG ont également été présentées dans [19, 126], améliorant davantage les performances du détecteur OS-CFAR conventionnel. Dans [64] un AG, offrant plus de souplesse est étudié. Ce dernier a permis d'obtenir de meilleurs résultats pour un problème de fusion de données CFAR dans un clutter Weibull. Bien d'autres travaux sur la détection CFAR distribuée existent aussi dans la littérature [36, 127, 128].

Dans [129], Cheikh et Soltani ont présenté un détecteur CFAR basé sur l'utilisation de la technique RBF-ANN (Radial Basis Function-Artificial Neural Network). Ils ont comparé ses performances au détecteur à base d'une architecture MLP (Multi Layer Perceptron) et le détecteur CA-CFAR pour clutter de distribution K . Dans [130] et [131] Akhtar et Olsen ont proposé l'utilisation d'un réseau neuronal artificiel pour la détection de cible, afin de satisfaire les exigences de maximiser la probabilité de détection associée à un faible taux de fausses alarmes, basé sur le CA-CFAR et le GO-CFAR respectivement.

Enfin, certains auteurs ont proposé l'utilisation de la logique floue comme la méthode appropriée pour un problème général de détection de CFAR. Dans les détecteurs CFAR flous [132-136], une fonction d'appartenance est définie afin de mapper l'espace d'observation sur une valeur comprise entre 0 et 1, indiquant dans quelle mesure le test d'hypothèse évalue l'absence ou la présence de la cible d'intérêt [33, 137].

1.1.3.2 Autres types de détecteurs

En se basant sur plusieurs antennes en émission comme en réception, les systèmes MIMO (Multiple Input Multiple Output) sont des techniques utilisées dans les systèmes de télécommunications pour améliorer le débit des données et de la portée des liaisons sans bande passante ni puissance d'émission supplémentaire [138]. Dans un contexte radar, un système MIMO est basé sur des émetteurs et récepteurs suffisamment éloignés (diversité spatiale) afin d'éliminer toute interférence possible entre eux. Entre autres, le but d'un radar MIMO est de réduire la fluctuation de la cible, et d'améliorer la résolution ainsi que la qualité de la détection [139-141]. Dans [142], Chong a présenté un schéma de détection multiple pour les radars MIMO basé sur le détecteur GLRT-LQ (Generalized Likelihood Ratio Test-Linear Quadratic) à base du modèle SIRV (Spherically Invariant Random Vector) avec une texture CFAR.

Les détecteurs GLRT-CFAR (Generalized Likelihood Ratio Test-CFAR) ont été étudiés dans un contexte du radar MIMO dans [143, 144]. Dans le même contexte les clutter gaussien et non-gaussien ont été étudiés dans [143-147]. A ce titre, Chalabi *et al* ont développé dans [148] le problème de détection pour un clutter Pareto de paramètre d'échelle connu *a priori*, il ont également proposé une généralisation des détecteurs GM-, SO- et GO-CFAR.

Plusieurs autres détecteurs optimaux et sous-optimaux pour différents modèles de clutter tels que le gaussien composé et la distribution K ont été proposés dans [149-151]. Notamment Dans [150], Gini a proposé le détecteur GLRT-LQ-CFAR, basé sur deux approches d'estimation, ML et (MAP, Maximum *A Posteriori*), de la variable texture du clutter distribué K et Gaussien, qui est ensuite utilisée pour déterminer le rapport de vraisemblance. Une comparaison avec plusieurs autres détecteurs, tel que le filtre adapté, a été réalisée. Dans [152], Kelly a proposé une méthode CFAR à base du test de vraisemblance LRT-CFAR (Likelihood Ratio Test-CFAR). Sous l'hypothèse d'un clutter gaussien, la procédure utilisée pour dériver le test statistique, consiste à supposer que la covariance est inconnue. Cet algorithme fournit un détecteur CFAR qui est complètement indépendant de la matrice de covariance [153]. Dans [154, 155], l'estimation du ML prend la forme d'un filtre adaptatif adapté et normalisé AMF-CFAR (Adaptive Matched Filter-CFAR). Dans [156] Scharf *et al*, ont proposé ASD-CFAR (Adaptive Subspace CFAR detector) qui est un détecteur adaptatif de sous-espace pour détecter un signal cible dans une mesure multivariée complexe dont la distribution est CN (Complex Normal), alors dans le même contexte dans [157] Shawn *et al*, ont proposé le détecteur MSD-CFAR (Matched Subspace CFAR Detector) et ont montré que le détecteur ASD-CFAR est GLRT avec rapprochement au détecteur AMF-CFAR pour la détection de cibles d'intérêt dans un clutter de loi CN.

1.2 Etat de l'art des estimateurs pour un milieu Pareto

Durant plusieurs décades, la loi gaussienne a dominé la modélisation du clutter radar [158, 159]. Le progrès technologique des radars à haute résolution, a montré que le fait d'adopter ce modèle, génère lors du processus de détection, des valeurs excessives de fausses alarmes. Celles-ci sont dues particulièrement à la nature impulsive du clutter non gaussien, qui est le propre des applications radar dans la surveillance maritime. C'est alors qu'une nouvelle famille de distribution, plus pertinente, dite biparamétrique à queue lourde ou longue a vu le jour. Dès lors, le modèle gaussien a été abandonné dans les applications radar X-band à haute résolution [160].

Des travaux sur la modélisation de l'intensité des échos de clutter à haute résolution ont montré que le clutter de mer peut être modélisé par les distributions Weibull, K et log-normal. Récemment, d'autres travaux expérimentaux ont révélé que la distribution Pareto fournit des descriptions statistiques appropriées aux échos radar observés [80, 161]. Dans notre thèse, nous accordons aussi une attention à l'estimation des paramètres de la distribution Pareto.

Pendant la conception de certains détecteurs CFAR, l'utilisation de la distribution Pareto, réputée à queue longue, à partir des échantillons observés, pour la modélisation du clutter fortement impulsif; à savoir le clutter de mer, s'est avérée être un choix judicieux. Ainsi, même dans les applications CFAR dites distribution-free ou indépendantes de la distribution, nous pouvons aussi modéliser la queue lourde uniquement par une distribution Pareto. Cependant, la relation entre la P_{fa} et le seuil de détection dépend des paramètres du clutter; ce qui constitue un challenge de taille [119].

L'estimation des paramètres des distributions biparamétriques est une étape importante. Elle précède l'étape de détection de cibles dans la chaîne de traitement du signal radar. Lors de la conception du seuil de détection, et afin que celui-ci soit adaptatif avec la propriété CFAR, son expression analytique doit dépendre uniquement de l'estimation du niveau moyen du clutter, du facteur multiplicateur et de la taille de la fenêtre de référence. En d'autres termes, la P_{fa} doit être indépendante des paramètres du clutter. Néanmoins, la connaissance de ces paramètres est faisable grâce à différentes techniques d'estimation dont les caractéristiques sont la rapidité et la précision.

1.2.1 Méthodes d'estimation des paramètres de la distribution Pareto

Généralement, les estimateurs sont classés en deux grandes familles suivant que les échantillons aléatoires sont SRS (Simple Random Sampling) ou RSS (Ranked Set Sampling). Cette dernière technique d'échantillonnage, basée sur les statistiques d'ordre, est utile dans l'amélioration de la précision et de l'efficacité de l'estimation SRS [162]. Dans ces deux catégories, nous retrouvons

les estimateurs basés sur les techniques bayésiennes [163], standards ou appropriées, anciennes ou nouvelles. Plusieurs travaux de recherche sur l'estimation des paramètres de la distribution Pareto sont répertoriés dans la littérature [162-221].

1.2.1.1 Méthodes SRS

Méthode bayésienne: L'estimation bayésienne des paramètres des distributions à queue lourde, dont la distribution Pareto, est un sujet très souvent abordé dans la littérature [162, 164-167]. Dans [162], Abu-Dayyeh *et al.*, ont étudié l'estimation des paramètres de forme et d'échelle de la distribution de Pareto. L'étude considère les deux cas où un ou plusieurs paramètres sont inconnus. Plusieurs estimateurs SRS et RSS conventionnels et ad hoc sont pris en compte. Dans [164], Mohie *et al.* ont présenté une estimation bayésienne des paramètres de la distribution Pareto basée sur les techniques SRS et RSS dans deux cas de figures ; cycle simple et multiple.

Fürst [165] applique les techniques bayésiennes en utilisant la distribution Gamma et l'exploite en tant que famille conjuguée de la distribution Pareto et ce pour estimer le paramètre de forme de celle-ci. Or dans [166], José *et al.* exploitent l'estimation bayésienne en utilisant la distribution GIG (Generalized Inverse Gamma) comme une famille à priori conjuguée de la distribution Pareto. Dans [167], Arnold et Press étudient un modèle conjugué généralisé de la distribution Pareto incorporant le paramètre d'échelle.

Dans [168] Rasheed *et al.*, ont proposé des estimateurs du paramètre de forme de la distribution Pareto type I en utilisant la méthode bayésienne basée sur la fonction GSELF (Generalized Square Error Loss Function) et la fonction QLF (Quadratic Loss Function). Pour l'analyse bayésienne, ils ont considéré une technique dite de Jeffery ainsi que la densité *a priori* représentée par la distribution exponentielle pour le paramètre de forme. Ces estimateurs bayesiens du paramètre de forme de la distribution Pareto type I sont comparés à certains estimateurs classiques tels que celui du MLE et l'estimateur UMVUE (Uniform Minimum Variance Unbiased Estimation). Dans [169], Beg *et al.*, ont estimé les paramètres de la distribution Pareto en appliquant plusieurs techniques. D'abord, ils ont utilisé les théorèmes B-R (Blackwell-Rao) et L-S (Lehmann-Schaffé). Ensuite, ils ont exploité la méthode bayésienne et finalement la méthode ML.

Les méthodes d'estimation bayésienne ont été appliquées de manière limitée dans la pratique, plus particulièrement, en raison de l'intensité numérique typique que sa mise en œuvre nécessite [165].

Méthodes des moments, du maximum de vraisemblance et à variance minimale: Dans la littérature, il existe une variété de méthodes d'estimation des paramètres de la distribution Pareto

telles que celles basées sur le MLE qui s'appuie sur des procédures numériques pour la maximisation de la vraisemblance, ou bien d'autres alternatives, en l'occurrence les méthodes des moments. Dans [170], quatre méthodes standard d'estimation des paramètres de la distribution Pareto ont été discutées en détail par Quandt; à savoir, les méthodes MoM (Method of Moment), ML, LS (Least Squared) et celle des quantiles. Les méthodes des moments pondérés PWM (Probability Weighted Moment) et les principes de l'entropie maximale PoME (Principle of Maximum Entropy) trouvent une application particulière dans la distribution Pareto généralisée [171-175]. Dans [176] Manas et al, ont proposé un nouvel estimateur du paramètre de forme de la distribution Pareto, basé sur le principe d'estimation du moment de fréquence. La distribution exacte de l'estimateur est établie pour différentes tailles d'échantillon. La moyenne et la variance, sont également déduites.

Dans [177], Dallas traite dans son travail, les problèmes théoriques et analytiques d'estimation du paramètre de forme de la distribution Pareto via le MLE. En cas de non-existence et/ou de non-unicité possible des estimations du maximum de vraisemblance lorsque les deux paramètres sont inconnus, des alternatives aux méthodes numériques itératives standards sont explorées. Les équations d'estimation de vraisemblance logarithmique et la fonction de log-vraisemblance conditionnelles associées sont dérivées. Dans [178-180], les auteurs présentent l'estimateur UMVUE pour les puissances du paramètre de forme, et présentent certains résultats concernant cet estimateur. Des théorèmes sont présentés pour trouver l'estimateur UMVUE en fonction des paramètres de la distribution Pareto. En outre, des estimateurs UMVUE sont obtenus pour la moyenne géométrique, la médiane et le moment d'ordre r . Dans [181, 182], les estimateurs MLE et UMVUE de la PDF, la CDF et le moment d'ordre 3 sont dérivés pour la distribution Pareto, avec et sans interférence. Il a été démontré que les MLE de PDF et CDF sont meilleurs comparativement à l'estimateur UMVUE. Ces méthodes sont aussi illustrées à l'aide de données réelles. Dans [183], Rytgaard a déduit dans son étude des estimateurs du paramètre de forme, à savoir le MLE et le MoME. Leurs propriétés statistiques y sont aussi analysées. Il a montré que l'estimateur MLE est biaisé, mais il peut être modifié en un estimateur sans biais à variance minimale du paramètre de forme. Un autre estimateur du paramètre de forme de la distribution Pareto y est proposé. Basé sur la théorie de la crédibilité, cet estimateur est plus stable et moins sensible aux fluctuations aléatoires.

De manière intéressante, dans [184], Pollastri dans son étude, a constaté que la méthode de Cauchy est souvent légèrement supérieure, en performances, aux méthodes régressives. Dans [185]; Hossain *et al* ont effectué une comparaison entre les différents estimateurs MLE, MMLE

(Modified MLE) et LS. L'auteur recommande l'utilisation des estimateurs par la méthode des moindres carrés aux estimateurs MLE; précisément pour estimer les paramètres de forme de valeurs inférieures à 4.

Estimateur de Jackknife et estimateur basé sur le bootstrap: Dans [186], Kang *et al* ont proposé les estimateurs de Jackknife, l'estimateur de Jackknife généralisé et l'estimateur MRE (Minimum Risk Estimator) des deux paramètres de la distribution de Pareto. Le MRE est dérivé en minimisant le MSE (Mean square Error) des estimateurs qui incluent les estimateurs cités supra en tant que cas particuliers. La méthode de Jackknife est efficace pour réduire le biais lié aux estimateurs des paramètres d'échelle et de forme à faible nombre d'échantillons. Les résultats obtenus ont montré que les estimateurs MRE sont plus efficaces que les autres estimateurs en termes de l'erreur MSE. Ils ont déduit l'estimateur optimal de l'erreur MSE du paramètre de forme, pour un paramètre d'échelle inconnu. Les auteurs ont aussi considéré l'estimateur bootstrap basé sur une technique de ré-échantillonnage plus avancée comparativement à celles suscitées.

1.2.1.2 Méthodes RSS

Estimateurs de Hill: Dans [187], Hill a introduit un estimateur basé sur le tri des échantillons qui peut être considéré comme le logarithme de la moyenne géométrique d'un ensemble de statistiques adéquates. Cet estimateur est réputé être robuste spécialement pour un clutter à queue très lourde. L'estimateur de Hill est particulièrement efficace lorsque la distribution est Pareto type I [171-188]. Une version généralisée de l'estimateur de Hill est introduite par Csorgo et al [189]. Elle est exprimée sous forme d'une convolution d'une fonction noyau et du logarithme de la fonction quantile. Pour ces cas particuliers, on retrouve les estimations introduits par Hill. Dans [190] Aban et al, présentent un autre estimateur dit estimateur de Hill modifié pour étendre ces performances dans le but d'être invariant par rapport au décalage (shift-invariant) et aussi par échelle (scale-invariant). L'estimateur de Hill décalé qui en résulte est une méthode plus robuste d'estimation de l'épaisseur de la queue.

Pour un paramètre donné, en considérant à chaque fois la connaissance *a priori* des autres paramètres, Vännman [192] a étudié les problèmes d'estimation des paramètres de la distribution Pareto généralisée. Une variété d'estimateurs basés sur l'estimateur de Hill est présentée dans [191].

Méthodes basées sur le meilleur estimateur non biaisé: Dans [193], Gomes *et al* ont proposé l'estimateur BLUE (Best Linear Unbiased Estimator), en utilisant une technique d'ordre deux pour l'estimation des paramètres de la distribution Pareto ainsi que deux autres techniques dérivées

du log-excesses et log-spacings. Saksena et Johnson [194] ont proposé des estimateurs sans biais pour les deux paramètres, lesquels se sont révélés être des fonctions statistiques conjointement complètes, comparativement à l'étude de Malik [195] qui a montré que pour une distribution Pareto à deux paramètres, les estimateurs MLE des paramètres sont conjointement suffisants. En outre, des estimateurs non biaisés des deux paramètres y sont obtenus et se sont aussi révélés être des fonctions des statistiques conjointement complètes, induisant ainsi les estimateurs BLUE de deux paramètres. Dans les détecteurs biparamétriques, les estimateurs BLUE trouvent leur applicabilité dans le domaine de la détection de cibles radar dans différents clutter non-gaussiens.

1.2.1.3 Techniques standards et modernes d'estimation des paramètres pour des applications réelles avec ou sans bruit

Méthodes d'estimation sans bruit: Récemment, plusieurs travaux traitant l'estimation des paramètres de la distribution Pareto, lesquels sont exclusivement destinés au clutter de mer, existent dans la littérature. Dans [196], Weinberg a montré que l'algorithme MLE est trop coûteux en calcul et pose quelques problèmes en termes de qualité d'estimation; en particulier lorsqu'un nombre réduit d'échantillons des données observées est disponible. En guise d'alternative, l'auteur a proposé une analyse LRA (Linear Regression Algorithm), basée sur une transformation logarithmique d'ordre statistique des variables aléatoires distribuées Pareto OSLR (Order statistics and Linear Regression). Bien que cette approche donne des estimations précises, en raison de l'utilisation d'une technique d'ajustement de la courbe polynomiale pour effectuer la régression linéaire, celle-ci exige une étape numérique supplémentaire relativement complexe impliquant la fonction beta dans la procédure d'estimation.

Dans [197], Mehanaoui *et al*, dans le but d'améliorer les résultats obtenus dans [196], tant sur le plan temps de calcul que sur le plan analytique, ont proposé deux nouvelles méthodes d'estimation des paramètres d'un clutter Pareto; à savoir le USE et le VSE basés sur le U et le V statistiques respectivement. Cette nouvelle approche est basée sur les méthodes des moments logarithmiques et moments fractionnels MoFM (Method of Fractional Moments) [198]. Des comparaisons, en termes de temps de calcul et de l'erreur MSE avec les méthodes LRA et MLE ont été effectuées. Dans [199], Bocquet s'est servi de l'estimateur $zlogz$, initialement proposé par Blacknell [200] pour la distribution K , pour formuler son estimateur de paramètre de forme, dédié au cas de la distribution Pareto-composée sans bruit, avec des performances comparables à celles de l'estimateur MLE. Son étendu d'applicabilité à la distribution Gamma déduite de plusieurs balayages (multi-look) a été vérifiée. Dans [201], Brazauskas a proposé différentes méthodes appelées méthodes MTM (Method of Trimmed Moments) et CMTM (Combined MTM), pour

l'estimation des paramètres de la distribution Pareto. Leur robustesse a été vérifiée par simulation et sur des données réelles. Dans [202], Gholamhossein et Tondpour estiment les paramètres de la distribution exponentielle-Pareto II par deux méthodes. La première est dite PoME (Principle of Maximum Entropy) et la seconde est basée sur la divergence de Kullback-Leibler de la fonction de survie KLS (Kullback-Leibler survival function). Les données simulées par Monte Carlo sont utilisées pour évaluer ces méthodes et les comparer avec la méthode ML.

Dans [203], Chong Hu *et al*, ont introduit l'estimateur NME (Negative Moments Estimator) et celui basé sur l'approche $z^{-1}\log z$. Le but était d'élargir la plage d'estimation du paramètre de forme de la distribution de Pareto en multi-look. Comparativement aux estimateurs MoM et $z\log z$, dû au domaine de définition de leurs expressions, lesquels ne peuvent pas estimer les petites valeurs du paramètre de forme, ces estimateurs ne s'appliquent que pour les données multi-look.

Méthodes d'estimation en présence du bruit: La présence du bruit thermique est connue pour ces expressions mathématiques complexes dans l'estimation des paramètres du modèle Pareto plus bruit. Ce problème d'estimation a été discuté et quelques procédures d'estimation intéressantes avec différents degrés de précision sont proposées dans la littérature [204-221]. Dans [204], Bocquet a comparé trois estimateurs à base des méthodes des Moments d'ordres supérieurs HOME (Hight Order Moments Estimator), de l'estimateur CMLE (Constrained MLE) [205], et d'une dérivation par une transformation non linéaire du $z\log z$ pour la distribution Pareto en présence du bruit thermique. Dans cette étude, la distribution de Pareto est formée à partir d'un modèle gaussien composé avec une distribution exponentielle pour le speckle et une distribution inverse Gamma pour la composante texture du clutter [206]. Malgré le fait que cette dernière méthode ait recours aux calculs numériques en utilisant d'autres logiciels que Matlab; en l'occurrence le Fortran et Mathematica, des simulations à l'aide des données réelles Ingara et synthétiques, pour trouver le paramètre de forme, ont montré que par des combinaisons faites entre ces méthodes d'estimation, les meilleurs résultats sont obtenues pour le clutter K plus bruit. Cependant, ces méthodes ne sont pas adoptées au clutter Pareto plus bruit où il est difficile d'estimer avec précision la puissance du bruit. Dans [207-208], Rosenberg et Bocquet ont présenté une formulation multi-look du modèle de clutter Pareto plus bruit. Afin de réduire la complexité d'estimation des paramètres de cette distribution, en présence du bruit, une nouvelle forme dite effective [52], des paramètres d'échelle et de forme est donnée, dans laquelle les données réelles Ingara sont analysées.

Récemment, dans [209-210], Alexopoulos et Weinberg ont proposé une nouvelle approche d'analyse de données, utilisant le calcul d'ordre fractionnel, qui traite n'importe quelle distribution.

De plus, cette méthode traite des densités de la distribution Pareto utilisées dans la surveillance maritime pour un radar en bande X où leurs dérivées fractionnaires incorporent des fonctions gamma. Les auteurs ont conclu qu'il n'était pas nécessaire d'inclure une composante de bruit dans la PDF standard. Cette dernière peut être modélisée par la densité de la distribution Pareto d'ordre fractionnaire. Dans [211], Mezache *et al*, ont présenté une formule d'estimation dite NIOME (Non-Integer Order Moments Estimator) pour l'estimation des paramètres de la distribution Pareto plus bruit basée sur l'ordre fractionnaire des moments et zlogz, développée en termes des fonctions hypergéométrique et exponentielle.

Autres méthodes d'estimation robustes: Dans la plupart des applications statistiques, des valeurs aberrantes, non désirées, telles que les hétérogénéités de tout genre apparaissent souvent et peuvent donc influencer les procédures d'estimation [212]. Quelques algorithmes robustes, remplaçant les méthodologies statistiques classiques, peuvent être utiles dans ce cas, car ils conduisent à des estimateurs alternatifs résistants à de telles hétérogénéités. Dans un contexte EVT, cette notion de robustesse peut apparaître, à première vue, comme une contradiction puisque l'objectif est de réduire l'influence des observations extrêmes alors que la théorie EVT se concentre principalement sur ces points de données [213-214]. Cependant, ces observations peuvent sérieusement affecter les paramètres de la queue de la distribution Pareto et nécessitent donc des méthodes robustes. Un tel sujet a connu un intérêt particulier dans la littérature. On peut citer entre autres les travaux de recherche dans [215, 216] pour les distributions à queue longue d'une manière générale et principalement pour la distribution Pareto, alors que dans [214, 217, 218] ces travaux sont réservés à la distribution Pareto généralisée. Plus de techniques d'estimation des paramètres avec d'amples développements et détails sur la distribution Pareto, existent dans [219-221].

1.3 Contributions

L'estimation des paramètres d'un clutter marin et la détection de cibles sont des éléments clés dans la surveillance maritime. Les échos produits à l'origine sont issus des systèmes SAR aéroportés ou spatiaux à haute résolution. Le processus de la détection automatique est relativement difficile, principalement lorsque les cibles d'intérêts baignent dans un clutter changeant, imprévisible et fortement impulsionnel. Cette problématique est à l'origine du choix du thème de cette thèse. Nous étions motivés de prendre le défi de proposer des solutions pour les deux volets, détection et estimation. Nos réflexions initiales étaient orientées par le fait que ces difficultés pourrai être atténuées, d'une part, grâce à une estimation exacte des paramètres du milieu modélisé par une distribution adéquate, et d'autre part, par une automatisation intelligente du processus de détection avec ou sans censure. Notre recherche porte sur la détection de cibles Swerling I dans un clutter de mer, qui incarne les complexités du milieu déjà citées, et modélisé par une loi Pareto. Ce modèle de distribution qui a prouvé son adaptation adéquate, à travers des simulations intensives sur des bases de données réelles, telles que celles d'Ingara et d'IPIX, des réverbérations du clutter de mer collectées à partir d'un SAR en bande X, ainsi que sur des données synthétiques.

Pour ce faire, nos contributions ont trait aux thèmes de recherche suivants:

1.3.1 Contribution 1

Pour améliorer, sur le plan temps de calcul ainsi que sur le plan justesse d'estimation, les résultats obtenus dans des procédures compétitives d'estimation des paramètres d'un clutter Pareto, nous proposons trois nouvelles méthodes d'estimation, en l'occurrence, les estimateurs USE (U-Statistic Estimator), VSE (V-Statistic Estimator) et COSE (Consecutive Order Statistic Estimator), avec leurs expressions analytiques respectives des paramètres de forme et d'échelle. Les deux premiers estimateurs ont fait l'objet d'un article de conférence présenté à la conférence DAT2017. L'estimateur COSE, quant à lui, a été développé dans un cadre complémentaire.

1.3.2 Contribution 2

La présence de cibles interférentes dans le clutter est un problème préoccupant qui caractérise l'hétérogénéité de l'environnement radar et entrave le processus de détection en générant un effet de masque ou effet de capture. Ceci nécessite donc leur censure et ce pourvu que la connaissance de leur nombre soit disponible au préalable. Pour pallier aux insuffisances des détecteurs à points de censure fixes, qui montrent des performances dégradées par manque ou par défaut d'exactitude de la connaissance *a priori* de l'environnement radar, nous proposons dans le cas de cibles multiples, un détecteur CFCAR à censure automatique qui ne nécessite aucune information *a*

priori du nombre de cibles interférentes. L'algorithme de censure utilisé, exploite le TM qui joue un double rôle; celui de seuil de censure et de détection, tous deux automatiques. Ce travail a fait l'objet d'un article de conférence présenté à la conférence ICEE2015.

1.3.3 Contribution 3

Le concept de la détection CFAR de cibles est adopté dans notre étude. Il fait généralement référence à la forme générale d'un algorithme adaptatif conçu pour détecter les signaux cibles baignant dans le clutter et en présence d'interférences variables. Les algorithmes CFAR permettent de définir un seuil de détection de manière adaptative via une analyse statistique rigoureuse du clutter. Pendant ce temps, le clutter est limité par une fenêtre de référence glissante. Durant l'élaboration de l'état de l'art des détecteurs CFAR, nous n'avons pas trouvé d'algorithme de détection automatique qui prenne en charge un clutter non-gaussien et traite la variabilité de son environnement. Notre contribution pour cette question, comme première phase, est la proposition d'une étude qui traite la meilleure détection possible par le biais d'un détecteur à commutation basé sur l'indice VI, destiné au préalable pour le clutter gaussien. Avec l'utilisation de cet indice, la robustesse du détecteur proposé est limitée au cas de cibles multiples uniquement, avec la connaissance *a priori* du paramètre d'échelle de la distribution Pareto. Un article traitant ce sujet est publié dans le cadre de la conférence SETIT2016.

Comme deuxième phase et afin de développer un algorithme de détection de cible, robuste et efficace pour diverses conditions d'hétérogénéité, pour faire face aux limitations de l'étude précédente, nous avons proposé un processeur qui traite la changeabilité et la variabilité de l'environnement hétérogène, au sens large, par le biais les propriétés de l'indice PI, et ce sans aucune connaissance *a priori* du paramètre d'échelle de la distribution Pareto. Ce travail a fait l'objet d'un article publié dans le journal IET on Radar, Sonar & Navigation.

1.4 Organisation du manuscrit

Cette thèse de doctorat de troisième cycle porte sur la détection de cibles maritimes utilisant la technologie SAR, haute résolution en bande X. Le manuscrit est réparti en cinq chapitres qui fournissent une analyse statistique du clutter de mer et abordent les problèmes de détection liés aux divers environnements marins homogène et non homogène caractérisés par des situations de cibles multiples ou transitions de clutter.

En plus du présent chapitre qui présente l'état de l'art des détecteurs CFAR et les estimateurs des paramètres du clutter distribué selon la loi de Pareto, le deuxième chapitre expose les concepts des systèmes radar SAR à haute résolution, et les méthodes de traitement de signal

qui dépendent de la résolution spatiale pour réaliser des fonctions de détection CFAR de cibles et de surveillance maritime.

Dans le troisième chapitre nous passons en revue les différentes distributions à queue longue, qui modélisent le clutter marin. Nous nous intéressons particulièrement à l'estimation des paramètres des signaux radar marins dans un milieu Pareto. De ce fait, ce chapitre est réservé à l'estimation des paramètres du modèle de clutter de distribution Pareto type I. A ce titre, nous proposons trois méthodes d'estimation; à savoir l'estimateur statistique U (USE), l'estimateur V-statistique (VSE) et l'estimateur COSE. Les estimateurs sous leurs formes analytiques exactes sont calculés en termes de moments, de moments fractionnaires, de moments fractionnaires négatifs basés sur une représentation logarithmique et la statistique d'ordre OS, respectivement. Une comparaison via les simulations avec l'estimation LRA, lequel a dépassé en performance celles de l'estimateur MLE, montre que les nouveaux estimateurs non seulement réduisent considérablement les exigences en temps de calcul, mais produisent également des paramètres de variances plus précises et plus faibles.

Dans le quatrième chapitre, le choix d'assimiler la censure à la commutation est motivé par le fait que ces deux procédés soient, à vrai dire, connexes où chacun peut traiter différemment le problème de la séparation du clutter de la cible principale mais induisant mêmes résultats. Dans ce contexte, nous proposons d'abord un détecteur CFCAR à censure automatique sans connaissance *a priori* sur le nombre de cibles interférentes. L'algorithme de censure utilisé, exploite le TM qui joue un double rôle; dont l'un et l'autre assure, respectivement, la censure des cibles interférentes et la détection de cibles d'intérêt. Ensuite, nous présentons la stratégie de la commutation ou le "Switching", où trois détecteurs CFAR sont aiguillés pour ne bénéficier que des avantages de chacun dans le milieu pour lequel il a été conçu selon les besoins de la détection automatique des cibles d'intérêt. Dans ce cas, nous présentons un processeur qui a la qualité de basculer dynamiquement selon les circonstances et la changeabilité de l'environnement entre homogène et hétérogène, pour assurer la meilleure performance de détection possible, grâce à l'indice PI adapté aux données non-gaussiennes de de distribution Pareto.

Finalement, le cinquième chapitre, marque la fin de ce travail de recherche, d'abord en mettant en exergue une synthèse de l'ensemble des résultats obtenus; ensuite, en proposant l'extension de nos contributions par de nouvelles perspectives et ouvertures que nous énumérons sous la forme de travaux futurs.

1.5 Conclusion

La détection automatique CFAR de cibles dans un clutter et l'estimation des paramètres de ce dernier avec ou sans bruit sont deux problématiques qui ont connu une attention particulière et un intérêt grandissant depuis plusieurs décennies jusqu'à ce jour. De nombreuses approches, différentes par leur conception, sont publiées chaque année dans la littérature spécialisée du monde radar. Celles-ci dépendent en fait du type de cibles à détecter, de l'hétérogénéité présente dans un modèle prédéfini de l'environnement du fonctionnement du radar et nécessite donc la connaissance des paramètres caractérisant la distribution de celui-ci. De ce fait, un état de l'art non exhaustif est dressé dans ce chapitre, faisant la lumière sur les problématiques inhérentes à ce domaine de recherche, qui demeure en perpétuel évolution technologique.

Partant des travaux de Finn et Johnson, un algorithme phare de la détection CFAR qui a prouvé ces performances dans un environnement homogène et ces lacunes en présence d'hétérogénéité, a donné naissance à plusieurs variantes et modèles de détection CFAR plus robustes, tels que l'OS-, TM-, VI-, et PI-CFAR, ainsi qu'une revue de plein d'autres cités dans ce manuscrit de thèse de doctorat.

Qu'elle soit SRS ou RSS, simple ou multi-look, avec ou sans bruit, classique ou nouvelle, l'estimation des paramètres de la distribution de Pareto a fait l'objet de nombreuses recherches, telles que, la méthode des moments MoM, la méthode des moments fractionnaires MoFM, l'estimateur zlogz, les méthodes utilisant les statistiques d'ordre telles que l'estimateur de Hill et la régression linéaire, et bien sûr, l'estimateur du vraisemblance maximale MLE considéré comme un estimateur de référence ou benchmark pour tout autre algorithme d'estimation. Cependant, ces méthodes présentent quelques limitations. Par exemple, alors que les estimateurs MLE et MoFM ne présentent toujours pas d'expressions analytiques; l'estimateur OSLR doit simuler des variables aléatoires bêta supplémentaires; ce qui a pour effet l'envie de prospecter d'autres méthodes d'estimation plus rapides et plus précises. Notons, enfin que pour des qu'il existe aussi des estimateurs qui prennent en considération la présence du bruit thermique.

Concepts du radar pour la surveillance maritime

2.1 Introduction	30
2.2 Concepts radar	30
2.3 Différents types de radar	32
2.3.1 Radars primaires	32
2.3.1.1 Radars bistatiques	32
2.3.1.2 Radars monostatiques	33
2.3.1.3 Radars à antenne synthétique.....	37
2.3.2 Radars de surveillance secondaire	48
2.4 Nature Statistiques du clutter marin	49
2.4.1 Réflectivité du clutter	50
2.4.2 Modélisation du clutter du radar en bande X pour la surveillance maritime	51
2.5 Surface équivalente radar	52
2.5.1 Fluctuation de la surface équivalente radar de la cible	57
2.6 Concept CFAR pour l'élimination du clutter	58
2.7 Conclusion.....	59

Résumé

Ce deuxième chapitre initie le lecteur au problème de la détection de cibles à l'aide d'un radar de surveillance maritime haute résolution en bande X. Ce radar dit HRR, a l'avantage d'acquérir des informations détaillées sur les cibles illuminées. Pour ce faire, nous y exposons les concepts radars de surveillance maritime RSO (Radar à Synthèse d'Ouverture) ou SAR (Synthetic Aperture Radar) à haute résolution et les méthodes de traitement du signal qui relatives à la résolution spatiale pour réaliser la détection de cibles. Cependant, il est connu qu'à ce niveau de résolution, la surface de la mer admet une forte rétrodiffusion intermittente, appelée impulsions ou pics de mer, qui peut entraîner une augmentation considérable du nombre de fausses alarmes, nécessitant donc des techniques de régulation et de maintien du taux de fausse alarme.

2.1 Introduction

La réverbération des micro-ondes à la surface de mer à des angles rasants (grazing angles), faibles à élevés, est un phénomène important pour le radar de surveillance maritime, où la détection optimale de la cible nécessite la connaissance des statistiques du clutter. L'utilisation du radar comme outil d'étude de la surface de la mer nécessite également la compréhension des mécanismes de diffusion permettant une meilleure interprétation des données radar [222-224]. A faible angle incident rasant, la rétrodiffusion polarisée en horizontal (H), a une nature intermittente et impulsive avec des intensités dépassant souvent celles du signal polarisé en vertical (V) [224-226]. Il est donc important d'avoir un modèle précis de la rétrodiffusion en mer pour faciliter le processus de détection. Ce chapitre présente les concepts de base de la détection des cibles primaires dans un milieu maritime.

2.2 Concepts radar

Le radar est l'acronyme utilisé pour définir un système de détection par télémétrie des ondes radio. Ce système, composé d'un émetteur-récepteur, d'une antenne et d'un écran d'affichage, détecte et repère les cibles primaires en transmettant des signaux radio dans des directions connues à partir d'une antenne à faisceau étroit ou dans toutes les directions par un balayage de l'horizon. Les distances cibles-radar sont alors mesurées en chronométrant les instants de réception des échos renvoyés par celles-ci.

Au niveau du récepteur, la tâche principale d'un radar consiste à identifier les signaux utiles (cibles d'intérêt) sur un fond de fluctuations électriques et en présence de réflexions d'objets multiple (clutter), qui peuvent être considérés, selon le contexte, comme indésirables et sans intérêt pour l'observateur, tels que les vagues, les nuages, la pluie...etc. Les cibles doivent, instantanément, être détectées et le radar affiche en continue la distance et la cible, ou génère des traces du mouvement de la cible pour fournir à l'opérateur des informations utiles [227].

La Figure 2.1 illustre un radar dans un environnement maritime. Les principaux éléments impliqués dans le processus de transmission d'un signal radar sont la propagation de ce signal dans l'atmosphère, la réflexion du signal par la cible et/ou les objets indésirables, et la réception des signaux réfléchis. Bien que les détails d'un système radar à un autre puissent varier, les principaux sous-systèmes doivent inclure, inmanquablement, un émetteur, une antenne, un récepteur et un processeur de signal [228].

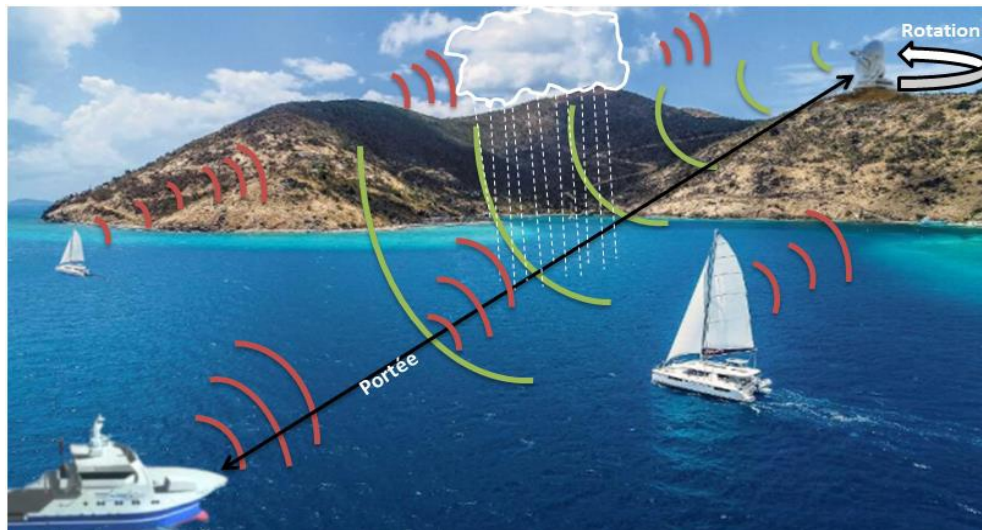


Figure 2.1 Environnement d'un radar de surveillance maritime

La Figure 2.2 illustre un radar monostatique où le signal EM transmis, se propage via l'environnement et heurte la cible en produisant des courants induits à savoir des ondes Electromagnétiques (EM) qui sont réorientées par la cible. En plus de la cible d'intérêt, d'autres objets au sol et sur la mer, y compris les vagues ou dans l'atmosphère directe du radar réémettent une petite partie du signal transmis [43]. Le signal réfléchi par l'objet est capturé par l'antenne et appliqué aux circuits du récepteur. Les composants du récepteur amplifient le signal RF (Radio Fréquence) reçu, le convertissent en une Fréquence Intermédiaire (FI) à l'aide d'un Oscillateur Local (OL). Le démodulateur est le dispositif qui supprime la porteuse du signal de retour cible modulé afin que les données cibles puissent être triées et converties par un Convertisseur Analogique-Numérique (CAN) qui sont enfin analysées et traitées numériquement par le processeur du signal pour être affichées sur un écran [43, 227-231]

L'émetteur est le sous-système qui génère des ondes EM modulées et amplifiées pour qu'elles soient prêtes à l'émission. L'antenne est le sous-système qui prend en entrée ces ondes de l'émetteur et les diffuse dans l'atmosphère étant donné que c'est le milieu de propagation.

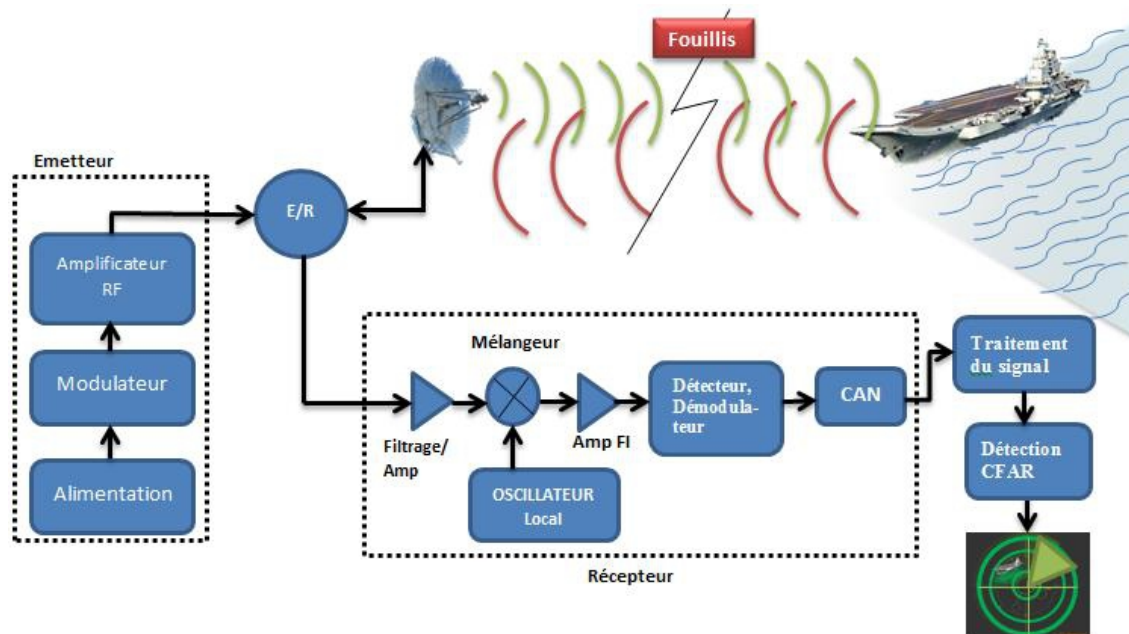


Figure 2.2 Radar mono-statique.

Les avantages de l'utilisation du radar à ondes EM par rapport aux techniques optique, incluent la capacité de pénétrer dans la couverture nuageuse et la détection de cibles même durant la nuit.

2.3 Différents types de radar

2.3.1 Radars primaires

Ces radars, à savoir les radars bistatiques et monostatiques, fonctionnent indépendamment de la cible, c'est-à-dire qu'aucune action de cette dernière n'est requise pour recevoir un écho radar.

2.3.1.1 Radars bistatiques

Le radar bistatique phare est le radar à ondes continues (entretenues) ou Continuous Waves (CW), car il dispose inévitablement de deux antennes. Une pour chaque sous système d'émission et de réception, suffisamment séparés physiquement afin d'éviter toute interruption de l'émission en continue de l'énergie radar [230, 231].

Radars à ondes continues: Les radars CW utilisent des formes d'ondes continues qui peuvent être considérées comme des ondes sinusoïdales pures. L'écho radar des cibles fixes et de clutter sont concentrés à la fréquence des ondes utilisées. La fréquence centrale des échos des cibles en mouvement est décalée par la fréquence Doppler. Ainsi, en mesurant cette différence de fréquence, les radars CW peuvent extraire très précisément la vitesse radiale de la cible. Etant donné que les faisceaux de l'antenne sont fixes et non balayés, un radar bistatique CW est en mesure d'observer

une cible sur une longue période, de sorte que la puissance moyenne de son émetteur puisse être inférieure à celle d'un radar effectuant une recherche en faisant pivoter son antenne de façon continue sur 360° en azimut (en supposant le même débit de données) [230, 231]. Parmi les avantages potentiels du radar bistatique est le puissant écho radar qui se produit en présence d'une cible se trouvant sur la ligne directe entre l'émetteur et le récepteur bistatiques, ainsi que la simplicité de son émetteur, comparativement à celui trouvé dans un radar monostatique à impulsions. Cette simplicité réside dans le fait qu'il ne nécessite aucune modulation et aucune haute tension [232]. Par contre, les interférences entre l'émetteur et le récepteur peuvent limiter la puissance et donc la sensibilité des radars CW. De ce fait, ils peuvent souffrir d'un sérieux problème de fausses alarmes. En plus, et en raison de la nature continue des émissions en ondes entretenues, la mesure de la portée de la cible, disponible avec un radar à impulsions, n'est pas possible sans modification. La solution est de changer la fréquence de l'onde continue par la technique de l'onde continue modulée en fréquence, FMCW, (Frequency Modulated Continuous Wave). Ainsi, la portée de la cible peut également être mesurée [232].

2.3.1.2 Radars monostatiques

Les systèmes radars qui utilisent la même antenne pour l'émission et la réception sont appelés radars monostatiques. Ils peuvent disposer de deux antennes, mais leur séparation est faible. Cela leur permet de voir le même volume d'espace. Généralement, une seule antenne est commutée entre les fonctions d'émission et de réception via un dispositif appelé duplexeur (E/R), qui assure un point de connexion simultané à l'antenne toute en garantissant la synchronisation et l'isolation entre l'émetteur et le récepteur afin de protéger les composants sensibles de ce dernier des forts signaux de l'émetteur [43, 228].

Radars à impulsions: Le radar à impulsion transmet une onde EM durant un laps de temps τ , très court, de l'ordre d'une nano seconde où le récepteur est isolé. Aucun signal n'est reçu durant ce temps. Passé ce temps, le récepteur est de nouveau connecté à l'antenne. Autrement dit, le temps d'écoute $T_R - \tau$, où T_R est le PRI (Pulse Repetition Interval), pour une possible détection d'écho provenant de la cible d'intérêt. Cela évite toute interférence entre l'émetteur et le récepteur et permet l'utilisation d'une seule antenne. La portée maximale sans ambiguïté que le radar peut atteindre, est obtenue par:

$$R_{max} = C T_R / 2 \quad (2.1)$$

où $C = 3.10^8 m/s$ est la vitesse de l'impulsion dans l'air. Notons que $f_R = 1/T_R$ est la *PRF* (Pulse Repetition Frequency). Comparativement au radar bistatique à ondes continues conçu pour un environnement de très faible densité de cibles, le radar monostatique à impulsions ne souffre pas du problème lié au grand nombre d'interférences [231].

Radars cohérents: La cohérence d'un radar dépend du générateur d'onde. Ces radars utilisent des amplificateurs de puissance comme le klystron et transmettent des formes d'onde dérivées d'une source de fréquence stable STALO (STable Local Oscillator). En plus de fournir des informations d'amplitude sur le signal cible détecté, les détecteurs cohérents fournissent également des informations sur la phase du signal cible reçu par rapport à la phase de l'émetteur. Cela permet de produire des impulsions ayant toujours la même phase de départ, d'effectuer une intégration d'impulsions cohérente et d'éliminer le clutter grâce aux techniques d'indication de cible mobile MTI (Moving Target Indicator), un changement de la fréquence f_R n'affecte pas la cohérence [231, 233-234].

La préservation de la phase du signal reçu par rapport à celle de l'émetteur permet au processeur radar d'exécuter des tâches telles que le traitement Doppler, la synthèse d'ouverture, imagerie et traitement adaptatif espace-temps, STAP (Space-Time Adaptive Processing). Pour permettre un traitement cohérent, la phase des signaux de LO (Local Oscillator), doit être verrouillée sur celle du signal transmis. Ceci est, généralement, accompli en utilisant une source de fréquence hautement stable, un oscillateur COHO (Coherent Oscillator), qui fournit une référence de la phase pour les signaux transmis et reçus. Autrement dit, il sert à déterminer les fréquences à la fois de l'émetteur et de LO [43, 231, 235].

Les radars cohérents à la réception, uniquement, utilisent un émetteur non cohérent mais échantillonnent la fréquence d'émission pendant le temps d'émission et l'utilisent pour verrouiller la phase du signal de réception sur celle du signal d'émission. La Figure 2.3 illustre la conversion que subit la fréquence intermédiaire du signal vidéo pour obtenir la phase du signal de réception; à savoir la conversion en phase (I) et en quadrature (Q) à l'aide de l'oscillateur COHO qui produit le signal de référence. Les signaux I et Q peuvent être représentés par [43, 231, 235] :

$$I = A \cos \theta \quad (2.2)$$

et

$$Q = A \sin \theta \quad (2.3)$$

où A est l'amplitude du signal et θ l'angle entre les phases du signal d'émission et de réception. L'amplitude et la phase du signal peuvent être obtenues à partir des signaux I et Q , comme suit :

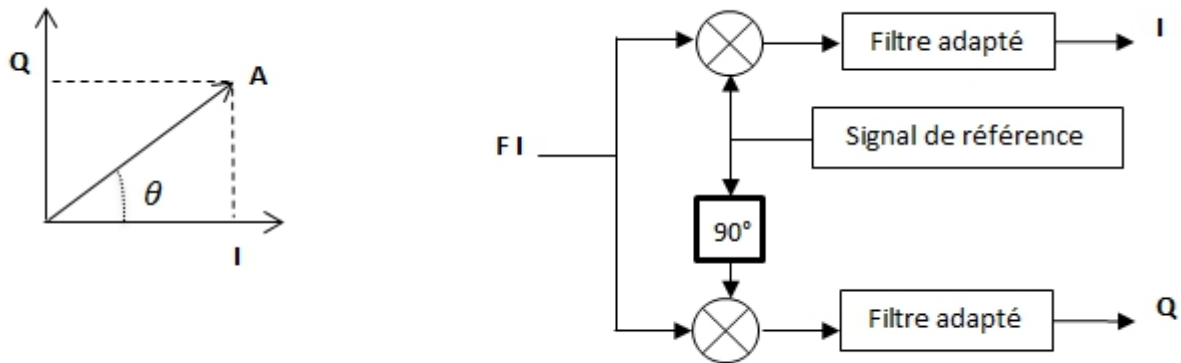


Figure 2.3 Composantes du signal vidéo reçu

$$A = \sqrt{(I^2 + Q^2)} \quad (2.4)$$

et

$$\theta = \text{Arctang}(Q/I) \quad (2.5)$$

Les radars non cohérents: Les radars utilisant un oscillateur de puissance, comme le magnétron, ne sont pas cohérents. Ces radars fournissent une sortie en fonction de l'amplitude du signal FI. Les informations sur la fréquence Doppler et la phase sont négligés. En effet, lorsque l'oscillateur de puissance est excité par le modulateur, la phase de leur auto-oscillation est une variable aléatoire uniformément distribuée et les impulsions successives ne sont pas corrélées entre elles [235]. Les systèmes radars peuvent être configurés pour être cohérents ou non cohérents. Le Tableau 2.1 illustre les différences majeures entre ces deux systèmes.

Tableau 2.1

Différence entre radars cohérent et non-cohérent [43, 227]

Radar cohérent	Radar non cohérent
<ul style="list-style-type: none"> • Détecte l'amplitude et la phase. • Permet de déterminer si la phase est en train de changer; ce qui peut fournir les caractéristiques de mouvement de la cible. • En intégration cohérente, les données complexes (en phase I et quadrature Q) sont intégrées pour que la composante cible des échantillons soit ajoutée en phase, tandis que les composantes clutter et bruit non corrélées ne sont pas ajoutées en phase. Dans ce cas, le SCR (Signal to Clutter Ratio), le SNR (Signal to Noise Ratio) et le SIR (Signal to Interference Ratio) sont amplifiés; ce qui améliore considérablement la détectabilité de la cible. • Système plus compliqué. 	<ul style="list-style-type: none"> • Ne détecte que l'amplitude du signal reçu. • Utilisé dans les cas où il est connu que le signal cible souhaité dépasse largement tout signal de clutter inhérent. En général, il fonctionne également sans ambiguïté, avec une seule impulsion en jeu entre le radar et la cible à tout moment. • Dans une intégration non cohérente, l'amplitude ou l'amplitude au carré des données complexes de sortie du récepteur est prise puis intégrée, la suppression des informations de phase élimine la possibilité d'un gain en SCR. • Dans un système non cohérent, la phase de l'impulsion émise par rapport à un oscillateur de référence n'est pas connue (aléatoire). • Système moins compliqué du point de vue traitement du signal et matériel.

Intégration de plusieurs impulsions: La détection radar peut être basée sur une seule impulsion reçue. Généralement, un train de plusieurs dizaines à plusieurs centaines d'impulsions est reçu de chaque cible. Le train entier est traité avant qu'il ne soit décidé si une cible est présente ou non. Le processus par lequel les impulsions sont combinées est appelé intégration. En général, l'intégration de plusieurs impulsions est plus économique que la génération d'une seule impulsion d'une même énergie totale. [236, 237].

Dans un arrangement de traitement idéal, l'énergie de tous les échos radar est ajoutée directement dans un intégrateur avant la détection de l'enveloppe (intégration cohérente; nécessité de connaître la phase des signaux successifs par rapport à celle d'une sinusoïde de référence locale) et après le détecteur d'enveloppe (intégration non cohérente) [238]. Dans le cas d'une intégration cohérente, le résultat est une valeur du rapport signal sur bruit (SNR) égale celle d'une impulsion unique multipliée par le nombre total d'impulsions M . Par contre, dans le cas d'une intégration non cohérente pour améliorer les capacités de détection de cibles sans la nécessiter de référence cohérente pour les informations de phase, l'intégrateur non cohérent peut obtenir un gain qui approche \sqrt{M} [236]. Comparativement, l'intégration cohérente est plus efficace que l'intégration non cohérente. Cependant, cet inconvénient peut être compensé par le fait que la détection et l'intégration non cohérente sont plus faciles à mettre en œuvre et ne nécessitent pas de référence cohérente [239].

2.3.1.3 Radars à antenne synthétique

Dans cette section nous présentons une vue générale, synthétique et rapide, de la technique de détection à synthèse d'ouverture. Une description plus détaillée des opérations SAR relève du traitement complexe du signal [240-249], et qui dépasse le cadre de cette thèse.

Principes fondamentaux: Le Radar à Synthèse d'Ouverture (RSO) ou Synthetic Aperture Radar (SAR) est un système de télédétection radar, monté sur un aéronef ou sur un satellite, utilisant le traitement du signal pour améliorer la résolution au-delà de la limitation de l'ouverture de l'antenne physique et capable de produire des images à haute résolution en synthétisant artificiellement une antenne à grande ouverture ayant une très faible largeur de faisceau [250, 251]. C'est un système actif, qui en même temps que la plate-forme radar (avion ou satellite) se déplace le long de sa trajectoire de vol, éclaire latéralement la surface de la cible avec des impulsions hyperfréquences et mesure les signaux rétrodiffusés pour déterminer les caractéristiques de la cible. Possédant sa propre source d'éclairage, il permet d'utiliser des longueurs d'onde plus longues tout en obtenant une bonne résolution avec des structures d'antenne de taille raisonnable [251, 252]. Il est capable de fonctionner de jour comme de nuit, indépendamment de l'éclairage solaire. Les mauvaises conditions atmosphériques affectent nettement moins l'imagerie SAR que les capteurs visibles et infrarouges [253]. Ces radars ont rapidement pris de l'importance dans des applications telles que la télédétection, la surveillance de surface et la reconnaissance automatique de cible ATR (Automatic Target Recognition) [254].

La Figure 2.4 montre comment un SAR profite du mouvement vers l'avant du radar pour produire l'équivalent d'une longue antenne. Chaque fois qu'une impulsion est transmise, le radar

occupe une position un peu plus loin sur la trajectoire de vol. En pointant une antenne raisonnablement petite vers un côté et en faisant la somme des retours d'impulsions successives, il est possible de synthétiser un très long réseau linéaire à affichage latéral [240].

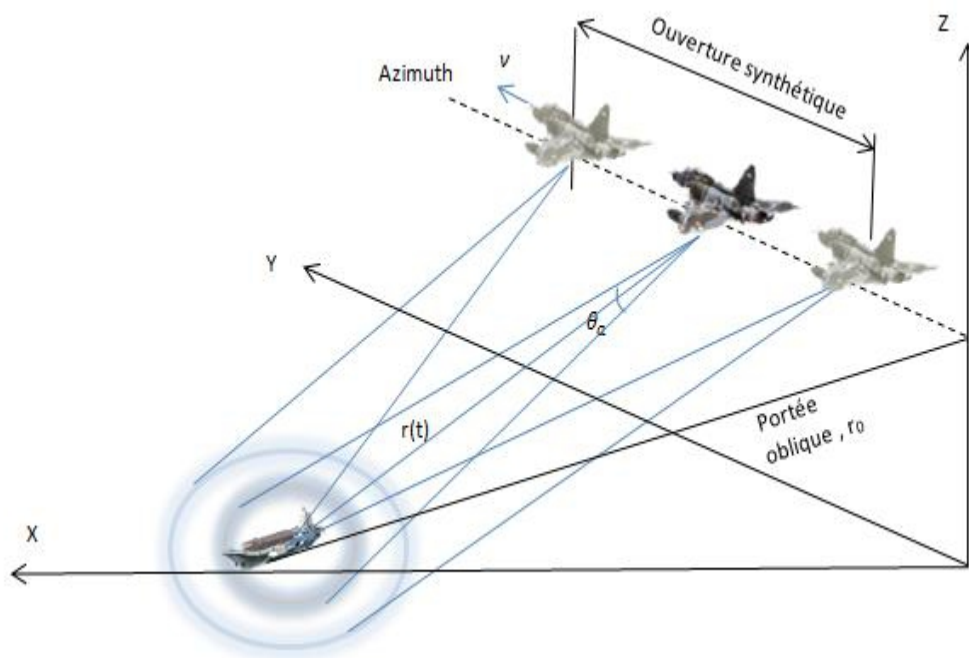


Figure 2.4 Géométrie du système SAR.

La distance $r(t)$ désigne la portée instantanée et v la vitesse de déplacement de la plateforme. La largeur du faisceau θ_a , d'une antenne de longueur l_a peut être approximée par:

$$\theta_a = \lambda/l_a \quad (2.6)$$

La longueur d'ouverture synthétique correspondante est représentée par:

$$\begin{aligned} L_{OS} &= \theta_a r_0 \\ &= \lambda r_0/l_a \end{aligned} \quad (2.7)$$

où r_0 est la plus petite portée.

Une longue ouverture synthétique est favorable car elle se traduit par une largeur de faisceau virtuelle étroite [254]:

$$\theta_{OS} = \lambda/2 l_{OS} \quad (2.8)$$

Ce qui implique une résolution élevée en azimut, donnée par:

$$\begin{aligned}\delta_a &= \theta_{OS} r_0 \\ &= r_0 \frac{\lambda}{2l_{OS}} \\ &= \frac{l_a}{2}\end{aligned}\quad (2.9)$$

L'équation (2.9) suggère qu'une antenne, même courte, peut donner une fine résolution en azimut. A tout moment t , la distance entre le radar se déplaçant à une vitesse constante v et une cible, décrit par ses coordonnées (x, y, z) s'obtient facilement comme suit [254]:

$$r(t) = \sqrt{r_0^2 + (vt)^2} \quad (2.10)$$

Bandes de fréquences radar: Un système radar SAR typique, utilise la partie hyperfréquence du spectre électromagnétique dont la fréquence est comprise entre 0.3 et 300 GHz et fonctionne généralement à des longueurs d'onde comprises entre 0,5 cm et 75 cm [248]. Le Tableau 2.2 présente une liste de longueurs d'onde et de bandes de fréquences de télédétection radar basées sur la norme IEEE 521-2002 [255, 256]. Les bandes les plus utilisées par les systèmes SAR sont la bande X et la bande C qui conviennent le mieux, par leurs courtes longueurs d'onde, à la détection et à la discrimination d'objets plus petits qui sont largement utilisées pour la reconnaissance, la cartographie et la surveillance militaire. La bande C couvre, par exemple, un large éventail de sujets, tels que les navires, la glace de mer, les icebergs et les vagues océaniques [248].

En général, le choix de la longueur d'onde du système doit être adapté à la caractéristique de surface de l'objet ciblé. Des caractéristiques plus petites peuvent être mieux distinguées par des bandes de longueur d'onde plus courtes (fréquences plus élevées), tandis que les bandes de grandes longueurs d'onde conviennent mieux aux caractéristiques de grandes tailles. Par conséquent, différentes applications peuvent être attribuées à chaque bande de fréquences avec une efficacité variable [43].

Tableau 2.2

Longueurs d'onde et bandes de fréquences de télédétection radar [256, 258]

Radar	Plage de fréquence	Longueur d'onde
HF (MHZ)	3-30	10-100 m
VHF (MHZ)	30-300	10-1 m
UHF (MHZ)	300-1000	1-30 cm
P(GHZ)	0.3-3	30-100cm
L (GHZ)	1-2	30-15 cm
S (GHZ)	2-4	15-7.5 cm
C (GHZ)	4-8	7.5-3.75 cm
X (GHZ)	8-12	3.75-2.5 cm
Ku (GHZ)	12-18	2.5-1.67 cm
K (GHZ)	18-27	1.67-1.11 cm
Ka (GHZ)	27-40	1.11-7.5 mm
mm (GHZ)	40-300	7.5-1 mm

Radar en bande X: Les radars en bande X sont installés sur la plupart des grands navires de recherche et sur de nombreuses installations proches du littoral. Leur utilisation originale est pour le contrôle du trafic et la navigation maritime. Toutefois, avec l'ajout de certains composants matériels et logiciels, les radars en bande X peuvent être utilisés pour mesurer les vagues et les courants marins [257]. La bande X, Tableau 2.2, est un segment de la région hyperfréquence du spectre électromagnétique, dans la gamme de fréquences comprise entre 8 et 12 GHz .

Les images produites par les radars marins détectent non seulement des cibles dures, telles que des navires et des côtes, mais également des réflexions sur la surface de la mer, appelées «clutter de mer» [258]. Avec une vitesse de vent supérieure à environ 3 m / s, la rétrodiffusion de la surface de la mer devient visible sur les images radar [259]. Ces réflexions d'ondes sont principalement dues à la résonance entre les ondes radar et les caractéristiques à la surface de l'eau (Bragg Scatter). Etant donné que la longueur d'onde du radar se situe dans la plage du centimètre, seules les vagues très courtes de l'eau reflètent les ondes radar. [260]. Cependant, le signal de base (les ondes très courtes) est modulé par des ondes plus longues. A des fins de navigation, ce clutter de mer, malgré le fait qu'il contienne des informations précieuses sur l'état de la mer (la hauteur et la longueur des vagues, la période de la vague et les courants de surface) [261], il est traité à des fins de détection de cibles d'intérêt comme une nuisance, et doit être écarté du signal utile. Les systèmes radar en bande X analysent la surface de l'océan en temps réel à haute résolution temporelle (1–2s) et spatiale (5–10m). Une surface de mer de plusieurs kilomètres carrés peut donc être surveillée en

permanence. Les systèmes radar en bande X peuvent être installés sur des navires en mouvement ou sur des plateformes fixes au large des côtes ou sur des sites côtiers [260, 262].

Pour permettre une imagerie des vagues, les limites principales du radar en bande X sont la portée limitée et l'exigence d'un clutter de mer suffisant (de la hauteur d'une houle significative associée). En raison de la portée limitée du radar en bande X, une plateforme fixe doit être installée raisonnablement à proximité de la zone d'intérêt ou le système doit être installé sur un navire. Les systèmes radars en bande X sont également sensibles au brouillage causé par les précipitations. Cette fréquence radar est effectivement utilisée par les radars météorologiques pour surveiller les précipitations [262].

Radar IPIX: C'est un radar entièrement cohérent en bande X, conçu et construit à l'Université McMaster, doté de fonctionnalités avancées telles que la polarisation double en émission et en réception, l'agilité en fréquence et le mode surveillance. Le radar a été développé à l'origine pour la détection d'icebergs et IPIX était un acronyme pour « Ice Multiparameter Imaging X-Band Radar ». Après des mises à niveau importantes entre 1993 et 1998, les données à haute résolution mesurées par le radar sont devenues une référence pour tester des algorithmes de détection intelligents et la signification de l'acronyme a été modifiée en conséquence en « Intelligent Pixel Processing X-Band Radar » [263, 264]. Une Base de données collectée par ce radar est disponible dans [264]. Ce radar a d'abord surveillé en 1993 l'océan Atlantique depuis le sommet d'une falaise à la ville de Dartmouth au site expérimental OHGR (Osborne Head Gunnery Range), puis en 1998 le lac Ontario depuis le rivage de Grimsby dans la province maritime Nouvelle-Écosse. Le Tableau 2.3 présente les principales caractéristiques du radar IPIX.

Tableau 2.3

Caractéristiques du radar IPIX [263]

Émetteur:

- Puissance de pointe de 8 kW TWT (Traveling Wave Tube).
- Transmission simultanée bi fréquence, 8.9-9.4 GHz; fixe & agile.
- Polarisation H et V, commutable impulsion à impulsion; Débit maximum de 4 kHz.
- Largeur d'impulsion utilisée 200 ns, et peut varier entre 20-5000 ns.
- PRF arbitraire; 100 µs minimum.

Récepteurs:

- Entièrement cohérent (Mesures Doppler et suppression du clutter).
- 2 récepteurs linéaires; H et V. Chaque récepteur est syntonisé sur une fréquence fixe ou agile.
- Plage dynamique instantanée > 50 dB.

Antenne parabolique:

- Linéaire à double polarisation.
- 2,4 m de diamètre.
- Largeur de faisceau 1.1°.
- Gain d'antenne 45,7 dB.
- Lobes latéraux < -30 dB.
- Isolation de polarisation croisée > 33 dB.
- Vitesse de rotation 0-30 tr / min.

Système d'acquisition de données:

- Échantillonnage: portée, azimut, élévation.
- Fréquence d'échantillonnage 0 à 50 MHz.
- Sorties linéaire, I et Q.
- Quantification 8 ou 10 bits - jusqu'à 16 bits effectifs avec décimation H / W.
- Capacité 64M d'échantillons.

Radar DSTO Ingara: La recherche sur les images SAR maritimes à DST Ex. DSTO (Defence Science and Technology Organisation) est motivée par la nécessité de surveiller de manière étendue les océans entourant l'Australie, en particulier dans le nord, où la pêche illégale et l'immigration ont lieu et où les conditions atmosphériques tropicales entravent la surveillance par des capteurs électro-optiques. Ingara est un radar expérimental en bande X d'imagerie multimode, entièrement aéroporté, développé par DST Group [265-267] dont les caractéristiques sont reportées au Tableau 2.4. Ce radar est déployé dans un avion à turbopropulseurs avec une antenne de surveillance montée sous son fuselage. Un essai d'intérêt spécifique a été mené en 2004 dans l'océan Austral près du port Lincoln en Australie du Sud. Le radar fonctionnait à une fréquence de 10,1 GHz, avec une durée d'impulsion de 20 μ s et une largeur de bande émise par LFM (Linear Frequency Modulation) [238] de 200 MHz avec une résolution de 0,75 m [271]. Les données

recueillies depuis ce radar ont été aussi l'objet d'un certain nombre d'études rapportées dans [272-274].

Une série particulière, notée série 34 683, a fait l'objet d'une analyse approfondie dans [272]. Cet ensemble de données consiste en 1024 échantillons compressés à distance de 821 impulsions, obtenus à un angle d'incidence de $51,3^\circ$ et à une altitude d'environ 2314 m et d'angles incidents rasants, de moyens à élevés. La vitesse du vent, 7,1 m/s, dans une direction de 47° , avec une hauteur de vague de 2,4 m dans une direction de 211° . La direction contre le vent était de 227° , et en face du vent à 47° , tandis que les directions du vent, et de travers, étaient de 137° et 317° , respectivement [272].

Tableau 2.4

Caractéristiques du radar Ingara [268]

Fonctionnalité	Description
Altitude et vitesse de l'avion.	3000 m, 75 m/sec
Fréquence radar et polarisation.	Bande X (9.375 GHz), HH
Échantillonnage ADC (Analogic Digital Converter) maximum.	16384 échantillons des données I et Q à 100 MHz, 8 bits
Paramètres du mode Stripmap:	
<i>Résolution la plus fine</i>	3 m et 1.5 m
<i>Nombre de looks</i>	4 et 2
<i>Max. Largeur de bande d'acquisition</i>	48 - 24 km
<i>Max. Largeur de bande RTP (Real Time Processing)</i>	30 - 15 km
<i>Distance d'espacement en bande</i>	5 - 36 km
<i>Angles d'incidence typiques, θ</i>	$60 - 86^\circ$
Fréquence de répétition des impulsions:	
<i>Typique en mode SAR</i>	150 Hz
<i>Intervalle</i>	120- 2000 HZ
<i>Taille de l'antenne</i>	1.46 m x 0.16 m
<i>Puissance d'émission maximale</i>	1 kW
<i>Sensibilité</i>	$\sigma_0 < 35$ dB (Résolution de 3 m à 24 km)

<i>Processeur de contrôle radar</i>	Composé de bus informatique VME
<i>Interface opérateur-radar</i>	(Versa Module Eurocard) et cartes
<i>Processeur de signal en temps réel</i>	vidéos numériques pour gérer les performances graphiques.
	Station de travail SUN avec Open look GUI (Graphical User Interface)
Liaison de données en bande C:	Système Intel i860-CSPI RTS-860 avec 28 nœuds de traitement.
<i>Bande passante de liaison descendante</i>	8 Mbits/sec
<i>Bande passante de liaison montante</i>	1 Mbits/sec
<i>Portée maximale</i>	200 km

Résolution spatiale: La résolution est la mesure pour laquelle deux cibles ou plus peuvent être séparées dans une ou plusieurs coordonnées spatiales, en vitesse radiale ou en accélération. Dans le sens le plus simple, la résolution mesure la capacité de distinguer les échos radar depuis des appareils similaires. Dans un sens plus sophistiqué, la résolution dans les radars SAR inclut la séparation de plusieurs cibles dont les zones de résonance radar sont très divergentes [11, 228].

La résolution de portée en unités de temps τ , est définie comme la capacité de séparer deux cibles de réflectivité similaire obtenue à l'aide d'une simple impulsion non modulée de longueur τ . Elle est donnée par [43, 228, 235, 273]:

$$\Delta R = C \tau / 2 \quad (2.11)$$

Deux cibles espacées de plus de ΔR sont résolues dans la portée; les cibles espacées de moins de ΔR ne seront pas séparées et cela représente une situation d'ambiguïté.

Dans sa forme la plus simple, la résolution en vitesse, c'est-à-dire la possibilité de séparer deux cibles à l'aide de la fréquence Doppler, peut être exprimée par:

$$\Delta v = 1 / \tau \quad (2.12)$$

où Δv est la résolution Doppler en unités de fréquence.

La résolution en angle est définie par l'ouverture du faisceau θ . La séparation physique dans la plage transversale ΔD est [233]:

$$\Delta D = R\theta \quad (2.13)$$

où R est la distance radar-cible.

Un radar SAR nécessite une résolution à deux dimensions. La résolution en portée inclinée ou oblique r_0 notée δ_r , qui peut aussi avoir la notation ρ , est inversement proportionnelle à la largeur de bande du système selon l'expression suivante:

$$\delta_r = C/2B_r \quad (2.14)$$

où B_r est la bande passante du récepteur. La résolution en azimut δ_a est fournie par la construction de l'ouverture synthétique, qui est la longueur du trajet pendant laquelle le radar reçoit des signaux d'écho provenant d'une cible ponctuelle [274].

Polarisation: La polarisation fait référence à la nature vectorielle de l'onde EM transmise et reçue par l'antenne radar. Elle est sensible à la géométrie de l'objet à partir duquel elle se reflète, car différents objets modifient différemment la polarisation de l'onde EM incidente [228]. Par conséquent, le changement de la polarisation de l'onde EM, lorsqu'elle est réfléchiée à partir d'un objet, porte certaines informations concernant la forme géométrique de celui-ci. Ces informations peuvent être utilisées pour distinguer les ondes réfléchies non désirées; autrement dit, le clutter (les échos de pluie par exemple), de celles réfléchies par la cible. La polarisation peut être utilisée pour distinguer les cibles du clutter ainsi que pour faciliter l'identification de différentes cibles d'intérêt [275].

Une antenne SAR typique transmet et reçoit à la fois une seule polarisation par chaque impulsion dite polarisation linéaire. Dans le cas où l'antenne est fortement directionnelle, il n'y a que deux polarisations possibles; à savoir celles perpendiculaires à la direction du faisceau. Ces deux polarisations sont notées H et V (par rapport à l'horizon) [43, 276]. Chaque canal de polarisation est identifié par deux lettres. Ainsi, un système radar à faisceau étroit typique possède quatre canaux de polarisation possibles, à savoir HH, HV, VH et VV, où la première lettre de la séquence indique la polarisation de l'émission et la seconde lettre indique la polarisation de la réception [275, 276]. Pour la surveillance maritime l'usage de chaque type de polarisation est justifié dans le Tableau 2.5.

En polarisation circulaire, le vecteur de champ électrique tourne à la fréquence du signal dans le sens horaire pour RCP (Right-Circularly-Polarized) ou dans le sens anti-horaire pour LCP (Left-Circularly-Polarized) [43]. La plupart des antennes émettent et reçoivent une seule

polarisation unique. Pour la polarisation circulaire, la polarisation reçue est généralement le sens de rotation opposé à celui transmis. Quoique les antennes peuvent être commutées entre les polarisations pour des impulsions émises successivement, où deux polarisations orthogonales peuvent être reçues simultanément et traitées dans des canaux de réception séparés [233, 277, 278].

Le plan dans lequel se déplace le vecteur E s'appelle le plan de polarisation. La matrice de diffusion de polarisation décrit l'amplitude et la phase relative des échos de différentes combinaisons de polarisations en émission et en réception. De nombreuses caractéristiques de clutter dépendent de la polarisation du signal radar [276, 278].

La Figure 2.5 affiche les champs électriques (E) et magnétiques (H) d'un rayon polarisé horizontalement. L'inversion de la polarité de l'un ou l'autre champ inverse la direction de propagation. La Figure 2.5.a correspond à la polarisation Horizontale alors que la Figure 2.5.b correspond à la polarisation verticale. L'addition vectorielle des Figures 5.a et b donne une polarisation oblique. De cette addition avec un déphasage de $\pi/2$ rad, résulte une polarisation circulaire ou elliptique [227].

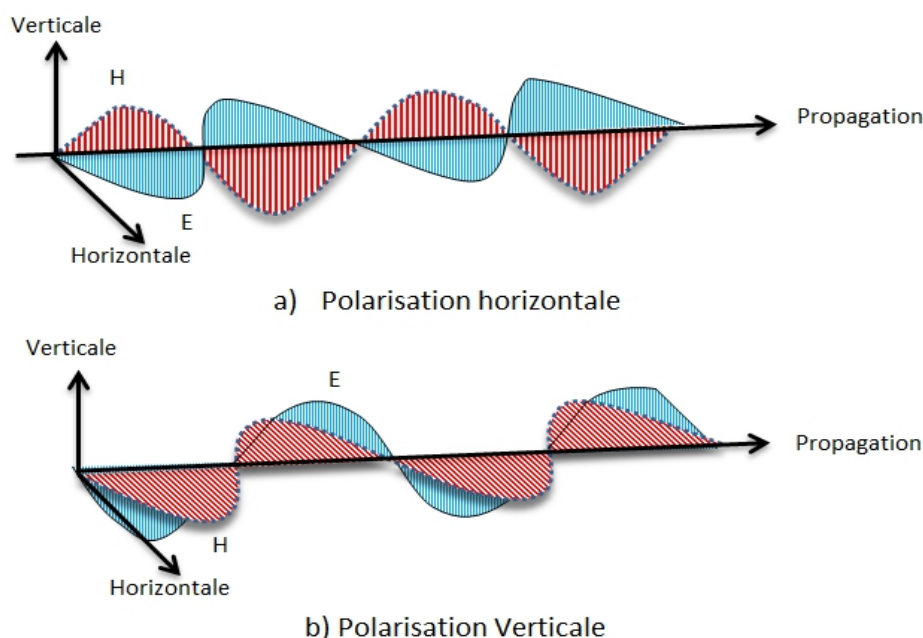


Figure 2.5 Plan de polarisation

Tableau 2.5
Polarisation pour un environnement maritime

Polarisation Horizontale	Polarisation Verticale	Polarisation Circulaire
Récupère moins de bruit de mer provenant des vagues régulières typiques des eaux libres.	Meilleure dans les zones côtières où les mers sont plus confuses.	Composantes H et V égales. Présente des performances intermédiaires d'altération de la mer mais bien meilleure contre le clutter dû à la pluie.

Matrice de diffusion de polarisation: Considérons une onde plane polarisée linéairement, se propageant le long de la ligne de mire de l'antenne, incidente sur une cible. Le champ incident sur la cible peut être résolu en composantes du champ électrique E_H^C et E_V^C , respectivement, sur les axes H et V. En général, la composante du champ électrique diffusé E^d résultant de la composante H incidente comporte des composantes H et V. Exprimée en termes de coefficients de diffusion, la composante H du champ diffusé est décrite comme suit [228, 251, 279]:

$$E_H^d = a_{HH} E_H^C \quad (2.15)$$

et la composante V (orthogonale) est:

$$E_V^d = a_{HV} E_V^C \quad (2.16)$$

Le premier indice de a_{HV} est pour la composante transmise et le second pour celle reçue. L'énergie totale dispersée est la somme vectorielle de celle due à E_H^S et E_V^S . Lorsque les deux composantes du champ incident sont présentes, le champ diffusé peut être défini de manière concise en termes de matrice de diffusion comme:

$$\begin{pmatrix} E_H^d \\ E_V^d \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{HH} & a_{HV} \\ a_{VH} & a_{VV} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} E_H^C \\ E_V^C \end{pmatrix} \quad (2.17)$$

L'information sur la polarisation maximale est obtenue lorsque la matrice de diffusion de polarisation PSM (Polarization Scattering Matrix), $S = \begin{pmatrix} a_{HH} & a_{HV} \\ a_{VH} & a_{VV} \end{pmatrix}$, d'une cible est mesurée. L'équation (2.17) décrit les quatre composantes du PSM, où chaque terme est une quantité vectorielle ayant une amplitude et une phase.

Une matrice de polarisation similaire existe pour la polarisation circulaire. Exprimé en termes d'ondes à polarisation circulaire droite et gauche, E_R et E_L comme suit:

$$\begin{pmatrix} E_L^d \\ E_R^d \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{RR} & a_{RL} \\ a_{LR} & a_{LL} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} E_R^c \\ E_L^c \end{pmatrix} \quad (2.18)$$

Si le réflecteur a une symétrie circulaire autour de l'axe de visée, les matrices ont alors les propriétés

$$\begin{cases} a_{HV} = a_{VH} = 0 \text{ et } a_{HH}, a_{VV} \neq 0 \\ a_{RR} = a_{LL} = 0 \text{ et } a_{RL}, a_{LR} \neq 0 \end{cases} \quad (2.19)$$

et, dans la plupart des cas, et indépendamment de la symétrie, nous avons:

$$a_{HV} = a_{VH} \quad \text{et} \quad a_{RL} = a_{LR} \quad (2.20)$$

Une conséquence importante de ces propriétés est qu'un radar utilisant la même antenne à polarisation circulaire en émission et en réception reçoit peu ou pas de puissance de la part de cibles approximativement sphériques, telles que des gouttes de pluie; alors que la même antenne à polarisation linéaire transmet et reçoit la plus grande partie de l'énergie. Cette propriété a été utilisée pour vérifier l'ellipticité des gouttes de pluie et pour éliminer le clutter météorologique sur les radars militaires et de contrôle du trafic aérien [228].

2.3.2 Radars de surveillance secondaire

A partir d'une antenne tournante, les radars SSR (Secondary Surveillance Radar) émettent des impulsions d'une puissance suffisante pour atteindre la coopération d'un aéronef. Ces derniers utilisent un transpondeur qui répond à la station sol à une fréquence différente (Interrogation à 1,030 MHz avec une réponse à 1,090 MHz). Les réponses contiennent des impulsions codées qui fournissent des informations sur la cible [233, 234].

Cette technique assure un fonctionnement sur de longues distances avec une faible puissance nécessaire à la transmission unidirectionnelle et évite le retour du clutter radar en utilisant différentes fréquences de liaison. Le système militaire, qui utilise des codes de réponse classifiés, est appelé identification ami ou ennemi IFF (Identification Friend or Foe). L'intention est d'empêcher les avions de réagir contre les radars ennemis et d'éviter les réactions «amicales» des avions ennemis. Les principaux problèmes des radars SSR sont la résolution en azimut limitée

de l'antenne en bande L, les réponses des lobes latéraux inhérentes aux chemins d'interrogation et de réponse unidirectionnels, et le brouillage causé par le chevauchement des réponses codées de différents aéronefs [228].

2.4 Nature Statistiques du clutter marin

Faisant référence aux premiers travaux de Goldstein [281], le clutter marin, étant une rétrodiffusion radar de la surface de la mer, qui est modélisée par un processus stochastique. L'une des principales raisons de cette approche est le comportement aléatoire de la forme d'onde du fond marin.

L'écho marin dépend des paramètres radar tels que la fréquence, l'amplitude, la phase, la polarisation, la taille de la zone observée, et surtout de l'angle incident rasant qui est, comme représenté à la figure 2.6, l'angle auquel le faisceau radar (lobes principale et secondaires) illumine la surface, il est mesuré par rapport à l'horizontale locale ou la tangente de la surface, et considéré l'angle le plus utilisé dans les application radar comparativement aux autres angles tels que l'angle d'incidence, et l'angle de dépression [282]. Le clutter de mer est sujet de traitement par les radars non cohérents et cohérents, comme il a été déjà abordé, alors que les premiers mesurent uniquement l'enveloppe (amplitude) du signal de clutter de mer, les radars secondaires sont capables de mesurer l'amplitude et la phase du signal. Les effets de la polarisation sont évidents dans les deux types de radars [43].

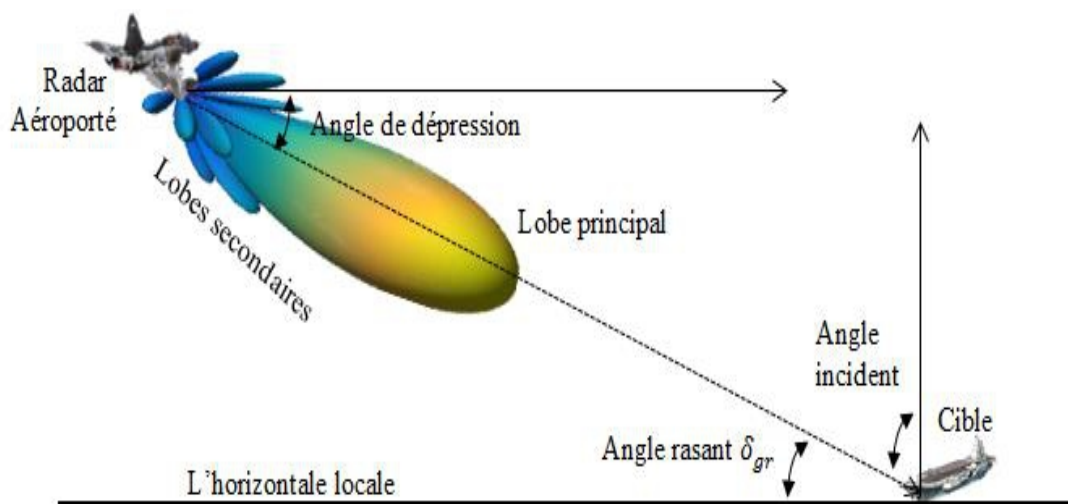


Figure 2.6 Angles décrivant la géométrie du radar et la surface du clutter.

Les radars destinés à la surveillance maritime pour la détection des navires de surface, des aéronefs volant à basse altitude et d'autres petits objets de surface sont confrontés au problème de clutter de mer qui fait référence à l'énergie rétrodiffusée depuis la surface de la mer. Les radars fonctionnant dans un environnement maritime ont de sérieuses limites à leur performance en raison d'échos de mer indésirables [283]. La détection de petites cibles dans un environnement océanique pose depuis longtemps un problème difficile en raison de nombreux facteurs, tels que l'état de la mer, le mode de polarisation radar, la vitesse du vent et l'angle de l'antenne, etc. [284].

Les ondes décrivant la macrostructure de la surface de la mer peuvent être subdivisées en mer et houle qui sont des oscillations régulières de la surface de la mer indépendantes du vent local; ainsi la nature du clutter de mer est composée. La mer est constituée de vagues de vent, vagues raides à crête courte entraînées par les vents dans leur localité. La houle est constituée de grosses vagues d'une mer agitée sous forme d'onde presque sinusoïdale de grande longueur, produites par des vents lointains [285]. L'aspect très irrégulier de la surface de la mer est dû à l'interférence des différentes vagues de houle et à la turbulence atmosphérique locale. A proximité des côtes, les courants océaniques (généralement les courants de marée) peuvent entraîner une augmentation considérable de la hauteur des vagues en raison de leur interférence avec les vagues de vent et de houle. La microstructure de la surface de la mer, les vagues capillaires sont généralement causées par des rafales de vent turbulentes près de la surface [285].

2.4.1 Réflectivité du clutter

La Figure 2.7.a, illustre une surface conductrice parfaitement lisse et plane, qui agit comme un miroir, produisant une réflexion cohérente vers l'avant, avec un angle d'incidence égal à l'angle de réflexion. La Figure 2.7.b représente une surface avec une certaine rugosité. La composante de diffusion directe est réduite par réflexion diffuse, non cohérente dans d'autres directions [52].

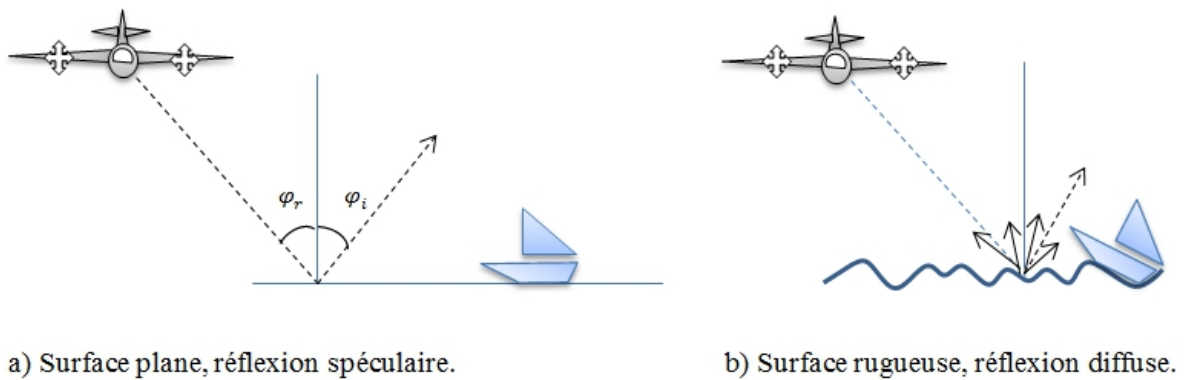


Figure 2.7 Réflectivité du clutter de mer.

La diffusion à partir de surfaces naturelles, en particulier à des longueurs d'onde plus courtes (fréquences plus élevées), est souvent diffuse [43].

2.4.2 Modélisation de clutter du radar en bande X pour la surveillance maritime

La modélisation du clutter radar consiste en la détermination d'un modèle sur lequel la conception de processus de détection radar peut être basée. Cependant, la validité de l'ajustement aux données n'est pas simple, car chaque ensemble de données présente des statistiques différentes. Par conséquent, un bon ajustement de la distribution à un ensemble de données ne signifie pas nécessairement un résultat similaire pour d'autres ensembles de données analogues [81]. Cela s'est avéré être le cas en ce qui concerne l'adaptation des distributions aux échos de clutter de radar en bande X. Les échos à basse résolution, comme ce fut le cas, pourraient être modélisés avec justesse par une distribution gaussienne, tandis qu'avec une haute résolution radar, les ajustements de distributions ont tendance à poser problème, en raison de la densité plus élevée d'impulsions dans les données obtenues [81]. En termes de fonction de distribution empirique et comparativement à celle recueillies, sous l'hypothèse d'un modèle gaussien, ces données ont tendance à avoir une queue plus lourde. Le problème avec un modèle imprécis pour le clutter est que le processus de détection résultant peut entraîner une augmentation du nombre de fausses alarmes. Dans notre thèse nous assumons que la PDF (Probability density function) qui modélise le clutter marin est la distribution de Pareto issue d'une seule observation; autrement dit, l'écho provenant d'une impulsion.

2.5 Surface équivalente radar

En technologie radar, La SER (Surface Equivalente Radar) ou RCS (Radar Cross Section) désignée par σ , est un paramètre utilisé pour caractériser les propriétés de diffusion d'une quelconque cible soumise à une onde EM. Il représente la taille de cet objet vu par le radar. Sa dimension est en mètres carrés. La zone SER n'est pas la même que la zone physique, mais une mesure de la capacité d'une cible à réfléchir les signaux radar dans la direction de l'antenne de réception. Elle est définie comme la zone interceptant la quantité d'énergie qui, lorsqu'elle est dispersée de manière isotrope, produit au récepteur une densité d'énergie égale à celle diffusée par la cible réelle [43, 81, 222]. En général, la SER d'une cible est en fonction de la polarisation de l'onde incidente, de l'angle d'incidence, de l'angle d'observation, de la géométrie, des propriétés électriques de la cible et de la fréquence de fonctionnement. Ainsi, deux cibles ayant la même taille physique et la même forme peuvent avoir des SER considérablement différents [286].

En supposant que la densité de puissance (puissance par unité de surface) incidente au niveau de la cible est Q_t et la densité de puissance retransmise d'une radiation isotopique depuis la cible vers le radar est Q_{rt} , cela donne [287]:

$$Q_{rt} = \frac{P_{rt}}{4\pi R^2} \quad (2.21)$$

P_{rt} est la puissance total retransmise. La SER σ satisfait:

$$P_{rt} = \sigma Q_t \quad (2.22)$$

La combinaison de (2.21) et (2.22) donne

$$\sigma = 4\pi R^2 \frac{Q_{rt}}{Q_t} \quad (2.23)$$

Cette équation peut être définie en termes des amplitudes des champs électriques. Aussi, et afin d'obtenir une relation qui ne dépend que des caractéristiques de la cible. La portée est éliminée en faisant tendre R vers l'infinie, comme suit:

La SER d'une cible peut être exprimé par [286, 288]:

$$\sigma = 4\pi \lim_{R \rightarrow \infty} [R^2 \left| \frac{E_r}{E_i} \right|^2] \quad (2.24)$$

où, E_r et E_i sont le champs réfléchi et incident, respectivement, au niveau de la cible.

σ s'exprime aussi comme le rapport entre la puissance P_s par unité d'angle solide noté Ω (stéradians), diffusée dans une direction spécifiée, et la puissance P_i par unité de surface incidente sur le diffuseur à partir de la direction spécifiée [289]:

$$\sigma = 4\pi \frac{P_s}{\Omega P_i} \quad (2.25)$$

La SER est une mesure de la quantité de l'onde EM incidente et réfléchiée par la cible. Ainsi, ces trois mécanismes; à savoir, l'interception, la réflexion et la directivité, interagissent tous pour déterminer la SER d'une cible [233]. Le Tableau 2.6 présente quelques formules, solutions des équations de Maxwell, pour des corps simples avec un angle d'orientation normal ou axial. A l'exception de la sphère, ces corps sont sensibles à l'angle d'orientation. Plus de détails sur une liste plus complète des corps simples est disponible dans [290, 291]. Pour un corps complexe comme un aéronef les SER pour toutes les orientations et angles d'azimut possibles sont disponibles dans [292]. Le Tableau 2.7 donne des valeurs explicites du SER pour quelques cibles variées.

Tableau 2.6

SER de quelque simple corps de large dimension [154, 289].

Objet	Orientation	SER
Sphère de rayon a	-	πa^2
Une large plaque plate d'une forme quelconque, et d'une surface A .	Normal	$\frac{4\pi A^2}{\lambda^2}$
Cône, avec θ_0 le demi-angle du sommet.	Axial	$\frac{\lambda^2}{16\pi} \tan^4 \theta_0$
Sphéroïde allongée avec demi-grand axe et demi petit axe, a_0 et b_0 , respectivement.	Axial	$\frac{\pi b_0^4}{a_0^2}$

Tableau 2.7
SER pour les types de cibles communes [233]

Target type	SER, m ²	SER, dBsm
Insecte ou oiseau	10 ⁻⁵ to 10 ⁻²	-50 to -20
Etre humain	0.5 to 2	-3 to 3
Petit bateau, petit avion,	1 to 10	0 to 10
Petit bateau, gros avion	10 to 100	10 to 20
Voiture ou camion	100 to 300	20 to 25
Navire	200 to 1,000	23 to 30

Il est possible de rendre une cible furtive en réduisant au maximum sa SER. Pour ce faire, premièrement, la quantité d'énergie des ondes EM interceptée par la cible doit être minimisée; ce qui est accompli en minimisant physiquement les dimensions des réflecteurs de la cible (de l'ordre de 0.1m²). Deuxièmement, la quantité d'énergie reflétée par la cible doit être minimisée, ce qui est accompli en absorbant autant que possible l'onde EM grâce à l'utilisation de matériau absorbant à la surface de la cible ou en façonnant la cible [43]. La SER est influencée par plusieurs facteurs, entre autres, la taille, la forme, la composition, la teneur en humidité, le revêtement de surface et la rugosité des du matériau utilisé. L'orientation de la cible, la polarisation et la longueur d'onde, ainsi que les trajets multiples sont des acteurs qui influent la définition du SER [52].

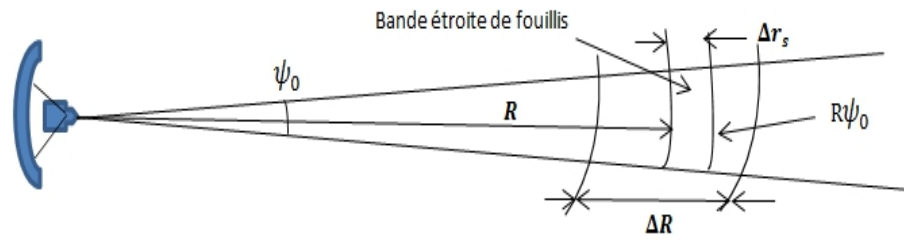
La SER moyenne des échos par unité de surface est définie par la réflectivité de la surface σ^0 . La Figure 2.8.a représente une zone de surface, A, éclairée par la cellule de résolution d'un radar à impulsions, où cette zone est définie par la longueur d'impulsion compressée ou la résolution en portée oblique, notée Δr_s , et l'ouverture de faisceau en azimuth de l'antenne notée $R\psi_0$, i.e., $A = R\psi_0 \Delta r_s$. Dans ce cas, la SER du clutter est donné par $\sigma^0 A$ [43, 228]:

$$\sigma^0 = \frac{\sigma}{R\psi_0 \Delta r_s} \quad (2.26)$$

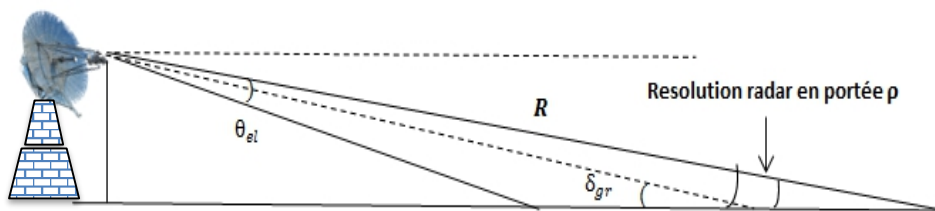
où ψ_0 est la largeur du faisceau de l'antenne radar en azimuth, ΔR , la bande de clutter pour les radars à impulsion longue. Pour les radars à bande étroite, $\Delta R = \Delta r_s$

La nature changeante et complexe de la surface de la mer signifie que la SER instantané des retours fluctue considérablement autour de la valeur moyenne déterminée par σ^0 . Les statistiques de ces fluctuations sont une caractéristique importante du clutter de mer. Les statistiques

d'amplitude en un point sont décrites à l'aide de familles de fonctions de PDF, spécifiques convenant à un seul ou un ensemble donné d'observations (single ou multilook) [43, 52].



a) Largeur du faisceau en Azimut



b) Elévation

Figure 2.8 Dimension de la zone illuminée par le radar.

La Figure 2.8.b, illustre la forme de la variation de la réflectivité du clutter marin avec l'angle rasant δ_{gr} observé en pratique pour les radars à ondes EM [52]. Notons que θ_{el} est la largeur du faisceau d'élévation et R est la distance radar-clutter.

La zone de la bande du clutter éclairée par le radar haute résolution A (résolution en surface), peut aussi être représentée par les angles, ψ_0 , θ_{el} , et δ_{gr} , comme suit [43, 52]

$$A = \pi R^2 \tan\left(\frac{\psi_0}{2}\right) \tan\left(\frac{\theta_{el}}{2}\right) \cos^{-1}(\delta_{gr}) \quad (2.27)$$

Pour une largeur de faisceau $<10^\circ$ où $\tan(x)=x$, l'équation (2.27) devient :

$$A = \frac{\pi R^2}{4} \psi_0 \theta_{el} \cos^{-1}(\delta_{gr}) \quad (2.28)$$

La réflectivité du clutter en volume, η , i.e., la section du radar par volume unitaire, ou réflectivité du volume, est définie comme suit [52]

$$\eta = \frac{\sigma}{V} (\text{m}^{-1}) \quad (2.29)$$

où

$$V = \alpha \rho \theta_{el} \psi_0 R^2 \quad (2.30)$$

(2.30) est l'équation du volume défini par la cellule de résolution du rayon radar et de la distance, comme représenté en Figure 2.9, η est aussi exprimé dans la littérature en décibels par mètre [43, 52, 238].

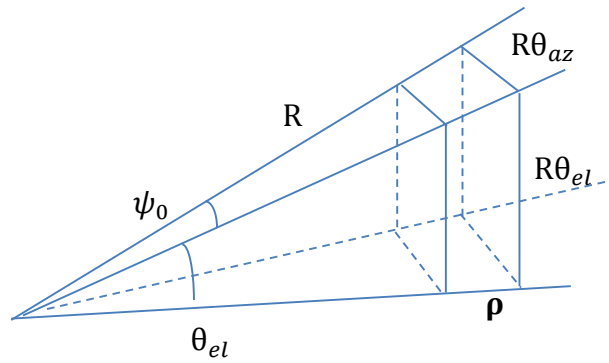


Figure 2.9 La réflectivité du volume de clutter.

Le facteur α représente la forme réelle de l'impulsion comprimée et la forme du faisceau d'azimut, y compris les lobes latéraux de distance et d'azimut ($\alpha = 1$ correspond à une impulsion rectangulaire) [52].

Pour obtenir une suppression automatique du clutter, diverses techniques de traitement adaptatif ont été adoptées dans les systèmes radars classiques, telles que les STAP, les détecteurs CFAR et les réseaux adaptatifs qui nécessitent généralement les données d'apprentissage et estimation de la matrice de covariance [154]. En fait, l'existence d'autres facteurs tels que le clutter impulsif, des cibles interférentes, bord de clutter et différents types de valeurs aberrantes posent des difficultés à l'opération de détection de la cible d'intérêt. Par conséquent, l'environnement de détection radar est en réalité non homogène et les vecteurs de données obtenus sont souvent affectés par ces facteurs.

Le clutter marin a été le sujet de plusieurs études et la capacité à représenter la rétrodiffusion de la surface de la mer en termes statistiques est au cœur du problème de la détection de cibles à la surface de la mer. Différents modèles ont été développés et utilisés, tels que le modèle log-normal [44, 293-295], Weibull [77] et surtout le modèle composé de la distribution K développé par Ward et Watts [296-299]. Les distributions log-normal et Weibull sont généralement utilisées dans la détection radar à impulsions simples, sans possibilité de modélisation pour le champ temps

et le champ espace [300]. Le modèle de distribution Pareto a reçu un soutien empirique et théorique [42, 79, 207-208].

2.5.1 Fluctuation de la surface équivalente radar de la cible

Pour évaluer les effets de la fluctuation de la SER, une modélisation et une analyse mathématiques de cette dernière s'avèrent nécessaires. Swerling a suggéré quatre différents modèles de fluctuations [301]. Il a supposé que les fluctuations pour deux sur quatre cas sont complètement corrélées durant certains balayages, mais elles sont non-corrélées d'un balayage à un autre. Pour les deux autres cas, elles sont supposées plus rapides et non-corrélées d'une impulsion à une autre. Les quatre modèles de fluctuations sont les suivants [66, 159, 301].

Swerling I: Les impulsions d'échos reçus d'une cible lors d'un balayage, ont une amplitude constante tout au long du balayage, mais sont indépendantes (non corrélées) d'un balayage à un autre. Une fluctuation d'écho de ce type est appelée fluctuation d'un balayage à un autre. L'amplitude de l'enveloppe q du signal réfléchi suit une loi Rayleigh, et sa PDF est donnée par l'équation suivante [256] :

$$f(q) = \frac{q}{v_r^2} e^{-\frac{q^2}{2v_r^2}}, q \geq 0 \quad (2.31)$$

où v_r^2 est la variance de la cible et proportionnelle à la SER.

Swerling II: La fonction de la densité de probabilité pour l'amplitude du signal de la cible est également donnée par l'équation (2.31). Quoique les fluctuations, dans ce cas, soient plus rapides est considérées comme indépendantes d'une impulsion à une autre au lieu d'un balayage à un autre.

Swerling III : Ce cas est similaire au cas Swerling I, sauf que l'amplitude est définie par un modèle one-dominant plus-Rayleigh donnée par [256] :

$$f(q) = \frac{9q^3}{2v_r^4} e^{-\frac{3q^2}{2v_r^2}}, q \geq 0 \quad (2.32)$$

Swerling IV: Ce cas, quant à lui, est similaire au cas Swerling II, i.e., une fluctuation rapide, indépendante d'une impulsion à une autre, mais définie par l'équation (2.32).

Les cibles non-fluctuantes sont représentées par Swerling 0 ou V.

2.6 Concept CFAR pour la détection de cibles

Les détecteurs à fenêtre coulissante sont des processus de décision non cohérents. Grâce à une simple implémentation et une propriété CFAR garantie dans un clutter homogène, ces détecteurs sont souvent utilisés dans le traitement du signal en tant qu'alternative aux règles basées sur la décision Neyman-Pearson [42, 302]. Ces processus de détection évaluent le niveau de clutter à partir d'une série d'observations et le compare après normalisation à une CUT (Cellule Sous Test).

La Figure 2.10 représente deux systèmes radars. Le premier, Figure 2.10.a utilise une matrice de traitement portée-Doppler pour prendre une décision et le deuxième, Figure 2.10.b, utilise un vecteur portée pour établir le processus de détection [287]. Dans notre thèse, nous supposons que le récepteur radar est basé sur la deuxième technique.

Soient $X_i, i = 0, 1, 2, \dots, N$, les échantillons à la sortie du filtre adapté du détecteur SLD (Square Law Detector). Ils sont supposés être des variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées IID (Independent and Identically Distributed) issus d'une distribution Pareto. Ils sont cadencés et stockés dans un registre à décalage de longueur $N + 1$, correspondant aux N cellules de référence et à la CUT, supposée de rang 0.

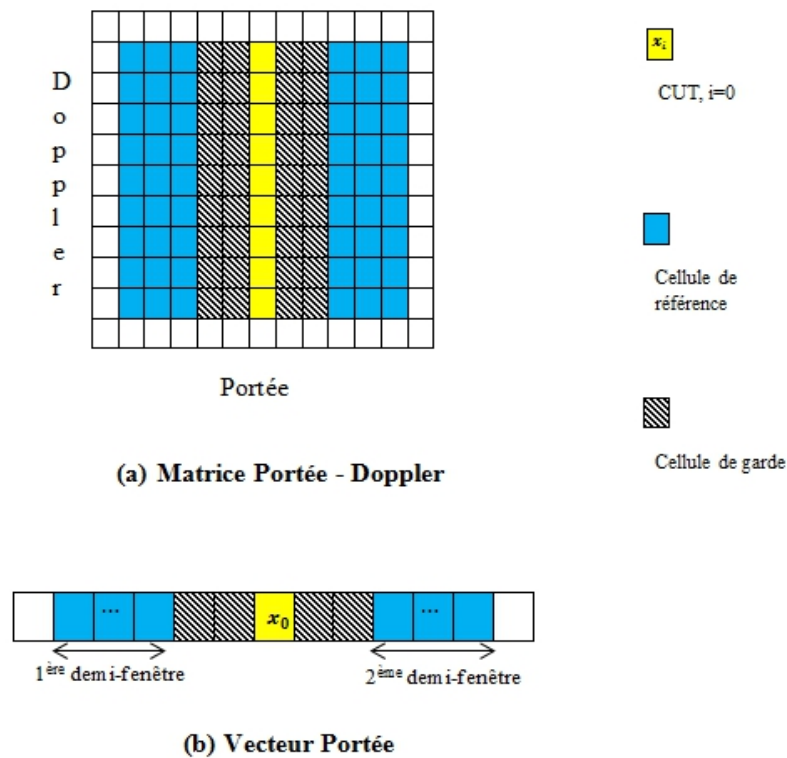


Figure 2.10 Fenêtre de référence CFAR.

La Figure 2.11 représente un système de détection CFAR typique. Les cellules de référence sont les cellules au voisinage de la CUT, hormis les cellules de garde. Ces dernières sont adjacentes à la CUT et doivent donc être exclues du processus d'estimation, car l'énergie de la cible présente dans la CUT peut s'étaler au-delà de celle-ci et atteindre les cellules adjacentes, pour en fausser les résultats d'estimation si elles sont présent en considération. L'idée générale derrière le processus de détection CFAR repose sur la capacité de décider la présence ou l'absence de la cible d'intérêt tout en minimisant au maximum l'erreur afférente. Pour cela, le seuil est comparé à la cellule sous test via un test d'hypothèse décrit dans l'équation (2.32), où H_0 représente l'absence de tout dépassement du seuil, on dit que la CUT est dans le clair, dégagée ou sans ambiguïté, et H_1 représente la présence de la cible, si autrement.

$$\underset{H_0}{\text{CUT}} \underset{H_1}{\geq} \text{Seuil} \quad (2.32)$$

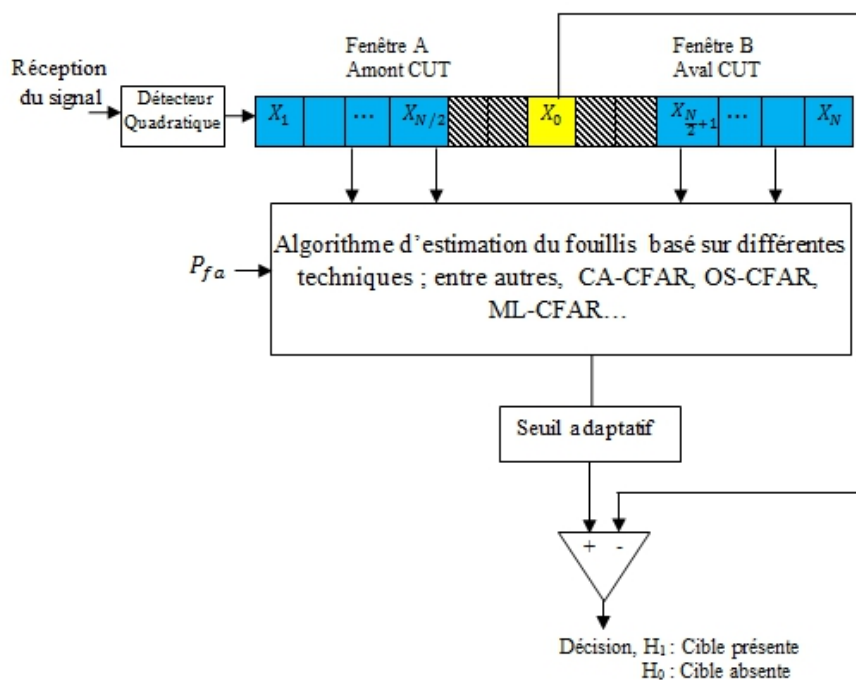


Figure 2.11 Schéma typique de la détection CFAR.

Pour l'estimation du niveau du clutter et la construction d'un seuil adaptatif qui est normalisé par la P_{fa} désirée, plusieurs méthodes existent dans la littérature radar, basées sur différents

algorithmes analytiques, ainsi, chaque détecteur CFAR, selon le cas, génère le test de l'équation (2.32) en fonction de la distribution, et l'algorithme d'estimation du niveau du clutter, qui diffère d'une technique à une autre. Un état de l'art de ces détecteurs a été introduit au Chapitre I.

2.7 Conclusion

La principale mission qu'un système radar doit accomplir la localisation de cibles d'intérêt dans l'étendue de son domaine de surveillance et la détermination de leurs distances respectives, en émettant et recevant des ondes électromagnétiques, sous les contraintes imposées par les conditions de l'environnement. Plusieurs types de radar existent qui sont différents par leurs modes opératoires, performances, caractéristiques de l'onde transmise, et la résolution. L'invention des radars SAR a ensuite permis d'obtenir des données à très haute résolution tout en réduisant considérablement les dimensions des antennes. Etant donné que la puissance du clutter est variable et inconnue, les techniques de détection à seuil fixe n'induisent pas de régulation de la P_{fa} . Pour cela, des techniques à seuils adaptatifs ont été adoptées pour maintenir des taux de fausses alarmes constants (CFAR) et ce indépendamment des paramètres du clutter.

Estimation des paramètres d'un clutter Pareto

3.1 Introduction.....	62
3.2 Distributions à queue longue	62
3.2.1 Distribution Pareto.....	62
3.2.1.1 Distribution Pareto type I.....	62
3.2.1.2 Distribution Pareto type II	64
3.2.1.3 Pareto type III	65
3.2.1.4 Pareto type IV	66
3.2.1.5 Pareto généralisée	67
3.2.1.6 Modèles classiques de clutter marin	68
3.3 Estimation des paramètres de la distribution Pareto type I.....	72
3.3.1 Méthodes classiques d'estimation.....	72
3.3.1.1 Estimateur du maximum de vraisemblance	72
3.3.1.2 Estimateur à régression linéaire	73
3.3.2 Nouvelles méthodes proposées.....	74
3.3.2.1 Estimateur USE	74
3.3.2.2 Estimateur VSE	74
3.3.2.3 Estimateur COSE.....	74
3.3.3 Résultats de simulations.....	78
3.3.3.1 Estimation des paramètres via les données synthétiques	78
3.3.3.2 Estimation des paramètres via les données réelles.....	85
3.4 Conclusion	93

Résumé

Dans ce chapitre, nous passons en revue les définitions de certaines distributions à queue longue, candidates à la modélisation du clutter de mer. Nous y citons les distributions K , Weibull, log-normal et Pareto. Nous nous intéressons particulièrement à l'estimation des paramètres des signaux radar marins dans un milieu modélisé par une loi Pareto type I. Pour ce faire, nous proposons trois méthodes d'estimation des paramètres; à savoir l'estimateur U-Statistic Estimator (USE), l'estimateur V-Statistic Estimator (VSE) et l'estimateur Consecutive Order Statistic Estimator (COSE). Qu'ils soient basés sur une représentation logarithmique ou la statistique OS, respectivement, les estimateurs, sous leurs formes analytiques exactes, sont calculés en termes des moments, moments fractionnaires, et moments fractionnaires négatifs. Une comparaison, via les simulations, avec l'estimateur Linear Regression Algorithm (LRA), qui dépasse en performance l'estimateur MLE, montre que les nouveaux estimateurs, non seulement réduisent considérablement les calculs, mais produisent également des paramètres de variances plus précises et plus faibles.

3. 1 Introduction

La détection de cibles et l'estimation des paramètres sont des processus complémentaires, car la performance du premier n'est que le fruit de l'efficacité et la justesse du deuxième. La distribution Pareto a suscité un intérêt considérable depuis sa validation comme un modèle fiable pour le clutter de mer. Les premières études sur ce sujet figurent dans le Chapitre I de ce manuscrit, où de notables contributions y se trouvent. Généralement, l'approche à suivre est d'acquérir des échantillons d'un signal stochastique et d'appliquer un algorithme d'estimation à partir de ces observations. Cela incite à envisager plusieurs stratégies d'estimations alternatives et choisir la meilleure d'entre elles, car chacune a ses avantages et ses inconvénients. Par exemple, un estimateur basé sur la méthode des moments est simple à réaliser, alors qu'une méthode basée sur le MLE est relativement complexe et gourmande en temps de calcul [303-307]. De nouvelles méthodes d'estimations, basées sur l'ordre des moments fractionnels positifs et négatifs, sont proposées ici et comparées à d'autres méthodes de la littérature radar.

3.2 Distributions à queue longue

La queue longue ou lourde d'une distribution est la partie correspondant aux grandes valeurs de la variable aléatoire [303]. Une des caractéristiques de ces distributions est qu'il existe généralement quelques valeurs très grandes par rapport aux autres valeurs de l'ensemble de données. Cela suggère que ces valeurs dans un ensemble de données ont tendance à être plus éloignées que les valeurs plus petites [304]. Ces distributions, et en particulier la distribution Pareto en tant que nouveau modèle, ont été proposées pour modéliser le clutter de mer et ce au vu de sa nature impulsionnelle.

3.2.1 Distribution Pareto

La distribution Pareto se manifeste sous forme de plusieurs types qui ont été développés à l'origine pour les sciences économiques et conduisent au principe de Pareto ou la règle des 20/80 [304, 305]. Deux types sont d'un intérêt particulier pour la détection de cibles baignant dans un clutter de mer, par un radar à bande X; en l'occurrence les types I et II.

3.2.1.1 Distribution Pareto type I

Le point de départ de notre hiérarchie des modèles Pareto est la distribution Pareto classique, appelée aussi distribution Pareto I ou simplement Pareto . Elle est régie par une densité de loi de puissance qui a un support non négatif délimité non nul. C'est une distribution d'intensité dans les

systèmes radar. La PDF et la CDF (Cumulative Distribution Function) d'une variable aléatoire distribuée Pareto type I, sont données par les équations (3.1) et (3.2) respectivement [79, 305-307]:

$$f_X(x) = \begin{cases} \frac{\alpha}{\beta} \left(\frac{\beta}{x}\right)^{\alpha+1}, & x \geq \beta \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.1)$$

où α est le paramètre de forme qui gère le taux de décroissance de la queue de la distribution, connu aussi sous le nom d'index de la queue et β le paramètre d'échelle qui indique où le support commence. Symboliquement, nous définissons la variable aléatoire X de loi Pareto comme $X \stackrel{d}{=} \text{Pa}(\alpha, \beta)$. Sa fonction de répartition est donnée par:

$$F_X(t; \alpha, \beta) = P(X \leq t) = 1 - \left(\frac{\beta}{t}\right)^\alpha \quad (3.2)$$

Le paramètre β peut être estimé par le minimum non-nul du clutter. Dans le cas où les données peuvent inclure des zéros, la distribution Pareto généralisée peut être utilisée, comme souligné dans [306], qui autorise le support du clutter à commencer depuis l'origine. La moyenne et la variance de $X \stackrel{d}{=} \text{Pa}(\alpha, \beta)$ sont données, respectivement, par:

$$E(X) = \frac{\alpha\beta}{\alpha-1}, \text{ avec } \alpha > 1 \quad (3.3)$$

$$\text{Var}(X) = \frac{\alpha\beta^2}{(\alpha-1)^2(\alpha-2)}, \text{ avec } \alpha > 2. \quad (3.4)$$

La moyenne et variance n'existent pas pour les valeurs de $\alpha = 1$ et 2, respectivement. Par ailleurs, des valeurs de α très proche de 2 augmentent l'asymétrie de la distribution Pareto et permettent la simulation de clutter fortement impulsif.

Le moment d'ordre r de X est donné par [79, 306] :

$$\langle X^r \rangle = \int_{\beta}^{\infty} x^r f_X(x) dx \quad (3.5)$$

En substituant l'équation (3.1) dans l'équation (3.5), la solution de l'intégrale est la suivante:

$$\langle X^r \rangle = \frac{\alpha\beta^r}{\alpha-r}; \alpha > r \quad (3.6)$$

Un échantillon de la distribution Pareto I a deux statistiques suffisantes; à savoir $X_{(1)}$ et $\sum_{i=1}^N \log(X_i)$ pour β et α , respectivement [79]. Si X a une PDF comme celle donnée par l'équation (3.1) où β est une constante connue, alors $\log(X / \beta)$ a une distribution Exp (α). Ainsi, si β peut être estimé avec précision ou est fixé par le plan d'étude, l'analyse des échantillons Pareto classiques est directement conduite à l'analyse d'échantillons exponentiels [79].

Génération des variables aléatoires de la distribution de Pareto I: Nous considérerons qu'une procédure pour générer des variables aléatoires à partir de la distribution de Pareto dépend de la méthode de transformation inverse.

La CDF de la distribution de la distribution Pareto I est donnée par l'équation (3.2). En posant $U = F(x; \alpha, \beta)$, générée à partir d'une fonction uniforme $U(0,1)$, ceci implique:

$$X = F^{-1} = \beta(1 - U)^{-\frac{1}{\alpha}} \quad (3.7)$$

Estimation des paramètres: L'estimation des paramètres de la distribution Pareto I est décrite dans une section à part, plus loin, où trois nouvelles méthodes ont été proposées pour qu'elles puissent être découvertes en comparaison à d'autres méthodes conventionnelles.

3.2.1.2 Distribution Pareto type II

La loi Pareto 2 ou Lomax est décrite comme un modèle composé (Compound model), de speckle exponentiel ou Rayleigh et de texture inverse Gamma. [199, 303]

$$f_X(x) = \int_0^\infty f_{X|Y}(x|y) f_Y(y) dy, \quad 0 \leq x \leq \infty \quad (3.8)$$

$$f_{X|Y}(x|y) = \frac{1}{y} e^{-x/y}, \text{ et } f_Y(y) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} y^{-\alpha-1} e^{-\beta/y}, \quad y > 0, \quad x > 0$$

$$f_X(x) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \int_{y=0}^\infty y^{-\alpha-2} e^{-(x+\beta)/y} dy,$$

$$f_X(x) = \frac{\beta^\alpha \Gamma(\alpha + 1)}{\Gamma(\alpha) (x + \beta)^{\alpha+1}} \int_{u=0}^\infty \frac{(x + \beta)^{\alpha+1}}{\Gamma(\alpha + 1)} u^\alpha e^{-u(x+\beta)} du, \quad \left| \frac{1}{y} = u \right.$$

$$f_X(x) = \frac{\alpha \beta^\alpha}{(x+\beta)^{\alpha+1}}, \quad 0 < x \quad (3.9)$$

La CDF est donnée par:

$$F(x) = 1 - \left(1 + \frac{x}{\beta}\right)^{-\alpha} \quad (3.10)$$

Le moment d'ordre r est donné par:

$$\langle X^r \rangle = \frac{\Gamma(\alpha-r)\Gamma(r+1)}{\Gamma(\alpha)} \beta^r \quad (3.11)$$

Dans le cas général, correspondant à celui du Gaussien composé, le dénominateur de l'équation (3.11) est multiplié par $\Gamma(M)$ où M est le nombre des observations (multilook) [199].

Les moments d'ordre un et deux sont donnés, respectivement par:

$$E(x) = \frac{\beta}{\alpha-1}, \quad \alpha > 1 \quad (3.12)$$

$$Var(x) = \frac{\alpha\beta^2}{(\alpha-1)^2(\alpha-2)}, \quad \alpha > 2 \quad (3.13)$$

Génération des variables aléatoires de la distribution Pareto II: L'inversion de l'équation (3.10) donne:

$$X = F^{-1} = \beta \left((1 - U)^{-\frac{1}{\alpha}} - 1 \right), \quad 0 \leq U \leq 1 \quad (3.14)$$

Estimateur ML: Le logarithme de la fonction de vraisemblance est donné par:

$$L(\beta, \alpha) = -(\alpha + 1) \sum_{i=1}^n \log\left(1 + \frac{X_i}{\beta}\right) - n \log \beta + n \log \alpha \quad (3.15)$$

Les MLEs pour $\hat{\alpha}$ et $\hat{\beta}$ sont donnés par les équations suivantes [79]:

$$\begin{cases} \hat{\alpha} = \frac{1}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(1 + \left(\frac{X_i - X_{(1)}}{\beta}\right)\right)} \\ \hat{\beta} = \left(\frac{\hat{\alpha} + 1}{n}\right) \sum_{i=1}^n (X_i + X_{(1)}) \left(1 + \frac{X_i - X_{(1)}}{\hat{\beta}}\right)^{-1} \end{cases} \quad (3.16)$$

3.2.1.3 Pareto type III

La distribution Pareto type III ou Pareto III est décrite par la PDF suivante [307]:

$$f_X(x) = \frac{\frac{\alpha}{\beta} \left(\frac{x-\delta}{\beta}\right)^{(\alpha-1)}}{\left(1 + \left(\frac{x-\delta}{\beta}\right)\right)^2}; \quad x \geq \delta; \quad \beta, \alpha > 0 \quad (3.17)$$

La CDF est obtenue par intégration de l'équation (3.17):

$$F(x) = 1 - \left(1 + \left(\frac{x-\delta}{\beta}\right)^\alpha\right)^{-1} \quad (3.18)$$

Le moment d'ordre r est donné par:

$$\langle X^r \rangle = \Gamma\left(1 - \frac{r}{\alpha}\right) \Gamma\left(r + \frac{r}{\alpha}\right) \beta^r, \quad \alpha > r \quad (3.19)$$

Par conséquent,

$$E(x) = \delta + \Gamma\left(1 - \frac{1}{\alpha}\right) \Gamma\left(r + \frac{1}{\alpha}\right) \beta, \quad \alpha > 1 \quad (3.20)$$

$$Var(x) = \beta^2 \left[\Gamma\left(1 - \frac{2}{\alpha}\right) \Gamma\left(r + \frac{2}{\alpha}\right) - \Gamma^2\left(1 - \frac{1}{\alpha}\right) \Gamma^2\left(r + \frac{1}{\alpha}\right) \right], \quad \alpha > 2 \quad (3.21)$$

Génération des variable aléatoires de la distribution de Pareto III: L'inversion de l'équation (3.18) pour le paramètre location $\delta = 0$, donne:

$$X = F^{-1} = \beta \left(\frac{U}{1-U}\right)^{\frac{1}{\alpha}}, \quad 0 \leq U \leq 1 \quad (3.22)$$

3.2.1.4 Pareto type IV

La distribution Pareto type IV ou Pareto IV avec ces deux paramètres de formes α_1 et α_2 est également appelée Burr-XII, ou distribution Singh-Maddala. sa PDF est décrite comme suit [79, 303, 307]:

$$f(x) = \frac{\frac{\alpha_1 \alpha_2 (x-\delta)^{\alpha_2 - 1}}{\beta}}{\left(1 + \left(\frac{x-\delta}{\beta}\right)^{\alpha_2}\right)^{\alpha_1 + 1}}, \quad x \geq \delta, \beta, \alpha_1 \text{ et } \alpha_2 > 0 \quad (3.23)$$

La CDF est donnée par:

$$F(x) = 1 - \left(1 + \left(\frac{x-\delta}{\beta}\right)^{\alpha_2}\right)^{-\alpha_1} \quad (3.24)$$

Si $\alpha_2 = 1$, la distribution Pareto IV est réduite à la distribution Pareto II.

Le moment d'ordre r est donné par:

$$\langle X^r \rangle = \frac{r}{\alpha_2 \Gamma(\alpha_1)} \Gamma\left(\frac{r}{\alpha_2}\right) \Gamma\left(\alpha_1 - \frac{r}{\alpha_2}\right) \beta^r, \quad \alpha_1 \alpha_2 > r \quad (3.25)$$

Génération des variables aléatoires de la distribution de Pareto IV: En inversant la CDF donnée par l'équation (3.26), nous pouvons générer des variables aléatoires distribuées Pareto IV comme suit:

$$X = F^{-1} = \delta + \beta((1 - U)^{-\frac{1}{\alpha_1}} - 1)^{\frac{1}{\alpha_2}}, \quad 0 \leq U \leq 1 \quad (3.26)$$

Estimateurs ML pour les distributions Pareto IV et Pareto III: Le logarithme de la fonction de vraisemblance pour la distribution Pareto IV est donné par:

$$L(\delta, \beta, \alpha_1, \alpha_2) = \left(\frac{1}{\alpha_1} - 1\right) \sum_{i=1}^n \log\left(\frac{X_i - \delta}{\beta}\right) - (\alpha_2 - 1) \sum_{i=1}^n \log\left(1 + \left(\frac{X_i - \delta}{\beta}\right)^{\frac{1}{\alpha_1}}\right) - n \log \alpha_1 - n \log \beta + n \log \alpha_2 \quad (3.27)$$

avec la contrainte $X_i > \delta$. Comme $L(\delta, \beta, \alpha_1, \alpha_2)$ s'annule pour $X_{(1)} \leq \delta$ et elle est une fonction décroissante pour δ , alors le MLE pour δ est le minimum des échantillons; autrement dit $\hat{\delta} = X_{(1)}$.

En éliminant $\hat{\delta}$, l'équation (3.27) devient:

$$L(\beta, \alpha_1, \alpha_2) = \left(\frac{1}{\alpha_1} - 1\right) \sum_{i=1}^n \log\left(\frac{X_i}{\beta}\right) - (\alpha_2 - 1) \sum_{i=1}^n \log\left(1 + \left(\frac{X_i}{\beta}\right)^{\frac{1}{\alpha_1}}\right) - n \log \alpha_1 - n \log \beta + n \log \alpha_2 \quad (3.28)$$

L'équation (3.28) peut être maximisée analytiquement. Une procédure itérative successive basée sur la méthode de la recherche avec optimisation peut être adoptée pour obtenir les estimations de β, α_1 et α_2 . Premièrement, une valeur initiale pour un paramètre doit être supposée connue pour trouver les autres paramètres. Ensuite, avec l'utilisation des méthodes de recherche (Golden Search Method, ou Newton-Raphson) la valeur optimale conduisant au maximum de la fonction log-vraisemblance, $\text{Log}(L)$, est obtenue. Cette procédure doit être poursuivie jusqu'à ce que les paramètres recherchés ne soient plus modifiés de manière significative [79].

Les équations de vraisemblance peuvent être écrites pour le cas de Pareto III; c'est-à-dire, quand $\alpha_2 = 1$ dans l'équation (3.28). Là aussi, une solution numérique est nécessaire.

3.2.1.5 Pareto Généralisée

La forme généralisée de fonction de probabilité des équations (3.1) et (3.8), est donné par l'équation (3.29). La fonction Pareto généralisée est utilisée pratiquement pour modéliser la queue

lourde d'une autre distribution, elle est régie par trois paramètres : échelle σ , forme k , et seuil μ [79, 307].

$$f_{(k,\sigma,\delta)}(x) = \frac{1}{\sigma} \left(1 + k \left(\frac{x-\delta}{\sigma}\right)\right)^{-\left(\frac{1+k}{k}\right)}, \text{ avec } x > \delta - \frac{\sigma}{k} \text{ et } k > 0 \quad (3.29)$$

$$F(x) = 1 - \left(1 + \frac{\alpha(x-\delta)}{\beta}\right)^{-\frac{1}{\alpha}} \quad (3.30)$$

Pour $\delta = 0$, si $k < 0$, cela résulte à la distribution Pareto II, si $k = 0$, la distribution Pareto généralisée est équivalente à la distribution exponentielle. Si $k > 0$, elle correspond à la distribution Beta.

Pour $\delta = \sigma / k$, si $k > 0$, la distribution de Pareto généralisée est équivalente à la distribution Pareto I avec un paramètre d'échelle $\beta = \sigma / k$ et un paramètre de forme $\alpha = 1 / k$.

Les moments d'ordre 1 et 2 sont donnés comme suit:

$$E(x) = \delta + \frac{\beta}{1-\alpha}, \quad \alpha < 1 \quad (3.31)$$

$$Var(x) = \frac{\beta^2}{(1-\alpha)^2(1-2\alpha)}, \quad \alpha < \frac{1}{2} \quad (3.32)$$

Génération des variables aléatoires de la distribution Pareto Généralisée:

$$X = F^{-1} = \alpha + \frac{\beta}{\alpha} ((1 - U)^{-\alpha} - 1), \quad 0 \leq U \leq 1 \quad (3.33)$$

Estimateur ML: Le logarithme de la fonction du vraisemblance est donné par:

$$L(k, \sigma) = -n \log \sigma + \left(\frac{1}{k} - 1\right) \sum_{i=1}^n \log \left(1 - \frac{kX_i}{\sigma}\right), \quad k \neq 0 \quad (3.34)$$

Les estimateurs ML pour k et σ sont des solution numeriques au systeme d'équation suivant

$$\begin{cases} \left(\frac{1}{k} + 1\right) \sum_{i=1}^n \frac{kX_i}{\sigma^2 + \sigma kX_i} = \frac{n}{\sigma} \\ \frac{1}{k^2} \sum_{i=1}^n \log\left(1 + \frac{k}{\sigma} X_i\right) = \left(\frac{1}{k} + 1\right) \sum_{i=1}^n \frac{X_i}{\sigma + kX_i} \end{cases} \quad (3.35)$$

3.2.1.6 Modèles classiques de clutter marin

Distribution log-normal: Les statistiques relatives au clutter de mer s'approchent de celles de la distribution log-normale lorsqu'un radar à haute résolution et à polarisation horizontale détecte un

clutter de mer sous de faibles angles rasants [294, 307, 308]. En général, le modèle log-normal tend à surestimer la plage dynamique de la distribution réelle du clutter alors que le modèle Rayleigh a tendance à sous-estimer la plage dynamique [44]. Du point de vue de la détection, nous pouvons dire que la distribution log-normal représente le pire des cas par rapport à la distribution Rayleigh qui représente le meilleur des cas [307, 308].

La PDF de la distribution log-normal est donnée par [295]:

$$f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi \cdot \sigma x)}} \exp\left(-\left(\frac{(\ln(x)-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)\right) \quad (3.36)$$

Une variable aléatoire X , est log-normal si et seulement si $\ln X$ est normalement distribué de moyenne μ et variance σ^2 . Dans notre cas, X représente l'amplitude aléatoire des échos du clutter marin.

Sa CDF est donnée par:

$$F_X(x) = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \operatorname{erf}\left(\frac{\ln(x)-\mu}{\sigma\sqrt{2}}\right) \quad (3.37)$$

Par conséquent, la moyenne et la variance de la distribution log-normal sont:

$$E(X) = \exp\left(\mu + \frac{1}{2}\sigma^2\right) \quad (3.38)$$

$$\operatorname{Var}(X) = \exp(2\mu + \sigma^2)(\exp(\sigma^2) - 1) \quad (3.39)$$

Le moment d'ordre r est donné par:

$$E(X^r) = \exp\left(r\mu + \left(\frac{1}{2}\right)r^2\sigma^2\right) \quad (3.40)$$

Distribution Weibull: La distribution Weibull suit une loi à deux paramètres, où la distribution Rayleigh est un cas particulier. Le premier paramètre de la distribution, paramètre de forme, concerne l'asymétrie de la distribution ; alors que le second paramètre, paramètre d'échelle, comme son nom l'indique, met à l'échelle la distribution. Cette distribution est mathématiquement pratique. Elle peut représenter le clutter de mer lorsque les angles rasants sont faibles et / ou dans les situations à haute résolution. Le choix de valeurs appropriées pour les paramètres de forme et

d'échelle permet de simuler les signaux d'écho renvoyés avec les caractéristiques et puissance requises [77]. La PDF de la distribution Weibull est donnée par [77, 309]:

$$f_X(x) = \frac{\gamma}{\varpi} \left(\frac{x}{\varpi}\right)^{\gamma-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{\varpi}\right)^\gamma\right); x \geq 0, \varpi \geq 0 \text{ et } \gamma \geq 0 \quad (3.41)$$

où γ est le paramètre de forme et ϖ le paramètre d'échelle, respectivement.

En mettant les valeurs de $\gamma = 2$ ou 1 , la distribution Weibull se réduit à la distribution Rayleigh ou exponentielle, respectivement. Ces dernières représentaient des modèles communs de clutter de mer à faible résolution [310]. Des valeurs plus petites γ augmentent l'asymétrie de la distribution Weibull et permettent la simulation de clutter impulsif. Sa fonction de CDF est donnée par:

$$F_X(x) = 1 - \exp\left(-\left(\frac{x}{\varpi}\right)^\gamma\right) \quad (3.42)$$

Par conséquent, sa moyenne et sa variance sont:

$$E(x) = \varpi \Gamma\left(1 + \frac{1}{\gamma}\right) \quad (3.43)$$

$$Var(x) = \varpi^2 \left(\Gamma\left(1 + \frac{2}{\gamma}\right) - \Gamma^2\left(1 + \frac{1}{\gamma}\right)\right) \quad (3.44)$$

Le moment d'ordre r est donné par:

$$E(X^r) = \exp\left(r \mu + \left(\frac{1}{2}\right) r^2 \sigma^2\right) \quad (3.45)$$

Distribution K: Les résultats statistiques de nombreux travaux ont prouvé que la distribution K peut servir de distribution pour le clutter de mer [283, 297-298]. La distribution K tire son nom depuis la fonction Bessel d'ordre ν du deuxième type, $K_{\nu-1}$. Elle est basée sur un modèle physique qui traite le signal reçu comme une superposition de retours d'un certain nombre de diffuseurs indépendants, éclairés par le faisceau radar [299]. L'analyse des données du clutter de mer montre deux composantes dominantes avec des temps de corrélation différents, contribuant à la distribution d'amplitude [283, 298].

Dans le modèle de distribution K , l'amplitude globale du clutter de mer est représentée par le produit de deux variables aléatoires indépendantes, tel que:

$$x = y z \quad (3.46)$$

La première composante y est un niveau moyen variant dans l'espace, dite texture, qui résulte d'un nombre de diffuseurs associés aux longues vagues et à la structure de la houle. Cette composante a un temps de corrélation long. Les résultats de la moyenne des retours de clutter montrent que $f(y)$, la PDF de y , correspond bien à la distribution Gamma sur une large gamme de paramètres radar et de conditions de mer [52]:

$$f(y) = \frac{d^\nu y^{\nu-1}}{\Gamma(\nu)} \exp(-dy) \quad (3.47)$$

où $\Gamma(\nu)$ est la fonction gamma, ν le paramètre de forme et d le paramètre d'échelle.

Une deuxième composante z ; dite speckle (chatoiement), décorrélée par le mouvement relatif des diffuseurs ou par l'utilisation de l'agilité de fréquence (une technique qui élimine ou réduit l'effet de brouillage ou jamming). Elle se produit en raison de la nature de diffusion multiple du clutter dans n'importe quelle cellule distance. Elle est à variation rapide et modélisée par la distribution Rayleigh, et un niveau moyen déterminé par la première composante à variation lente.

$$f(x|y) = \frac{x\pi}{2y^2} \exp\left(-\frac{x^2\pi}{4y^2}\right) \quad (3.48)$$

L'amplitude globale du clutter est:

$$f_X(x) = \int_0^\infty f(x|y)f(y)dy = \frac{2c}{\Gamma(\nu)} \left(\frac{cx}{\nu}\right)^\nu K_{\nu-1}(cx) \quad (3.49)$$

où $K_{\nu-1}(cx)$ est la fonction de Bessel modifiée d'ordre ν du deuxième type et c le paramètre d'échelle.

La CDF est donnée par:

$$F_X(x) = 1 - \frac{2c}{\Gamma(\nu)} \left(\frac{cx}{\nu}\right)^\nu K_\nu(cx) \quad (3.50)$$

Le moment d'ordre r de X est donné par:

$$E(X^r) = \frac{2^r \Gamma(0.5r+1) \Gamma(0.5r+\nu)}{\Gamma(\nu) c^r} \quad (3.51)$$

La moyenne et la variance de la distribution K sont:

$$E(X) = \frac{2\Gamma(1.5)\Gamma(0.5+\nu)}{\Gamma(\nu)c} = \frac{\sqrt{\pi} \Gamma(0.5+\nu)}{\Gamma(\nu)c} \quad (3.52)$$

$$\text{Var}(X) = \frac{4v}{c^2} - E^2(X) \quad (3.53)$$

3.3 Estimation des paramètres de la distribution Pareto I

3.3.1 Méthodes classiques d'estimation

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à l'estimation des paramètres de la distribution Pareto I sans bruit. Nous proposons trois estimateurs et les comparons à d'autres estimateurs classiques. Une vue d'ensemble sur les estimateurs des paramètres de la distribution en question, existants dans la littérature, est disponible dans le chapitre I.

3.3.1.1 Estimateur du maximum de vraisemblance

Le célèbre algorithme d'estimation du maximum de vraisemblance (MLE) [63, 67, 205, 311], utilisé dans la plupart des cas d'estimation des paramètres comme point de référence ou benchmark auquel les autres estimateurs peuvent être comparés.

Soient N échantillons aléatoires X_1, X_2, \dots, X_N issus de la distribution de Pareto, l'estimation du paramètre de forme α à l'aide cette méthode est calculé à partir de la fonction de vraisemblance comme suit:

$$L(\alpha, \beta) = \prod_{i=1}^N \frac{\alpha \beta^\alpha}{X_i^{\alpha+1}} \quad (3.54)$$

En appliquant la fonction logarithme des deux côtés, l'équation (3.54) devient:

$$\text{Log}(L(\alpha, \beta)) = N \log(\alpha) + N \alpha \log(\beta) - (\alpha + 1) \log(\prod_{i=1}^N X_i) \quad (3.55)$$

L'équation (3.55) est maximisée pour une valeur fixe de α et $\hat{\beta} = X_{(1)}$, c'est-à-dire le maximum de vraisemblance du paramètre β .

En prenant la dérivée partielle par rapport à α et en mettant $\frac{\partial \text{Log}(L(\alpha, \beta))}{\partial \alpha} = 0$, nous permet de trouver $\hat{\alpha}$, solution de l'équation:

$$\hat{\alpha} = \frac{N}{\sum_{i=1}^N \log\left(\frac{X_i}{X_{(1)}}\right)} \quad (3.56)$$

3.3.1.2 Estimateur à régression linéaire

Dans [196], il est montré que l'algorithme MLE est trop coûteux en calcul et pose quelques problèmes en termes de qualité d'estimation, en particulier lorsqu'un petit nombre d'échantillons est disponible. En guise d'alternative, une analyse de régression linéaire (LRA), basée sur une transformation logarithmique de la statistique d'ordre des variables aléatoires distribuées Pareto, a été proposée où il a été montré que le $k^{\text{ème}}$ OS d'une série de variables aléatoires de distribution Pareto est en fonction de la distribution Beta [312].

Afin d'assurer une relation linéaire entre l'OS et la distribution Beta, une transformation logarithmique est appliquée. Par conséquent, l'application d'une analyse de régression linéaire de la forme de l'équation (3.57) est introduite pour estimer les paramètres de clutter Pareto I.

$$\text{Log}(X_{(k)}) = \log(\beta) - \frac{\log(W)}{\alpha} \quad (3.57)$$

où W est la fonction $\text{beta}(N - k + 1, k)$, avec $1 \leq k \leq N$ tel que [196]:

$$W = \left(\frac{\beta}{X_{(k)}}\right)^\alpha \quad (3.58)$$

Cette méthode suppose N échantillons avec lesquels des statistiques d'ordre k logarithmiques sont générés. Une série d'estimations correspondantes à W en simulant la fonction beta de paramètres $N - k + 1$ et k est ainsi produite. De ce fait, une correspondance entre W et la statistique d'ordre appropriée, indexée par k est établie. Enfin, un ajustement linéaire peut être utilisé par simulation. De ce fait les paramètres du clutter Pareto sont calculés comme suit [196]:

$$\hat{\alpha} = -\frac{1}{p(1)} \quad (3.59)$$

$$\hat{\beta} = \exp(p(2)) \quad (3.60)$$

Où $p(1)$ et $p(2)$, sont le premier et le deuxième éléments, respectivement, du vecteur généré avec la fonction $\text{polyfit}(x, y, 1)$ de Matlab, avec x et y les vecteurs qui comprennent le logarithme de la distribution Beta simulée et le logarithme des statistiques d'ordre k , respectivement [196]. Bien que cette approche donne des estimations précises, néanmoins, en raison de l'utilisation d'une technique d'ajustement de la courbe polynomiale pour effectuer la régression linéaire, en plus de la génération de la fonction beta, et le classement des variables aléatoires Pareto en vue d'obtenir la statistique d'ordre k , cette méthode implique des étapes numériques supplémentaires dans la procédure d'estimation.

3.3.2 Nouvelles méthodes proposées

Pour améliorer, tant sur le plan temps de calcul que sur le plan qualitatif, comparativement aux résultats obtenus dans les deux premières procédures d'estimation des paramètres du clutter Pareto I, nous proposons trois nouvelles méthodes d'estimation; à savoir l'estimateur statistique U ou USE, l'estimateur statistique V ou VSE et l'estimateur COSE. Dans cette section, nous dérivons les trois estimateurs sous leurs formes analytiques exactes du paramètre de forme ainsi que du paramètre d'échelle.

3.3.2.1 Estimateur USE

Cet estimateur est principalement basé sur la moyenne des données, c'est-à-dire le moment fractionnaire [198, 311], $\langle X^r \rangle$, la moyenne du logarithme des données $\langle \log(X) \rangle$ ainsi que la moyenne du produit $\langle X^r \log(X) \rangle$. Pour ce faire, nous avons recours à la technique d'estimation basée sur le zlog (z) introduite dans [200]. Les formules mathématiques explicites de ces quantités sont déterminées ci-après. Le moment d'ordre r de X est donné par [306, 200]

$$\langle X^r \rangle = \int_{\beta}^{\infty} x^r f_X(x) dx \quad (3.61)$$

En substituant l'équation (3.1) dans l'équation (3.61) et en résolvant l'intégrale, nous obtenons:

$$\langle X^r \rangle = \frac{\alpha \beta^r}{\alpha - r}; \quad \alpha > r \quad (3.62)$$

Selon l'équation (3.62), l'estimation de α , $0.1 \leq \alpha < 1$, via la méthode des moments (MoM), n'est pas possible pour des valeurs entières de r . Pour pallier à cette limitation, nous utilisons la méthode des moments où r prend des valeurs fractionnaires. D'abord, nous pouvons montrer, par de simples mathématiques, que

$$\frac{\partial}{\partial r} \langle X^r \rangle = \langle X^r \log(X) \rangle \quad (3.63)$$

Ensuite, en différenciant les deux côtés de l'équation (3.61) par rapport à r et en prenant en compte l'équation (3.63), nous obtenons:

$$\frac{\langle X^r \log(X) \rangle}{\langle X^r \rangle} = \log(\beta) + \frac{1}{\alpha - r} \quad (3.64)$$

Nous pouvons montrer que la moyenne du logarithme de données est:

$$\langle \log(X) \rangle = \alpha \beta^{\alpha} \int_{\beta}^{\infty} x^{-\alpha-1} \log(x) dx \quad (3.65)$$

En intégrant par parties l'équation (3.65), nous obtenons:

$$\langle \log(X) \rangle = \log(\beta) + \frac{1}{\alpha} \quad (3.66)$$

En soustrayant, terme à terme, les équations (3.64) à (3.66), nous définissons la statistique suivante:

$$U \triangleq \frac{\langle X^r \log(X) \rangle}{\langle X^r \rangle} - \langle \log(X) \rangle \quad (3.67)$$

où

$$U = \frac{1}{\alpha-r} - \frac{1}{\alpha} \quad (3.68)$$

D'autre part, soient X_1, X_2, \dots, X_N , N variables aléatoires Pareto IID. Dans ce cas, chacune des estimations de toutes les quantités inconnues apparaissant dans l'équation (3.67) peut être obtenue comme suit:

$$\langle f(\hat{X}, r) \rangle \equiv (1/N) \sum_{i=1}^N f(\hat{X}_i, r) \quad (3.69)$$

Enfin, en utilisant l'équation (3.67) et en résolvant pour les racines de l'équation (3.68), nous obtenons la forme analytique USE du paramètre de forme de la distribution Pareto.

$$\hat{\alpha} = \frac{r}{2} \left(1 + \sqrt{1 + \frac{4}{r\hat{U}}} \right) \quad (3.70)$$

Maintenant, en utilisant l'équation (3.62), nous pouvons obtenir le premier estimateur sous forme analytique du paramètre d'échelle de la distribution de Pareto

$$\hat{\beta} = \left(\frac{\hat{\alpha}-r}{\hat{\alpha}} \langle \hat{X}^r \rangle \right)^{1/r} \quad (3.71)$$

où $\hat{\alpha}$ est donné par l'équation (3.70).

Notons que, comme l'estimateur donné par les équations (3.70) et (3.71) est basé sur la statistique U , nous l'appelons USE. Rappelons que, conformément à l'équation (3.62), le paramètre de forme α doit être supérieur à l'ordre du moment, r , c'est-à-dire, $\alpha > r$. Par exemple, $r = 1$ ne peut mener qu'aux valeurs de $\alpha > 1$. Autrement dit, les valeurs $0.1 \leq \alpha < 1$ ne sont plus maintenues. A cette fin, nous devrions permettre l'utilisation de moments fractionnaires et par conséquent $0 < r < 1$. De plus, plus r est petit, meilleure est la précision de l'estimation.

3.3.2.2 Estimateur VSE

L'estimateur VSE des paramètres du clutter Pareto I utilise les moments fractionnaires positifs $\langle X^r \rangle$ donnés par l'équation (3.62) et les moments négatifs fractionnaires $\langle X^{-r} \rangle$. Pour une variable aléatoire Pareto I, X , les moments négatifs fractionnaires sont donnés par [313]:

$$\langle X^{-r} \rangle = \int_{\beta}^{\infty} x^{-r} f_X(x) dx \quad (3.72)$$

En développant l'équation (3.72) et en résolvant l'intégrale, nous obtenons:

$$\langle X^{-r} \rangle = \frac{\alpha \beta^{-r}}{\alpha+r} \quad (3.73)$$

Maintenant, en multipliant, terme à terme, les équations (3.62) et (3.73) et en définissant la statistique V , nous pouvons écrire:

$$V \triangleq \langle X^r \rangle \langle X^{-r} \rangle = \left(1 - \frac{r^2}{\alpha^2}\right)^{-1} \quad (3.74)$$

Ensuite, en remplaçant la statistique inconnue V de l'équation (3.74) par son estimation $\hat{V} \triangleq \langle \hat{X}^r \rangle \langle \hat{X}^{-r} \rangle$, nous obtenons le deuxième estimateur du paramètre de forme de la distribution Pareto sous sa forme analytique exacte:

$$\hat{\alpha} = r \sqrt{\frac{\hat{V}}{\hat{V}-1}} \quad (3.75)$$

Enfin, rappelons que le paramètre d'échelle est donné par l'équation (3.71). Pour obtenir la forme analytique VSE du paramètre d'échelle, nous substituons simplement l'estimation du paramètre de forme donnée par l'équation (3.75) dans l'équation (3.71). Enfin notons que, comme l'estimateur donné par les équations (3.75) et (3.71) est basé sur la statistique V , nous l'appelons VSE.

Par un raisonnement similaire à celui effectué pour l'estimateur USE et selon les équations (3.62) et (3.73), le paramètre de forme α doit être supérieur à l'ordre du moment. C'est-à-dire que pour couvrir toutes les valeurs possibles du paramètre de forme, les valeurs des moments d'ordre doivent être tel que $0 < r < 1$. Enfin, plus r est petit, meilleure est la précision de l'estimation.

3.3.2.3 Estimateur COSE

L'estimateur COSE fonctionne aussi dans un contexte de clutter Pareto I. Il est basé sur des échantillons ordonnés ainsi que sur le rapport de deux statistiques successives. Nous devrions

maintenant obtenir une expression sous forme analytique exacte du paramètre de forme estimé α . Pour ce faire, nous faisons appel au lemme suivant.

Lemme: Soient N variables aléatoires Pareto I IID, chacune de PDF donnée par l'équation (3.1), $X_{(1)}, X_{(2)}, \dots, X_{(N)}$ les statistiques d'ordre correspondantes, alors $R_i = X_{(i)}/X_{(i-1)}$, $i > 1$ le rapport de deux statistiques d'ordre successif, est distribué Pareto I; c'est-à-dire $R_i \sim P_\alpha((N - i + 1)\alpha, 1)$ [306]. Nous pouvons montrer que la statistique $V_i = \log(R_i)$ suit la loi exponentielle; c'est-à-dire $V_i \sim \text{Exp}((N - i + 1)\alpha)$, et il en est de même pour la statistique $W_i = (N - i + 1)V_i$; c'est à dire $W_i \sim \text{Exp}(\alpha)$.

Preuve du Lemme: Soit $Y_{(i)}$ la $i^{\text{ème}}$ statistique d'ordre, d'une série de variables aléatoires exponentielle de paramètre $1/\alpha$. La $i^{\text{ème}}$ statistique d'ordre d'une série de variables aléatoires Pareto est donnée par $X_{(i)} = \beta e^{Y_{(i)}}$.

De plus, définissons une transformation qui donne les variables aléatoires indépendantes suivantes [13, 313, 314]

$$\begin{aligned} V_1 &= NY_{(1)} = N \log(X_{(1)}/\beta) \\ V_2 &= (N - 1)(Y_{(2)} - Y_{(1)}) = (N - 1) \log(X_{(2)}/X_{(1)}) \\ &\quad \vdots \\ V_i &= (N - i + 1)(Y_{(i)} - Y_{(i-1)}) = (N - i + 1) \log(X_{(i)}/X_{(i-1)}) \\ V_N &= (Y_{(N)} - Y_{(N-1)}) = \log(X_{(N)}/X_{(N-1)}) \end{aligned} \quad (3.76)$$

Depuis l'équation (3.76), la PDF de la variable aléatoire V_i est décrite comme suit [13, 305, 314]

$$f_{V_i}(v) = (N - i + 1) \alpha e^{-(N-i+1)\alpha v}, \quad v \geq 0; 1 \leq i \leq N \quad (3.77)$$

Ensuite, en utilisant la relation naturelle entre les distributions Exponentiel et Pareto I, nous pouvons montrer que le rapport $R_i = e^{V_i} \sim P_\alpha((N - i + 1)\alpha, 1)$ pour $i > 1$.

Fin de la preuve du lemme

Maintenant, nous définissons une autre transformation représentant les variables d'écart normalisées [314]

$$W_i = (N - i + 1)V_i; \quad i = 2, \dots, N \quad (3.78)$$

Ainsi, il est facile de montrer que:

$$f_{W_i}(w) = \alpha e^{-\alpha w}; \quad w \geq 0 \quad (3.79)$$

Puisque les variables aléatoires V_i sont indépendantes, les variables aléatoires W_i sont également indépendantes [13, 314]. Par conséquent, la statistique $Q = \sum_{i=2}^K W_i$ qui est la somme de $(K-1)$ variables aléatoires exponentielles indépendantes, ayant chacune une PDF donnée par l'équation (3.79), résultent en une distribution Gamma de paramètres $(K-1)$ et α ; c'est à dire $Q \sim \text{Gamma}(K-1, \alpha)$.

$$f_Q(q) = \frac{\alpha^{K-1}}{\Gamma(K-1)} q^{K-2} e^{-\alpha q}, q > 0 \quad (3.80)$$

D'après [315, 316], nous pouvons facilement écrire la forme analytique de $\hat{\alpha}$, c'est-à-dire:

$$\hat{\alpha} = \frac{1}{\left(\frac{1}{N-1}\right) \sum_{i=2}^N W_i} \quad (3.81)$$

L'estimation du paramètre d'échelle est obtenue à partir de l'équation (3.62).

3.3.3 Résultats de simulations

Dans cette section, nous évaluons les performances des estimateurs USE, VSE [197] et COSE. A cet effet, nous comparons par les simulations de Monte Carlo ces estimations avec l'estimateur LRA et non pas l'estimateur ML car ce dernier se trouve supplanté par le premier et ce quel que soit le nombre d'échantillons [196]. Dans nos simulations, nous prouvons que nos estimateurs sont plus performants que l'estimateur LRA pour des données synthétiques et réelles IPIX.

3.3.3.1 Estimation des paramètres via les données synthétiques

Tous les échantillons Pareto I sont générés via des routines Matlab pour différentes valeurs de α et β . L'estimation des paramètres inconnus est réalisée pour $n = 10000$ essais indépendants. Dans notre cas, nous considérons une valeur suffisamment petite de $r = 0.01$. Nous focalisons notre attention sur le nombre d'échantillons N . Les Tableaux 1 et 2 montrent les vraies valeurs du couple (α, β) , et les estimations correspondantes trouvées pour les estimateurs LRA, USE, VSE et COSE, ainsi que leurs temps de traitement respectifs et leurs erreurs quadratiques moyennes pour $N = 24$ et 1000, respectivement. En examinant chaque tableau à part, nous observons que, quelles que soient les valeurs de α , contrairement à l'estimateur LRA qui représente le cas le plus défavorable lorsque nous avons un nombre réduit d'échantillons entre les mains, l'estimateur COSE, dans ce même cas, se comporte plutôt bien avec des résultats précis, alors que le VSE et le USE présentent les meilleurs résultats en termes de précision et de temps de traitement quel que soit le nombre d'échantillons observés. Ceci est principalement dû aux expressions mathématiques

simples comparativement à celles de l'estimateur LRA qui utilise des routines numériques de Matlab (fonctions polyfit et beta). De plus, un examen attentif des Tableaux 3.1 et 3.2, montre que plus nous avons d'échantillons, plus les estimations sont proches des valeurs réelles. Enfin, étant donné que les estimateurs proposés soient efficaces même pour des échantillons de faible taille, il convient également de les tester pour les données réelles.

Tableau 3.1

Estimations de α et β , le temps de traitement et les erreurs quadratiques moyennes correspondantes; pour $N = 24$ et $n = 10000$

Estimateur	α	β	$E[\hat{\alpha}]$	MSE $[\hat{\alpha}]$	$E[\hat{\beta}]$	MSE $[\hat{\beta}]$	E[temps de calcul] Sec
LRA	2.5	1	2.2959	0.0417	0.9664	0.0011	0.0156
USE			2.8569	0.1274	1.0263	6.9218e-04	3.3319e-04
VSE			2.8553	0.1263	1.0261	6.8260e-04	2.5241e-04
COSE			2.7245	0.0504	1.0169	2.8593e-04	9.9159e-04
LRA	3.5	0.05	3.8729	0.1391	0.0513	1.6900e-06	0.0156
USE			3.9990	0.2490	0.0509	8.2766e-07	2.2848e-04
VSE			3.9979	0.2479	0.0509	8.2107e-07	1.7800e-04
COSE			3.8142	0.0987	0.0506	3.6127e-07	2.5489e-04
LRA	4	1	5.3841	1.9157	1.0851	0.0072	0.0468
USE			4.5701	0.3250	1.0158	2.4833e-04	2.4572e-04
VSE			4.5689	0.3237	1.0157	2.4655e-04	1.8886e-04
COSE			4.3591	0.1290	1.0105	1.1031e-04	2.9283e-04
LRA	5.5	10	8.3231	7.9699	9.9462	0.0029	0.0156
USE			6.2833	0.6135	10.1124	0.0126	1.8059e-04
VSE			6.2820	0.6116	10.1121	0.0126	1.4000e-04
COSE			5.9938	0.2438	10.0762	0.0058	1.9888e-04
LRA			8.3701	3.4973	0.1030	9.0000e-06	0.0312
USE	6.5	0.1	7.4254	0.8564	0.1009	8.8925e-07	1.8335e-04
VSE			7.4241	0.8540	0.1009	8.8499e-07	1.4052e-04
COSE			7.0836	0.3406	0.1006	4.1444e-07	1.9976e-04
LRA	8.5	0.01	6.7831	2.9477	0.0097	9.0000e-08	0.0468
USE			9.7097	1.4634	0.0101	5.0902e-09	1.7282e-04
VSE			9.7083	1.4601	0.0101	5.0709e-09	1.3371e-04
COSE			9.2631	0.5824	0.0100	2.4163e-09	2.1602e-04
LRA	10.5	0.05	10.2823	0.0474	0.0499	1.0000e-08	0.0936
USE			11.9940	2.2320	0.0503	8.2290e-08	2.4878e-04
VSE			11.9926	2.2278	0.0503	8.2034e-08	1.9255e-04
COSE			9.2631	0.5824	0.0500	2.4163e-09	2.7781e-04

LRA			16.7878	18.3852	0.0994	3.6000e-07	0.0156
USE	12.5	0.1	14.2782	3.1622	0.1005	2.3015e-07	2.0985e-04
VSE			14.2768	3.1571	0.1005	2.2954e-07	1.6143e-04
COSE			13.6223	1.2595	0.1003	1.1139e-07	2.5026e-04
LRA			25.5615	122.3568	0.2032	1.0240e-05	0.0156
USE	14.5	0.2	16.5625	4.2540	0.2008	6.7966e-07	1.8424e-04
VSE			16.5611	4.2481	0.2008	6.7810e-07	1.4136e-04
COSE			15.8018	1.6948	0.2006	3.3081e-07	2.2071e-04
LRA			22.2400	5.0176	10.1030	0.0106	0.0780
USE	20	10	22.8443	8.0899	10.0297	8.8300e-04	1.6969e-04
VSE			22.8428	8.0815	10.0297	8.8151e-04	1.3167e-04
COSE			21.7956	3.2243	10.0208	4.3403e-04	2.0510e-04
LRA			16.8692	13.1827	0.4934	4.3560e-05	0.0312
USE	20.5	0.5	23.4153	8.4992	0.5014	2.0996e-06	2.1027e-04
VSE			23.4139	8.4906	0.5014	2.0961e-06	1.6243e-04
COSE			22.3405	3.3875	0.5010	1.0327e-06	2.1148e-04
LRA			30.3282	23.3115	0.7014	1.9600e-06	0.0468
USE	25.5	0.7	29.1260	13.1480	0.7016	2.6443e-06	1.7865e-04
VSE			29.1245	13.1373	0.7016	2.6408e-06	1.3667e-04
COSE			27.7894	5.2414	0.7011	1.3071e-06	1.8266e-04
LRA			56.5215	703.3900	5.0217	4.7089e-04	0.0156
USE	30	5	34.2656	18.1956	5.0099	9.7130e-05	2.9100e-04
VSE			34.2641	18.1829	5.0098	9.7019e-05	2.2450e-04
COSE			32.6934	7.2546	5.0069	4.8160e-05	3.1337e-04
LRA			55.9351	417.5933	0.3032	1.0240e-05	0.0312
USE	35.5	0.3	40.5474	25.4760	0.3005	2.4894e-07	2.6656e-04
VSE			40.5459	25.4610	0.3005	2.4869e-07	2.0543e-04
COSE			38.6872	10.1585	0.3004	1.2376e-07	2.9819e-04
LRA			46.4586	41.7135	99.9750	6.2500e-04	0.0312
USE	40	100	45.6870	32.3419	100.1475	0.0217	3.0517e-04
VSE			45.6855	32.3249	100.1474	0.0217	2.3956e-04
COSE			43.5912	12.8971	100.1041	0.0108	3.2570e-04

Tableau 3.2

Estimations de α et β , le temps de traitement et les erreurs quadratiques moyennes correspondantes; pour $N = 1000$ et $n = 10000$.

Estimateur	α	β	$E[\hat{\alpha}]$	$MSE[\hat{\alpha}]$	$E[\hat{\beta}]$	$MSE[\hat{\beta}]$	E[temps de calcul] Sec
LRA	2.5	1	2.7722	0.0741	1.0175	3.0625e-04	0.0936
USE			2.5071	5.1107e-05	1.0006	3.1449e-07	8.5151e-04
VSE			2.5071	5.0308e-05	1.0006	3.0865e-07	9.6824e-04
COSE			2.5042	1.7364e-05	1.0004	1.5936e-07	7.4506e-04
LRA	3.5	0.05	3.5595	0.0035	0.0503	9.0000e-08	0.0936
USE			3.5100	9.9716e-05	0.0500	3.6649e-10	18.675e-04
VSE			3.5099	9.8600e-05	0.0500	3.6168e-10	1.4074e-04
COSE			3.5058	3.4033e-05	0.0500	2.0308e-10	7.5803e-04
LRA	4	1	3.9180	0.0067	0.9970	9.0000e-06	0.0936
USE			4.0114	1.3006e-04	1.0003	1.0903e-07	0.0014
VSE			4.0113	1.2878e-04	1.0003	1.0779e-07	0.0012
COSE			4.0067	4.4451e-05	1.0002	6.2174e-08	1.7685e-03
LRA	5.5	10	5.7380	0.0566	10.0404	0.0016	0.0936
USE			5.5157	2.4522e-04	10.0023	5.4513e-06	9.5880e-04
VSE			5.5156	2.4348e-04	10.0023	5.4063e-06	8.0138e-04
COSE			5.5092	8.4040e-05	10.0018	3.2867e-06	1.5628e-03
LRA			7.1112	0.3736	0.1005	2.5000e-07	0.0780
USE	6.5	0.1	6.5185	3.4213e-04	0.1000	3.8124e-10	9.7129e-04
VSE			6.5184	3.4006e-04	0.1000	3.7858e-10	8.1115e-04
COSE			6.5108	1.1738e-04	0.1000	2.3527e-10	1.9496e-03
LRA	8.5	0.01	9.1232	0.3884	0.0100	1.9360e-09	0.0936
USE			8.5242	5.8422e-04	0.0100	2.1618e-12	9.2363e-04
VSE			8.5241	5.8152e-04	0.0100	2.1503e-12	7.7533e-04
COSE			8.5142	2.0072e-04	0.0100	1.3754e-12	9.5175e-04
LRA	10.5	0.05	10.4994	3.6000e-07	0.0501	1.0000e-08	0.0780
USE			10.5298	8.9070e-04	0.0500	3.4742e-11	0.0014
VSE			10.5298	8.8737e-04	0.0500	3.4593e-11	0.0012
COSE			10.5175	3.0630e-04	0.0500	2.2529e-11	7.6751e-04
LRA			13.2358	0.5414	0.1003	9.0000e-08	0.0780
USE	12.5	0.1	12.5355	0.0013	0.1000	9.6772e-11	8.1529e-04
VSE			12.5355	0.0013	0.1000	9.6424e-11	6.7851e-04
COSE			12.5208	4.3409e-04	0.1000	6.3579e-11	7.5717e-04
LRA			14.9681	0.2191	0.2005	2.5000e-07	0.0936
USE	14.5	0.2	14.5412	0.0017	0.2000	1.7190e-07	9.5388e-04
VSE			14.5411	0.0017	0.2000	2.8404e-10	7.9904e-04
COSE			14.5242	5.8411e-04	0.2000	1.8898e-10	0.0015

LRA			20.2860	0.0818	10.0111	1.2321e-04	0.0936
USE	20	10	20.0568	0.0032	10.0006	3.6824e-07	8.1856e-04
VSE			20.0567	0.0032	10.0006	3.6742e-07	6.8491e-04
COSE			20.0333	0.0011	10.0005	2.4830e-07	7.1370e-04
LRA			20.7745	0.0754	0.4999	1.0000e-08	0.1092
USE	20.5	0.5	20.5582	0.0034	0.5000	8.7531e-10	8.6990e-04
VSE			20.5582	0.0034	0.5000	8.7340e-10	7.2519e-04
COSE			20.5342	0.0012	0.5000	5.9082e-10	9.4031e-04
LRA			26.3443	0.7128	0.6994	3.6000e-07	0.0780
USE	25.5	0.7	25.5724	0.0052	0.7000	1.0995e-09	8.1273e-04
VSE			25.5723	0.0052	0.7000	1.0976e-09	6.7898e-04
COSE			25.5425	0.0018	0.7000	7.4836e-10	0.0019
LRA			32.3736	5.6340	5.0035	1.2250e-05	0.0780
USE	30	5	30.0852	0.0073	5.0002	4.0320e-08	8.1196e-04
VSE			30.0851	0.0072	5.0002	4.0260e-08	6.7701e-04
COSE			30.0500	0.0025	5.0002	2.7585e-08	0.002
LRA			34.0536	2.0921	0.3001	1.0000e-08	0.1404
USE	35.5	0.3	35.6008	0.0102	0.3000	1.0319e-10	8.2021e-04
VSE			35.6007	0.0101	0.3000	1.0306e-10	6.7546e-04
COSE			35.5592	0.0035	0.3000	7.0915e-11	9.0419e-04
LRA			38.7761	1.4979	99.9166	0.0070	0.1092
USE	40	100	40.1135	0.0129	100.0030	9.0053e-06	8.0938e-04
VSE			40.1135	0.0129	100.0030	8.9953e-06	6.7677e-04
COSE			40.0667	0.0044	100.0025	6.2062e-06	0.0015

Les Figures 3.1 et 3.3 donnent les courbes de l'erreur quadratique moyenne (MSE) en fonction des estimations des paramètres de forme pour chaque estimateur de données synthétiques. Nous observons qu'entre l'estimateur COSE qui montre la plus petite MSE et celui du LRA qui présente une MSE relativement élevée, les deux estimateurs USE et VSE présentent des résultats satisfaisants quel que soit le nombre d'échantillons.

Les Figures 3.2 et 3.4 donnent les barres d'erreurs qui représentent une autre alternative que nous utilisons pour évaluer graphiquement l'erreur ou l'incertitude d'estimation de l'ensemble des estimateurs pour un petit et un grand nombre d'échantillons. La distance entre la valeur estimée et la valeur réelle nous donne une idée de la précision d'une mesure ou, inversement.

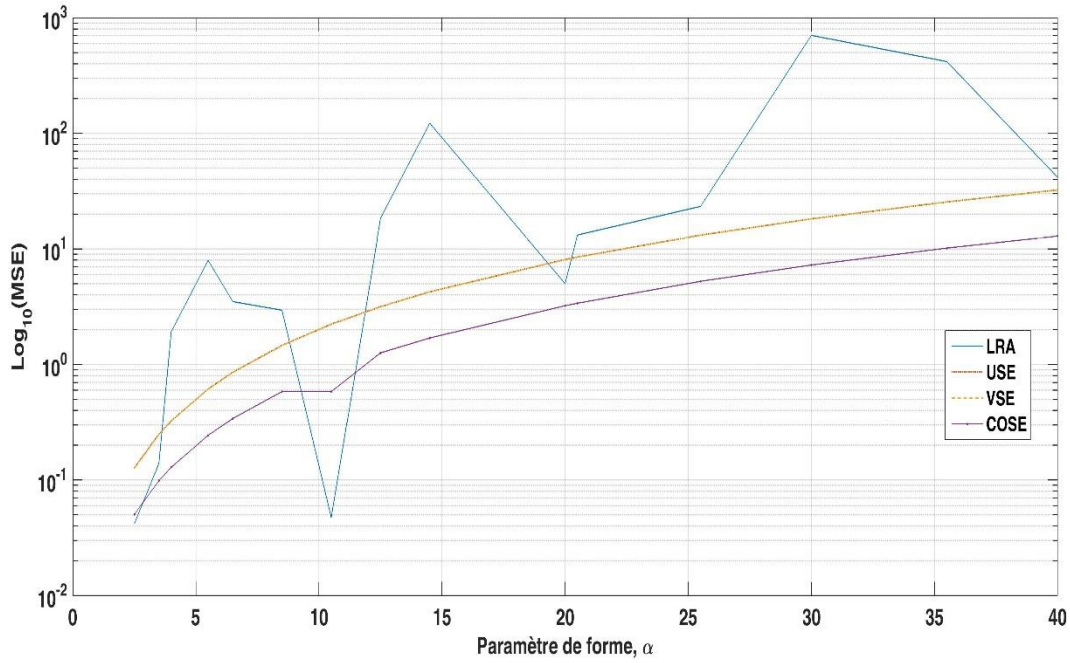


Figure 3.1 MSE des estimateurs LRA, USE, VSE et COSE en fonction du paramètre de forme α , pour un nombre d'échantillons $N=24$.

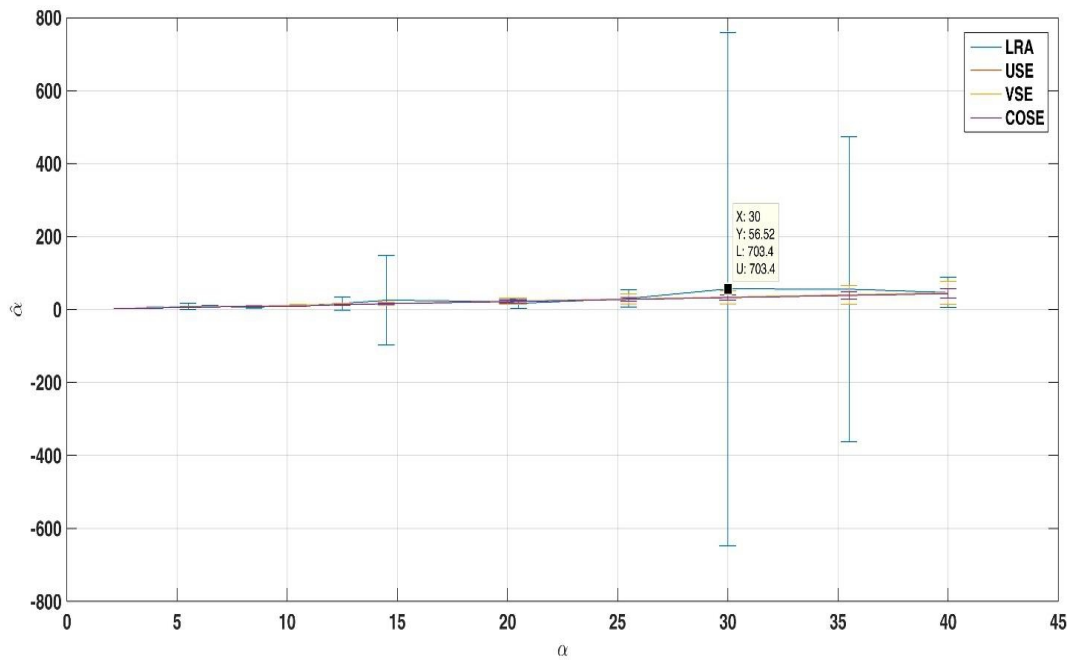


Figure 3.2 Barres d'erreurs des estimateurs LRA, USE, VSE et COSE en fonction du paramètre de forme α , pour $N=24$.

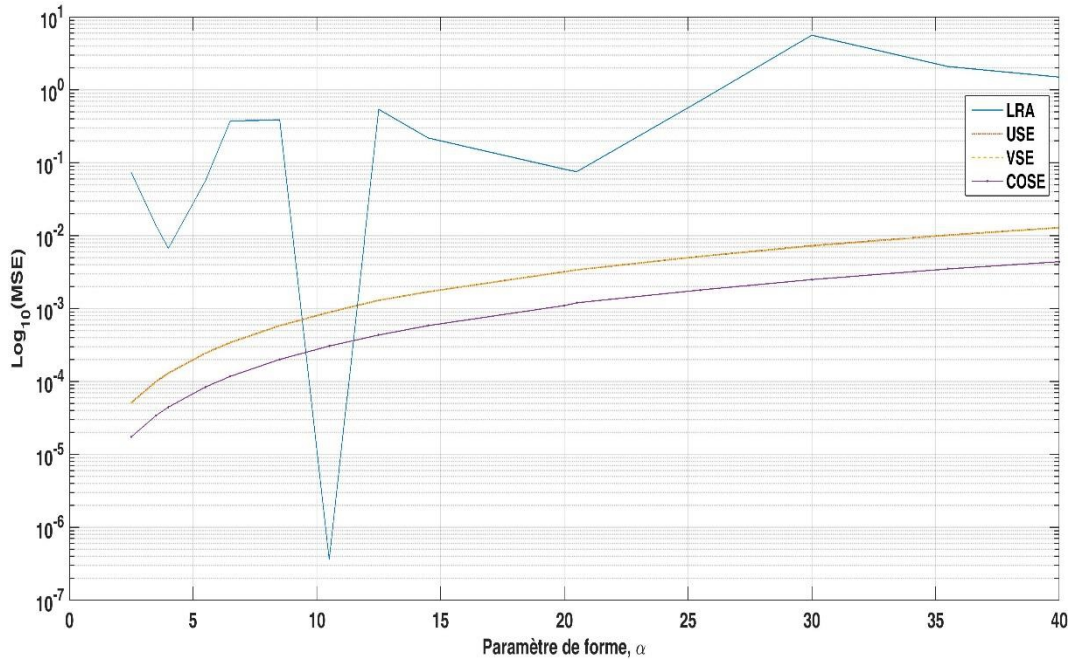


Figure 3.3 MSE des estimateurs LRA, USE, VSE et COSE en fonction du paramètre de forme α , pour un nombre d'échantillon $N=1000$.

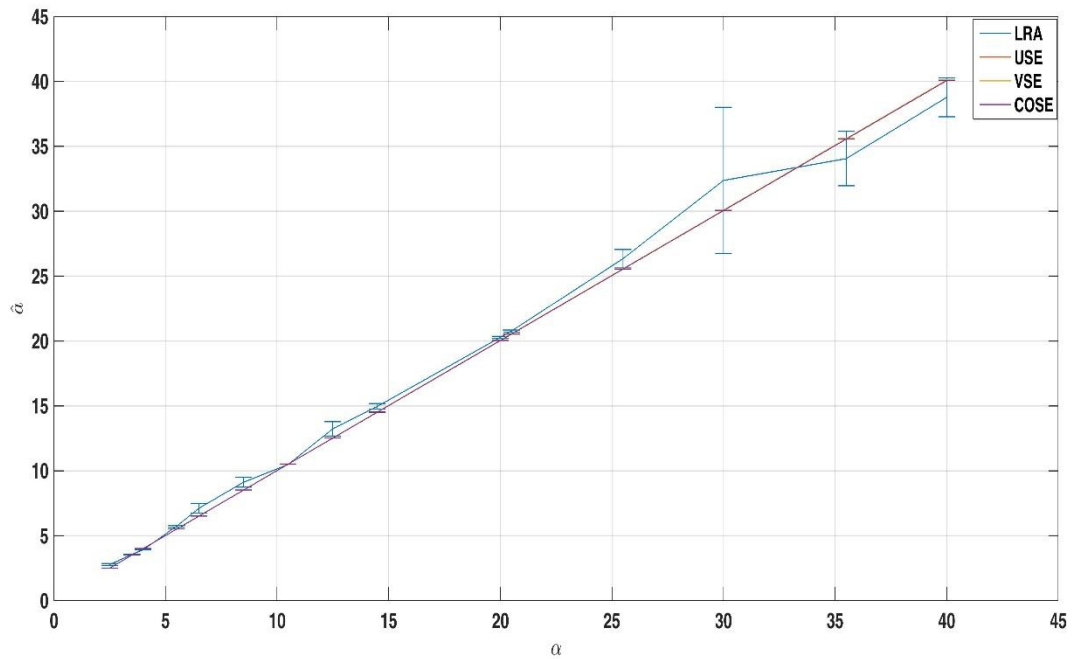


Figure 3.4 Barres d'erreurs des estimateurs LRA, USE, VSE et COSE en fonction du paramètre de forme α , pour $N=1000$.

3.3.3.2 Estimation des paramètres via les données réelles

Nous testons les performances des estimateurs proposés sur deux bases de données et nous vérifions la correspondance de ces données avec le model Pareto I. la Figure 3.5 illustre la correspondance avec un tracé quasi linéaire des données réelles de la distribution de Pareto par le biais de la commande QQ-plot paramétré par rapport à la distribution Pareto I.

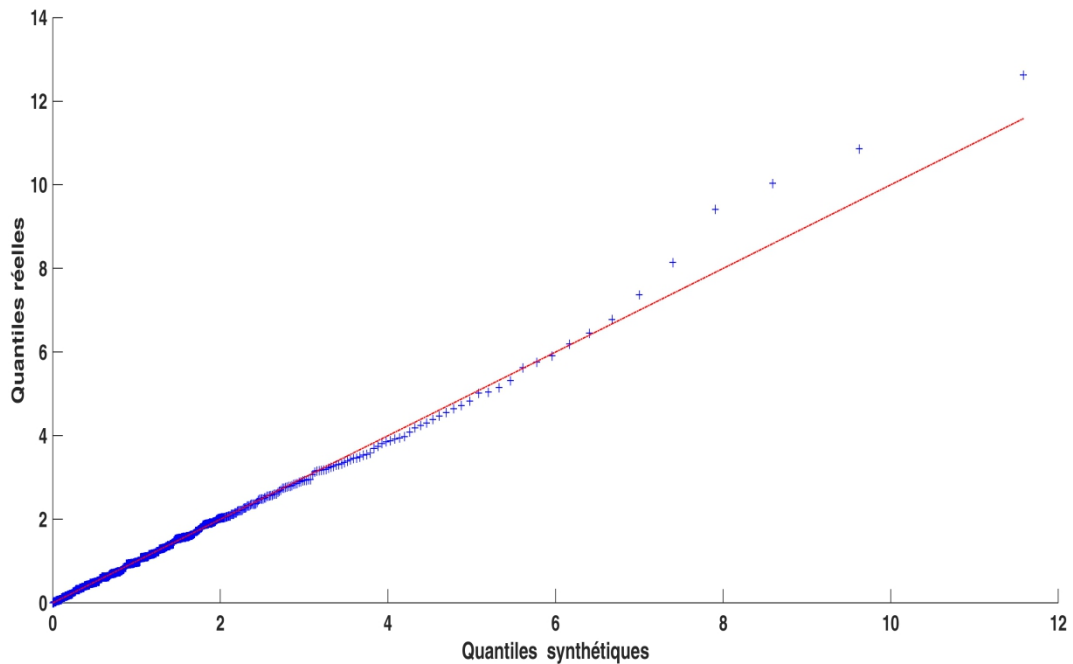


Figure 3.5 QQ-plot pour les données réelles IPIX.

Première base de données au format .mat : Pour tester l'efficacité des estimateurs proposés avec les données réelles IPIX [264, 317], les Figures 3.6-13 représentent des données réelles de type .mat utilisé par Matlab pour sauvegarder des données sous forme matricielle caractérisée par 60000 impulsions de 34 cellules de résolution chacune. La correspondance de la distribution Pareto I aux données réelles a été testée pour différentes résolutions, i.e., 3, 15 et 30 mètres avec différentes polarisations verticales et horizontales.

Résolutions de 30 et 15 mètres: Les Figures 3.8-13 montrent que pour deux types de polarisations différentes, horizontale et verticale, les estimateurs USE et VSE et LRA affichent des performances rapprochées et une meilleure correspondance aux données réelles comparativement à l'estimateur COSE. Ce dernier semble bien estimer les données réelles dans la partie de la queue des données réelles. Cependant, nous notons une divergence pour la partie haute des données.

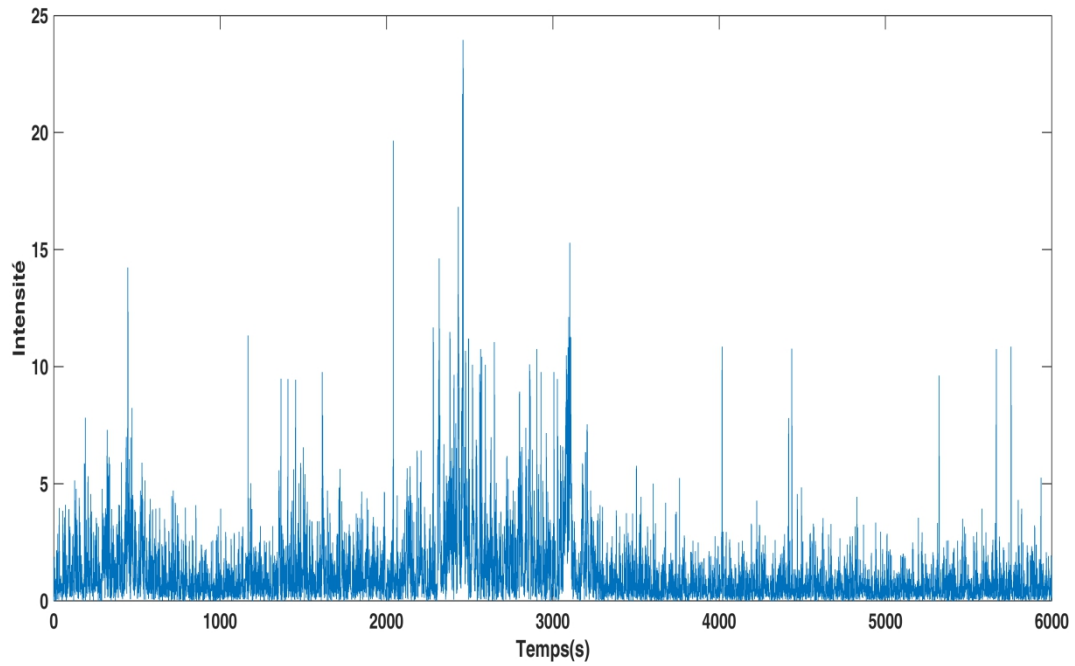


Figure 3.6 Représentation graphique des données réelles.

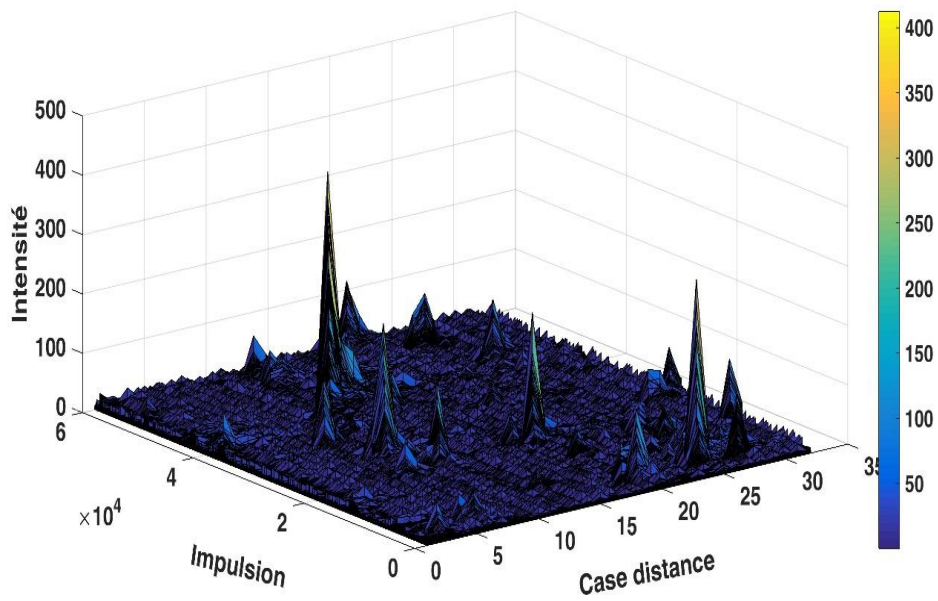


Figure 3.7 Représentation graphique des données réelles en 3D.

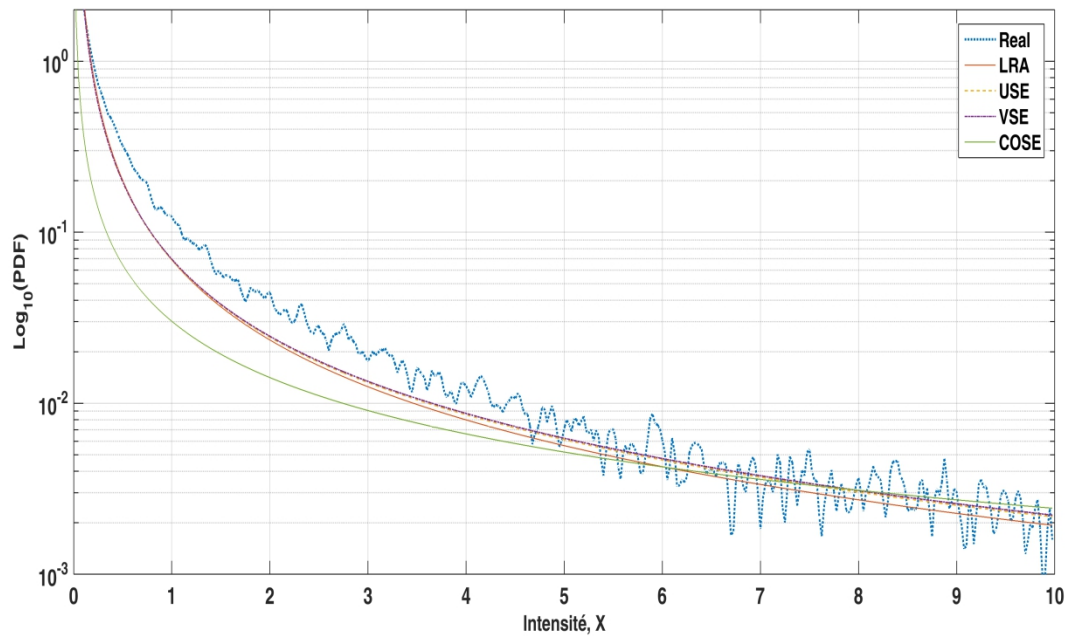


Figure 3.8 Modélisation des données réelles de la 12^{ème} case distance par la distribution Pareto pour une polarisation horizontale en émission et en réception et une résolution de 30 mètres.

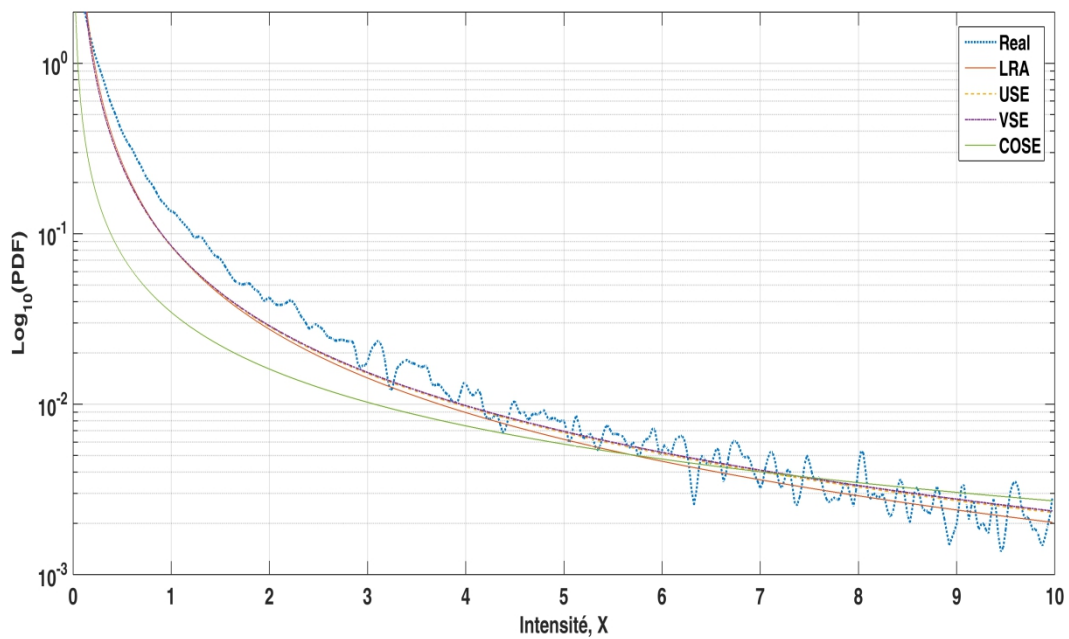


Figure 3.9 Modélisation des données réelles de la 12^{ème} case distance par la distribution Pareto pour une polarisation verticale en émission et en réception et une résolution de 30 mètres.

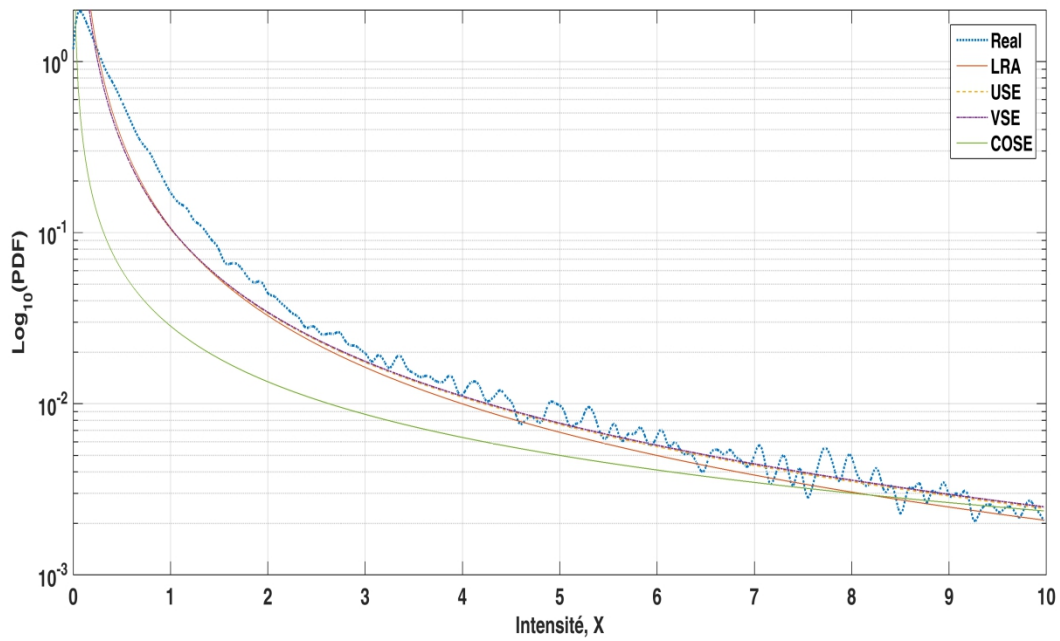


Figure 3.10 Modélisation des données réelles de la 7^{ème} case distance par la distribution Pareto pour une polarisation horizontale en émission et en réception et une résolution de 15 mètres.

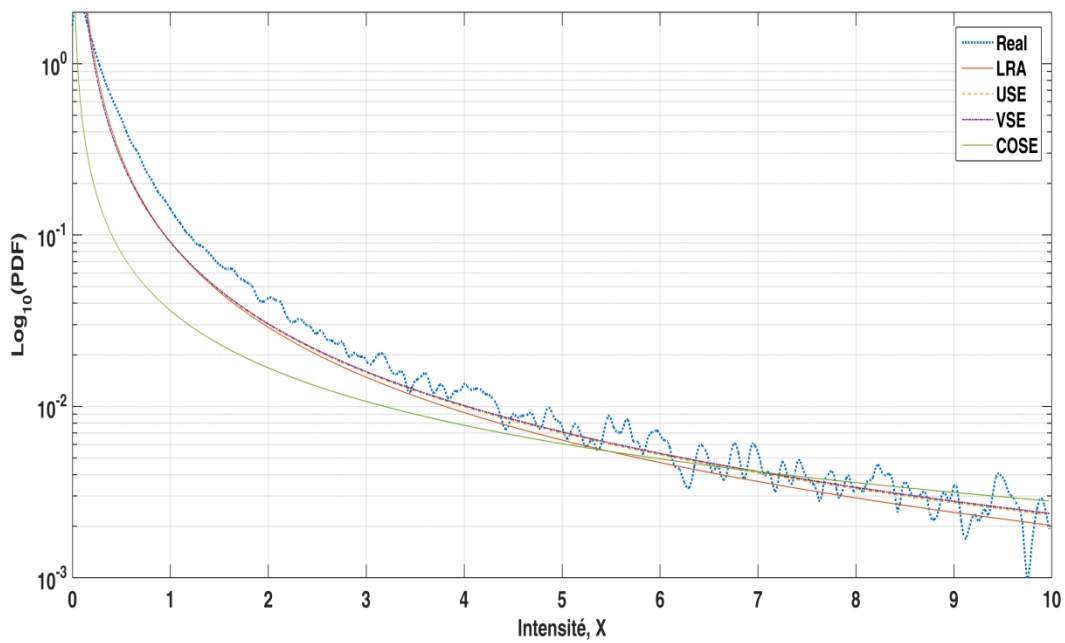


Figure 3.11 Modélisation des données réelles de la 7^{ème} case distance par la distribution Pareto pour une polarisation verticale en émission et en réception et une résolution de 15 mètres.

Résolution de 3 mètres : Pour cette résolution, plus fine que les précédentes, avec polarisations horizontale et verticale en émission et réception, les Figures 3.12 et 3.13 montrent que les estimateurs USE et VSE ont des performances égales quasi égales à celles de l'estimateur LRA pour l'estimation des paramètres de la distribution Pareto I et la faire correspondre aux données réelles. L'estimateur COSE, par contre, montre des performances moindres, car les paramètres estimés par cet estimateur fournissent moins de concordance entre, à la fois, la PDF des données réelles ainsi que les PDF générées par les autres estimateurs.

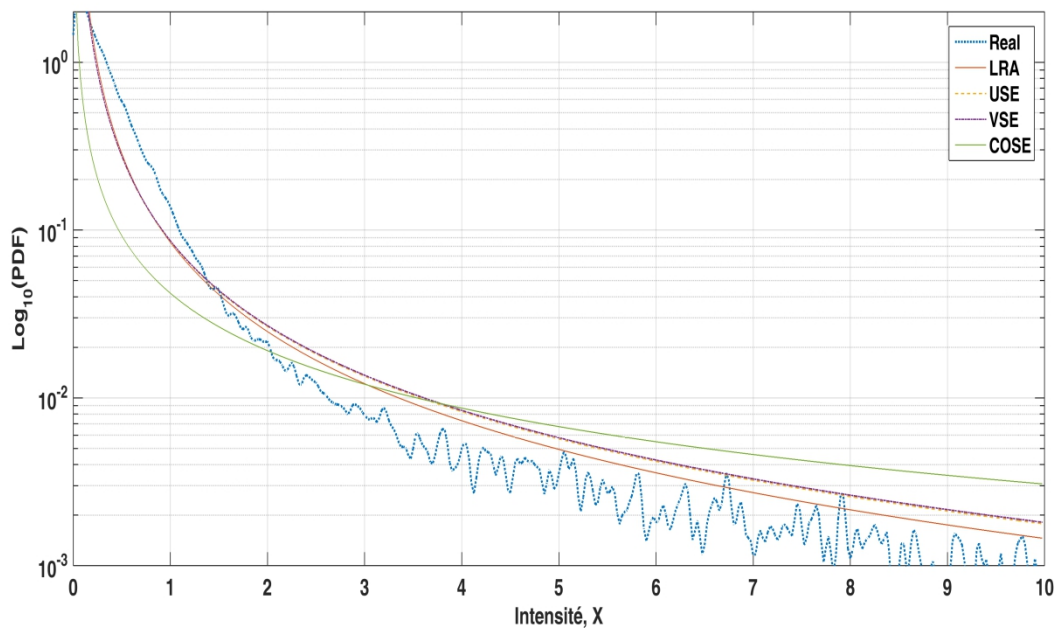


Figure 3.12 Modélisation des données réelles de la 30^{ème} case distance par la distribution Pareto pour une polarisation horizontale en émission et en réception et une résolution de 3 mètres.

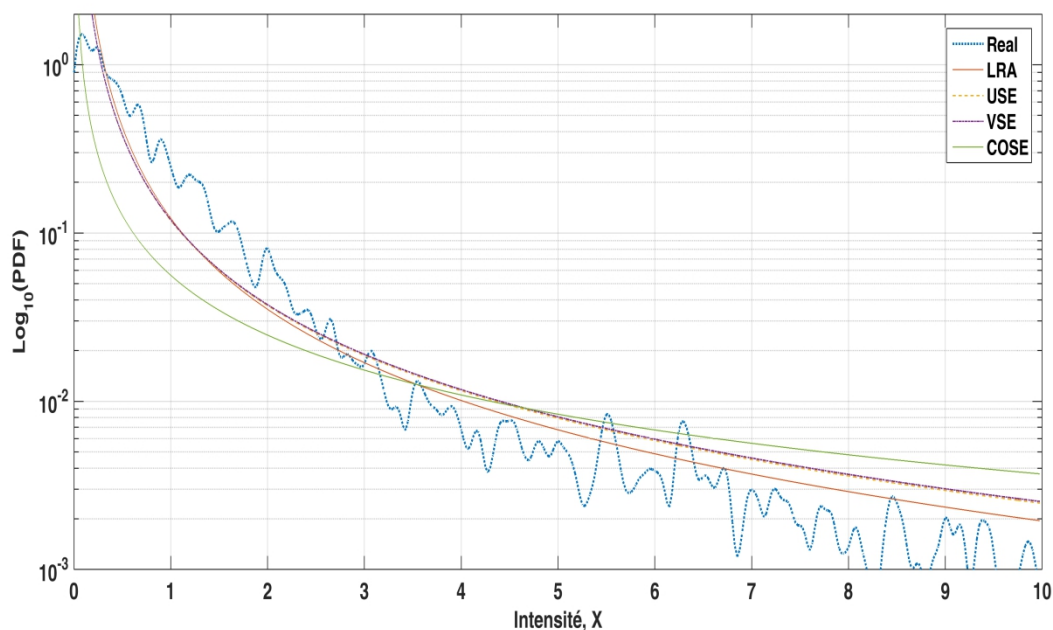


Figure 3.13 Modélisation des données réelles au niveau de la 30^{ème} case distance par la distribution Pareto pour une polarisation verticale en émission et en réception et une résolution de 3 mètres.

Base de données format .cdf (Common Data Form) : Additivement aux données réelles .mat, une correspondance de la distribution Pareto I avec les données réelles, .cdf, est investiguée. Le fichier 19931107_145028_starea.cdf est pris comme repère.

Estimation des paramètres des fichiers cdf à l'aide des estimateurs proposés: Les estimateurs USE, VSE et LRA, à la Figure 3.14, pour ce type de données, ont des performances très rapprochées, les PDFs suit de très près la PDF des données réelles, excepté à la queue où les données sont davantage impulsifs. Depuis le comportement de l'estimateur COSE pour les données matricielles et vu la nature des données (cdf) très impulsifs, ces résultats sont plutôt attendus, aucune amélioration n'est ressentie pour cet estimateur. La PDF s'écarte dès le début de celle des données réelles. Une censure de données en limitant les échantillons à un sous-groupe de données offre une correspondance plutôt harmonieuse.

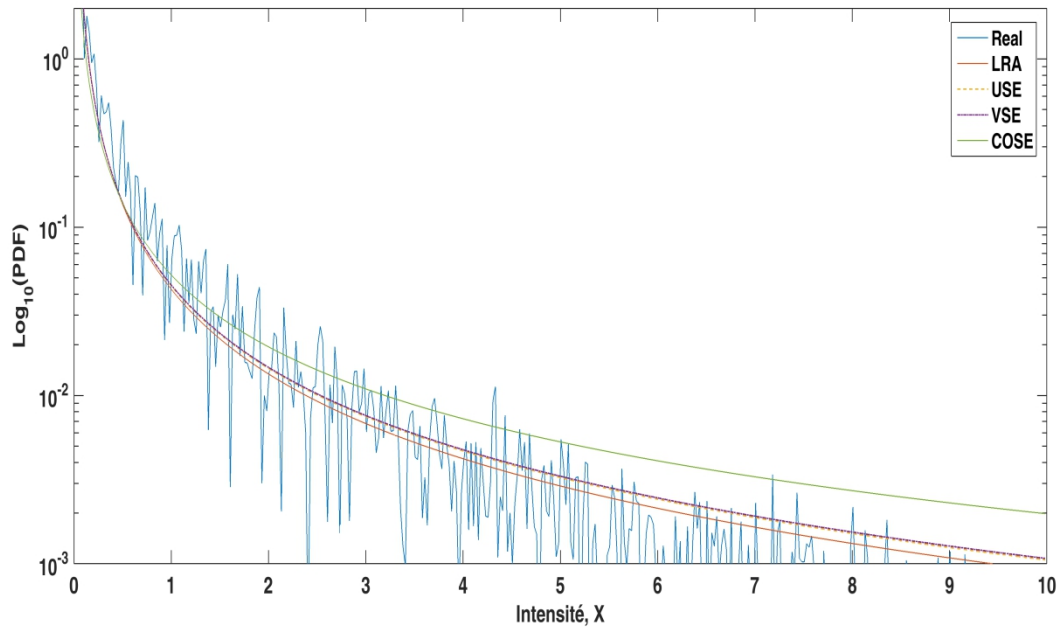


Figure 3.14 Modélisation des données réelles format cdf par la distribution Pareto

Procédure d'utilisation des données réelles de type cdf : En plus du format des fichiers .mat, les fichiers radar IPIX sont stockés au format NetCDF (Network Common Data Form) [31]. Ce format est pratique pour le stockage des données multidimensionnelles. Les données sont ensuite importées dans MATLAB à l'aide de la boîte à outils MexCDF (Mex-file CDF). Après téléchargement et installation, l'utilisation de ce type de données requière les étapes suivantes:

1. Phase d'initialisation: Définition dans Matlab des chemins pour les fichiers java, les classes, les pointeurs et la bibliothèque NetCDF.
2. Pointage du fichier en donnant un nom au pointeur.
3. Lecture des spécifications des données IPIX avec la commande ipixinfo qui fait appel à ipixazm.
4. Chargement des données IPIX à l'aide de la commande ipixload.
5. Sélection et ajustement, si nécessaire, de la polarisation (horizontale ou verticale), rangebin, présence ou non du clutter de terre (Dartmouth).

Exemple: La commande ipixinfo Nom-du-fichier donne des informations complètes sur le fichier à exploiter, les informations suivantes sont à la sortie d'une exécution de la commande ipixinfo 19931107_145028_starea.cdf.

Tableau 3.3

Utilisation de ipixinfo pour la lecture des caractéristiques d'un fichier Common Data Form, Exemple 19931107_145028_starea.cdf

• Variables:	<p>RF_frequency = 9.39 GHz</p> <p>Pulse_length = 200 nanoseconds</p> <p>PRF = 1000 Hertz</p> <p>Unambig_velocity = 7.9872 meters per second</p> <p>range = [5474.9995 5490.0005 ..nrange.. 5670] meters</p> <p>azimuth_angle = [130.4626 130.4572 ..nsweep.. 130.4791] degrees</p> <p>elevation_angle=[359.6979359.6979 ..nsweep.. 359.6979] degrees</p> <p>radar_lat = 44.62 degrees</p> <p>radar_lon = 63.43 degrees</p> <p>radar_elev = 30 meters</p> <p>antenna_beamwidth = 0.9 degrees</p> <p>antenna_gain = 45.7 dB</p> <p>like_stc_RF = 0 volts</p> <p>cross_stc_RF = 0 volts</p> <p>like_stc_IF = 0.84961 volts</p> <p>cross_stc_IF = 0.84961 volts</p> <p>decimation = 1 none</p> <p>adc_like_I = 0</p> <p>adc_like_Q = 1</p> <p>adc_cross_I = 2</p> <p>adc_cross_Q = 3</p> <p>adc_data = [nsweep x ntxpol x nrange x nadc] ADC output</p>
• Dimensions	<p>nsweep = 131072</p> <p>ntxpol = 2</p> <p>nrange = 14</p> <p>nadc = 4</p>
• Global attributes:	<p>Organization = McMaster University</p>

```
Instrument_name = IPIX X-band Polarimetric Coherent
Radar
Campaign = OHGR – Dartmouth
Site = Osborne Head, NS
Data_collection_date = 1993/11/07 14:50:28
TX_polarization =      A
NetCDF_file_name = 19931107_145028_starea.cdf
NetCDF_creation_routine = make_Dartmouth_ncdf
NetCDF_creation_date = Thu May 17 18:17:35 2001
Field_CD_name =  ohgr0013
Field_file_dir =  Nov0793a
Field_file_name = starea7526838289
Field_dataset_name = /data/Nov7/starea3.
```

Comme dernière étape dans l'estimation des paramètres des données réelles, nous avons utilisé deux autres modèles en l'occurrence les distributions Weibull et log-normal. Bien qu'ils existent plusieurs critères de modélisation des données réelles, nous considérons ici le critère graphique. Ainsi, les qualités d'ajustement des PDF théoriques et les données réelles sont illustrés dans les Figures 3.15 et 3.16. D'après ces dernières, les PDF théoriques des lois GP et log-normal modélisent mieux les courbes des PDF obtenues à partir des données réelles IPIX de la 12^{ème} et 6^{ème} cellules à polarisation verticale et résolutions 30 et 15 mètres, respectivement. Par ailleurs, l'ajustement obtenu à l'aide du modèle Pareto I, est meilleur dans la région de la queue. Le modèle Weibull s'adapte uniquement au début du tracé puis se rapproche pour enfin s'éloigner aux alentours de la queue. De ce fait, les modèles les plus représentatifs des données réelles sont les lois GP et log-normal. Enfin, pour avoir un aperçu des paramètres estimés, le Tableau 3.4 montre quelques valeurs des paramètres estimés des différentes distributions suscitées.

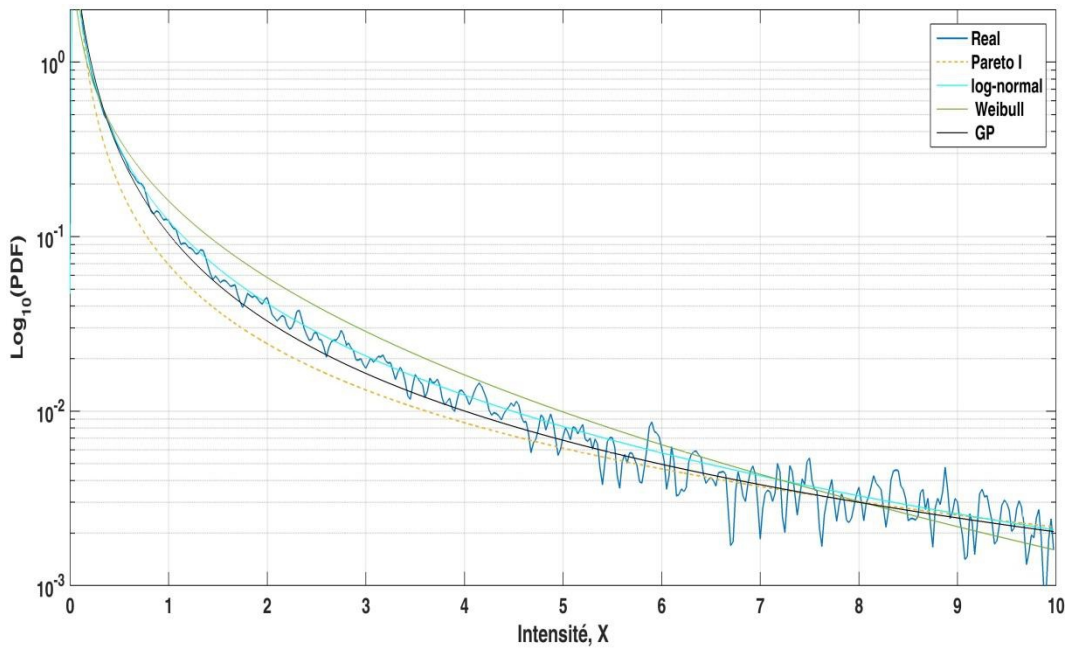


Figure 3.15 Modélisation des données réelles au niveau de la 12^{ème} case distance par les distributions Pareto I, GP, Weibull, log-normal pour une polarisation horizontale en émission et en réception et une résolution de 30 mètres.

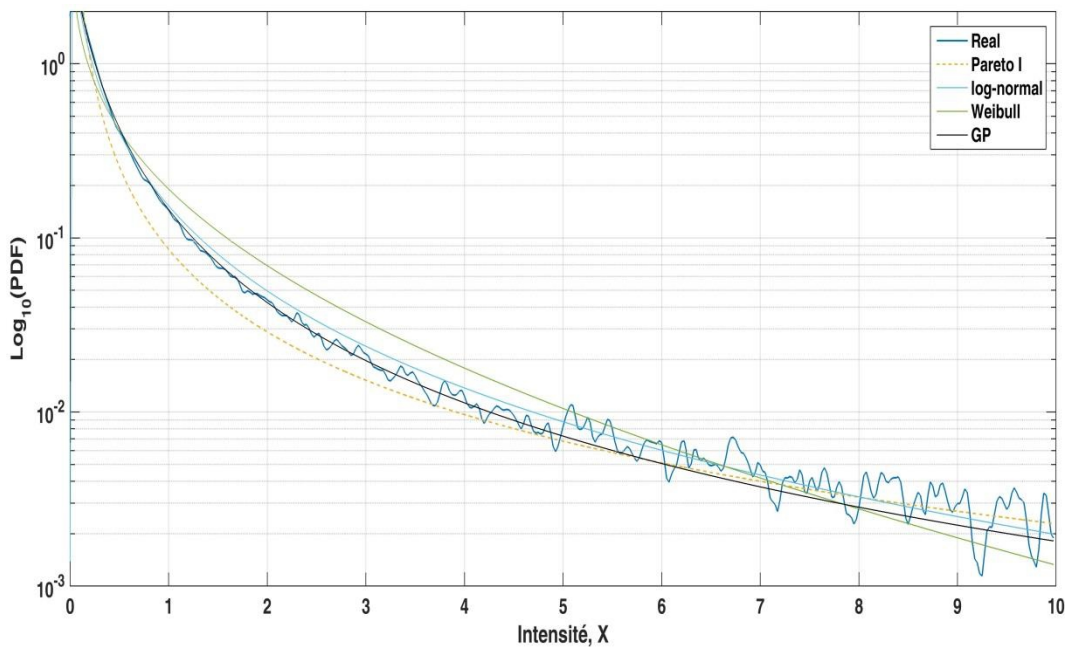


Figure 3.16 Modélisation des données réelles au niveau de la 6^{ème} case distance par les distributions Pareto I, GP, Weibull, log-normal pour une polarisation horizontale en émission et en réception et une résolution de 15 mètres.

Tableau 3.4
Paramètres estimés des distributions Pareto I, GP, Weibull, log-normal

Distribution	Estimateur	Paramètres	Résolution (m)		
			30 (12 ^{ème} cellule)	15 (6 ^{ème} cellule)	
Pareto I	MLE	$\hat{\beta}$	3.3661e-06	8.2399e-06	
		$\hat{\alpha}$	0.0940	0.0986	
	COSE	$\hat{\beta}$	5.5975e-06	1.3140e-05	
		$\hat{\alpha}$	0.0940	0.0986	
	LRA	$\hat{\beta}$	0.0250	0.0435	
		$\hat{\alpha}$	0.5469	0.6366	
	USE	$\hat{\beta}$	0.0205	0.0370	
		$\hat{\alpha}$	0.4935	0.5770	
	VSE	$\hat{\beta}$	0.0201	0.0364	
		$\hat{\alpha}$	0.4883	0.5718	
	Pareto généralisée	MLE GP	$\hat{\beta}$	0.1170	0.2175
			$\hat{\alpha}$	1.3037	0.9306
Weibull	MLE	$\hat{\omega}$	2.0821e-05	0.5662	
		$\hat{\gamma}$	0.1075	1.4814	
log-normal	MLE	$\hat{\mu}$	-1.9630	-1.5647	
		$\hat{\sigma}$	2.0076	1.7490	

3.4 Conclusion

Dans ce troisième chapitre, des expressions sous formes analytiques simples permettant d'estimer les paramètres du clutter Pareto I ont été proposées; à savoir les estimateurs USE et VSE. Ces estimateurs ont la particularité d'être liés aux moments fractionnaires positifs et négatifs. Nous avons aussi proposé et analysé l'estimateur COSE. Celui-ci est basé sur les statistiques d'ordre consécutives. Nous avons montré, par le biais des simulations de Monte Carlo et de données synthétiques, que les estimateurs VSE, USE et COSE proposés sont plus efficaces, tant du point de vue justesse que des temps de calculs, que l'estimateur LRA. En exploitant les données réelles IPIX, nous avons montré que les deux estimateurs VSE et USE sont plus pratiques que celui du LRA, lequel nécessite un nombre élevé d'échantillons et un temps de calcul relativement grand. Pour l'estimateur COSE, malgré sa grande justesse pour des données synthétiques, celui-ci montre des performances limitées pour le cas 'haute résolution', i.e., 3 mètres. Il est donc judicieux d'appliquer une censure de la base de données afin d'arriver à une bonne correspondance. Cet estimateur est donc dédié plutôt à l'estimation de données synthétiques. Nous pensons que l'utilisation de tels estimateurs en l'occurrence le VSE et l'USE améliorerait considérablement la détection de la cible intégrée dans un clutter Pareto. Enfin, notons que les données réelles Ingara n'existent dans aucun site Internet. De ce fait, nous ne les avons pas représentées dans ce travail.

En effet, dans ses travaux, Weinberg, utilisent des données Ingara, i.e., Pareto II, dont le paramètre d'échelle approxime toujours zéro, et ce afin d'appliquer les détecteurs dédiés au clutter Pareto I.

Détecteurs à censure et à commutation automatiques dans un clutter Pareto

4.1 Introduction.....	97
4.2 Détection CFCAR.....	98
4.2.1 Processeur ACD-CFCAR.....	100
4.2.2 Détection à taux de fausse alarme constant	101
4.2.3 Censure à taux de fausse censure constant.....	101
4.2.4 Sélection des seuils adaptatifs.....	103
4.2.5 Evaluation des performances	103
4.2.6 Probabilité de censure	104
4.2.7 Probabilité de détection.....	105
4.3 Commutation dans un clutter Pareto.....	106
4.3.1 Processeur EVI-ASD-CFAR	107
4.3.2 Détecteurs impliqués dans le processus de commutation avec un paramètre d'échelle inconnu	115
4.3.3 Processeur PI-CFAR.....	118
4.3.4 Résultats de simulations et discussions.....	124
4.3.4.1 Environnement homogène	127
4.3.4.2 Situations de cibles multiples.....	129
4.3.4.3 Situation de bord de clutter	134
4.4 Performances attendues du processeur PI-CFAR avec des données réelles	139
4.5 Conclusion	140

Résumé: La censure et la commutation automatiques sont deux solutions différentes mais vraisemblablement complémentaires et connexes, du fait qu'elles jouent un rôle prépondérant dans la détection de cibles radar. De ce fait, nous avons choisi de les réunir dans un même chapitre tout en essayant de circonvenir le problème de la détection de cibles dans un clutter Pareto de deux manières différentes. D'une part, nous proposons un détecteur qui remplit les deux fonctions, censure et détection, basé sur le même seuil du détecteur TM-CFAR. Il assure des taux de fausse censure et fausse alarme constants. Ce détecteur résolve le problème inhérent à l'effet de masque en déterminant avec précision le nombre de cibles interférentes sans aucune information préalable de l'ordre de grandeur de ce nombre. D'autre part, nous traitons la question de la meilleure détection possible dans un environnement non gaussien, très variable et changeant représentant un clutter de mer de type Pareto, en proposant un processeur robuste pour tous les états de l'environnement. Brièvement, celui-ci procède en commutant dynamiquement, à travers le test de l'indice de variabilité de Pietra, vers le détecteur approprié parmi un groupe de détecteurs classiques, initialement conçus pour ne traiter qu'un type seul d'environnement.

4.1 Introduction

Avant de commencer ce chapitre, nous tenons à attirer l'attention du lecteur sur le fait que pour des raisons de simplicité, nous omettrons le '1' de Pareto 1. Pour la détection de cibles d'intérêts, il existe une variété de méthodes d'estimation du niveau du clutter entourant la CUT. La définition avec précision le nombre de cibles indésirables à censurer et le choix de l'algorithme selon la nature de l'environnement, i.e., homogène ou hétérogène, constitue un problème ardu. Dans ce chapitre, notre étude est scindée en deux volets. Dans un premier lieu, nous introduisons la censure automatique pour pallier aux insuffisances des détecteurs de censure à points fixes, qui exhibent des performances dégradées par manque ou absence de connaissance *a priori*, nécessaires au processus de détection. Pour ce faire, nous proposons un détecteur CFCAR de censure automatique qui ne nécessite aucune information *a priori* sur le nombre exact de cibles interférentes. L'algorithme de censure utilisé, exploite le détecteur TM-CFAR dont le seuil de détection joue un double rôle; i.e., seuil de censure et de détection adaptative de cible avec un paramétrage différent dépendant de la P_{fc} et P_{fa} désirées, respectivement. Dans un deuxième lieu, nous introduisons la commutation automatique (switching) où un parmi plusieurs détecteurs CFAR est sélectionné, selon la variabilité et les circonstances changeantes de l'environnement au voisinage de la CUT en cours. Dans cette optique, nous proposons un processeur qui a la qualité de basculer entre chaque détecteur pour exploiter ces avantages selon grâce à l'indice de variabilité de Pietra qui s'adapte mieux aux échantillons de distribution non-gaussienne distribués dont ceux de la distribution Pareto.

4.2 Détection CFCAR

Dans une situation de cibles multiples, et afin de pallier à l'effet de masque, il fut pratique d'utiliser des détecteurs CFAR à censure fixe basés sur les statistiques d'ordre pour leurs performances de détection. Ces détecteurs éliminent les cellules de références indésirables d'une seule ou des deux extrémités de la fenêtre de référence [12, 13, 20, 318]. Cependant, cela est conditionné, car ces détecteurs ne donnent de bons résultats que si le nombre de cibles interférentes présentes dans la fenêtre de référence est connu *a priori*; ce qui n'est pas toujours possible dans les applications réelles. Par exemple, la Figure 4.1 montre la P_d en fonction du rapport signal sur clutter (SCR), en présence de six cibles interférentes ayant un rapport interférence sur clutter, $ICR = SCR$. Autrement dit, il s'agit d'un environnement Pareto hétérogène pour lequel le nombre réel de cibles interférentes est supérieur à celui préalablement estimé. Par conséquent, il est clair que le CFAR

loss entre les détecteurs est considérable quand nous passons d'une censure de cinq à une censure de six interférences du détecteur TM-CFAR [319].

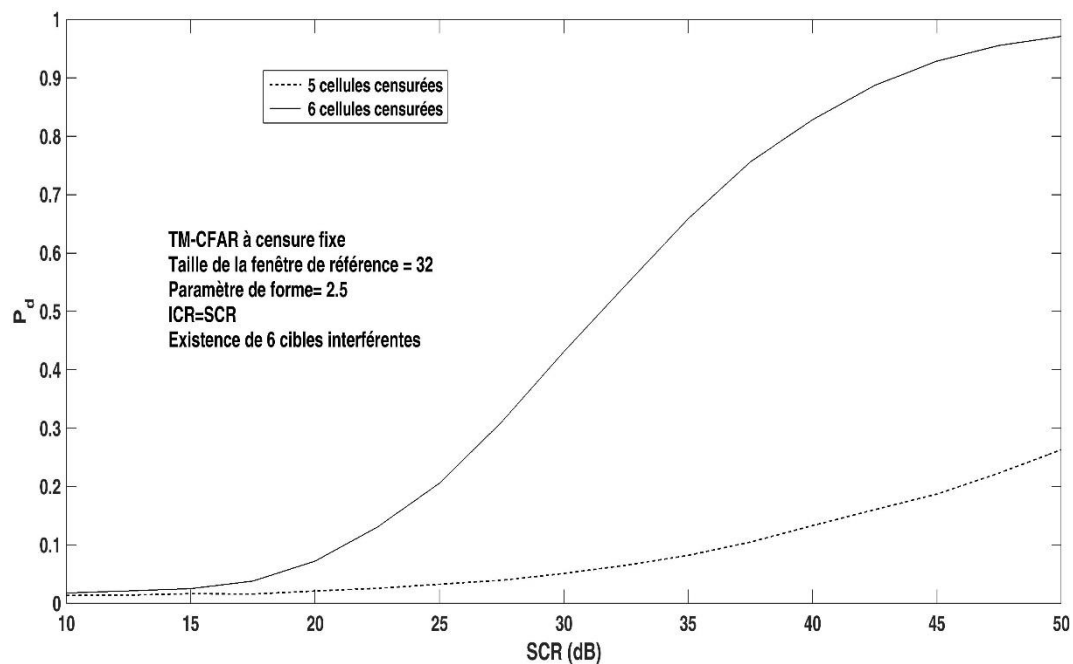


Figure 4.1 Simulation des performances de détection du détecteur TM-CFAR à point de censure fixe dans un clutter Pareto en fonction de SCR, dans les deux cas où le nombre des cibles est connu *a priori* ou inconnu

Dans cette première partie, nous détaillons les étapes de conception du processeur ACD-CFCAR (Automatic Censoring and Detection Constant False Censoring and Alarm Rates) basé sur le seuil du détecteur TM-CFAR. C'est un processeur composé de deux algorithmes complémentaires. L'un a vocation de censure d'un nombre inconnu de cibles interférentes baignant dans un clutter de distribution Pareto tout en maintenant constant le taux de fausse censure CFCR (Constant False Censoring Rate), et l'autre à vocation de détection de cibles de type Swerling I tout en maintenant un taux de fausse alarme constant (CFAR). La censure automatique des cellules indésirables est effectuée à partir d'un rang, appelé point de censure, lequel est déterminé par l'algorithme de censure utilisé. Ainsi, nous avons utilisé l'algorithme de censure automatique, opérant dans un clutter log-normal, proposé dans [57, 320] pour opérer dans un milieu Pareto.

4.2.1 Processeur ACD-CFCAR

La Figure 4.2 montre la structure générale du détecteur proposé. Tous les échos des cibles sont supposés être incorporés dans un clutter de Pareto. Les sorties X_i , $i = 0, 1, 2, \dots, N$, du DQ (Détecteur Quadratique) sont envoyées en série sur une ligne à retard de longueur $N - 1$, correspondant aux N cellules de référence, formant ainsi le milieu environnant de la CUT (X_0). En d'autres termes, nous considérons des seuils adaptatifs qui assurent une P_{fc} et une P_{fa} désirées constantes pour toutes les valeurs des paramètres de la distribution de Pareto. A cette fin, nous supposons que les échantillons X_i , $i = 1, \dots, N$, sont des variables aléatoires Pareto IID. Les N variables aléatoires sont triées, dans la fenêtre de référence, par ordre croissant en fonction de leur amplitude pour obtenir les échantillons $X_{(i)}$, $i = 1, \dots, N$, qui seront d'abord traités entièrement par l'algorithme de censure, puis dans une version censurée, par l'algorithme de détection.

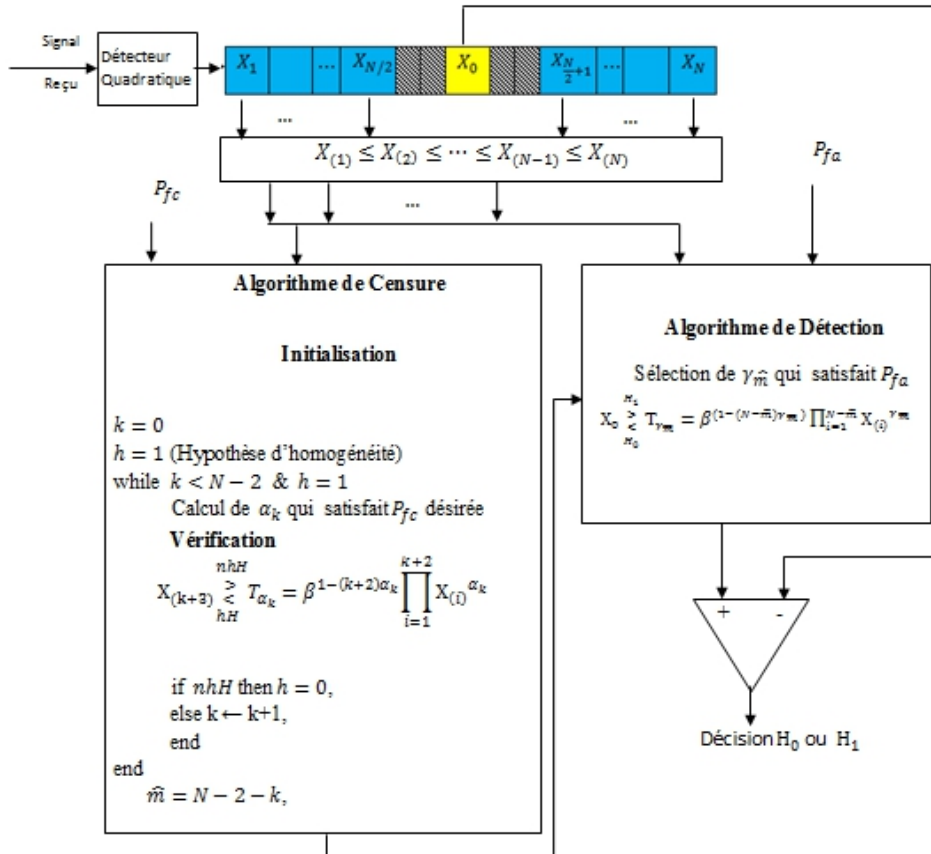


Figure 4.2 Diagramme en bloc du processeur ACD-CFCAR

Pour l'analyse des performances du processeur, nous utilisons le critère de Neyman-Pearson, qui préconise la maximisation de la P_d tout en maintenant constante la P_{fa} . A l'exception du processus de censure, le processeur proposé peut être assimilé au détecteur CA-CFAR dans lequel un nombre fixe d'échantillons, les plus grands et/ou les plus petits peuvent être censurés, i.e. le détecteur TM-CFAR conventionnel utilisé dans de nombreux systèmes radars [13, 319]. Dans ce qui suit, nous optons pour la personnalisation de ce détecteur pour n'éliminer que les cibles indésirables de rang supérieur dont le nombre n'est pas connu *a priori*. Ce processus permet au processeur de supprimer l'effet de masque provoqué par les cibles interférentes. Ceci est équivalent au détecteur CMLD-CFAR [20, 21] adapté au clutter Pareto, avec en amont de la détection un algorithme de censure.

4.2.2 Détection à taux de fausse alarme constant

Dans l'algorithme de détection, la CUT, X_0 est comparée au seuil adaptatif de détection $T_{\gamma_{\hat{m}}}$ pour décider de la présence (Hypothèse H_1) ou de l'absence (Hypothèse H_0) d'une cible primaire, en fonction du test statistique suivant:

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} T_{\gamma_{\hat{m}}} = \beta^{(1-(N-\hat{m})\gamma_{\hat{m}})} \prod_{i=1}^{N-\hat{m}} X_{(i)}^{\gamma_{\hat{m}}} \quad (4.1)$$

où \hat{m} est le nombre estimé des plus grands d'échantillons indésirables à censurer et $\gamma_{\hat{m}}$ le coefficient de seuil permettant de maintenir la P_{fa} désirée. Notez que la détection dans un environnement homogène correspond à $\hat{m} = 0$. Les algorithmes de censure proposés ont pour objectif d'obtenir la meilleure valeur de \hat{m} et ce sans aucune connaissance *a priori* du nombre de cibles interférentes. Cette tâche est reportée à la section suivante.

4.2.3 Censure à taux de fausse censure constant

L'objectif de cet algorithme de censure automatique est d'estimer le nombre d'échantillons indésirables avec un CFCR pour toutes les valeurs des paramètres de forme et d'échelle du clutter Pareto. Pour ce faire, les cellules de référence sont d'abord classées en ordre croissant en fonction de leurs amplitudes, ensuite le test d'hétérogénéité suivant est utilisé:

$$X_{(k+3)} \underset{H_h}{\overset{H_{nh}}{>}} T_{\alpha_k} = \beta^{1-(k+2)\alpha_k} \prod_{i=1}^{k+2} X_{(i)}^{\alpha_k} \quad (4.2)$$

Où T_{α_k} est le seuil adaptatif de censure et α_k le coefficient de seuil permettant de maintenir la P_{fc} désirée. L'hypothèse H_{nh} fait référence à un environnement hétérogène, c'est-à-dire que les échantillons $X_{(k+3)}, X_{(k+4)}, \dots, X_{(N)}$ correspondent à des échantillons de clutter plus interférences et l'hypothèse H_h fait référence à un environnement homogène. L'algorithme de censure s'exécute comme suit:

La phase d'initialisation, qui suit la phase de tri des échantillons en ordre croissant, i.e., $X_{(1)} < X_{(2)} < \dots < X_{(P)} < X_{(N)}$, consiste à mettre $h=1$, pour un environnement homogène. Ainsi, suivant l'équation (4.2), les tests successifs commençant par $k = 0$, c'est-à-dire l'échantillon d'ordre 3 est comparé au seuil composé d'une population initiale ou $P=2$, à savoir deux échantillons pris d'un clutter sans cibles interférentes.

$$X_{(3)} \underset{Hh}{\overset{Hnh}{>}} T_{\alpha_0} = \beta^{1-2\alpha_0} \prod_{i=1}^2 X_{(i)}^{\alpha_0} \quad (4.3)$$

où α_0 est calculé *a priori*; sa valeur est lue à partir du Tableau 4.2 pour $k = 0$. Notons que pour différentes valeurs de la P_{fc} désirée, ce tableau contient toutes les valeurs exactes des α_k , $k = 0, \dots, N - 2$.

Les étapes sont ainsi répétées jusqu'à ce que la cellule à examiner soit déclarée contenir au clutter plus interférence, i.e., $h=0$ (environnement hétérogène), ou jusqu'à ce que tous les $N - 2$ échantillons soient testés sans parvenir à repérer la présence d'une ou plusieurs cibles interférentes, c'est-à-dire $k = N - 2$. Selon la valeur de k , le nombre estimé de cibles interférentes à censurer est donné par:

$$\hat{m} = N - 2 - k \quad (4.4)$$

La P_c la probabilité de censurer exactement m cellules est définie par:

$$P_c = Pr\{\hat{m} = m\} \quad (4.5)$$

où Pr est l'opérateur probabilité. Comme il est difficile d'obtenir une expression analytique exacte de la P_c , nous avons recours aux simulations de Monte Carlo pour la déterminer. Par ailleurs, il est connu de la littérature radar que la censure automatique des cellules indésirables peut conduire à une probabilité de sous-censure donnée par:

$$P_u = Pr\{\hat{m} < m\} \quad (4.5)$$

La probabilité de sur-censure est, quant à elle, donnée par:

$$P_o = Pr\{\hat{m} > m\} \quad (4.6)$$

tel que:

$$P_c + P_u + P_o = 1 \quad (4.7)$$

4.2.4 Sélection des seuils adaptatifs

Il est clair que la sélection des coefficients de seuil de censure et de détection est l'élément clé de la mise en œuvre du détecteur ACD-CFCAR. Le coefficient de seuil de détection $\gamma_{\hat{m}}$ est choisi de façon à ce que la P_{fa} soit maintenue constante dans un environnement homogène ($P_{fa} = 10^{-4}$ dans notre cas). En d'autres termes:

$$P_{fa} = Pr\{X_0 > T_{\gamma_{\hat{m}}} | H_0\} = Constante \quad (4.8)$$

L'expression analytique de la P_{fa} du seuil adaptatif de détection $T_{\gamma_{\hat{m}}}$ est donnée par [13, 319]

$$P_{fa} = \prod_{j=1}^{N-\hat{m}} M_{v_j}(\gamma_{\hat{m}}) \quad (4.9)$$

Pour un paramètre d'échelle connu *a priori*, $M_{v_j}(\gamma_{\hat{m}})$ est une fonction garantissant la propriété CFAR par rapport au paramètre de forme α . Le seuil $\gamma_{\hat{m}}$ est donc estimé au moyen de simulations de Monte Carlo via $10^2/P_{fa}$ exécutions indépendantes [63, 318, 321].

Le coefficient du seuil de censure α_k est donné de manière à obtenir une P_{fc} constante dans un environnement homogène. Plus précisément, P_{fc} est définie par:

$$P_{fc} = Pr\{X_{(3+k)} > T_{\alpha_k} | hH\} \quad (4.10)$$

où α_k est aussi estimé via les simulations de Monte Carlo avec des exécutions indépendantes de $10^2/P_{fc}$.

4.2.5 Evaluation des performances

Dans cette section, nous évaluons les performances de censure et de détection du détecteur ACD-CFCAR. Nous traitons la détection une seule impulsion et supposons la présence d'un nombre m , inconnu, de cibles interférentes ayant le même ICR, et qui peut prendre n'importe quelle valeur dans la fenêtre de référence entre $0 \leq m \leq N-2$. La valeur $m = 0$ correspond au cas homogène.

L’algorithme de censure a la mission de révéler le nombre de cibles indésirables. Les Tableaux 4.1 et 4.2 fournissent les coefficients de détection $\gamma_{\hat{m}}$ et de censure α_k , pour une $P_{fa} = 10^{-4}$ et une $P_{fc} = 10^{-1}, 10^{-2}$ et 10^{-3} , respectivement.

Tableau 4.1

Coefficient du seuil de détection $\gamma_{\hat{m}}$ dans un clutter Pareto, pour $N = 32$ et $P_{fa} = 10^{-4}$

\hat{m}																															
0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
0.337	0.388	0.438	0.494	0.556	0.621	0.700	0.782	0.874	0.982	1.111	1.260	1.421	1.421	1.859	2.144	2.50	2.961	3.517	4.283	5.230	6.619	8.5493	11.23	15.423	22.165	34.891	61	122	349	2299	

Tableau 4.2

Coefficient du seuil de censure α_k dans un clutter Pareto, pour $N = 32$ et $P_{fc} = 10^{-1}, 10^{-2}$ et 10^{-3}

$k \backslash P_{fc}$	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29
10^{-1}	2.306	1.236	0.848	0.634	0.511	0.424	0.367	0.321	0.286	0.261	0.239	0.228	0.205	0.191	0.181	0.172	0.164	0.157	0.151	0.146	0.142	0.139	0.136	0.134	0.136	0.139	0.146	0.146	0.160	0.202
10^{-2}	7.330	2.606	1.516	1.022	0.760	0.607	0.509	0.449	0.393	0.347	0.308	0.279	0.261	0.243	0.226	0.218	0.205	0.194	0.186	0.179	0.172	0.170	0.166	0.168	0.168	0.167	0.176	0.186	0.216	0.296
10^{-3}	22.52	5.719	2.789	1.575	1.156	0.830	0.707	0.590	0.498	0.431	0.388	0.347	0.330	0.297	0.295	0.276	0.242	0.233	0.225	0.22	0.201	0.197	0.192	0.199	0.200	0.199	0.215	0.234	0.267	0.39

4.2.6 Probabilité de censure

Nous examinons particulièrement la probabilité de sous-censure P_u car en pratique, la sous-censure peut dégrader les performances de l’algorithme de censure en engendrant un effet de masque pour la détection de la cible. Malgré le fait que la probabilité de sur-censure P_o puisse entraîner une diminution de la P_d , mais dans des cas particulier ou la sécurité prime, elle reste souhaitable lorsque le nombre d’interférences est inconnu [31, 57].

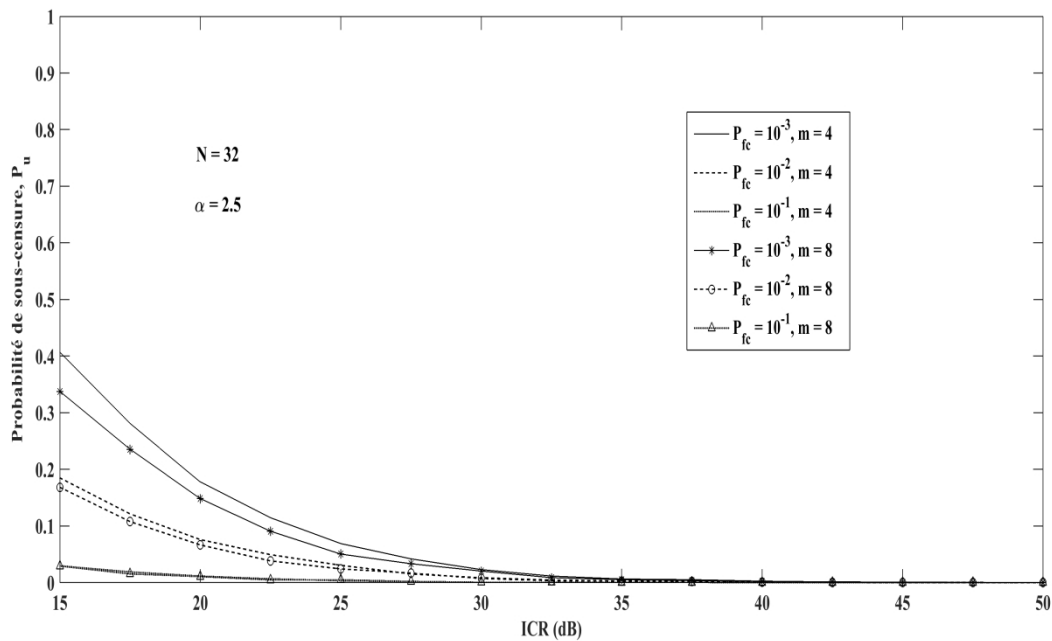
La Figure 4.3 montre P_u en fonction de ICR pour $m = 4$ et 8 , paramétrée par $P_{fc} = 10^{-1}$ à 10^{-3} . Nous observons que P_u est relativement élevée pour de faibles valeurs de ICR. Elle affiche sa plus grande valeur pour une $P_{fc}=10^{-3}$ où elle voisine les 40% pour ICR=15dB. Aussi, nous observons que P_u diminue lorsque m augmente, il en va de même avec P_{fc} et N .

Par ailleurs, indépendamment de m et de P_{fc} , plus les interférences sont puissantes, plus P_u est proche de zéro. Enfin, notons que l’algorithme produit une petite P_u , qui est en faveur des performances en détection.

4.2.7 Probabilité de détection

Comme illustré dans la Figure 4.4, pour un environnement homogène, le détecteur ACD-CFCAR présente approximativement les mêmes performances de détection pour $P_{fc} = 10^{-2}$ et 10^{-3} . Cependant, pour $P_{fc} = 10^{-1}$, la perte de détection (CFAR loss) est considérable. Par conséquent, le détecteur proposé doit être étalonné dans un environnement homogène à une valeur de P_{fc} assurant une performance de détection comparable à celle de la détection à point fixe correspondante.

Pour un environnement hétérogène, la Figure 4.5 montre les cas de cibles multiples, où les performances du détecteur proposé sont meilleures que la version à point fixe correspondante, en particulier pour des valeurs élevées de m .



Figure

4.3 Probabilité de sous-censure simulée en fonction de ICR de l'algorithme de censure ACD-CFCAR, paramétrée par P_{fc} et m

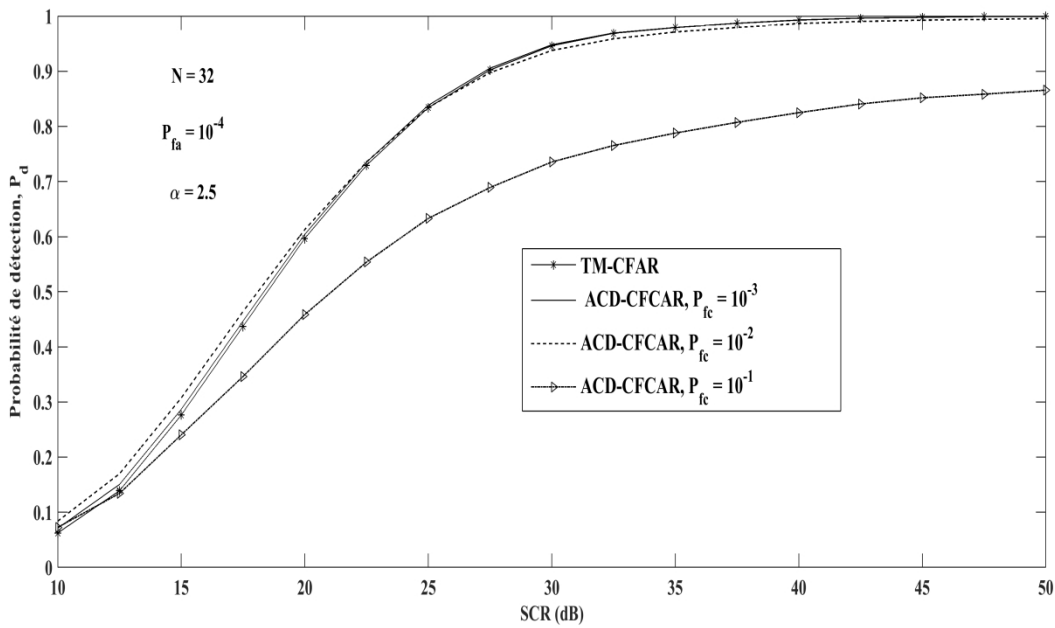


Figure 4.4 Probabilité de détection simulée en fonction de SCR de l’algorithme de détection ACD-CFAR dans un clutter Pareto homogène

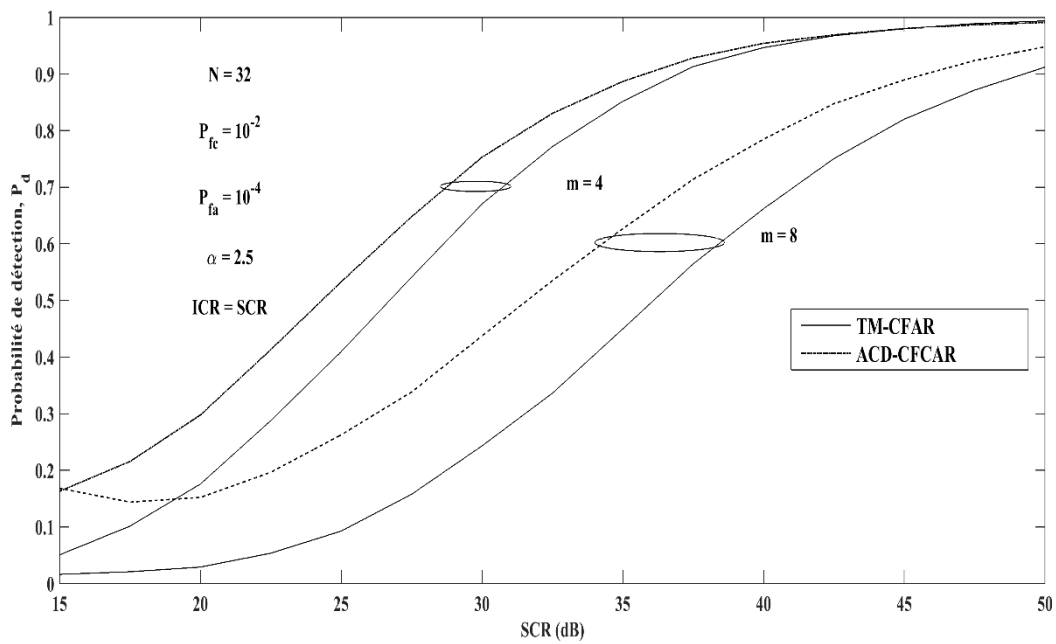


Figure 4.5 Probabilités de détection simulée en fonction de SCR du détecteur ACD-CFAR pour plusieurs situations de cibles, avec m comme paramètre

4.3 Commutation dans un clutter Pareto

Trouver un équilibre entre le choix d'un algorithme adapté à l'environnement homogène et d'autres réputés robuste pour différents type d'hétérogénéité; à savoir la régulation du taux de fausse alarme en présence d'un environnement Pareto hétérogène de paramètres de forme et d'échelle inconnus, constitue un problème ardu dans la détection radar. Pour un environnement Pareto homogène, la famille des détecteurs basés sur le GM exhibent de meilleures performances que ceux basés sur les statistiques d'ordre. Cependant, en présence de cibles interférentes, ces derniers ont tendance à être plus robustes. Quant à la régulation de la probabilité de fausse alarme, les détecteurs basés sur le GM et ceux basés sur les OS ont des performances similaires [82, 319].

Une solution avérée à ce problème consiste à appliquer le concept d'un processeur intelligent à commutation. L'idée est de déterminer l'existence de d'une variabilité dans les statistiques de clutter. Une telle variabilité pourrait être due à des différences de niveaux de la puissance du clutter; à savoir, un bord de clutter ou des cibles interférentes. Pour le clutter Pareto, et comme il a été déjà stipulé dans le Chapitre I, cette problématique a été traitée par deux logiques différentes. La première consiste à exploiter des règles de décision basées principalement sur les statistiques de la CUT et un processus de détection donné, tel que l'utilisation d'un seul détecteur GM où deux sous-groupes distincts, homogène et hétérogène, de tailles aléatoires, sont considérés. Les échantillons de références peuvent alors appartenir à l'un de ces sous-groupes par le biais d'un seuil fixé selon les interférences admises. En présence d'irrégularité le clutter est réduit en éliminant les échantillons indésirables. Sinon, le détecteur est exécuté tel quel sans réduction [82, 83]. Ainsi, le processus de détection bascule entre deux profils de clutter possibles. La deuxième est celle qui sera développée dans la suite de ce manuscrit. Elle consiste à utiliser une logique de commutation différente de la première qui s'appuie sur la sélection d'un parmi plusieurs détecteurs CFAR, dont les performances ne sont pas identiques et dont la robustesse est tributaire de l'état de l'environnement. Ceci est accompli par le biais de l'indice de variabilité PI afin que le détecteur opportun soit sélectionné [86, 89].

4.3.1 Processeur EVI-ASD-CFAR

Pour tenter d'utiliser le VI comme discriminateur d'un clutter Pareto hétérogène, nous avons développé le processeur EVI-ASD-CFAR pour un environnement Pareto en présence de cibles multiples. Une sélection dynamique du détecteur approprié parmi les détecteurs de la famille du détecteur GM-CFAR, ou du détecteur TM-CFAR, développés dans [84], est réalisée en exploitant les propriétés inhérentes à la dualité entre les distributions Pareto et exponentielle et la logique de

commutation à base du VI et MR (Mean Ratio). La Figure 4.6 illustre leur schéma fonctionnel. Notons que le paramètre d'échelle β doit être connu *a priori*. Sur la base de ces détecteurs, la Figure 4.7 illustre le schéma fonctionnel du processeur proposé. Tous les échos de cibles reçus sont censés être intégrés dans un fouillis Pareto. Le signal reçu à la sortie du DQ est échantillonné pour acquérir les $X_i, i = 0,1,2 \dots N$, puis introduit dans un registre à décalage de taille $N + 1$, correspondant aux cellules de référence, entourant la CUT (X_0). En d'autres termes, nous considérons la détection adaptative qui maximise la probabilité de détection (P_d) et maintient concomitamment une constante (P_{fa}) pour toutes les valeurs des paramètres de la distribution Pareto. A cette fin, nous supposons que les X_i sont des variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées (IID) issus d'une distribution Pareto. Si nécessaire, les échantillons X_i pourraient être triés, dans un ordre croissant en fonction de leur amplitude, pour donner les échantillons $X_{(i)}, i = 1, \dots, N$, qui, à leur tour, sont traités par l'algorithme de niveau moyen censuré lorsque les deux demi-fenêtres de référence contiennent des cibles interférentes. Le Tableau 4.3, montre les expressions des P_d^{Dt} et P_{fa}^{Dt} des trois détecteurs avec un paramètre d'échelle connu *a priori*.

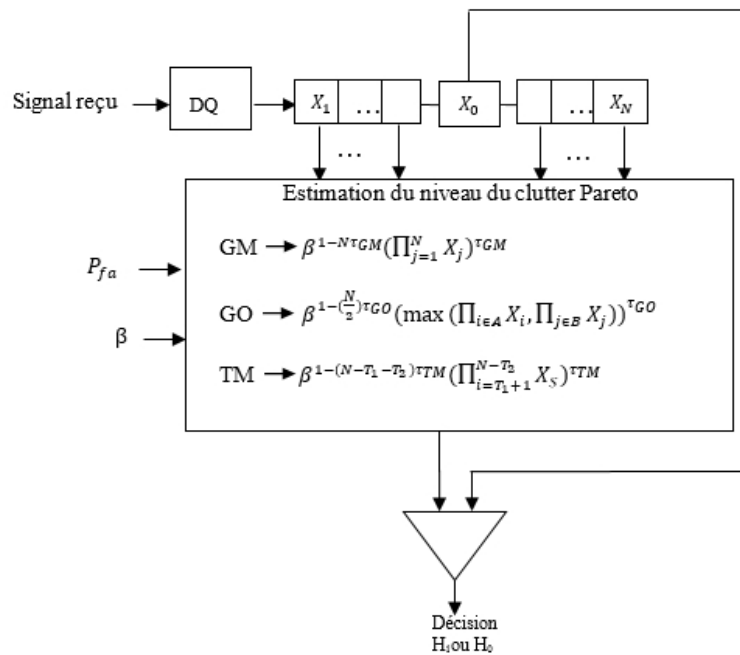


Figure 4.6 Schéma fonctionnel des différents détecteurs CFAR avec un paramètre d'échelle connu *a priori*.

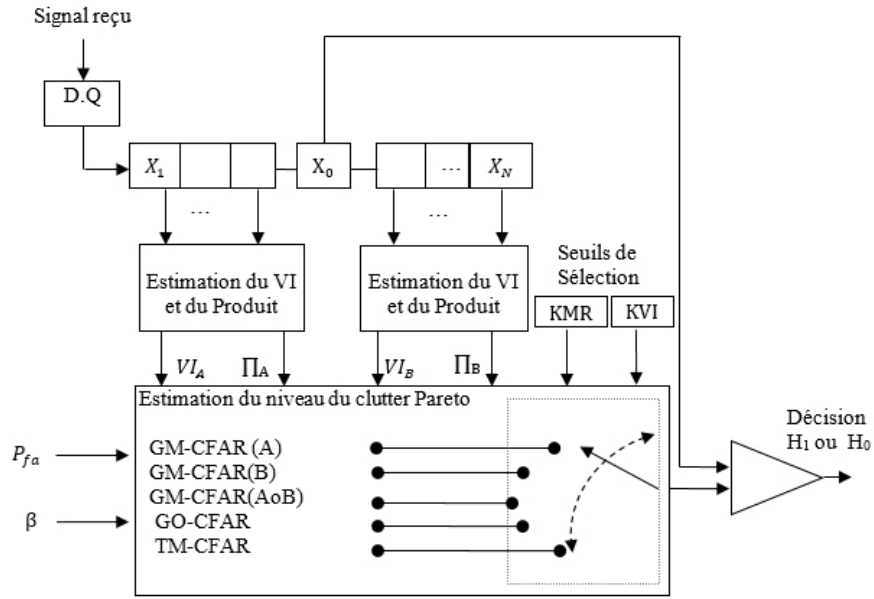

Figure 4.7 Schéma fonctionnel du processeur EVI-ASD-CFAR

Tableau 4.3

Expressions des P_d^{Dt} et P_{fa}^{Dt} des détecteurs GM-, GO- et TM-CFAR avec un paramètre d'échelle connu *a priori*

Détecteur (Dt)	P_{fa}^{Dt}	P_d^{Dt}
GM-CFAR	$P_{fa}^{GM} = (1 + \tau)^{-N}$	$P_d^{GM} = Pr(\log(\frac{X_0}{\beta}) > \tau_{GM} \sum_{j=1}^N \log(\frac{X_j}{\beta}) H_1)$
TM-CFAR	$P_{fa}^{TM} = \prod_{j=1}^{N-T_1-T_2} M_{v_j}(\tau)$, où $M_{v_1}(\tau) = \frac{N!}{T_1!(N-T_1-1)!(N-T_1-T_2)} \cdot \sum_{j=0}^{T_1} \frac{\binom{T_1}{j} (-1)^{T_1-j}}{N-j}$ et $M_{v_j}(\tau) = \frac{\frac{N-T_1-j+1}{N-T_1-T_2-j+1}}{\frac{N-T_1-j+1}{N-T_1-T_2-j+1} + \tau}$, pour $2 \leq j \leq N - T_1$	$P_d^{TM} = Pr(\log(\frac{X_0}{\beta}) > \tau_{TM} \sum_{j=T_1+1}^{N-T_2} \log(\frac{X_j}{\beta}) H_1)$
GO-CFAR	$P_{fa}^{GO} = 2(1 + \tau)^{-\frac{N}{2}} - 2 \sum_{k=0}^{\frac{N}{2}-1} \binom{\frac{N}{2} + j - 1}{j} (2 + \tau)^{-\binom{N}{2} + j}$	$P_d^{GO} = Pr(\log(\frac{X_0}{\beta}) >$ $\tau_{GO} \max(\sum_{j=1}^{\frac{N}{2}} \log(\frac{X_j}{\beta}), \sum_{j=\frac{N}{2}+1}^N \log(\frac{X_j}{\beta})) H_1)$

4.3.1.1 Logique de commutation

Afin d'améliorer la logique de sélection utilisée par le processeur VI-CFAR fonctionnant dans un contexte gaussien [35], nous proposons une procédure modifiée pour traiter, le cas échéant, les situations de cibles multiples, c'est-à-dire la présence de cibles interférentes dans les deux demi-fenêtres. Selon les valeurs du VI et celles du MR, tous les événements possibles sont clairement résumés dans le Tableau 4.4. En d'autres termes, en fonction du problème rencontré, le processeur EVI-ASD-CFAR sélectionne le détecteur CFAR approprié à travers les résultats fournis par les tests d'hypothèse sur le VI et MR [86].

Tableau 4.4
Logique de commutation pour EVI-ASD-CFAR.

Fenêtre A Variable?	Fenêtre B Variable?	Moyenne \neq ?	Seuil Adaptatif	Détecteur Sélectionné
No	No	No	$\beta^{1-N\tau} \left(\prod_{i=1}^N X_i \right)^{\tau_{GM}}$	GM-CFAR(AoB)
No	No	Yes	$\beta^{1-\left(\frac{N}{2}\right)\tau} \left(\max \left(\prod_{i \in A} X_i, \prod_{j \in B} X_j \right) \right)^{\tau_{GO}}$	GO-CFAR
Yes	No	/	$\beta^{1-(N/2)\tau} \left(\prod_{i=1}^{N/2} X_i \right)^{\tau_{GM}}$	GM-CFAR(A)
No	Yes	/	$\beta^{1-(N/2)\tau} \left(\prod_{i=N/2}^N X_i \right)^{\tau_{GM}}$	GM-CFAR(B)
Yes	Yes	/	$\beta^{1-(N-(T_1+T_2))\tau_{TM}} \left(\prod_{i=T_1+1}^{N-T_2} X_{(i)} \right)^{\tau_{TM}}$	TM-CFAR

4.3.1.2 Résultats de simulations et discussions

Nous évaluons à travers les simulations de Monte Carlo les performances de commutation et de détection du processeur EVI-ASD-CFAR. Nous considérons la détection à impulsion unique, qui correspond aux modèles Swerling I et II et à 10^6 exécutions indépendantes. Nous supposons l'absence ou la présence d'un nombre inconnu de cibles interférentes ayant le même rapport d'interférence sur clutter (ICR); c'est-à-dire, cas homogène ou hétérogène. Nous supposons que le bruit thermique est négligeable. La taille de la fenêtre de référence $N = 32$, $P_{fa} = 10^{-4}$, les seuils $KVI = 11$ et $KMR = 1.3$, qui donnent les probabilités d'erreur $\alpha_0 = 10^{-4}$ et $\beta_0 = 0.0255$, respectivement [86].

Environnement homogène: Pour un environnement homogène, la Figure 4.8 montre les courbes de de probabilité de détection en fonction de SCR des détecteurs optimaux EVI-, GM-, GO-, TM-, SO- et OS-CFAR. En accord avec la ligne 1 du Tableau 4.4, nous pouvons clairement voir, grâce à l'agrandissement, que le processeur EVI-CFAR performe exactement comme le détecteur GM-CFAR. Ensuite, nous pouvons voir comment le processeur EVI-ASD-CFAR sélectionne efficacement la fenêtre entière (AoB) au lieu des demi-fenêtres A ou B. A cette fin, la Figure 4.9 montre les probabilités de sélection des fenêtres des trois scénarios. Comme prévu, la fenêtre entière est sélectionnée avec la probabilité la plus élevée, i.e., 0,9296. De plus, le SCR n'a aucun effet sur ces courbes. En effet, elles restent inchangées pour toutes les valeurs SCR.

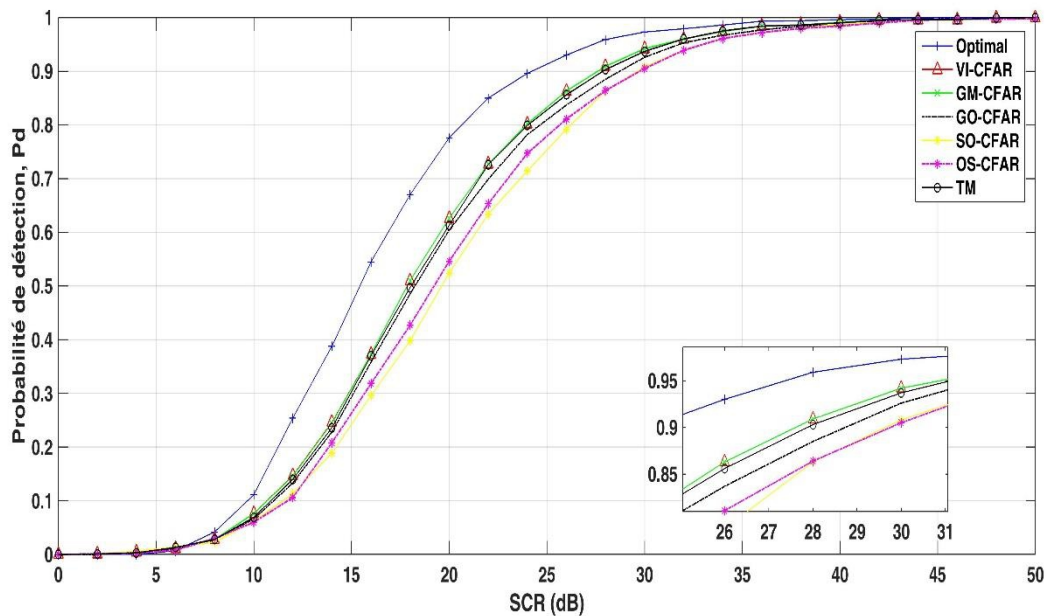


Figure 4.8 Probabilité de détection simulée, des différents détecteurs CFAR en fonction de SCR dans un environnement homogène; $N = 32$, $P_{fa} = 10^{-4}$, $\alpha = 2,5$, $\beta = 1$, $KVI = 11$ et $KMR = 1,3$.

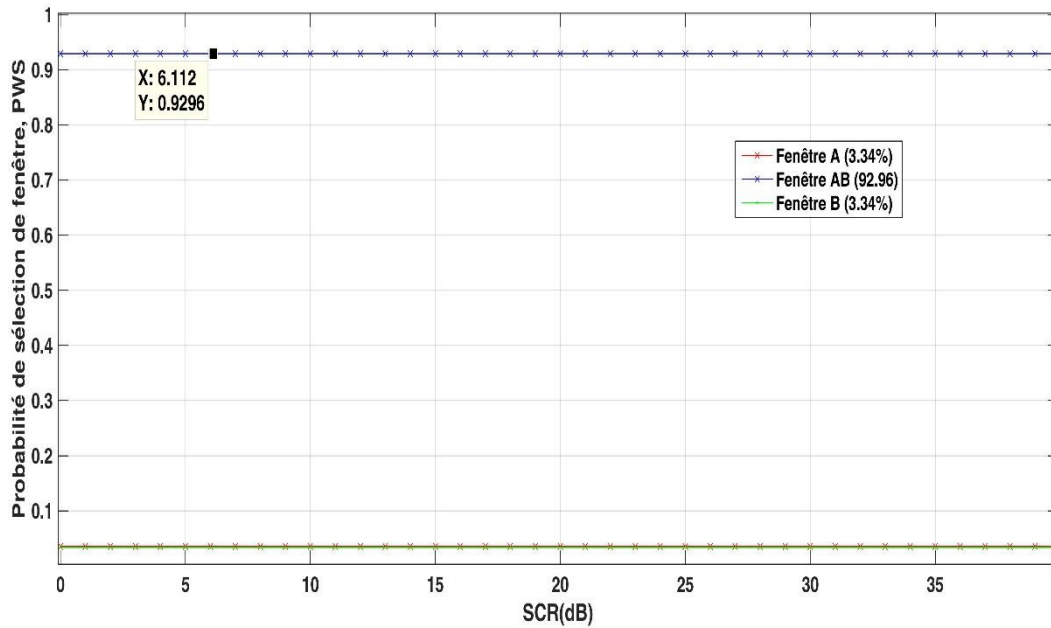


Figure 4.9 Probabilité de sélection des fenêtres en fonction de SCR relative à Figure 4.8.

Situations de cibles multiples: Comme premier exemple des situations de cibles multiples, la Figure 4.10 montre les courbes de probabilité en fonction du SCR des EVI-, GM-, GO-, TM-, SO et OS-CFAR en présence d'une seule cible interférente dans la demi-fenêtre A, avec $ICR = SCR$. Selon la ligne 3 du Tableau 4.4, le processeur EVI-ASD-CFAR sélectionne le détecteur GM-CFAR (B) pour toutes les valeurs SCR. En effet, comme le montre la Figure 4.11, les probabilités de sélection confirme ce résultat, il ne commute jamais vers le détecteur GM-CFAR (A); au lieu de cela, le processeur EVI-CFAR suit d'abord le détecteur GM-CFAR (AoB) pour les petites valeurs de ICR; c'est-à-dire un environnement homogène. Ensuite, lorsque ICR augmente; c'est-à-dire, un environnement hétérogène, il traque le détecteur GM-CFAR (B). Enfin, notez que la P_d du processeur EVI-CFAR présente une perte CFAR par rapport au détecteur TM-CFAR, mais presque similaire au détecteur OS-CFAR.

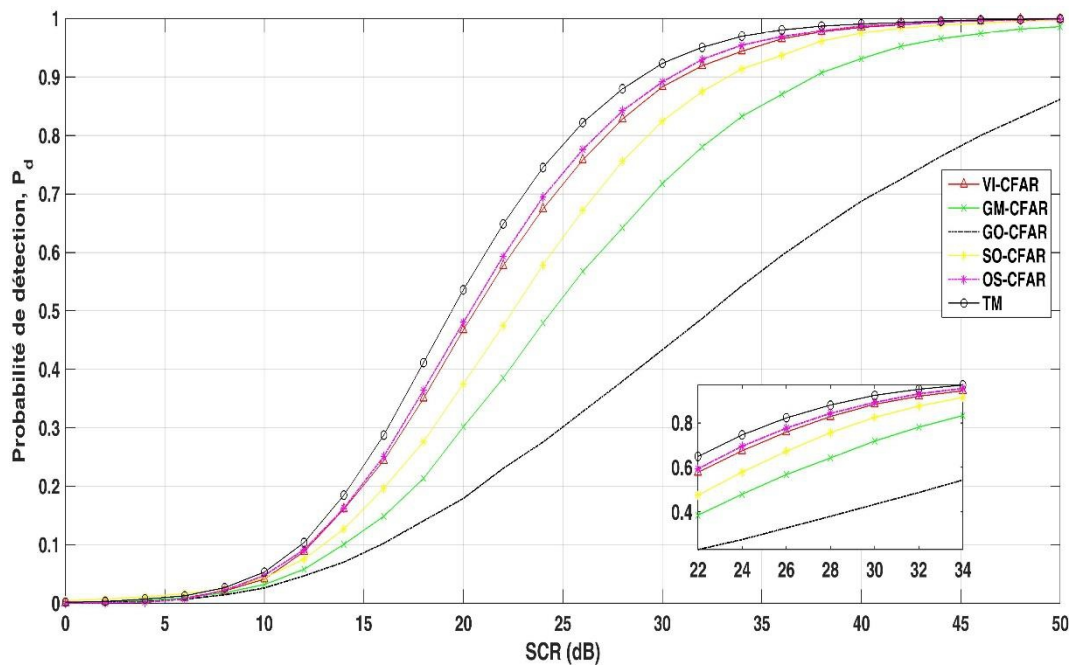


Figure 4.10 Probabilité de détection simulée des différents détecteurs CFAR en fonction de SCR, en présence d'une seule cible interférente dans la demi-fenêtre A pour $N = 32$, $P_{fa} = 10^{-4}$, $\alpha = 2.5$, $\beta = 1$, $KVI = 11$, et $KMR = 1.3$.

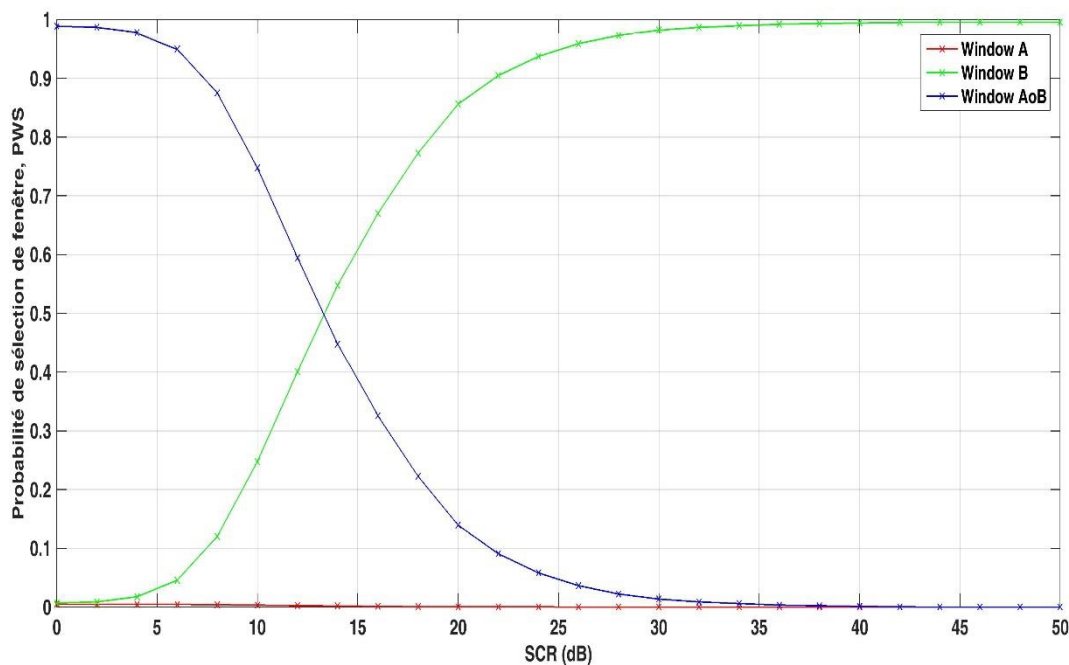


Figure 4.11 Probabilité de sélection des fenêtres en fonction de SCR relative à Figure 4.10

Comme deuxième exemple des situations à cibles multiples, la Figure 4.12 illustre les courbes de probabilité en fonction de SCR des détecteurs EVI-, GM-, GO-, TM-, SO- et OS-CFAR en présence de deux cible interférentes, une dans chaque demi-fenêtres A et B, avec $ICR = SCR$. Selon la ligne 5 du Tableau 4.4, le processeur EVI-ASD-CFAR commute vers le détecteur TM-CFAR. Autrement dit, comme le montre la Figure 4.13, la fenêtre complète est choisie avec une probabilité de sélection plus grande que celle pour les deux demi-fenêtres pour toutes les valeurs de SCR; c'est-à-dire un environnement hétérogène. Enfin, notez que le processeur EVI-CFAR performe légèrement mieux que le détecteur OS-CFAR.

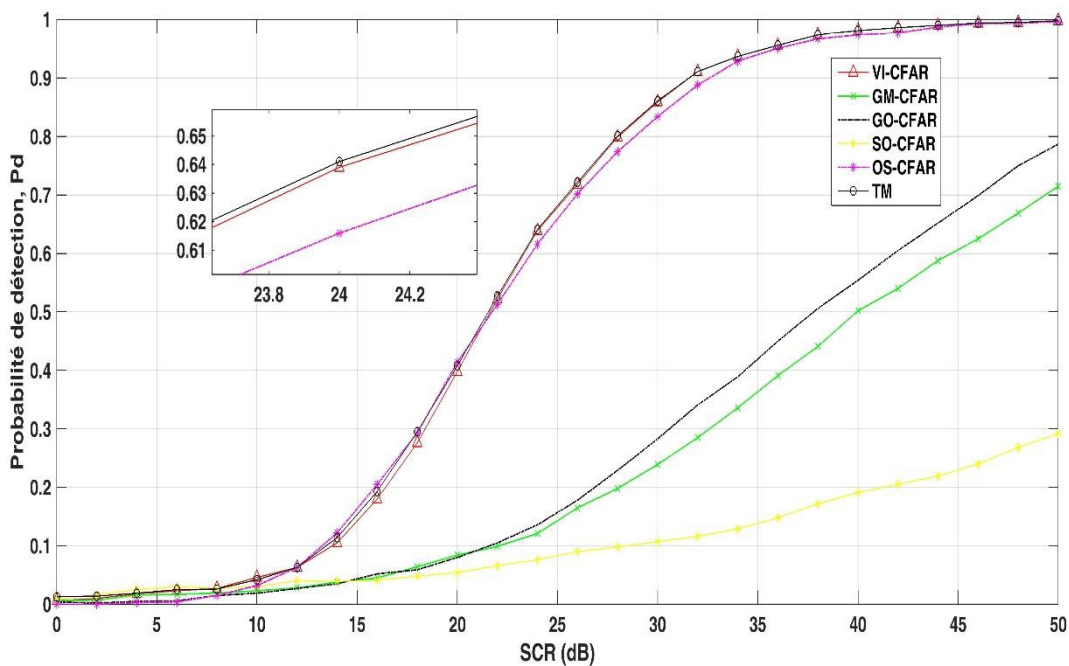


Figure 4.12 Probabilité de détection simulée des différents détecteurs CFAR en fonction de SCR, en présence de deux cibles interférentes, une dans chaque demi-fenêtre A et B; pour $N = 32$, $P_{fa} = 10^{-4}$, $\alpha = 2.5$, $\beta = 1$, $K_{VI} = 11$, et $K_{MR} = 1.3$

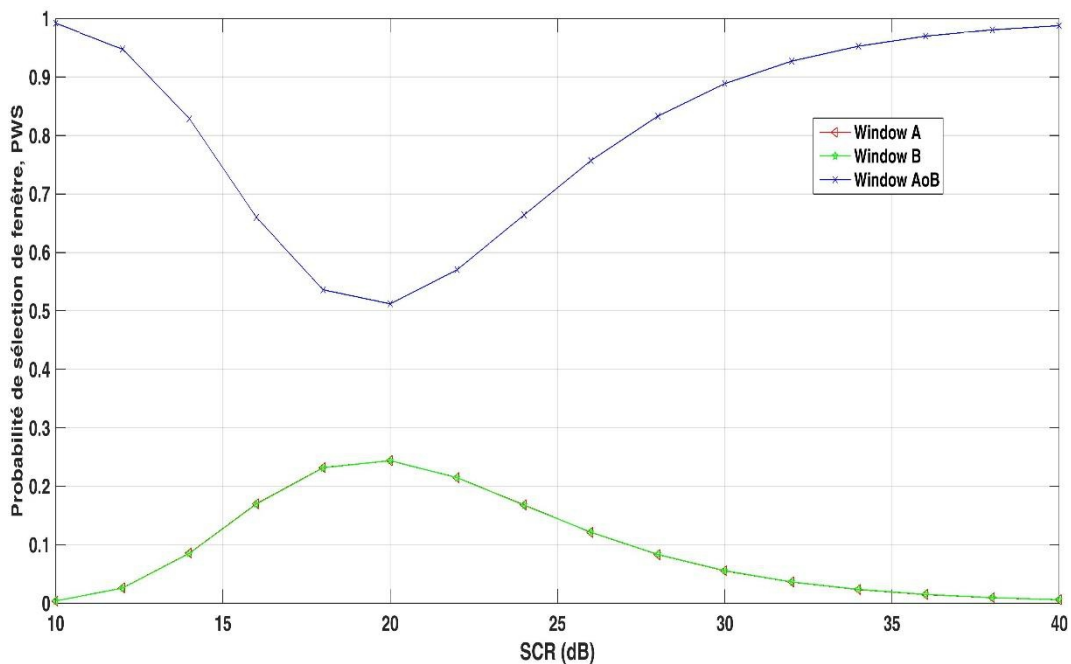


Figure 4.13 Probabilité de sélection des fenêtres en fonction de SCR relative à Figure 4.12

Comme le processeur EVI-ASD-CFAR n'est pas complètement CFAR, du fait que la P_{fa} ne soit pas indépendante du paramètre d'échelle, i.e., cette approche est une extension des travaux de [35], initialement établie pour un clutter Gaussien, et n'est possible qu'en assumant un paramètre d'échelle connu *a priori*.

Pour remédier à cette limitation, nous montrons dans ce qui suit, comment l'indice de variabilité PI peut être un bon substitut au VI dans un contexte hétérogène non gaussien. Pour ce faire, nous développons pour un contexte Pareto, le processeur complètement CFAR (PI-CFAR) à base de PI et d'un groupe de détecteurs CFAR. L'analyse des performances de ce processeur est faite en milieux homogène et hétérogène.

4.3.2 Détecteurs impliqués dans le processus de commutation avec un paramètre d'échelle inconnu

Des études exhaustives sur la modélisation du clutter de radar mer en bande X ont montré que la distribution Pareto constitue le meilleur ajustement des données Ingara [80]. La PDF d'un échantillon Pareto dans le domaine de l'intensité est donnée par l'équation (3.1). En supposant que le paramètre d'échelle soit inconnu, trois détecteurs CFAR ont été développés, à savoir les

détecteurs GM-CFAR, GO-CFAR et TM-CFAR [87, 88]. Leur schéma fonctionnel est illustré à la Figure 4.14.

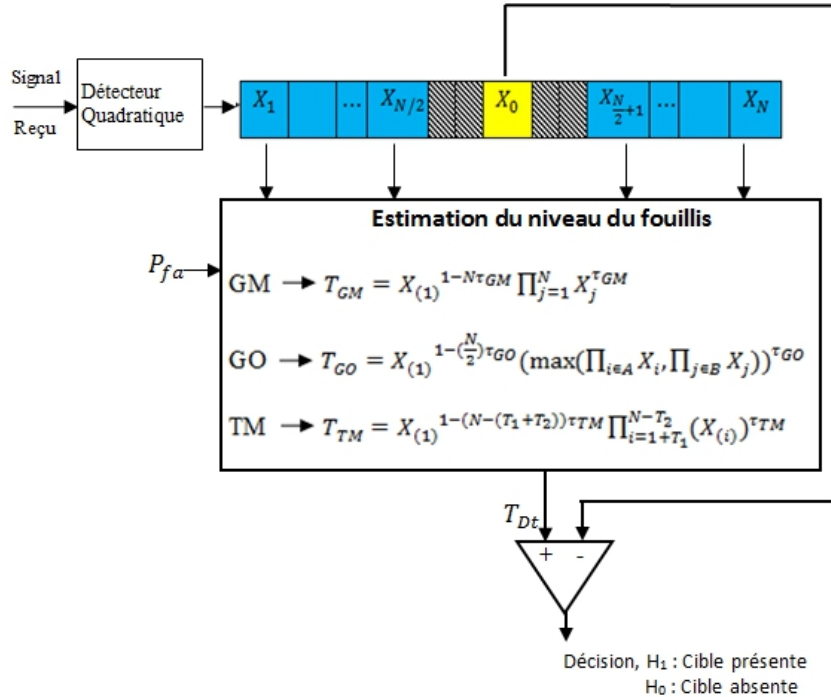


Figure 4.14 Schéma fonctionnel des détecteurs CFAR avec un paramètre d'échelle inconnu.

Soient $X_i, i = 0, 1, 2, \dots, N$, des variables aléatoires Pareto IID à la sortie du filtre correspondant au détecteur quadratique (DQ). Elles sont cadencées et stockées dans une ligne à retard TDL (Tapped Delay Line) de longueur $N + 1$, correspondant aux N cellules de référence et X_0 , la CUT. Les seuils adaptatifs correspondant à chaque détecteur CFAR sont notés T_{GM_W} , T_{GO} et T_{TM} , respectivement, où W correspondant à la sous fenêtre en amont ou en aval de la CUT ou bien la fenêtre entière de référence, c.à.d. $W = A, B$ ou AoB où 'o' désigne l'opérateur concaténation. Les coefficients τ_{GM_W} , τ_{GO} et τ_{TM} sont définis de telle sorte que la P_{fa} soit maintenue égale à la valeur de consigne.

Les probabilités de détection P_d^{Dt} et de fausse alarme P_{fa}^{Dt} du détecteur sélectionné sont, respectivement données par [13]:

$$P_{fa}^{Dt} = \int_0^\infty \Pr(X_0 > T_{Dt} | H_0) f_{T_{Dt}}(T_{Dt}) dT_{Dt} \quad (4.11)$$

$$P_d^{Dt} = \int_0^\infty \Pr(X_0 > T_{Dt} | H_1) f_{T_{Dt}}(T_{Dt}) dT_{Dt} \quad (4.12)$$

où Dt désigne le detector GM-, GO- ou TM-CFAR, $f_{T_{Dt}}(T_{Dt})$ la PDF du seuil adaptatif T_{Dt} correspondant.

$$Pr(X_0 > T_{Dt} | H_0) = \int_{T_{Dt}}^{\infty} f_{(X_0|H_0)}(x_0 | H_0) dx \quad (4.13)$$

$$Pr(X_0 > T_{Dt} | H_1) = \int_{T_{Dt}}^{\infty} f_{(X_0|H_1)}(x_0 | H_1) dx \quad (4.14)$$

Le Tableau 4.5, montre les expressions des P_d^{Dt} et P_{fa}^{Dt} des trois détecteurs. Les performances de détection de chacun de ces détecteurs sont déjà évaluées et connues dans un environnement homogène et hétérogène en termes de nombre de cellules de références, du taux de fausse alarme souhaité, du paramètre de forme et de la polarisation de l'antenne radar H / V [87, 88].

Tableau 4.5

Expressions des P_d^{Dt} et P_{fa}^{Dt} des détecteurs GM-, GO- et TM-CFAR avec un paramètre d'échelle inconnu

Détecteur (Dt)	P_{fa}^{Dt}	P_d^{Dt}
GM-CFAR	$P_{fa}^{GM} = \frac{N}{N+1} (1 + \tau)^{-(N-1)}$	$P_d^{GM} = Pr(\log(\frac{X_0}{X_{(1)}}) > \tau_{GM} \sum_{j=1}^N \log(\frac{X_j}{X_{(1)}}) H_1)$
TM-CFAR	$P_{fa}^{TM} = \frac{N}{N+1} \prod_{j=1}^{N-T_1-T_2} M_{v_j}(\tau)$, où $M_{v_1}(\tau) = \frac{(N-1)!}{(T_1-1)!(N-T_1-1)!(N-T_1-T_2)} \cdot \sum_{j=0}^{T_1-1} \frac{\binom{T_1-1}{j} (-1)^{T_1-1-j}}{\frac{N-1-j}{N-T_1-T_2} + \tau}$ et $M_{v_j}(\tau) = \frac{\frac{N-T_1-j+1}{N-T_1-T_2-j+1}}{\frac{N-T_1-j+1}{N-T_1-T_2-j+1} + \tau}$, pour $2 \leq j \leq N - T_1 - T_2$	$P_d^{TM} = Pr(\log(\frac{X_0}{X_{(1)}}) > \tau_{TM} \sum_{j=T_1+1}^{N-T_2} \log(\frac{X_j}{X_{(1)}}) H_1)$
GO-CFAR	$P_{fa}^{GO} = \frac{2N}{N+2} ((1 + \tau)^{-\frac{N}{2}} - \sum_{k=0}^{\frac{N}{2}-2} \binom{\frac{N}{2} + j - 1}{j} (2 + \tau)^{-\binom{N}{2} + j})$	$P_d^{GO} = Pr(\log(\frac{X_0}{X_{(1)}}) > \tau_{GO} \max(\sum_{j=1}^{\frac{N}{2}} \log(\frac{X_j}{X_{(1)}}), \sum_{j=\frac{N}{2}+1}^N \log(\frac{X_j}{X_{(1)}}) H_1))$

Pour un environnement homogène, il est démontré que les détecteurs GM, GO et TM-CFAR se comportent de manière satisfaisante par rapport au détecteur de référence à seuil fixe. Cependant, pour un clutter hétérogène, les détecteurs GM- et GO-CFAR présentent des CFAR loss et leurs

performances de détection sont affectées par la présence de cibles interférentes. Le détecteur TM-CFAR est connu pour censurer les cellules indésirables supérieure et inférieure, T_1 et T_2 , respectivement. Par exemple, $T_1 = 10\%$ et $T_2 = 20\%$ de N préservent la robustesse du détecteur TM-CFAR; en induisant un petit CFAR loss dû à la réduction du nombre de cellules de référence de N à $N - (T_1 + T_2)$ [319]. Ses performances de détection pourraient toutefois être optimisées pour des valeurs plus élevées de N . Enfin, il est également montré que, dans le cas d'une transition de clutter, le détecteur GO-CFAR est le détecteur qui conviendrait le mieux pour régulation de la P_{fa} [13, 82].

4.3.3 Processeur PI-CFAR

Il est démontré que le PI est une mesure adéquate de l'hétérogénéité statistique en socio économie et en éconophysique [90-92]. Cependant, parmi tous les travaux présentés jusqu'à présent dans la littérature radar, aucun n'a fait usage de l'indice de Pietra. Par conséquent, comme indiqué précédemment, sur la base de ce discriminateur des échantillons statistiques, nous suggérons de l'explorer comme alternative du VI dans un clutter non gaussien. La définition du PI est donnée par [90]:

$$PI = \frac{1}{E[X]} \int_{E[X]}^{\infty} p_X(x) dx \quad (4.15)$$

où $p_X(x \geq 0)$ est la fonction de survie et $E[X]$ la moyenne de X . L'équation (4.15) peut être écrite comme suit:

$$PI = \frac{1}{E[X]} E[\max(0, X - E[X])] \quad (4.16)$$

La preuve des équations (4.15) et (4.16) est omise et peut être trouvée dans [90]. Notez que le PI est une estimation non biaisée de l'écart de la variable aléatoire X par rapport à sa moyenne avec une normalisation par la même quantité statistique. Il mesure le plus grand excès de données par rapport à la moyenne de l'échantillon. Graphiquement, il représente l'écart vertical maximal entre la courbe de Lorenz et la ligne égalitaire [91]. Alternativement, il peut être écrit comme suit:

$$PI = E \left[\max \left(0, \frac{X}{E[X]} - 1 \right) \right] \quad (4.17)$$

En fonction de la moyenne des échantillons il est décrit comme suit:

$$PI = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \max \left(0, \frac{X_i}{E[X]} - 1 \right) \quad (4.18)$$

Rappelons que le VI est une statistique de second ordre qui utilise le rapport variance sur la moyenne au carré. Il représente une mesure symétrique de l'irrégularité de la variable aléatoire X autour de sa moyenne. Il est donné par [35]:

$$VI = 1 + \frac{\hat{\sigma}^2}{\hat{\mu}^2} \quad (4.19)$$

où $\hat{\sigma}^2$ et $\hat{\mu}$ sont, respectivement la variance estimée et la moyenne estimée de X . Le VI est une mesure de l'hétérogénéité statistique adaptée à un clutter gaussien avec une *PDF* unimodale symétrique. Pratiquement, la statistique VI introduite dans [35], fonctionne principalement dans un clutter exponentiel. Rappelons qu'il n'est utile que pour la gestion de la discrimination de l'hétérogénéité dans un clutter gaussien. Donc, la principale limite du VI est son incapacité à gérer les comportements asymétriques liés à la queue lourde de la distribution Pareto [322]. De plus, dans [86] il est montré que dans un clutter Pareto hétérogène l'usage du VI se limite à gérer partiellement le cas de cibles multiples avec la connaissance *a priori* du paramètre d'échelle. De plus, les valeurs du paramètre de forme fixées par simulation sont loin celles des données réelles car la variance, donc le VI, pour une distribution de Pareto n'existe pas pour les valeurs du paramètre de forme $\alpha \leq 2$.

Par ailleurs, la statistique PI décrite dans les équations (4.15)-(4.18) est une mesure asymétrique du dépassement de la variable aléatoire par rapport à sa moyenne, inhérente à un clutter non gaussien modélisé par des distributions de probabilité asymétriques à queue lourde. Ici, afin d'évaluer la variabilité des données, le PI est adapté à la distribution Pareto décrite par l'équation (3.1).

L'estimation du niveau de clutter dans la CUT, dans lequel la cible est noyée, par les échantillons qui l'entourent, est une étape essentielle dans le processus de détection. De plus, le nombre d'échantillons utilisés affecte l'estimation du niveau de clutter inconnu. Le processeur PI-CFAR est un détecteur de cible automatique qui gère les aléas du clutter où baigne la cible. Afin de d'estimer le niveau de clutter, le processeur a besoin d'informations décisives sur l'état de ce dernier, à savoir clutter homogène ou hétérogène. A cette fin, les statistiques du PI et du rapport LGMR (Logarithm of the Geometric Mean Ratio), dont les expressions sont données ci-dessous, sont calculées et utilisées dans une logique de commutation. Ces dernières permettent au processeur de déterminer si les cellules de référence constituent un ensemble homogène ou non et par conséquent le détecteur approprié est sélectionné pour une éventuelle détection. De cette manière, toute irrégularité dans le profil du clutter est détectée, c'est-à-dire les deux scénarios les plus fréquents, situation de cibles multiples ou présence d'un bord de clutter. Ce faisant, la fenêtre

de référence est d'abord divisée en deux sous-ensembles finis de $N/2$ cellules, i.e., les demi-fenêtres A et B. Ensuite, les indice de variabilité de chaque ensemble sont testés distinctement. Leurs moyennes respectives sont calculées et comparées entre elles. Autrement dit, tant que le PI calculé est inférieur à un certain seuil, le clutter est vraisemblablement homogène. En d'autres termes, en fonction de la situation qui se présente, la logique de commutation sélectionne automatiquement le détecteur souhaité; à savoir le détecteur GM-, GO- ou TM-CFAR.

La Figure 4.15 illustre le schéma fonctionnel du processeur proposé. Il est principalement basé sur l'ensemble des détecteurs CFAR présentés dans la section précédente, dans lesquels la sélection du détecteur est régie par les tests statistiques donnés par les équations (4.20) et (4.29). Notez que lorsque les deux demi-fenêtres de référence incluent des cibles interférentes, les échantillons X_i peuvent également être classés en ordre croissant pour que le $X_{(i)}$, $i = 1, \dots, N$ soient traités par le détecteur TM-CFAR [88, 323].

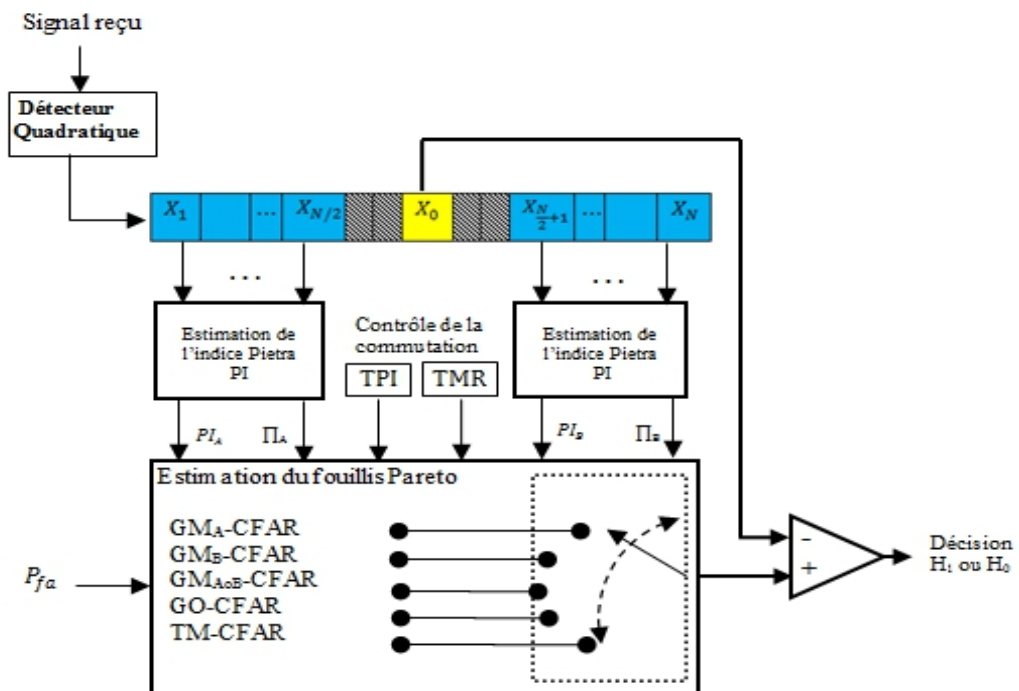


Figure 4.15 Schéma fonctionnel du processeur PI-CFAR

Le processeur PI-CFAR détermine s'il existe un environnement homogène, à l'aide des tests d'hypothèses impliquant le PI et le LGMR, comme suit:

$$\begin{matrix} H_{nh} \\ PI > TPI \\ H_h \end{matrix} \tag{4.20}$$

où TPI (PI Threshold) est un seuil discriminant choisi pour assurer une faible probabilité d'erreur de sélection, l'hypothèse H_{nh} fait référence à un environnement non homogène, c'est-à-dire que les échantillons X_1, X_2, \dots, X_N correspondent à la présence d'un bord de clutter ou de cibles interférentes, et l'hypothèse H_h à un environnement homogène. Soit maintenant α_0 la probabilité de prendre une décision erronée dans un environnement homogène à l'égard du test d'hypothèse donné par l'équation (4.20). Elle est définie comme suit:

$$\alpha_0 = Pr(PI > TPI | H_h) \quad (4.21)$$

Pratiquement, pour détecter un changement effectif de clutter, α_0 doit être aussi petite que possible et limitée à l'ordre de grandeur de la P_{fa} de consigne.

Soit GMR le rapport des moyennes géométriques des demi-fenêtres en amont et en aval de la CUT. Il est défini comme suit:

$$GMR = \frac{GM_{[X_A]}}{GM_{[X_B]}} \quad (4.22)$$

où $GM_{[X_A]}$ et $GM_{[X_B]}$ sont les moyennes géométriques des échantillons Pareto dans les demi-fenêtres A et B, respectivement. En d'autres termes:

$$GMR = \frac{(\prod_{i=1}^{\frac{N}{2}} X_i)^{\frac{2}{N}}}{(\prod_{i=\frac{N}{2}+1}^N X_i)^{\frac{2}{N}}} \quad (4.23)$$

La PDF conditionnelle des demi-fenêtres A ou B notée $GM_{[X_{A/B}]}$ ou $GM_{[X_B]}$ sachant $X_{(1)}$, est donnée par [176]:

$$f(GM_{[X_{A/B}]}, X_{(1)}) = \frac{(\alpha M)^{M-1}}{\Gamma(M-1)} x_{(1)}^{\alpha M} GM_{[X_{A/B}]}^{-\alpha M-1} \left(\log \left(\frac{GM_{[X_{A/B}]}}{x_{(1)}} \right) \right)^{M-2} \text{ avec } GM_{[X_{A/B}]} \geq x_{(1)} \quad (4.24)$$

Le logarithme étant une fonction croissante et monotone, en prenant le logarithme de l'équation (4.22), nous obtenons:

$$LGMR = \log(GMR) = \frac{2}{N} \log \frac{(\prod_{i=1}^{N/2} X_i)}{(\prod_{i=N/2+1}^N X_i)} \quad (4.25)$$

où

$$LGMR = \frac{2}{N} \left[\sum_{i=1}^{\frac{N}{2}} \log X_i - \sum_{i=\frac{N}{2}+1}^N \log X_i \right] \quad (4.26)$$

En posant $Y_A = GM_{[X_A]}/X_{(1)}$, $Y_B = GM_{[X_B]}/X_{(1)}$, l'équation (4.22) devient:

$$LGMR = \log \frac{Y_A}{Y_B} = \log(Y_A) - \log(Y_B) \quad (4.27)$$

$\log(Y_A)$ et $\log(Y_B)$ sont des variables aléatoires Gamma de paramètres $N/2 - 1$ et $\alpha N/2$ [176]. LGMR est la différence entre deux variables aléatoires Gamma, la PDF $f(LGMR)$ est donnée par [324]:

$$f(LGMR) = \begin{cases} \frac{(LGMR)^{N/2-2} W_{0, (\frac{3}{2}-N/2)} \left(\frac{2}{\alpha N/2} LGMR \right)}{\Gamma\left(\frac{N}{2}-1\right) (\alpha N)^{\frac{N}{2}-1}}, & \text{pour } LGMR > 0 \\ \frac{(-LGMR)^{N/2-2} W_{0, (\frac{3}{2}-N/2)} \left(-\frac{2}{\alpha N/2} LGMR \right)}{\Gamma\left(\frac{N}{2}-1\right) (\alpha N)^{\frac{N}{2}-1}}, & \text{pour } LGMR \leq 0 \end{cases} \quad (4.28)$$

où $W(\cdot)$ représente la fonction Whittaker. LGMR est une variable aléatoire qui suit une distribution de Laplace généralisée non centrale (NGL, Noncentral Generalized Laplacian) avec des paramètres α , β et λ , où λ est le paramètre de non-centralité [324]. Le test d'hypothèse sur LGMR est donné par:

$$\begin{cases} TMR^{-1} \leq LGMR \leq TMR, & \text{moyennes égales} \\ LGMR < TMR^{-1} \text{ ou } LGMR > TMR, & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.29)$$

La probabilité d'erreur correspondante β_0 faite sur le test d'hypothèse dans l'équation (4.29) est la suivante:

$$\beta_0 = 1 - Pr(TMR^{-1} \leq LGMR \leq TMR | H_h) \quad (4.30)$$

où TMR (MR Threshold) est également un seuil discriminant choisi pour assurer une faible probabilité d'erreur. Dans une situation de clutter, β_0 contrôle la commutation entre le GO- et le GM-CFAR et inversement. Pour un clutter homogène, les valeurs de TPI et de TMR sont choisies pour garantir de faibles probabilités de prendre des décisions erronées sur les équations (4.20) et (4.29). Comme le montre les Figures 4.8 et 4.9, un compromis est effectué, par simulation, pour déterminer graphiquement les valeurs de seuil α_0 et β_0 , respectivement. Notez qu'une sélection réussie, qui rendrait le processeur sensible aux variations de clutter, est étroitement liée aux valeurs de ces seuils qui doivent être ni trop petites ni trop grandes. Enfin, il est important de noter que les

équations (4.20) et (4.29) supposent des seuils fixes TPI et TMR, respectivement. A ce stade, nous n'avons toujours pas trouvé de solution pour des seuils adaptatifs.

La stratégie de commutation est basée sur la logique de sélection du processeur PI-CFAR fonctionnant dans un clutter Pareto. Ce faisant, nous proposons une procédure qui traite des hétérogénéités couramment rencontrées dans la détection automatique radar; à savoir la présence de cibles multiples ou la présence d'une transition de clutter dans la fenêtre de référence. Toutes les situations possibles, qui sont régies par les tests d'hypothèses sur le PI et le LGMR, sont résumées dans le Tableau 4.6, où 'X' représente les cas où le résultat du test statistique sur LGMR est sans influence sur la logique de sélection.

Tableau 4.6
Logique de commutation du processeur PI-CFAR

$PI_A \geq Hnh_{TPI}?$	$PI_B \geq Hnh_{TPI}?$	$LGMR > TMR?$	Seuil adaptatif	Détecteur sélectionné
Non	Non	Non	$X_{(1)}^{1-N\tau_{GM}} \left(\prod_{i=1}^N X_i \right)^{\tau_{GM}}$	GM _{AoB} -CFAR
Non	Non	Oui	$X_{(1)}^{1-(\frac{N}{2})\tau_{GO}} \left(\max \left(\prod_{i \in A} X_i, \prod_{j \in B} X_j \right) \right)^{\tau_{GO}}$	GO-CFAR
Oui	Non	X	$X_{(1)}^{1-(N/2)\tau_{GM}} \left(\prod_{i=N/2}^N X_i \right)^{\tau_{GM}}$	GM _B -CFAR
Non	Oui	X	$X_{(1)}^{1-(N/2)\tau_{GM}} \left(\prod_{i=1}^{N/2} X_i \right)^{\tau_{GM}}$	GM _A -CFAR
Oui	Oui	X	$X_{(1)}^{1-(N-(T_1+T_2))\tau_{TM}} \left(\prod_{i=1+T_1}^{N-T_2} X_{(i)} \right)^{\tau_{TM}}$	TM-CFAR

De manière explicite, en fonction du problème rencontré, le processeur PI-CFAR sélectionne le détecteur CFAR approprié en fonction des résultats fournis par la logique de commutation du Tableau 4.6. Autrement dit, chacune des cinq lignes correspond à une situation pouvant être rencontrée dans une application réelle. Premièrement, lorsque demi-fenêtres de référence sont homogènes, c'est-à-dire, $PI_A < TPI$ et $PI_B < TPI$, et qu'il n'y a pas de bord de clutter, c'est-à-dire, $LGMR < TMR$; par conséquent, le processeur PI-CFAR bascule vers le détecteur GM-CFAR; ce qui conduit à la ligne 1. Notons qu'à ce stade, ce détecteur utilise l'entière fenêtre de référence AoB. Deuxièmement, si l'une des demi-fenêtres de référence est non homogène; c'est-à-dire $PI_A \geq TPI$ ou $PI_B \geq TPI$, quel que soit le test sur les moyennes, deux cas peuvent être rencontrés; à savoir la présence d'une transition de clutter ou la présence de cibles

interférentes. Dans le premier cas, le bord de clutter pourrait se trouver de part et d'autre de la CUT; dans ce cas, le processeur PI-CFAR choisit la demi-fenêtre de référence homogène A ou B et bascule vers le détecteur GM-CFAR avec seulement la moitié des cellules, et ce conformément aux lignes 3 ou 4. Troisièmement, si la demi-fenêtre A et la CUT subissent un clutter de grande puissance et que la demi-fenêtre B soit immergée dans un clutter de faible puissance; ainsi, les deux demi-fenêtres de référence ont des moyennes différentes, c'est-à-dire $LGMR > TMR$ mais par contre ne sont pas hétérogènes, c'est-à-dire $PIA < TPI$ et $PIB < TPI$. Dans un tel cas, le seuil est défini en fonction du maximum des moyennes géométriques des demi-fenêtres en amont et en aval de la CUT, et passe ainsi au détecteur GO-CFAR afin de contrôler l'augmentation de la probabilité de fausse alarme au niveau de la CUT; ce qui correspond à la ligne 2.

Avant d'entamer la partie simulation, nous définissons les probabilités de sélection des fenêtres A, B et AoB, notées PWS_A , PWS_B , et $PWS_{(AoB)}$, respectivement, comme suit:

$$PWS_A = Pr(T_{PIP} = T_{GO|Hnh} + T_{GM_A|Hnh}) \quad (4.31)$$

$$PWS_B = Pr(T_{PIP} = T_{GM_B|Hnh}) \quad (4.32)$$

$$PWS_{(AoB)} = Pr(T_{PIP} = T_{GM_{AoB}|Hh} + T_{TM|Hnh}) \quad (4.33)$$

où T_{PIP} désigne le seuil de détection du processeur PI-CFAR et '+' l'opérateur logique 'OU'. Il est à noter qu'en fonction de l'hétérogénéité du clutter, le T_{PIP} peut être égal à T_{GM_A} , T_{GM_B} , T_{GO} ou T_{TM} .

Enfin, quelques événements peuvent également se produire. Tout d'abord, la présence d'une ou de plusieurs cibles interférentes dans l'une ou l'autre des demi-fenêtres de référence; ce cas peut être assimilé à la deuxième situation dans laquelle le bord de clutter est remplacé par des cibles interférentes; c'est la ligne 3 ou 4 qui est sélectionnée. Deuxièmement, lorsque les deux demi-fenêtres de référence contiennent des cibles interférentes, c'est-à-dire $PIA \geq TPI$ et $PIB \geq TPI$, indépendamment du LGMR, le processeur PI-CFAR bascule vers le détecteur TM-CFAR; ce qui correspond à la ligne 5.

4.3.4 Résultats de simulations et discussions

Dans cette section, nous évaluons, par les simulations de Monte-Carlo, les performances de commutation et de détection du processeur PI-CFAR. A cet effet, nous traitons les hypothèses suivantes. Une impulsion unique qui correspond aux modèles Swerling I et II avec une $P_{fa} = 10^{-5}$. Cela requiert 10^7 essais Monte-Carlo; c'est-à-dire une précision de 10%, est

acceptable pour obtenir les seuils [63]. Les cibles interférentes sont du même type que la cible primaire, avec le même ICR. La taille de la fenêtre de référence est $N = 32$, les nombres d'échantillons supérieurs et inférieurs à censurer sont $T_1 = 3$ et $T_2 = 6$, respectivement, $k_{os} = 3N/4$, les paramètres de forme et d'échelle sont $\alpha = 4.7241$ et $\beta = 0.0446$, respectivement; ces valeurs correspondent à la base de données réelles Ingara pour un radar aéroporté de surveillance maritime à bande X, polarisé horizontalement pour le traitement de clutter impulsif Pareto [84, 87]. Etant une variable aléatoire, le paramètre d'échelle est estimé, à chaque exécution Monte-Carlo, comme cela a été décrit au Chapitre III, $\beta = \min(X_{(i)}) = X_{(1)}$, $i = 1, 2, \dots, N$ correspond à la solution de l'estimateur ML [87, 88].

Notons que le paramètre de forme régit la queue du clutter Pareto. Ses valeurs doivent être comprises dans l'intervalle $(2, \infty)$, c'est-à-dire que plus α est petit, plus le clutter est impulsif. La Figure 4.16 montre un ensemble de courbes représentant la probabilité d'erreur α_0 simulée, par rapport à TPI pour le paramètre de forme donné et $ICR = -\infty, 0, 5, 10, 15, 20, 25$ dB. Comme le PI détecte la variabilité des échantillons, sa valeur nous permet de décider si l'environnement est homogène ($ICR = -\infty$). En d'autres termes, à l'exception de la courbe relative au cas homogène, qui est exploitable, toutes les autres montrent simplement comment α_0 dépend de la valeur ICR dans une situation de clutter en présence de cible interférente. Comme prévu, plus ICR est grand, plus α_0 l'est également. Pour un clutter homogène et un ordre de grandeur de la $P_{fa} = 10^{-5}$, la probabilité d'erreur $\alpha_0 = 1.05 \cdot 10^{-5}$; ce qui correspond à $TPI = 0.46$. De même, la Figure 4.17 montre la probabilité d'erreur simulée β_0 en fonction de TMR. Selon cette courbe, et pour un ordre de grandeur égale à la $P_{fa} = 10^{-5}$, la probabilité d'erreur $\beta_0 = 1.06 \cdot 10^{-5}$; ce qui est obtenu pour $TMR = 1.44$. Une fois que les seuils TPI et TMR sont choisis, la stratégie de commutation du Tableau 4.6 est utilisée pour sélectionner le détecteur approprié.

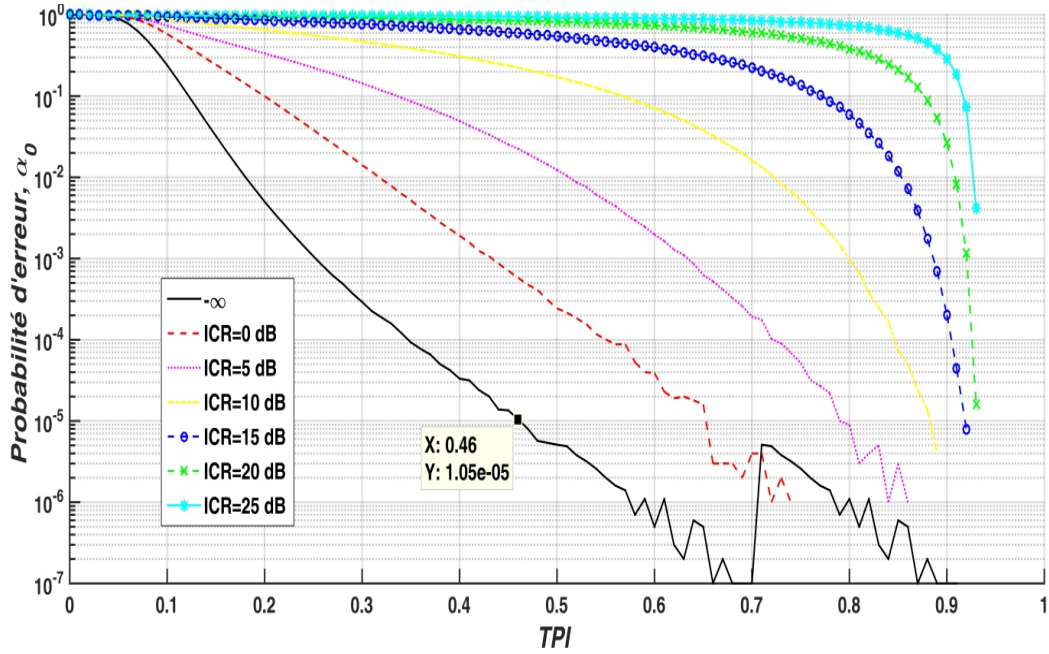


Figure 4.16 Probabilité d'erreur simulée, α_0 en fonction de TPI en présence d'une cible interférente; pour $N = 32$, $\alpha = 4.7241$, $P_{fa} = 10^{-5}$, avec ICR comme paramètre.

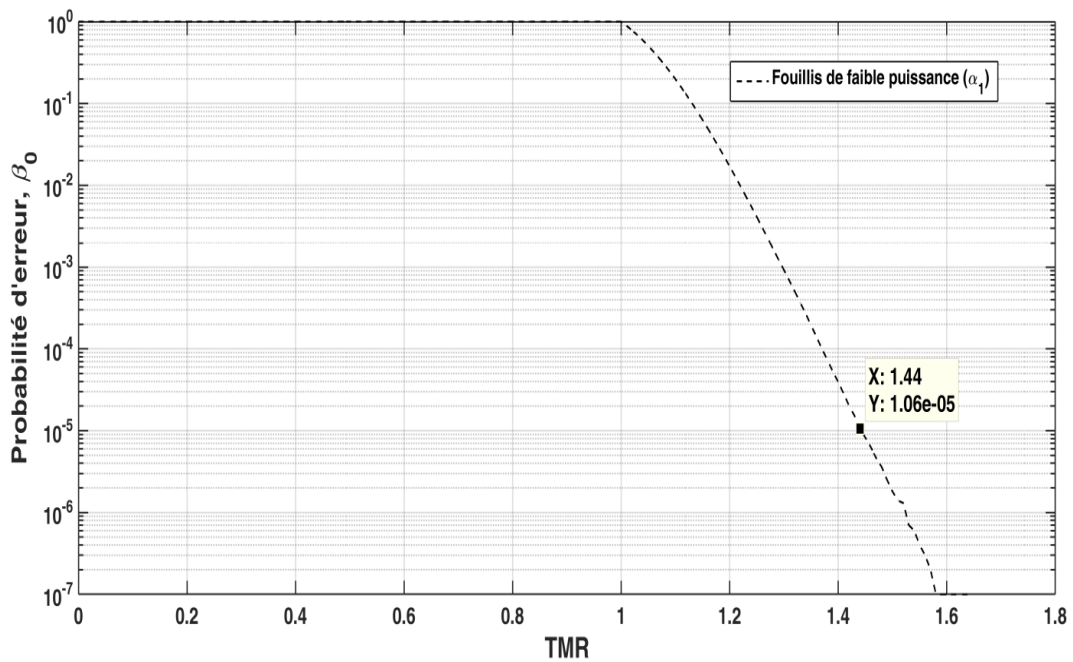


Figure 4.17 Probabilité d'erreur simulée, β_0 en fonction de TMR; pour $N = 32$ et $\alpha = 4.7241$.

4.3.4.1 Environnement homogène

Pour les valeurs obtenues de TPI et TMR, supposons que le clutter soit homogène. En raison des performances optimales du détecteur GM-CFAR dans un tel contexte, le processeur doit le sélectionner parmi tous ceux du Tableau 4.4. Outre les détecteurs cités au Tableau 4.6 et à des fins de comparaison, deux autres détecteurs; à savoir, le SO- et OS-CFAR sont également analysés avec le détecteur à seuil fixe défini par l'équation (4.34) [12, 13, 87].

$$T_{OPT} = \beta P_{fa}^{-1/\alpha} \quad (4.34)$$

La Figure 4.18 montre les courbes de probabilité de détection en fonction du SCR des différents détecteurs. Il est clair que le processeur PI-CFAR fonctionne exactement comme le GM-CFAR; ce qui est en accord avec la ligne 1 du Tableau 4.6.

Pour illustrer la propriété CFAR du processeur PI-CFAR, la Figure 4.19 montre la P_{fa} en fonction du facteur d'échelle τ . Sur la base de cette figure, nous pouvons déduire que pour $P_{fa} = 8.81 \cdot 10^{-6}$, le choix de $\tau = 0.4542$ est approprié.

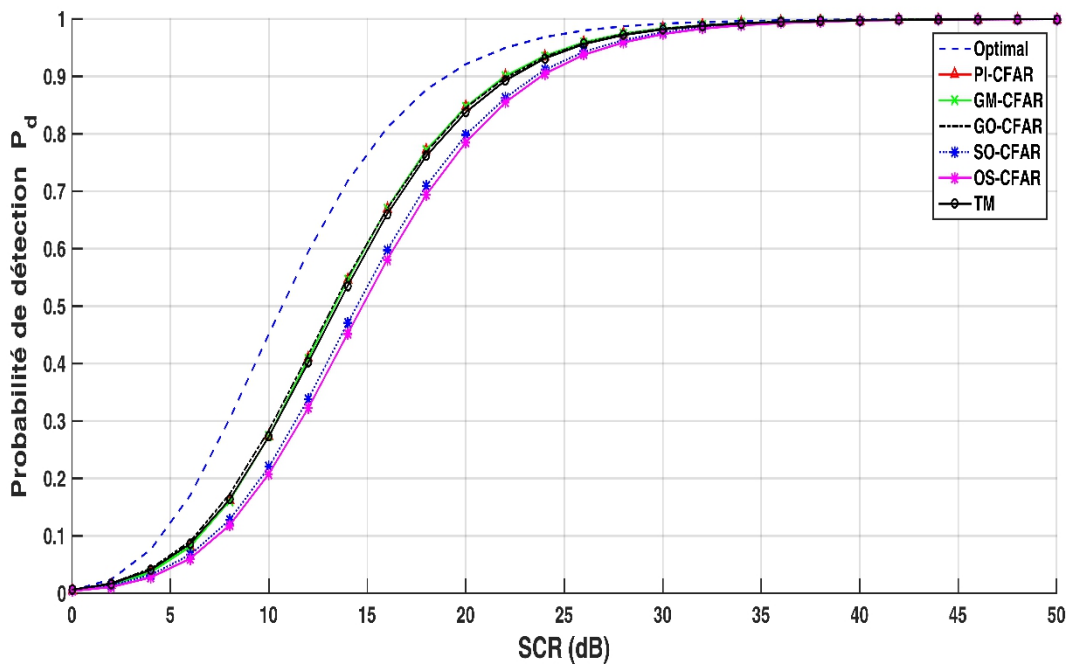


Figure 4.18 Probabilité de détection simulée, P_d des différents détecteurs en fonction du SCR dans un environnement homogène; pour $N = 32$, $P_{fa} = 10^{-5}$, $\alpha = 4.724$, $TPI = 0.46$ et $TMR = 1.44$

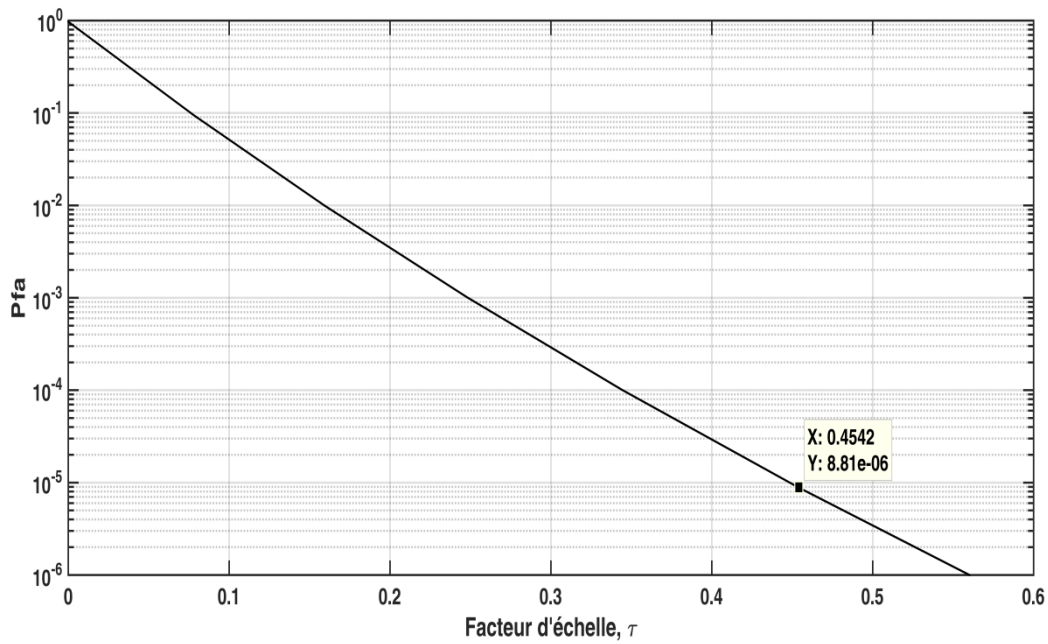


Figure 4.19 Probabilité de fausse alarme, P_{fa} simulée en fonction du facteur d'échelle τ du processeur PI-CFAR.

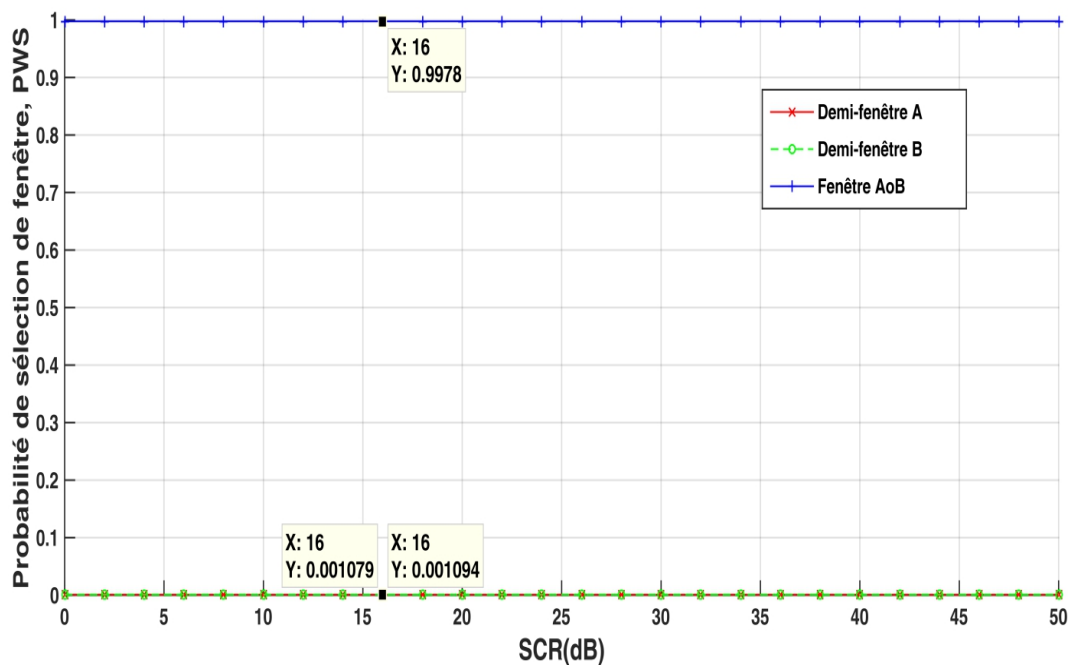


Figure 4.20 Probabilité de sélection de fenêtre, PWS simulée en fonction de SCR, relative à la Figure 4.18.

La Figure 4.20 montre les probabilités de sélection des fenêtres PWS (Probability of a Window Selection), résultantes. En effet, à l'aide de ces courbes, nous pouvons savoir comment le processeur PI-CFAR sélectionne efficacement la fenêtre de référence appropriée. Spécifiquement, en ce qui concerne $PWS_{A0B} = 0.9978$; comme prévu, la fenêtre de référence entière est sélectionnée au détriment des demi-fenêtres de référence A ou B, pour lesquelles $PWS_A = PWS_B \approx 0$. Nous observons que le SCR n'a aucun effet sur ces courbes.

4.3.4.2 Situations de cibles multiples

En tant que premier exemple des situations à cibles multiples, la Figure 4.21 illustre les courbes de détection en fonction de $ICR=SCR$ des différents détecteurs en présence d'une cible interférente dans la demi-fenêtre de référence A. Selon la ligne 3 du Tableau 4.6, le processeur PI-CFAR doit basculer vers le détecteur GM_B -CFAR pour toutes les valeurs de SCR. Cependant, PWS_A , PWS_B et PWS_{A0B} de la Figure 4.22 montrent que tant que les valeurs d'ICR sont inférieures à 9 dB, le processeur PI-CFAR est susceptible de suivre le GM_{A0B} -CFAR avec une probabilité réduite. Ensuite, pour des valeurs plus élevées d'ICR, le processeur PI-CFAR bascule progressivement vers le GM_B -CFAR. Notez que, dans ce cas, et en raison de la demi-fenêtre B sélectionnée, le processeur PI-CFAR ne bascule pas vers le détecteur TM-CFAR ni le détecteur OS-CFAR. Nous notons que les P_d du processeur PI-CFAR et du détecteur SO-CFAR se chevauchent, et elles sont légèrement inférieures à celle du détecteur OS-CFAR. Pour tester la robustesse du processeur PI-CFAR, nous avons injecté une cible interférente dans la demi-fenêtre A, pour $ICR = 5, 10, 15, 20, 25$ et 30 dB, respectivement. Les valeurs résultantes du rapport de la P_{fa} simulée et P_{fa} désirée sont reportées dans le Tableau 4.7. Nous remarquons que plus le ICR est élevé, le processeur PI-CFAR et le détecteur GM_B -CFAR régulent mieux la P_{fa} que les autres détecteurs.

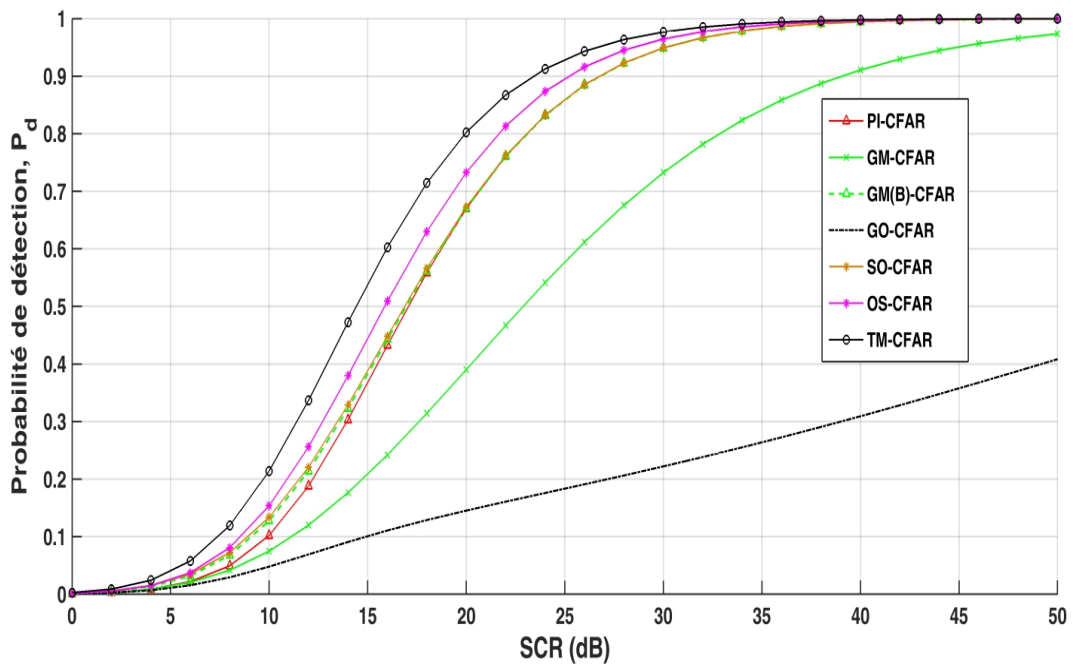


Figure 4.21 Probabilité de détection, P_d simulée des différents détecteurs en fonction de SCR et en présence d'une seule cible interférente dans la demi-fenêtre A; pour $N = 32$, $P_{fa} = 10^{-5}$, $\alpha = 4.7241$, $ICR = SCR$, $TPI = 0,46$ et $TMR = 1.44$.

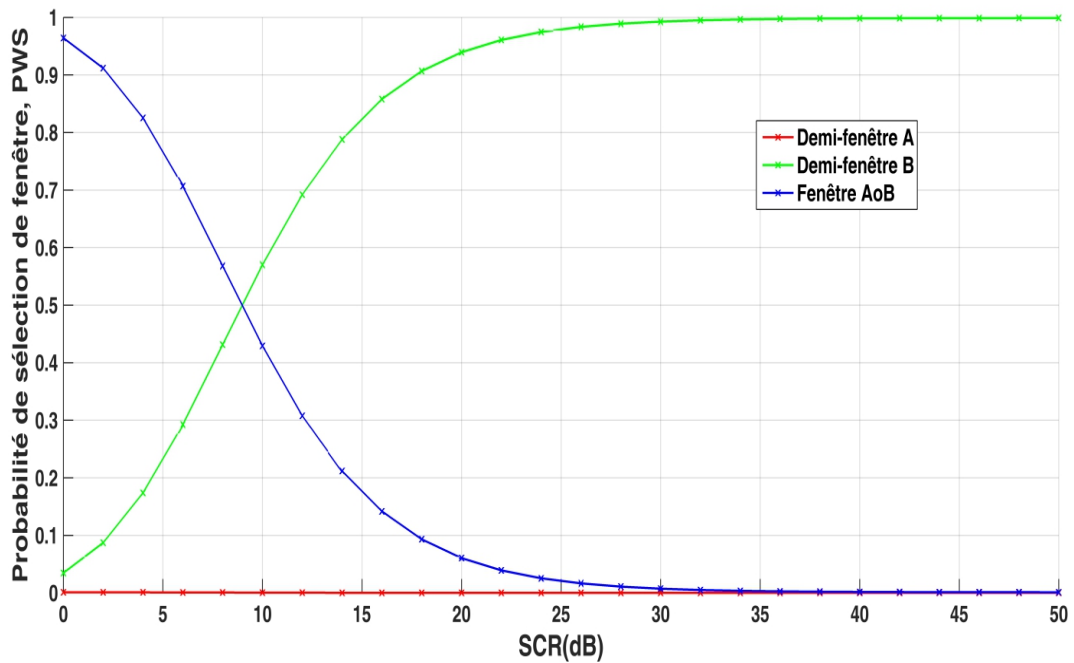


Figure 4.22 Probabilité de sélection d'une fenêtre, PWS simulée en fonction de SCR, relative à la Figure 4.21

Tableau 4.7

 Régulation de la P_{fa} dans un environnement hétérogène en présence d'une cible interférente.

ICR	$P_{fa} \text{ simulée} / P_{fa} \text{ désirée} = 10^{-5}$					
	05 dB	10 dB	15 dB	20 dB	25 dB	30 dB
PI-CFAR	0.2399	0.2799	0.3200	0.7798	0.7399	0.7998
GM_B-CFAR	0.4395	0.7194	0.5200	0.8892	0.7501	0.7907

La Figure 4.23 illustre la régulation de la P_{fa} pour chaque détecteur en présence d'une seule cible interférente. Nous remarquons que le processeur PI-CFAR traque progressivement la P_{fa} du GM_B-CFAR jusqu'à ce qu'il y ait une parfaite coïncidence pour des valeurs de ICR supérieures à 24dB. Des fluctuations peuvent être observées pour la régulation des détecteurs SO-CFAR et GM_B-CFAR, lesquelles sont essentiellement dues au nombre réduit de cellules de référence. Enfin, notons que la nature très impulsive du clutter masque les petites cibles et influence sur la logique de sélection.

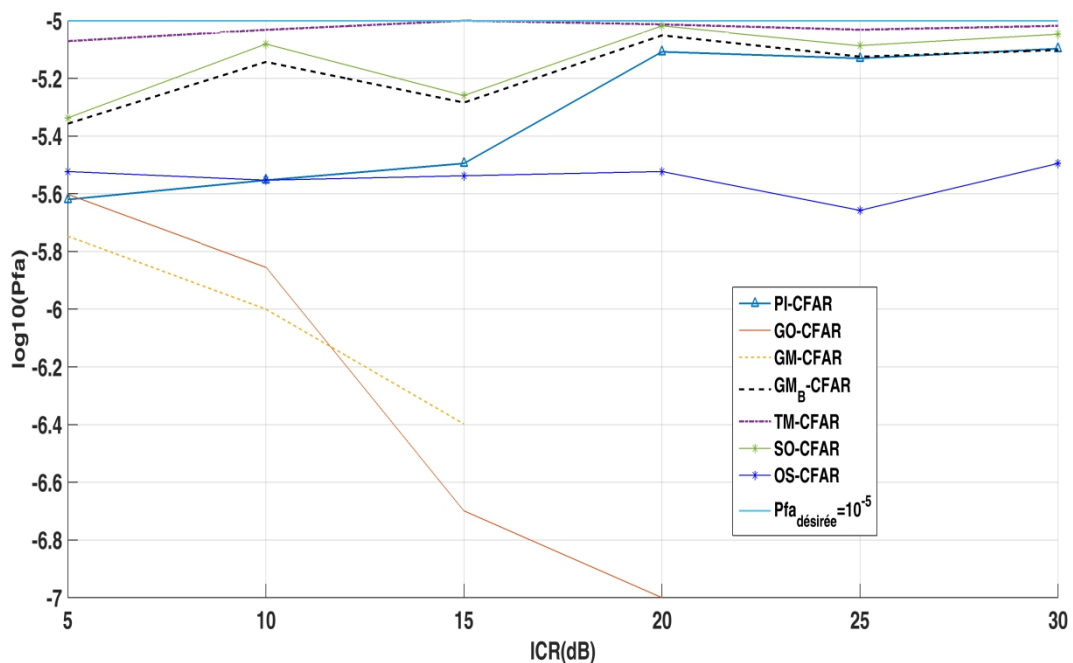


Figure 4.23 Régulation de la P_{fa} en fonction de ICR par l'ensemble des détecteurs en présence d'une seule cible interférente

Comme deuxième exemple de situations de cibles multiples, la Figure 4.24 montre les courbes de probabilité en fonction de $SCR = ICR$ des différents détecteurs en présence de deux cibles interférentes, une dans chacune des demi-fenêtres A et B. Ici, et selon la ligne 5 du Tableau 4.6, le processeur PI-CFAR doit basculer vers le détecteur TM-CFAR. Comme le montre la Figure 4.25, le fait qu'une cible se trouve dans une demi-fenêtre, le PI-CFAR peut utiliser l'autre demi-fenêtre et commence par traquer le détecteur GM_A -CFAR ou GM_B -CFAR avec des probabilités de sélection des fenêtres PWS égales, pour des valeurs ICR inférieures à 10 dB. Ensuite, pour des valeurs croissantes de ICR, il traque le détecteur TM-CFAR jusqu'à ce qu'il y ait une coïncidence complète pour des valeurs ICR supérieures à 25 dB. Enfin, notons que les performances du processeur PI-CFAR dépassent celles du détecteur OS-CFAR, en particulier pour un SCR élevé.

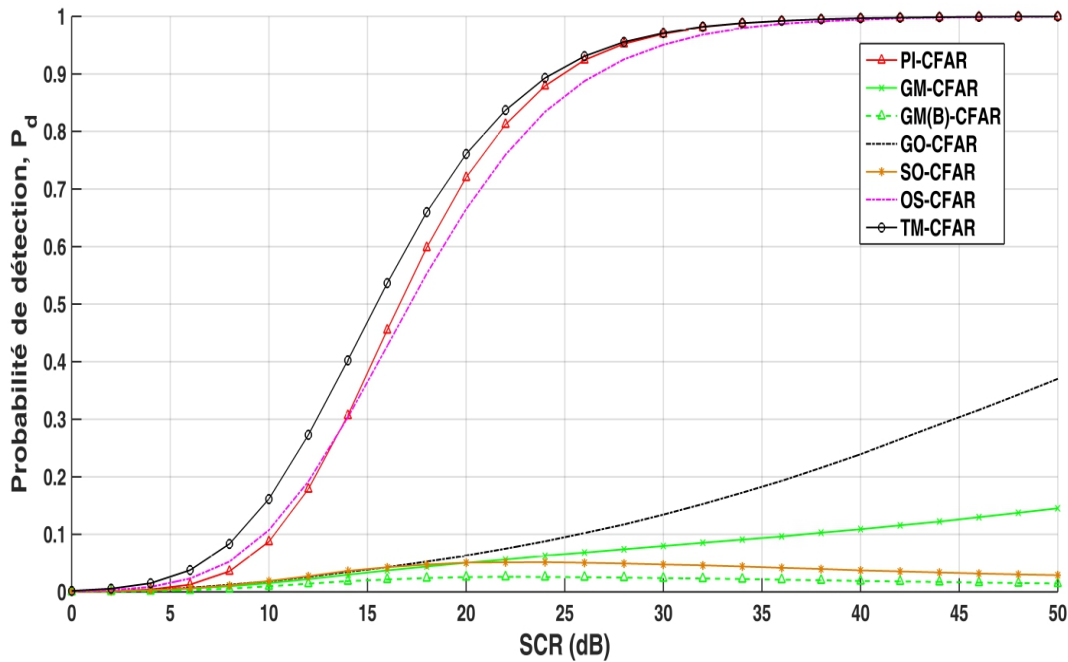


Figure 4.24 Probabilité de détection, P_d simulée des différents détecteurs en fonction de SCR et en présence de deux cibles interférentes, une dans chaque demi-fenêtre A et B; pour $N = 32$, $P_{fa} = 10^{-5}$, $\alpha = 4.7241$, $ICR = SCR$, $TPI = 0.46$ et $TMR = 1.44$.

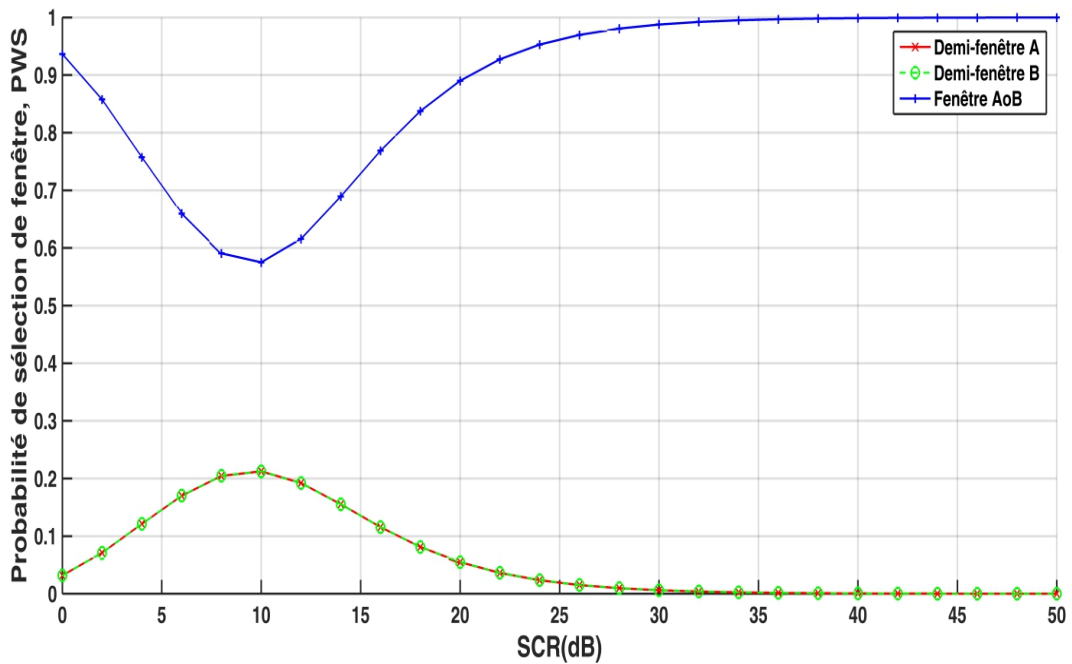


Figure 4.25 Probabilité de sélection d'une fenêtre, PWS simulée en fonction de SCR, relative à la Figure 4.24

Ici aussi, pour tester la robustesse du processeur PI-CFAR, nous avons injecté deux cibles interférentes, l'une dans chacune des demi-fenêtres A et B, pour ICR = 5, 10, 15, 20, 25 et 30 dB. Les valeurs résultantes du rapport de la P_{fa} simulée sur la P_{fa} désirée sont reportées dans le Tableau 4.8. Nous remarquons que plus le ICR est élevé, meilleure est la régulation de la P_{fa} du processeur PI-CFAR et du détecteur TM-CFAR. Il est utile de mentionner que la moyenne et la variance du niveau de puissance du clutter étudié constitue une autre façon pour évaluer la robustesse d'un détecteur CFAR [325].

Tableau 4.8

Régulation de la P_{fa} dans un environnement hétérogène en présence de deux cibles interférentes; une dans chaque demi-fenêtre

	$P_{fa} \text{ simulée} / P_{fa} \text{ désirée} = 10^{-5}$					
ICR	05 dB	10 dB	15 dB	20 dB	25 dB	30 dB
PI-CFAR	0.0500	0.1300	0.2200	0.3999	0.4898	0.6095
TM-CFAR	0.4699	0.4797	0.5600	0.5297	0.5400	0.6194

La Figure 4.26 illustre la régulation de la P_{fa} par chaque détecteur en présence de deux cibles interférentes, le processeur PI-CFAR traque progressivement les performances du détecteur TM-CFAR et régule la P_{fa} aussi bien que ce dernier de 20 dB jusqu'à 30 dB. Encore une fois, nous notons que la nature très impulsive du clutter masque les petites cibles et influe sur la logique de sélection.

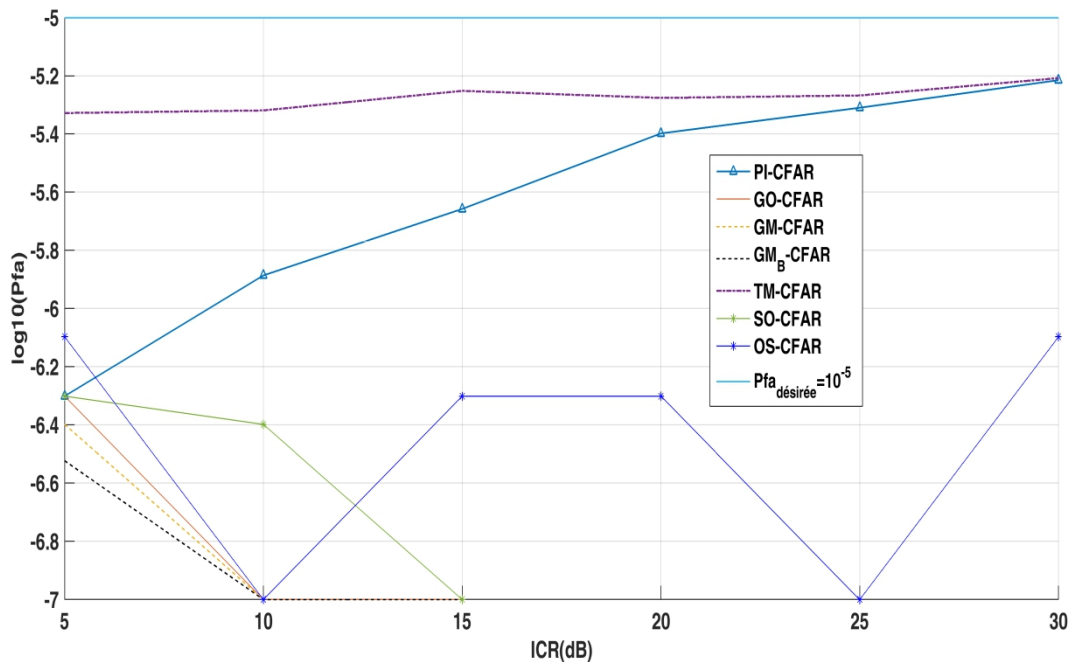


Figure 4.26 Régulation de la P_{fa} par l'ensemble des détecteurs en présence de deux cibles interférentes avec ICR variable.

Enfin, afin d'améliorer l'algorithme de commutation du processeur PI-CFAR, il est possible d'étendre la procédure de censure automatique introduite dans [323 et les références y afférentes] au détecteur TM-CFAR sans aucune connaissance *a priori* du paramètre d'échelle, du nombre de cibles interférentes ou de la position du bord de clutter.

4.3.4.3 Situation de bord de clutter

Le bord de clutter, généralement dû aux phénomènes atmosphériques et maritimes, résulte d'une variation abrupte de la puissance de celui-ci. Il est connu dans la littérature radar que la P_{fa} est excessive dans la zone du bord de clutter. Dans ce travail, nous supposons une transition de clutter unique. Dans ce cas, la CUT peut être avant, dans ou après le bord de clutter. Comme indiqué précédemment, la première et la troisième situation sont résolues, respectivement, par les lignes 4 et 3 du Tableau 4.6. Nous nous intéressons à la deuxième situation, c'est-à-dire que la CUT est exactement sur le bord du clutter, auquel cas les deux demi-fenêtres de référence A et B sont

homogènes. Supposons que les paramètres de forme du clutter de faible puissance et du clutter de forte puissance sont, respectivement $\alpha_1 = 4.7241$ et $\alpha_2 = 2/(1 - 10^{(-0.1*CCR)}(1 - \frac{2}{\alpha_1})) = 2.1115$, pour un rapport clutter à clutter, $CCR = 20$ dB. Par conséquent, nous devrions définir une valeur TPI avec une probabilité d'erreur désirée α_0 pour chaque puissance de clutter. A cette fin, la Figure 4.27 représente la probabilité d'erreur α_0 en fonction de TPI. La courbe en trait plein illustre α_0 pour la première demi-fenêtre de référence homogène avec α_1 en tant que paramètre, et la courbe en pointillés pour la deuxième demi-fenêtre de référence homogène avec α_2 en tant que paramètre. Pour $\alpha_0 \approx 10^{-5}$, les valeurs respectives de TPI sont clairement $TPI_1 = 0.46$ et $TPI_2 = 0.92$.

De même, la Figure 4.28 illustre la probabilité d'erreur β_0 en fonction de TMR; dont les courbes donnent respectivement $TMR_1 = 1.44$ et $TMR_2 = 2.22$.

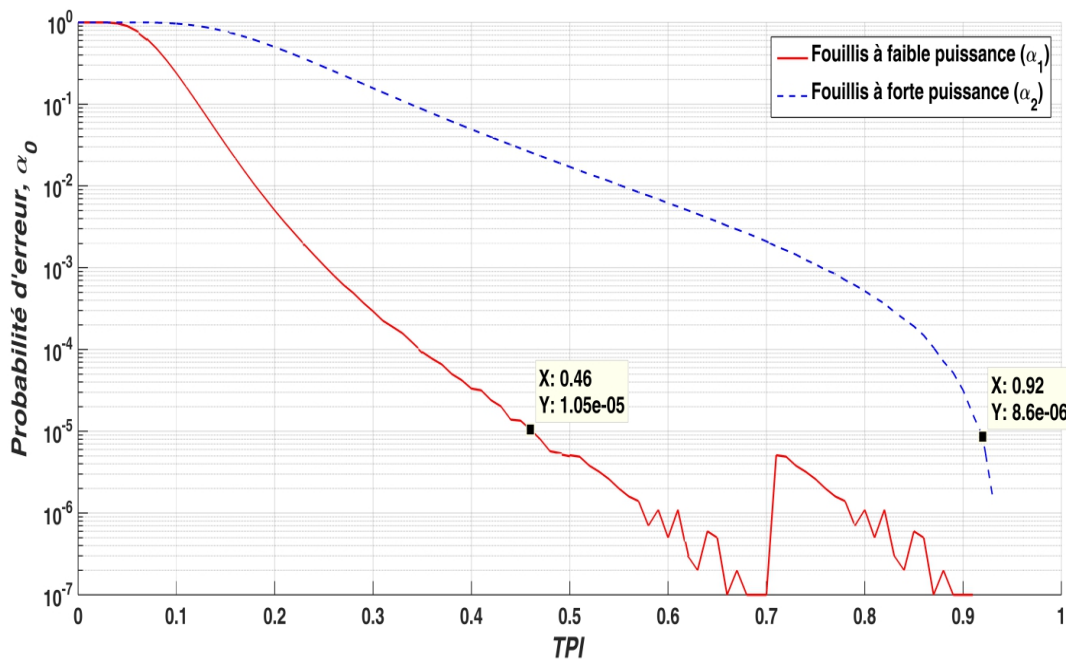


Figure 4.27 Probabilité d'erreur, α_0 simulée en fonction de TPI dans le cas d'un clutter de faible et forte puissances; pour $N = 32$, et $P_{fa} = 10^{-5}$.

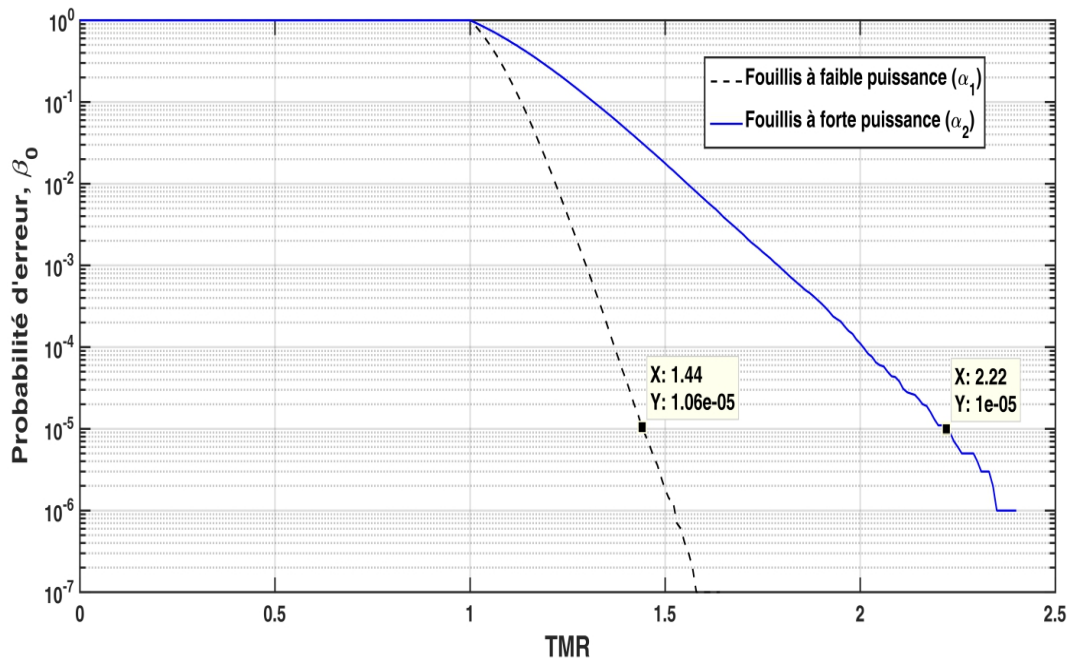


Figure 4.28 Probabilité d'erreur, β_0 simulée en fonction de TMR dans le cas d'un clutter de faible et forte puissances; pour $N = 32$, et $P_{fa} = 10^{-5}$.

En tant que dernière étape des performances du processeur PI-CFAR, nous examinons l'effet d'un bord de clutter sur la régulation de la P_{fa} . A cet effet, un bord de clutter est modélisé par une transition de sa puissance, à travers les cellules de référence. Il en résulte une discontinuité entre le clutter de forte puissance et le clutter de faible puissance.

Pour examiner les effets d'un bord de clutter sur la P_{fa} , nous simulons une transition de clutter par la génération de deux distributions Pareto avec deux paramètres de forme différents α_1 et α_2 . Nous montrons ici le comportement et la performance du processeur proposé lors de la transition de clutter, i.e., depuis la première cellule de référence jusqu'à la dernière, en passant par la CUT. C'est-à-dire que les courbes P_{fa} sont estimées en faisant varier de manière dynamique la position du bord de clutter dans les cellules de référence. Une fois que la moitié des cellules de référence du clutter est immergée dans le clutter de grande puissance, la CUT est alors également considérée comme noyée dans le clutter de forte puissance. La Figure 4.29 illustre les performances du taux de fausse alarme des différents détecteurs, en fonction du nombre de cellules atteinte par le clutter de forte puissance. Le rapport de clutter de forte puissance et celui de faible puissance est $CCR = 20$ dB. Pour la première moitié de la fenêtre de référence, nous remarquons que le processeur PI-CFAR régule la P_{fa} de la même manière que les détecteurs SO- et GM_B -CFAR; tous les autres détecteurs semblent s'écarter de la valeur nominale. Lorsque le nombre de

cellules de clutter de forte puissance coïncide avec la position du CUT, comme prévu, la P_{fa} du processeur PI-CFAR montre une nette discontinuité, mais reste proche de celle du détecteur GO-CFAR jusqu'à ce que le clutter de forte puissance couvre complètement la fenêtre de référence.

Selon la situation où la dernière cellule de clutter de forte puissance atteint la CUT, la Figure 4.30 illustre la probabilité de détection des différents détecteurs en fonction de SCR. En se référant à la ligne 2 du Tableau 4.6, le processeur PI-CFAR doit basculer vers le détecteur GO-CFAR; ce qui est en accord avec la Figure 4.31 où le PWS_A est égale à l'unité pour toutes les valeurs de SCR, et la Figure 4.29, dans laquelle les P_{fa} des deux détecteurs au niveau de la transition sont sensiblement les mêmes. Au fur et à mesure que la transition de clutter progresse, bien que tous les détecteurs ne régulent pas correctement la P_{fa} , le processeur PI-CFAR, ainsi que le détecteur GO-CFAR, sont les seuls à présenter une bonne régulation.

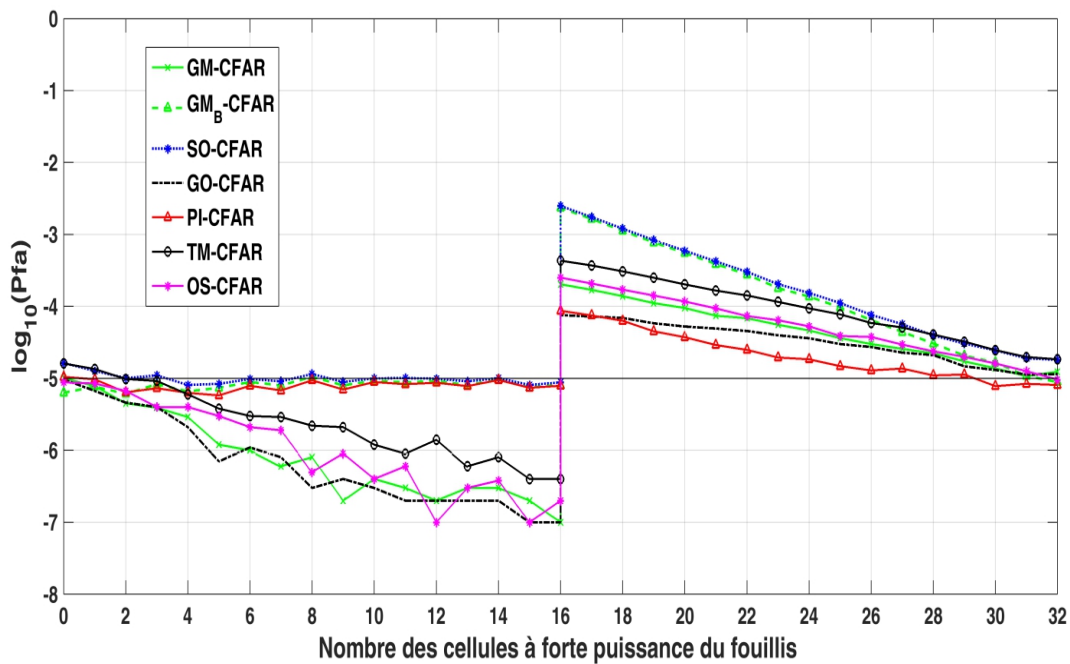


Figure 4.29 Simulation de la régulation de la probabilité de fausse alarme, P_{fa} des différents détecteurs en fonction du nombre de cellules de clutter à forte puissance pour $CCR = 20\text{dB}$, $N = 32$, $P_{fa} = 10^{-5}$, $\alpha_1 = 4.7241$, $\alpha_2 = 2.1115$, $TPI_1 = 0.46$, $TPI_2 = 0.92$, $TMR_1 = 1.44$ et $TMR_2 = 2.22$.

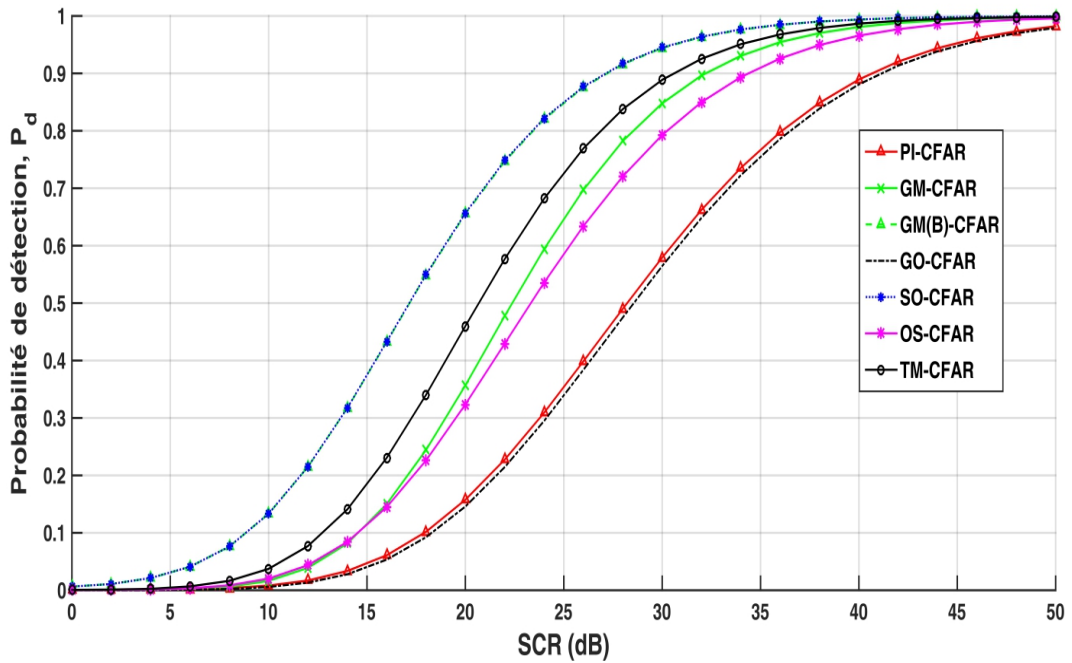


Figure 4.30 Probabilité de détection simulée, P_d des différents détecteurs en fonction de SCR et en présence d'un bord de clutter pour lequel la dernière cellule de clutter de forte puissance chevauche la CUT à $CCR = 20$ dB; $N=32$, $P_{fa} = 10^{-5}$, $\alpha_1=4.7241$, $\alpha_2=2.1115$, $TPI_1=0.46$ et $TPI_2=0.92$, $TMR_1=1.44$, $TMR_2=2.22$

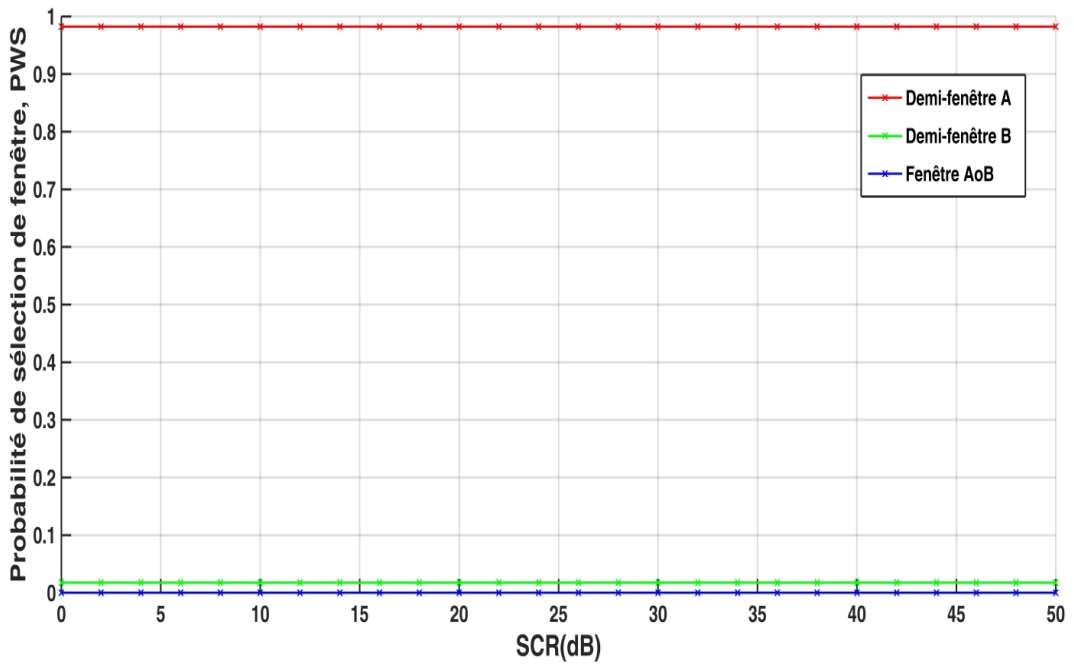


Figure 4.31 Probabilité de sélection d'une fenêtre, P_{WS} en fonction de SCR, relative à la Figure 4.30

4.4 Performances attendues du processeur PI-CFAR avec des données réelles

Cette section montre comment le processeur PI-CFAR pourrait fonctionner avec des données réelles. Les performances du schéma de détection global dépendant du choix des seuils TPI et TMR. Nous rappelons que dans ce présent manuscrit, ils sont définis par des valeurs prédéfinies où les probabilités d'erreur correspondantes α_0 et β_0 doivent être limitées à un ordre de grandeur de la P_{fa} désirée. Il est clair que dans les applications réelles, nous sommes confrontés à des paramètres de clutter Pareto inconnus. Dans ce cas, les équations (4.21) et (4.30) deviennent:

$$\alpha_0 = \int_0^{+\infty} Pr(PI > TPI|Hh) f_{TPI}(x) dx \quad (4.35)$$

où,

$$Pr(PI > TPI|Hh) = \int_{TPI}^{+\infty} f_{PI}(x) dx \quad (4.36)$$

Similairement,

$$\beta_0 = \int_0^{+\infty} f_{TMR}(x) dx - \int_0^{+\infty} Pr(TMR^{-1} \leq LGMR \leq TMR|Hh) f_{TMR}(x) dx \quad (4.37)$$

où,

$$Pr(TMR^{-1} \leq LGMR \leq TMR|hH) = \int_{TMR^{-1}}^{TMR} f_{LGMR}(x) dx \quad (4.38)$$

Maintenant, si nous considérons les seuils TPI et TMR comme adaptatifs, nous devrions évaluer, à l'aide de simulations de Monte Carlo, les équations (4.35) et (4.37). Pour le faire de manière analytique, nous devrions d'abord évaluer les PDF $f_{PI}(x)$ et $f_{LGMR}(x)$ de PI et $LGMR$ donnés par les équations (4.15) et (4.25)-(4.28), respectivement, et les PDF $f_{TPI}(x)$ et $f_{TMR}(x)$ à partir de certains seuils dont les formes doivent être déterminées. Ensuite, nous devrions résoudre pour α_0 et β_0 les intégrales des équations (4.35) et (4.37), respectivement. De cette manière, les seuils TPI et TMR s'adaptent automatiquement aux modifications du clutter Pareto.

Un autre problème qui peut survenir dans la pratique est le fait que les données réelles de clutter contiennent des valeurs arbitrairement proches de zéro, de sorte que le minimum de l'échantillon, c'est-à-dire $\min(X_{(i)}) = X_{(1)}, i = 1, 2, \dots, N$, ne peut pas être utilisé pour estimer le paramètre d'échelle β . Dans ce cas, comme indiqué dans [210], nous devrions d'abord, pour chaque ensemble d'échantillons radar, estimer le paramètre d'échelle à l'aide de l'estimateur ML. Ensuite, par le biais de β mettre les données à l'échelle. Ceci normaliserait le jeu de données, produisant un estimateur non biaisé. Les données réelles sont donc prétraitées en censurant tout retour inférieur au paramètre d'échelle β . Ceci permettrait de réduire la taille de l'ensemble des échantillons mais donnerait des résultats plus fiables.

Enfin, il est montré dans [326] que bien que les détecteurs proposés dans [87, 88], sur lesquels est construit le processeur PI-CFAR, atteignent la propriété CFAR sans aucune connaissance *a priori* du paramètre d'échelle β ; c'est-à-dire qu'il est supposé que les échantillons Pareto I n'aient pas de valeurs plus petites que β . Néanmoins, cette hypothèse est contraignante dans la pratique. A cet égard, la loi de Pareto II dont la PDF est donnée par l'équation (3.9) avec un support commençant à zéro, est un meilleur modèle de clutter Pareto. Malheureusement, la propriété CFAR n'est pas garantie pour le paramètre d'échelle β . Par conséquent, il est possible de comparer les performances globales du processeur PI-CFAR en fonction des étapes de prétraitement des données comme cela est indiqué dans [326].

4.5 Conclusion

Dans la première partie de ce chapitre, nous avons examiné le problème de la censure automatique d'un nombre inconnu de cibles interférentes dans un clutter Pareto en présentant et analysant les performances du processeur proposé ACD-CFCAR. Nous avons vu que c'est un processeur qui a un double rôle grâce à ses deux algorithmes de censure et de détection. Le premier algorithme utilise des coefficients pré-calculés du seuil de censure pour discriminer les échantillons hétérogènes dans un clutter Pareto. Les performances de l'algorithme de censure ont été évaluées par rapport à la probabilité de sous-censure et la probabilité de détection en présence de différents nombres de cibles interférentes et en fonction d'ICR. Pour un clutter homogène, les résultats de la simulation ont montré que les performances de ce détecteur sont similaires à celles de sa version à censure fixe. Dans des situations de cibles multiples, le processeur proposé présente de bonnes performances de censure et de détection, car à chaque fois il censure exactement le nombre de cibles présentes contrairement à la version du détecteur TM-CFAR conventionnel où l'estimation de m est tributaire de la connaissance *a priori* de l'environnement. Le processeur ACD-CFCAR est également caractérisé par une faible probabilité de sous-censure, ce qui lui permet d'avoir de bonnes performances. Enfin, nous préconisons comme travaux futurs, l'étude du processeur ACD-CFCAR en présence d'un bord de clutter.

Dans la deuxième partie, nous avons introduit la détection automatique de cibles dans un clutter Pareto hétérogène. Ce faisant, nous avons mis au point les processeurs EVI-ASD-CFAR et PI-CFAR. Pour tenter d'utiliser le VI comme discriminateur d'un clutter Pareto hétérogène, nous avons développé le processeur EVI-ASD-CFAR pour un environnement en présence de cibles multiples. Une sélection dynamique du détecteur approprié parmi les détecteurs de la famille du détecteur GM-CFAR, ou du détecteur TM-CFAR, est réalisée en exploitant les propriétés inhérentes à la dualité entre les distributions Pareto et exponentielle et la logique de commutation

à base du VI et MR. Cependant, ce processeur n'est pas complètement CFAR, du fait que la P_{fa} ne soit pas indépendante du paramètre de d'échelle. Il s'est donc avéré qu'une approche, initialement établie pour un clutter gaussien, n'est possible qu'en assumant un paramètre d'échelle connu *a priori*. Pour remédier à cette limitation, nous avons montré comment l'indice de variabilité PI peut être un bon substitut au VI dans un contexte hétérogène non gaussien. Pour ce faire, nous avons développé pour un clutter Pareto, le processeur PI-CFAR. L'analyse des performances de ce processeur a été faite en milieux homogène et hétérogène. En supposant un clutter Pareto non stationnaire avec la présence ou non de bord de clutter ou de cibles interférentes, les tests statistiques sur PI et LGMR ont été utilisés simultanément pour permettre au processeur proposé de basculer dynamiquement vers le détecteur approprié; c'est-à-dire le détecteur GM-CFAR, GO-CFAR ou TM-CFAR de paramètre d'échelle est inconnu. En fonction de la probabilité de sélection de fenêtre PWS, le niveau du clutter est estimé en fonction du détecteur sélectionné. Les performances de détection du processeur proposé ont été évaluées au moyen de simulations approfondies de Monte Carlo. Comme prévu, dans un clutter Pareto homogène, le processeur PI-CFAR traque le détecteur GM_{A_0B} -CFAR. Pour une cible interférente unique, il traque le détecteur GM_B -CFAR ou de manière équivalente le détecteur SO-CFAR. Pour deux cibles interférentes, une dans chaque des demi-fenêtres de référence; il traque le détecteur TM-CFAR. Pour une situation de bord de clutter, nous avons montré que le processeur PI-CFAR régule correctement le taux de fausse alarme et suit le détecteur GO-CFAR lorsque la dernière cellule de clutter de forte puissance atteint la CUT. En conclusion, le processeur PI-CFAR peut être considéré comme un détecteur efficace et robuste en présence d'un clutter non gaussien. En d'autres termes, nous avons montré que la statistique PI est un bon substitut à la statistique VI, qui s'avère être un discriminateur pratique dans un contexte gaussien uniquement. Enfin, comme ultime ouverture pour des travaux futurs, nous pouvons considérer le TPI et le TMR comme des seuils adaptatifs.

Conclusion Générale

5.1. Synthèse des travaux	143
5.2 Perspectives.....	144
Bibliographie.....	146

Résumé

Ce chapitre, en guise de conclusion, représente un développement marquant la fin de ce travail de recherche. Il constitue donc une synthèse de l'ensemble des résultats obtenus ainsi qu'une perspective des travaux futurs.

5.1. Synthèse des travaux

Afin d'apporter notre pierre à l'édifice, notre humble contribution dans le domaine de la surveillance maritime propose des solutions aux problèmes de détection les plus répandus; à savoir, les effets de capture et de bord de fouillis pour un environnement variable. Expressément, nous avons été motivés par l'étude de trois problématiques dans le cas d'un fouillis Pareto. D'abord, nous avons traité la question de l'estimation des paramètres de la distribution Pareto. Ensuite, nous avons étudié la censure automatique de cibles interférentes sans connaissance *a priori* de leur nombre. Enfin, nous avons développé une procédure de détection CFAR intelligente de cibles basée sur le concept de la commutation automatique. Les algorithmes CFAR sont capables de mettre au point un seuil de détection de manière adaptative via une analyse statistique rigoureuse du fouillis et ce en maintenant un taux de fausse alarme constant. Pour cela, ils font référence à tout algorithme conçu pour détecter l'absence ou la présence de signaux cible baignant dans un fouillis homogène ou hétérogène. En effet, les cibles multiples ou transition de fouillis sont deux phénomènes qui nuisent au processus de détection. Ce faisant, le fouillis est représenté par une fenêtre de référence glissante sur l'ensemble des données observées.

Nous avons analysé les performances, en termes de précision et de rapidité, des estimateurs proposés sur des données synthétiques et réelles. Aussi, nous avons étudié, en termes de robustesse dans des situations de cible multiples et transition de fouillis, celles des processeurs de censure et de détection sur des données synthétiques Pareto. La première étape de l'étude consistait à estimer les paramètres de données Pareto grâce à trois estimateurs simples et pratiques avec des formes analytiques exactes. Par suite, nous les avons utilisés pour modéliser des données réelles IPIX par la distribution Pareto. Dans l'article de recherche que nous avons exposé au Chapitre 3, une étude comparative de ces estimateurs a été faite. Nous avons mis l'accent sur un fouillis Pareto type I. Les estimateurs USE et VSE proposés, ont montré des performances supérieures aux estimateurs LRA et MLE, alors que l'estimateur COSE a montré des performances comparables à celles de l'estimateur MLE. La précision de l'estimation et l'efficacité des temps de calculs ont également été abordés.

Ensuite, visant à censurer des cibles interférentes dans un fouillis Pareto, nous avons développé dans la première partie du Chapitre 4, une technique qui représente une des étapes essentielles précédant le processus de détection. Il s'est agi de l'analyse des performances de la censure automatique de cibles interférentes sans connaissance *a priori* de leur nombre, contre ceux à point fixe. Pour ce faire, nous avons aussi analysé la détection de cibles pour divers environnements non homogènes.

Enfin, nous avons conduit une étude pour définir la meilleure détection possible dans le cas d'un fouillis Pareto aux statistiques variables. Ainsi, comme deuxième partie, nous avons proposé le processeur PI-CFAR, qui repose sur l'indice PI, un excellent substitut de l'indice VI, qui pour rappel est inapproprié au fouillis non-gaussien. En fait, le problème est inhérent au fouillis non-gaussien, lequel peut avoir des statistiques très variables, principalement dues à sa nature impulsionnelle, à la présence de cibles interférentes ou à la présence d'une transition. L'environnement peut donc alterner homogène et hétérogène, caractéristique typique d'un milieu marin. De nombreux détecteurs de cibles ont été proposés dans la littérature, avec des buts particuliers où chacun fournit de résultats appréciables de détection dans un ou des cas bien précis. Selon toute vraisemblance, il n'existe pas un détecteur unique pour toutes les situations, et cela représentait pour nous un vrai challenge. En revanche, pour le processus de détection de cible, l'identification et l'analyse des échantillons hétérogènes et la commutation automatique entre plusieurs détecteurs pour ne choisir que celui qui puisse apporter les meilleurs résultats escomptés, par le biais des statistiques PI et LGMR s'avérait une solution plus efficace pour cette problématique. A cet effet, les performances du processeur PI-CFAR ont été analysées en termes de détection et de régulation du taux de fausse alarme, comme indicateurs pratiques de ses performances.

5.2 Perspectives

Dans le cas de la censure automatique, nous avons étudié l'influence de la censure par le biais des simulations de Monte Carlo. Nous proposons qu'il soit développé des formes analytiques exactes de la probabilité de fausse censure en considérant le cas d'un bord de fouillis.

Pour l'estimation des paramètres, nous proposons l'introduction du bruit et l'estimation des paramètres des données tronquées Pareto II plus bruit.

Pour la commutation automatique, il est intéressant d'étudier l'adaptabilité des paramètres de contrôle de la commutation « switching » et d'associer l'algorithme de censure automatique en guise d'améliorer les performances de détection du processeur PI-CFAR dans le cas de la présence de plusieurs cibles interférentes dans les deux sous fenêtres de référence. Il serait aussi intéressant de tester les performances du processeur en considérant un support qui commence à l'origine; ce qui mènerait à une étude complète de la modélisation des données avec la distribution Pareto II ou encore avec d'autres modèles statistiques adéquats.

Enfin, nous proposons aussi, comme extension à ce travail, l'examen de la possibilité de réaliser une architecture expérimentale intégrée qui combinerait les différentes solutions aux

problématiques analysées dans une même plate-forme matérielle et logicielle expérimentés à base de circuit FPGA.

Bibliographie

- [1] W. L. Melvin, J. A. Scheer, “*Principles of Modern Radar Vol. III: Radar applications*,” SciTech Publishing, 2014.
- [2] A. D. Maio, M. S. Greco, “*Modern Radar*,” Electromagnetics and Radar, Scitech Publishing, 2015.
- [3] M. F. Rimbart, R. M. Bell, “*Multiresolution order-statistic CFAR techniques for radar target detection*,” Proc. SPIE 5674, pp. 282-292, 2005.
- [4] M. Naldi, “*False alarm control and self-masking avoidance by a biparametric clutter map in a mixed interference environment*,” IEE Proc.-Radar Sonar Navig. Vol.146(4), pp.195-200,1999.
- [5] X.W. Meng, “*Performance analysis of Nitzberg’s clutter map for Weibull distribution*,” Digit. Signal Process, Vol. 20 (3), pp. 916–922, 2010.
- [6] R. I. Zhang, W. X. Sheng, X. F. Ma, Y. B. Han, “*Clutter map CFAR detector based on maximal resolution cell*,” Signal Image Video Process, Vol. 9, pp.1151-1162, 2015.
- [7] H. M. Finn, R. S. Johnson, “*Adaptive Detection Mode with Threshold Control as a Function of Spatially Sampled Clutter-Level Estimates*,” RCA Review, Vol. 29, pp. 414–464, 1968.
- [8] H. M. Finn, “*Adaptive Detection in Clutter*,” Proc. of the National Electronics Conference, Vol. 22, pp. 562–567, 1966.
- [9] R. Nitzberg, “*Constant-False-Alarm-Rate Signal Processors for Several Types of Interference*,” IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 8, No. 1, pp. 27–44, January 1972.
- [10] V. G. Hansen, J. H. Sawyers, “*Detectability Loss Due to Greatest-Of-Selection in a Cell Averaging CFAR*,” IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 16, No. 1, pp. 115–118, January 1980.
- [11] G. V. Trunk, “*Range Resolution of Targets Using Automatic Detectors*,” IEEE Trans. On Aerospace and Electronic Systems, Vol. 14, No. 5, pp. 750–755, September 1978.

- [12] H. Rohling, “*Radar CFAR Thresholding in Clutter and Multiple Target Situations,*” IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 19, No. 4, pp. 608–621, July 1983.
- [13] P. P. Gandhi, S. A. Kassam, “*Analysis of CFAR Processors in Nonhomogeneous Background,*” IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 24, No. 4, pp. 427–445, July 1988.
- [14] M. B. El Mashade, “*Analysis of adaptive radar systems processing M-sweeps in target multiplicity and clutter boundary environments,*” Signal Process., 67, n. 3, pp.307-329. 1998.
- [15] M. B. El Mashade, “*Detection analysis of linearly combined order statistic CFAR algorithms in nonhomogeneous background environments,*” Signal Process., Vol.68, No 1, pp. 59-71. 1998.
- [16] A. Zaimbashi, M. R. Taban, M. M. Nayebi, “*Order Statistic and Algebraic Product CFAR Detector for Weibull Clutter,*” Int. Conf. Radar, CIE '06, pp.1-4, 2006.
- [17] A. Zaimbashi, M. R. Taban, M. Mehdi Nayebi, Y. Norouzi, “*Weighted order statistic and fuzzy rules CFAR detector for Weibull clutter,*” Signal Process., 88, n. 3, pp.558-570. 2008.
- [18] W. Liu, X. Liu. “*And-CFAR and Or-CFAR detectors design in Weibull background,*” In Proc. IEEE 37th Annual Int. Carnahan Conf. on Security Tech. pp.83-86, 2003.
- [19] A. Mezache, F. Soltani. “*A novel threshold optimization of MLCFAR detector in Weibull clutter using fuzzy-neural networks,*” Signal Process., 87, n. 9, pp. 2100-2110, 2007.
- [20] J. T. Rickard, G. M. Dillard, “*Adaptive Detection Algorithms for Multiple Target Situations,*” IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 13, No. 4, pp. 338-343, 1977.
- [21] J. A. Ritcey, “*Performance Analysis of the Censored Mean-Level Detector,*” IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. AES-22, no. 4, pp. 443-454, 1986.
- [22] H. Goldman, I. Bar-David, “*Analysis and Application of the Excision CFAR Detector,*” IEE Proc. on Radar and Signal Processing, Vol. 135, No. 6, pp. 563–575, 1988.
- [23] E. Conte, M. Longo, M. Lops, “*Two-Sided Censored Mean-Level Detector for CFAR in Multiple Target Situations and Clutter Edges,*” Alta Frequenza, Vol. 58, No. 2, pp. 165–173, March–April 1989.

- [24] L. A. Prastitis, "On Adaptive Censored CFAR Detection," Thèse de doctorat, Département de génie électrique et informatique, New Jersey Institute of Technology, Janvier 1993.
- [25] A. R. Elias-Fuste, M. G. G. de Mercado, E. de los Reyes Davo, "Analysis of Some Modified Ordered Statistic CFAR: OSGO and OSSO CFAR," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 26, No. 1, pp. 197-201, 1990.
- [26] J. A. Ritcey, J. L. Hines, "Performance of Max-Mean Level Detector with and without Censoring," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. AES-25, no. 2, pp. 213–222, 1989.
- [27] S. L. Wilson, "Two CFAR Algorithms for Interfering Targets and Nonhomogeneous Clutter," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 29, no. 1, pp. 57-72, 1993.
- [28] J. A. Ritcey, J. L. Hines, "Performance of MAX Family of Order-Statistic CFAR Detectors," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 27, no. 1, pp. 48–57, 1991.
- [29] S. D. Himonas, M. Barkat, "Automatic Censored CFAR Detection for Nonhomogeneous Environments," IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 28, No. 1, pp. 286–304, January 1992.
- [30] S. D. Himonas, M. Barkat, "Adaptive censored greatest of CFAR detection," IEE Proc., Radar Sonar Navig., Vol. 139, (3), pp. 247-255, 1992.
- [31] A. Farrouki, M. Barkat, "Automatic Censoring CFAR detector based on ordered data variability for nonhomogeneous environments," IEE Proc., Radar Sonar Navig., Vol. 152, (1), pp. 43-51, 2005.
- [32] A. Farrouki, M. Barkat, "Automatic censored mean level detector using a variability based censoring with non-coherent integration," Elsevier J. Signal Process. Vol.87 (7), pp. 1462-1473. 2007.
- [33] A. Zaimbashi, Y. Norouzi, "Automatic dual censoring cell averaging CFAR detector in nonhomogeneous environments," EURASIP J Signal Process, Vol.88:pp. 2611-21. 2008.
- [34] N. Boudemagh, Z. Hammoudi, "Automatic censoring CFAR detector for heterogeneous environments," AEU-Int. J. Electron. Commun, Vol. 68, pp. 1253–1260, 2014.
- [35] M. E. Smith, P. K. Varshney, "Intelligent CFAR processor based on data variability," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst. Vol.36 (3), pp. 837-847. 2000.

- [36] Z. Hammoudi, F. Soltani, “*Distributed IVI-CFAR Detection in Nonhomogeneous Backgrounds*,” *Signal Process.* Vol. 84, No.7, pp. 1231-1237, 2004.
- [37] L. Wang; D. Wang; C. Hao , “*Intelligent CFAR Detector Based on Support Vector Machine*,” *IEEE Access*, Vol. 5, pp. 26965 – 26972, 2017.
- [38] Cao TV. “*Constant false-alarm rate algorithm based on test cell information*,” *IET Radar Sonar Navig*, Vol.2(3), pp.200-13, 2008.
- [39] X.W. Meng. “*Comments on Constant false-alarm rate algorithm based on test cell information*,” *IET Radar Sonar Navig*, Vol.3(6), pp.646-9, 2009.
- [40] R. Zhang, W. Sheng, X. Ma, “*Improved Switching CFAR Detector for Non-Homogeneous Backgrounds*,” *Signal Process; Elsevier*, pp.35–48, 2012.
- [41] L. Tabet, F. Soltani, “*A Generalized Switching CFAR Processor Based on Test Cell Statistics*,” *Signal, Image and Video Processing*, pp. 265-273, 2009.
- [42] G. V. Weinberg, “*Distribution of the Cell Under Test in Sliding Window Detection Processes*,” *Progress In Electromagnetics Research Letters* , Vol. 8 4 ,pp.75-81, 2019.
- [43] M. A. Richards, W. A. Holm, J. A. Scheer, “*Principles of Modern Radar Vol. I: Basic Principles*,” Raleigh, NC: SciTech Publishing. 2010.
- [44] G. V. Trunk, “*Radar Properties of Non-Rayleigh Sea Clutter*,” *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 8, no. 2, pp. 196-204, 1972.
- [45] A. Farina , A. Russo , F. A. Studer, “*Coherent radar detection in log-normal clutter*,” *IEE Proc. F, Commun., Radar & Signal Process*, Vol.1 , pp. 39-54, 1986.
- [46] A. Pourmottaghi, M. R. Taban, S. Gazor, “*A CFAR Detector in a Non-Homogenous Weibull Clutter*,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 48 (2), pp.1747-1758, 2012.
- [47] G. B. Goldstein, “*False-alarm regulation in log-normal and Weibull clutter*,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 9, n°1, pp. 84-92, Janvier 1973.
- [48] P. P. Gandhi, G. Holladay, “*Constant false alarm rate detectors in log-normal clutter*,” *In Proc. of Conon Info.Sciences and Systems*, 1992.
- [49] P.P. Gandhi, E. Cardona, L. Baker, “*CFAR signal detection in nonhomogeneous Weibull clutter and interference*,” *In Proc. 1995 IEEE Radar Conference*, pp. 583–588, 1995.

- [50] A. Jakubiak, “*False-Alarm Probabilities for a Log-t Detector in K Distributed Clutter,*” IET Electronics Letters, Vol.19, pp. 725 – 726, 1983.
- [51] G. V. Weinberg, V. G. Glenny, “*Enhancing Goldstein’s Log-t Detector in Pareto Distributed Clutter,*” IEEE Transactions On Aerospace and Electronic Systems, Janvier 2017.
- [52] K. Ward, R. Tough, S. Watts, “*Sea Clutter: Scattering, the K Distribution and Radar Performance,*” The Institution of Engineering and Technology, London, United Kingdom, 2013.
- [53] W. Dawber, J. Branson, “*Use of site specific radar modelling to improve CFAR performance in the littoral,*” IEEE International Radar Conference Radar 2005, Washington, DC, 9–12 May 2005, pp. 161–166, 2005.
- [54] W. Dawber, J. Branson, “*Comparison of CFAR algorithms in littoral clutter data,*” 4th TTCP Workshop on Defence Applications of Signal Processing, DASP 05, Utah, 17 March–1 April 2005.
- [55] J. Ai, X. Yang, Z. Dong, F. Zhou, L. Jia, L. Hou, “*A new two parameter CFAR ship detector in Log-Normal clutter,*” In Proceedings of the International Radar Conference, Arlington, VA, USA, 28–30, pp. 195–199, 1980.
- [56] J. Ai, X. Qi, W. Yu, Y. Deng, F. Liu, L. Shi, “*A New CFAR Ship Detection Algorithm Based on 2-D Joint Log-Normal Distribution in SAR Images,*” IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, Vol.7, pp. 806–810, 2010.
- [57] M. N. Almarshad, S. A. Alshebeili, M. Barkat, “*A Forward Automatic Censored Cell-Averaging Detector for Multiple Target Situations in Log-Normal Clutter,*” Transactions on Engineering, Computing and Technology, Vol.17, pp. 281–286, 2006.
- [58] M. N. Almarshad, M. Barkat, S. A. Alshebeili, “*A Monte Carlo Simulation for Two Novel Automatic Censoring Techniques of Radar Interfering Targets in Log-Normal Clutter,*” Signal Processing Vol.88(3), pp. 719–732, 2008.
- [59] P. Weber, S. Haykin, “*Ordered Statistic CFAR Processing for Two-Parameter Distributions with Variable Skewness,*” IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems AES-, Vol 21(6), pp. 819-821, 1985.
- [60] M. Guida, M. Longo, M. Lops, “*Biparametric linear estimation for CFAR against Weibull clutter,*” IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol.28, 1, pp. 138-152, 1992.

- [61] M. Guida, M. Longo, M. Lops, “*Biparametric CFAR procedures for log-normal clutter,*” IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol.29, 3, pp.799-809, 1993.
- [62] S. Chabbi, T. Laroussi, M. Barkat, “*Performance Analysis of Dual Automatic Censoring and Detection in Heterogeneous Weibull Clutter: A Comparison Through Extensive Simulations,*” Signal Processing, Vol. 93, No. 11, pp. 2879-2893, Nov. 2013.
- [63] R. Ravid, N. Levanon, “*Maximum-likelihood CFAR for Weibull background,*” in Inst. Elect. Eng. Proc.-F ,Vol. 139, pp. 256–264, 1991.
- [64] A. Mezache, F. Soltani, “*Threshold optimization of decentralized CFAR detection in Weibull clutter using genetic algorithms,*” Signal, Image and Video Processing, Vol.2, No. 1, pp.1-7. 2008.
- [65] V. Anastassopoulos, G. A. Lampropoulos., “*Optimal CFAR detection in Weibull clutter,*” IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., 31, No. 1, pp. 52–64, 1995.
- [66] P. Swerling, “*Radar probability of detection for some additional fluctuating target cases,*” IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., Vol.33, No. 2, pp. 698–709, 1997.
- [67] A. RezaZadeh, Y. Norouzi, M. M. Nayebi , “*Maximum likelihood CFAR for log-normal clutter with censored samples,*” IET International Conference on Radar Systems, Edinburgh, UK , 2007.
- [68] Z. Chen, X. Liu, Z. Wu, X. Wang, “*The Analysis of Sea Clutter Statistics Characteristics Based on the Observed Sea Clutter of Ku-Band Radar,*” in IEEE Proceedings of the International Symposium on Antennas & Propagation, vol. 2, pp. 1183-1186, 2013.
- [69] D. J. Crisp, L. Rosenberg, N. J. Stacy, Y. Dong. “*Modelling X-band Sea-Clutter with the K-distribution: Shape Parameter Variation,*” IEEE International Radar Conference, 2009.
- [70] C. Palanisamy, “*Digital Communication,*” Chapitre 9, InTech, Croitie, 2012.
- [71] L. Rosenberg, D. J. Crisp, N. J. Stacy, “*Analysis of the KK-distribution with medium grazing angle sea-clutter,*” IET Radar, Sonar and Navigation, Vol.4, No.2, pp. 209-222, 2010.
- [72] S. Watts, L. Rosenberg, “*A Review of High Grazing Angle Sea Clutter,*” IEEE 2013 International Conference on Radar, pp. 240-245, 2013.
- [73] S. Ishii, S. Sayama, K. Mizutani, “*Effect of Changes in Sea-Surface State on Statistical Characteristics of Sea Clutter with X-band Radar,*” Wireless Engineering and Technology, vol. 2(3), pp. 175-183, 2011.

- [74] E. K. Al-Haussaini, “*Performance of an ordered statistic CFAR processor in log-normal clutter,*” *Electronics Letters*, Vol. 24 , Issue. 7, pp. 424-425, 1988.
- [75] W. J. Reed, M. Jorgensen, “*The Double Pareto-Lognormal Distribution—A New Parametric Model for Size Distributions,*” *Journal Communications in Statistics - Theory and Methods*, Vol.33, Issue 8, 2004.
- [76] Q. Ping, “*Analysis of Ocean Clutter for Wide-Band Radar Based on Real Data,*” in *Proceedings of the 2011 International Conference on Innovative Computing and Cloud Computing*, Wuhan, China, pp. 121-124. 2011.
- [77] M. Sekine ,Y. Mao, “*Weibull Radar Clutter,*” Peter Peregrinus Ltd., London, United Kingdom, 1990.
- [78] G.V. Weinberg, D. Finch, “*Analysis of a Pareto Mixture Distribution for Maritime Surveillance Radar,*” *Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2012
- [79] B. C. Arnold, “*Pareto Distributions,*” Second Edition, Chapman & Hall/CRC Monographs on Statistics & Applied Probability, 2015.
- [80] M. Farshchian, F. L. Posner, “*The Pareto distribution for low grazing angle and high resolution X-band sea clutter,*” In *Proceedings of International Radar Conference*, Washington, DC, USA, pp.789-793. 2010
- [81] G. V. Weinberg, “*Radar Detection Theory of Sliding Window Processes,*” CRC Press; 1 edition , 2017.
- [82] G. V. Weinberg, “*Geometric Mean Switching Constant False Alarm Rate Detector,*” *Digital Processing*, Vol. 69, pp.1-10, 2017.
- [83] G. V. Weinberg, “*Formulation of a Generalized Switching CFAR with Application to X-band Maritime Surveillance Radar,*” *SpringerPlus*, Vol.4:574, 2015.
- [84] G. V. Weinberg, “*Constant false alarm rate detections for Pareto clutter models,*” *IET Radar, Sonar and Navigation*, Vol. 7, No.2, 153-163, 2013.
- [85] G. V. Weinberg, S. D. Howard, C . Tran, “*A Bayesian-Based CFAR Detector for Pareto Type II Clutter,*” *IEEE International Conference on Radar*, Brisbane, 2018.
- [86] A. Mehanaoui, T. Laroussi, M. A. Attalah, A. Aouane, “*An EVI-ASD-CFAR Processor in Pareto Background and Multiple Target Situations,*” *IEEE 7th International SETIT’16 Conference*, Tunisia, Hammamet 2016.
- [87] G. V. Weinberg, “*On the Construction of CFAR Decision Rules via Transformations,*” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* Vol. 55, pp. 1140–1146, 2017.
- [88] G. V. Weinberg, “*Trimmed Geometric Mean Order Statistic CFAR Detector for Pareto Distributed Clutter,*” *Signal Image and Video Processing*, Published online, 2017.

- [89] A. Mehanaoui, T. Laroussi, A. Mezache, “*Pietra index CFAR detector for heterogeneous environment*,” IET Radar Sonar & navigation, 2019.
- [90] I. Eliazar, I. M. Sokolov, “*Measuring Statistical Heterogeneity: The Pietra Index*,” Physica A, Vol. 389(1), pp. 117–125, 2010.
- [91] I. Eliazar, “*The Pietra Term Structures of Financial Assets*,” Physica A, Vol. 390, pp. 699-706, 2011.
- [92] J. M. Sarabia, V. Jordá, “*Explicit Expressions of the Pietra Index for the Generalized Function for the Size Distribution of Income*,” Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, Vol. 416, pp. 582-59, 2014.
- [93] A. Sarma, D. Tufts, “*Improving CFAR detection through adaptive determination of reference window extents*,” in Proc. of MTS/IEEE on OCEANS, vol. 2, pp. 1501–1507, 2005.
- [94] H. B. Mann, “*Nonparametric tests against trend*,” Econometrica, Vol. 13, pp. 245-259, 1945.
- [95] Q. Yu, X. Yang, S. Fu, X. Liu, X. Sun, “*An adaptive contoured window filter for interferometric synthetic aperture radar*,” IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 4, pp. 23–26, 2007.
- [96] C. Y. Wang , R. Y. Pan , J. H. Liu, “*Clutter suppression and target detection based on biparametric clutter map CFAR*,” IET International Radar Conference, 2015.
- [97] S. Tao, T. Ran, W. Yue, Z. Siyong, “*Novel clutter map CFAR algorithm with amplitude limiter*,” J. Syst. Eng. Electron. Vol.15(3), 262–265, 2004.
- [98] E. Conte, M. De Bisceglie, M. Lops, “*Clutter-map CFAR detection for range-spread targets in non-Gaussian clutter*,” Part II: Performance Assessment, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-33 ,pp.444-455, 1997.
- [99] E. Conte, M. Lops, “*Clutter-map CFAR detection for range-spread targets in non-gaussian clutter*,” Part I: System design IEEE Trans. Aerospace Electron. Systems, AES-33, pp.432-443, 1997.
- [100] R. Nitzberg, “*Clutter map CFAR analysis*,” IEEE Trans. Aerospace Electron Systems AEA-22, pp.419-421, 1996.
- [101] M. Lops, “*Hybrid clutter-map/L-CFAR procedure for clutter rejection in nonhomogeneous environment*,” IEE Proceedings. Radar, Sonar Navigation, 143, pp.239-245, 1996.
- [102] M. Lops, M. Orsini, “*Scan-by-scan averaging CFAR*,” IEE Proc. F Radar Signal Process. Vol.136(6), pp.249–254,1989.
- [103] M. Lops, P. K. Willett, “*LI-CFAR: a flexible robust alternative*,” IEEE Trans., AES-30, pp. 41-54, 1994.

- [104] M. Hamadouche, M. Barakat, M. Khodja, “*Analysis of the clutter map CFAR in Weibull clutter,*” *Signal Process.*, Vol.80, No. 1, pp. 117–123, 2000.
- [105] M. Naldi, A. Beccarini, “*Threshold control for a millimetre-wave miniradar: biparametric vs. monoparametric clutter maps,*” *Proceedings of IEE international conference Radar '97, Edinburgh*, pp. 596-600, 1997.
- [106] J. Wu, H. Wang, X. L. Yu, “*A Bi-Parametric Clutter-Map CFAR Detection Method in Non-Gaussian environment for Foreign Objects Debris on Runways,*” *Applied Mechanics and Materials*, pp. 1173-1176, 2013.
- [107] N. Levanon, “*Numerically Efficient Calculations of Clutter Map CFAR Performance,*” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 23, No. 6, pp. 813-814, Novembre 1987.
- [108] J. O. Hinz, M. Holters, U. Zolzer, “*Scan-by-scan averaging and adjacent detection merging to improve ship detection in HFSWR,*” *Sixth Int. Conf. on Signal Processing and Communication Systems (ICSPCS)*, pp. 1– 7, 2012.
- [109] P. Sprent, N. C. Smeeton, “*Applied Nonparametric Statistical Methods,*” Fourth Edition, Chapman and Hall/CRC, US, 2007.
- [110] A. Sarma, D. W. Tufts, “*Robust adaptive threshold for control of false alarms,*” *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 8, No. 3, pp. 1–3, Septembre 2001.
- [111] J. D. Gibson, J. L. Melsa, “*Introduction to Nonparametric Detection with Applications,*” *Mathematics In Science And Engineering A Series Of Monographs And Textbooks*, 1st edition, Vol.119, 1975.
- [112] P. Swerling, “*The 'Double Threshold' Method of Detection,*” RM-1008, Rand Corp., Santa Monica, CA., Decembre 1952.
- [113] L. Davisson, E. Feustel, J. Modestino, “*The Effects of Dependence on Nonparametric Detection,*” *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. IT-16, No. 1, pp. 32-41, Janvier 1970.
- [114] L. E. Vogel, “*An Examination of Radar Signal Processing via Non-Parametric Techniques,*” *Proceedings of the IEEE International Radar Conference*, pp. 533-537, 1975.
- [115] E. Al-Hussaini, F. Badran, L. Turner, “*Two-Sample Non-parametric Detectors Using Dependent Samples,*” *Journal of the Franklin Institute*, Vol. 304. No. 6, , pp. 265-278, 1977.
- [116] V. G. Hansen, “*Detection performance of some nonparametric rank tests and an application to radar,*” *IEEE Trans. Information Theory IT-16*, pp.309-318, 1970.
- [117] D. W. Tufts, E. C. Real, “*Data Adaptive Constant False Alarm Rate Normalizer Design for Active Sonar and Radar,*” *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Proceedings*. Vol.5, pp. 2761-2764, 1999.

- [118] V. G. Hansen, A. J. Zottl, “*The detection performance of the Siebert and Dicke-fix CFAR radar detectors,*” IEEE Trans. Aerospace and Electron. Systems AES-7,706-709. 1971.
- [119] M. Piotrkowski, “*Distribution Independent CFAR Detector Using Extreme Value Theory,*” Proc. of the International Radar Symposium IRS 2006, Mirowave and Radar Week in Poland, Cracow, pp. 24-26, Mai 2006.
- [120] M. Piotrkowski, “*Some Preliminary Experiments with Distribution Independednt EVT-CFAR based on Recorded Radar Data,*” presented at the IEEE Radar Conference 08, 2008.
- [121] B. Gurakan, C. Candan, T. Ciloglu, “*CFAR processing with switching exponential smoothers for nonhomogeneous environments,*” Digit. Signal Process. Vol.22, pp.407-416, 2012.
- [122] M. Barkat, P. K. Varshney, “*Adaptive cell-averaging CFAR detection in distributed sensor networks,*” IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst. Vol.27, No. 3, pp. 424–429, 1991.
- [123] R. Blum, J. Qiao, “*Threshold optimisation for distributed Orderstatistic CFAR signal detection,*” IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst. Vol.32, No. 1, pp. 368-377, 1996.
- [124] F. Gini, F. Lombardini, “*Decentralized CFAR Detection with binary integration in Weibull clutter,*” IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst. Vol.33, No. 2, pp. 396–407, 1997.
- [125] W. Liu, Y. Lu, J. S. Fu, “*Data fusion of multi-radar system by using genetic algorithm,*” IEEE Trans. Aerosp. Electron, Syst. Vol.38, No. 2, pp. 601–612, 2002.
- [126] A. Gouri, A. Mezache, H. Oudire, “*Distributed CA-CFAR and OS-CFAR Detectors Mentored by Biogeography Based,*” International Journal of Information Science & Technology – IJIST, Vol.3 No.3, pp.2550-5114, 2019.
- [127] C. Witte, P. Gandhi, “*Performance of distributed CFAR processors in non-homogeneous background,*” IEEE Int. Radar Conf., pp. 212– 217, 1994.
- [128] R. Vicen Bueno, “*Automatic Detection of Signals by Using Artificial Intelligence Techniques,*” PhD Thesis, Signal Theory and Communications Department, Universidad de Alcalá, Spain, 2011.
- [129] K. Cheikh, F. Soltani, “*Application of neural networks to radar signal detection in K-distributed clutter,*” IEE Proc.-Radar Sonar Navig. Vol.153, No. 5, pp. 460–466. 2006.
- [130] J. Akhtar, K.E. Olsen, “*A Neural Network Target Detector with Partial CA-CFAR Supervised Training,*” International Conference on Radar, 2018.
- [131] J. Akhtar, K.E. Olsen, “*GO-CFAR Trained Neural Network Target Detectors,*” IEEE Radar Conference (RadarConf), 22-26 Avril. 2019.
- [132] Z. Hammoudi, F. Soltani, “*Distributed CA-CFAR and OS-CFAR detection using fuzzy space and fuzzy fusion rules,*” IEE Proc. Radar Sonar Navig. Vol.151 (3), pp. 135–142, 2004.

- [133] S.W. Leung, J.W. Minett, “*The use of fuzzy space in signal detection*,” Fuzzy Sets Syst. Conf. Vol.114 (2), pp.175–184. 2000.
- [134] S.W. Leung, J.W. Minett, “*Signal detection using fuzzy membership function*,” in: Proceedings of International AMSE Conference on Systems Analysis, Control and Design, Vol. 1, Brno, Czech Republic, pp. 89-92, 1995.
- [135] A. Zaimbashi, M.R. Akhavan Saraf, H. MirMohamad-Sadeghi, “*Binary and Fuzzy Distributed CFAR Detectors*,” Proceedings of the 5th European Radar Conference, Amsterdam, pp. 384-387, Octobre 2008.
- [136] M.K. Uner, et P.K. Varshney, “*Distributed CFAR detection in homogenous background*,” IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems., Vol.32(1), pp.84-97, 1996.
- [137] H. Amirmehrabi, and R. Viswanathan, “*A new distributed constant false alarm rate detector*,” IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems., Vol.33, No.1, pp.85-97, 1997.
- [138] J. Li P. Stoica, “*MIMO Radar Signal Processing*,” 1st ed. New York: Wiley, 2009.
- [139] E. Fishler, A. Haimovich, R. Blum, L. Cimini, D. Chizhik, R.Valenzuela, “*Performance of MIMO radar systems: Advantages of angular diversity*,” in Proc. 38th Asilomar Conf. Signals, Syst., Comput. Pacific Grove, CA, pp. 305–309, Novembre 2004.
- [140] N. H. Lehmann, E. Fishler, A. Haimovich, R. Blum, D. Chizhik, L. Cimini, “*Evaluation of transmit diversity in MIMO-radar direction finding*,” IEEE Trans. Signal Process., Vol. 55, No. 5, pp. 2215–2225, Mai 2007.
- [141] N. H. Lehmann, A. Haimovich, R. Blum, L. Cimini, “*High resolution capabilities of MIMO radar*,” in Proc. 40th Asilomar Conf. Signals, Syst., Comput., Pacific Grove, Octobre. 2006.
- [142] C.Y. Chong, F. Pascal, J.-P. Ovarlez M. Lesturqie, “*MIMO radar detection in non-Gaussian and heterogeneous clutter*,” IEEE J. Sel. Top. Signal Process., Vol. 4, No. 1, pp. 115- 126, Janvier 2010.
- [143] J. Liu, Zhang, Z. J., Y. Cao, S. Yang, “*A closed-form expression for false alarm rate of adaptive MIMO-GLRT detector with distributed MIMO radar*,” Signal Processing, Vol. 93, pp.2771 -2776, 2013.
- [144] I. Chalabi, “*Détection CFAR à base de GLRT dans un environnement Gaussien-Composé*,” Thèse de doctorat, Université Mohamed Boudiaf de M’sila, Algérie, 2017.
- [145] G. Cui, L. Kong, X. Yang , J. Yang, “*The Rao and Wald tests designed for distributed targets with polarization MIMO radar in compound-Gaussian clutter*,” Circuits Syst. Signal Process. Vol. 31, No. 1, pp. 237–254, Février 2012.

- [146] C. Xun, R. Blum, “*Non-coherent MIMO radar in a non-Gaussian noise-plus-clutter environment,*” In proceedings of 44th Annual Conference on Information Sciences and Systems, Princeton, NJ, USA, pp. 1-6, 2010.
- [147] G. Cui, L. Kong, , X. Yang, “*Multiple-input multiple-output radar detectors design in non-Gaussian clutter,*” IET Radar, Sonar and Navigation, Vol. 4, No. 5, pp.724-732, 2010.
- [148] I. Chalabi, A. Mezache, , F. Soltani, F. Khaldi, “*CFAR Detectors for MIMO Radars in a Pareto Background,*” IEEE Seminar on Detection Systems: Architectures and Technologies (DAT’2017), Algiers, Algeria, 2017.
- [149] E. Conte, M. Lops, G. Ricci, “*Asymptotically optimum radar detection in compound-Gaussian clutter,*” IEEE Trans. Aerosp. Elect. Syst., Vol. 31, No. 2, pp. 617–625, Avril 1995.
- [150] F. Gini, “*Sub-optimum coherent radar detection in a mixture of K-distributed and Gaussian clutter,*” IEE Proc. Radar Sonar Navig., Vol. 144, No. 1, pp. 39–48, Février 1997.
- [151] E. Jay, J.-P. Ovarlez, D. Declercq, P. Duvaut, “*BORD: Bayesian optimum radar detector,*” Signal Process., Vol. 83, No. 6, pp. 1151-1162, Juin. 2003.
- [152] E. J. Kelly, “*An adaptive detection algorithm,*” IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. AES-22 , Vol.115, 1986.
- [153] E. J. Kelly, “*Performance of an adaptive detection algorithm: Rejection of unwanted signals,*” IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol.25, No.2, pp.122-133, Mars, 1989.
- [154] F.C. Robey, D. R. Fuhrman, E. J. Kelly, R. Nitzberg, “*A CFAR Adaptive Matched Filter Detector,*” IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 28, No. 1, pp. 208– 216, Janvier 1992.
- [155] W. S. Chen, I. S. Reed, “*A New CFAR Detection Test for Radar,*” in *Digital Signal Processing,*” Vol. 1, Academic Press, pp. 198–214, 1991.
- [156] L. L. Scharf, L. T. McWhorter, “*Adaptive matched subspace detectors and adaptive coherence,*” in Proc. 30th Asilomar Conf. Signals, Syst., Comput., Pacific Grove, CA, Novembre. 1996.
- [157] S. Kraut, L. L. Scharf, “*The CFAR Adaptive Subspace Detector is a Scale-Invariant GLRT,*” IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 47, No. 9, 1999.
- [158] J. Marcum, “*A statistical theory of target detection by pulsed radar,*” IRE Trans. Information Theory, Vol. IT-6, pp. 59-144, Avril 1960.
- [159] P. Swerling, “*Probability detection for fluctuating targets,*” IRE Trans. Information Theory, Vol. IT-6, pp. 269-308, Avril 1960.
- [160] G. V. Trunk, S. F. George “*Detection of Targets in Non-Gaussian Sea Clutter,*” IEEE Trans., Vol. AES-6, pp. 620-628, Septembre, 1970.

- [161] G.V. Weinberg, "Assessing Pareto fit to high resolution high grazing angle sea clutter," Electron Lett., Vol.47, (8), pp. 516-517, 2011.
- [162] W. Abu-Dayyeh, A. Assrhani, I. Kamarulzaman, "Estimation of the shape and scale parameters of Pareto distribution using ranked set sampling," Stat Papers, Vol 54, pp. 207-225, 2013.
- [163] M .Barkat, "Detection and estimation," 2^{ème} Edition, Boston: Artech House, 2005.
- [164] M. M. Mohie El-Din, M. S. Kotb, H. A. Newer, "Bayesian estimation and prediction for pareto distribution based on ranked set sampling," Journal of Statistics Applications & Probability, Vol.4(2):211, 2015.
- [165] D. Furst, "Formulation Bayésienne du problème des valeurs extrêmes en relation à la réassurance en excédent des sinistres," Astin Bulletin, Vol.3(2), pp.153-162, 1964.
- [166] J. L. Vilar-zanón, C. Lozano-colomer, " On Pareto Conjugate Priors And Their Application To Large Claims Reinsurance Premium calculation," Astin Bulletin, Vol.37(2), pp. 405-428, 2007.
- [167] B. C. Arnold, S.J. Press, " Bayesian estimation and prediction for Pareto data," Journal of the American Statistical Association, Theory and Methods, Vol.84(408), 1079-1084, 1989.
- [168] H. A. Rasheed, N. A. Aleawy Al-Gaz, "Bayes Estimators for the Shape Parameter of Pareto Type I Distribution under Generalized Square Error Loss Function," Mathematical Theory and Modeling, Vol.4, No.11 , 2014.
- [169] M. A Beg, N. Singh, "Estimation of $P(Y<X)$ for the Pareto distribution," IEEE Trans. Reliab. Vol r-28, Issue 5, pp.411-414, 1979.
- [170] R.E. Quandt, " Old and new methods of estimation and the Pareto Distribution," Metrika, Vol.10, pp. 55-82. 1966.
- [171] J. M. Van Zyl, "Estimation of the shape parameter of a generalized Pareto distribution based on a transformation to Pareto distributed variables," Journal of Statistical Theory and Practice Vol.9 (1), pp.171-183, 2015.
- [172] J. Zhang, M. A. Stephens, "A New and Efficient Estimation method for the Generalized Pareto Distribution," Technometrics, Vol.51,3, pp.316 -325, 2009.
- [173] S. H. Moharram, A. K. Gosain, P. N. Kapoor, "comparative study for the estimators of the generalized Pareto distribution," J. Hydrol.Vol.150, pp.169-185, 1993.
- [174] V.P. Singh, H. Guo, "Parameter estimation for 3-parameter generalized pareto distribution by the principle of maximum entropy (POME)," Hydrological Sciences Journal, Vol.40:2, pp.165-181, 1995.
- [175] V. P. Singh, H. Guo, "Parameter estimation for 2-parameter generalized Pareto distribution by POME," Hydrological Sciences Journal, Vol 11, Issue 3, pp 211–227, 1997.

- [176] G. J. Manas, A.V. Boyd, “*New Estimators for Pareto Parameters Based on Frequency Moments,*” South African Statist. J. Vol. 31, pp.107-124, 1997.
- [177] D. R. Wingo, “*Estimation in a Pareto Distribution: Theory & Computation,*” IEEE Transactions on Reliability, Vol. r-28, no. 1, 1979.
- [178] A. Shanubhogue, N. R. Jain, “*Minimum variance unbiased estimation in the Pareto distribution of first kind under progressive Type II censored data with binomial removals,*” ProbStat Forum, Vol.5, pp.21-31. 2012.
- [179] M. A. Baxter, “*Minimum Variance Unbiased Estimation of the Parameters of the Pareto Distribution,*” Metrika, Volume 27, pp. 133-138, 1980.
- [180] D. M. Kern, “*Minimum variance unbiased estimation in the Pareto distribution,*” Metrika, Vol. 30(1), pp.15–19. 1983.
- [181] U. J. Dixit, J. M. Nooghabi, “*Efficient estimation of the parameters of the Pareto distribution in the presence of outliers,*” Communications of the Korean Statistical Society, 18, pp.817-835, 2011.
- [182] B. R. Asrabadi, “*Estimation in the Pareto distribution,*” Metrika, Vol.37, pp.199-205, 1990.
- [183] M. Rytgaard, “*Estimation In The Pareto Distribution,*” Astin Bulletin, Vol. 20, No. 2, 1990.
- [184] A. Pollastri, “*A comparison of the traditional estimators of the parameter a of the Pareto distribution,*” In C. Dagum and M. Zenga (eds.): pp.183-193, 1990.
- [185] A. M. Hossain, W. J. Zimmer, “*Comparison of methods of estimation for a Pareto distribution of the first kind,*” Communications in Statistics-Theory and Methods, Vol.29, pp.859-878, 2000.
- [186] S. B. Kang, Y. S. Cho, “*Estimation of the parameters in a Pareto distribution by jackknife and bootstrap methods,*” Journal of Information & Optimization Sciences, Vol.18, pp.289-300, 1997.
- [187] B. M. Hill, “*A simple general approach to inference about the tail of a distribution,*” Ann. Statist. Vol.3, pp.1163-1174, 1975.
- [188] R. D. Reiss, U. Cormann, “*An example of real-life data where the Hill estimator is correct,*” Advances in Mathematical and Statistical Modeling. Birkhäuser, Boston, 2008.
- [189] S. Csorgo, P. Deheuvels, D. Mason, “*Kernel estimates of the tail index of a distribution,*” The Annals of Statistics, Vol. 13, pp.1050-1077, 1985.
- [190] I. B. Aban, M. M. Meerschaert, “*Shifted Hill's estimator for heavy tails,*” Communications in Statistics-Simulation and Computation,” Vol. 30 (4), pp.949-962, 2001.
- [191] I. Fedotenkov , “*A review of more than one hundred Pareto-tail index estimators,*” Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration, 2018.

- [192] K. Vännman, “*Estimators Based on Order Statistics from a Pareto Distribution,*” *Journal of the American Statistical Association*, Vol.71:355, pp. 704-708, 1976.
- [193] M. I. Gomes, F. Figueiredo, S. Mendonça, “*Asymptotically best linear unbiased tail estimators under a second-order regular variation condition,*” *Journal of Statistical Planning and Inference*, Vol. 134 (2), pp. 409-433, 2005.
- [194] S. K. Saksena, A. M. Johnson, “*Best Unbiased Estimators for the Parameters of a Two-Parameter Pareto Distribution,*” *Metrika*, Vol. 31, pp. 77-83, 1984.
- [195] H. J. Malik. “*Estimation of the parameters of the Pareto distribution,*” *Metrika*, Vol.15, pp.126-132, 1970.
- [196] G. V. Weinberg, “*Estimation of Pareto clutter parameters using order statistics and linear regression,*” *Electron. Lett*, Vol.49, (13), 2013.
- [197] A. Mehanaoui, T. Laroussi, A. Mezache, “*New Pareto Clutter Parameters Estimators Based on Log-Moments and Fractional Negative-Moments,*” *Seminar on Detection Systems Architectures and Technologies (DAT)*, pp 1-5, 2017.
- [198] D. R. Iskander, et A. M. Zoubir, “*Estimation of the parameters of the Kdistribution using higher order and fractional moments,*” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 35, N°4, pp. 1453-1457, Octobre 1999.
- [199] S. Bocquet, “*Simulation of correlated Pareto distributed sea clutter,*” *Int. Conf. on Radar*, Adelaide, SA, Vol. 9-12, pp. 258–261, Septembre 2013.
- [200] D. Blacknell, R. J. A. Tough, “*Parameter estimation for the Kdistribution based on $[z \log(z)]$,*” *IEEE Proc. Radar, Sonar Navig.*, Vol.148, (6), pp. 309-312, 2001.
- [201] V. Brazauskas, B. L. Jones, R. Zitikis, “*Robust fitting of claim severity distributions and the method of trimmed moments,*” *North American Actuarial Journal*. 2007.
- [202] Y. Gholamhosseini, Z. Tondpour, “*Estimation of the Exponential Pareto II Distribution Parameters,*” *Communications in Statistics - Simulation and Computation*, 2016.
- [203] C. Hu, F. Luo, L. Zhang, Y. Fan, S. Chen, “*Widening valid estimation range of multilook Pareto shape parameter with closed-form estimators,*” *Electronics Letters*, Vol. 52, No. 17, pp. 1486-1488, 2016.
- [204] S. Bocquet, “*Parameter estimation for Pareto and K distributed clutter with noise,*” *IET Radar Sonar Navig.*, Vol. 9, N°. 1, pp. 104-113, 2015.
- [205] R. Schoenberg, “*Constrained Maximum Likelihood,*” *Computational Economics*, Vol.10, pp. 251-266, 1997.
- [206] S. Angelliaume, L. Rosenberg, M. Ritchie, “*Modeling the Amplitude Distribution of Radar Sea Clutter,*” *Remote Sens*, Vol.11, Issue.3, No.319, 2019.
- [207] L. Rosenberg, S. Bocquet, “*Application of the pareto plus noise distribution to medium grazing angle sea-clutter,*” *IEEE J. Sel. Topic. Appl. Earth Observ. Remot. Sens.* Vol.8, (1), pp. 255-261, 2015.

- [208] L. Rosenberg, S. Bocquet, “*The Pareto distribution for high grazing angle sea-clutter,*” IEEE Int. Geoscience and Remote Sensing Conf., Melbourne, Australia, pp. 4209-4212, 2013.
- [209] A. Alexopoulos, G. V. Weinberg, “*Fractional-order formulation of power-law and exponential distributions,*” Phys. Lett. A, 378, pp. 2478 –2481, 2014.
- [210] A. Alexopoulos, G. V. Weinberg, “*Fractional-order pareto distributions with application to X-band maritime radar clutter,*” IET Radar Sonar Navig. , Vol. 9 (7), pp. 817 –826, 2015.
- [211] A. Mezache, I. Chalabi, F. Soltani, M. Sahed, “*Estimating the Pareto plus noise distribution parameters using non-integer order moments and $[z \log(z)]$ approaches,*” IET Radar Sonar Navig., Vol.10 (1), pp. 192–204, 2016.
- [212] M. I.Gomes, A. Guillou, “*Extreme Value Theory and Statistics of Univariate Extremes: A Review. International Statistical Review,*” Wiley, Vol. 83 (2), 2015.
- [213] R. Dell’Aquila, P. Embrechts, “*Extremes and robustness: a contradiction?,*” Financial Markets and Portfolio Management, Vol.20, pp.103–118, 2006.
- [214] S. F.Juarez, W. R. Schucany, “*Robust and efficient estimation for the generalized Pareto distribution,*” Extremes, Vol. 7, Issue. 3, pp.237-251, 2004.
- [215] B. Vandewalle, J. Beirlant, A. Christmann, M. Hubert, “*A robust estimator for the tail index of Pareto-type distributions,*” Computational Statistics & Data Analysis, Vol.51(12), pp.6252-6268, 2007.
- [216] V. Brazauskas, R. Serfling, “*Robust estimation of tail parameters for two-parameter Pareto and exponential models via generalized quantile statistics,*” Extremes, Vol.3, pp.231-249, 2000.
- [217] D. J. Dupuis, C. A. Field, “*A comparison of confidence intervals for generalized extreme-value distributions,*” Journal of Statistical Computation and Simulation, Vol.61, pp.341-360, 1998.
- [218] L. Peng, “*Estimating the mean of a heavy-tailed distribution,*” Statistics & Probability Letters, Vol.52, pp.255–264, 2001.
- [219] B. C. Arnold, “*Univariate and Multivariate Pareto Models,*” Journal of Statistical Distributions and Applications, Vol.1, pp.1-16, 2014.
- [220] B. C. Arnold, “*Pareto distribution,*” In: S. Kotz, N. L. Johnson, and C. Read (eds.): Encyclopedia of Statistical Sciences, Vol. 6. New York: John Wiley, pp. 568-574, 1985.
- [221] C. Kleiber, S. Kotz, “*Statistical Size Distributions in Economics and Actuarial Sciences,*” Wiley, Hoboken, New Jersey, 2003.
- [222] D. R. Wehner, “*High Resolution Radar,*” Artech House, USA,1987.
- [223] H. W. Melief, “*Analysis of Sea Spikes in Radar Sea Clutter Data,*” IEEE Transactions On Geoscience And Remote Sensing, Vol. 44, No. 4, Avril 2006.

- [224] L. Rosenberg, “*Sea spike detection in high grazing angle x-band sea clutter,*” IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol.51(8), pp.4556-4562, 2013.
- [225] Y. Liu, S. J. Frasier, R. E. McIntosh, “*Measurement and Classification of Low-Grazing-Angle Radar Sea Spikes,*” IEEE Transactions on antennas and propagation, Vol. 46, No. 1, 1998.
- [226] L. Rosenberg, S. Watts, “*High Grazing Angle Sea-Clutter Literature Review,*” Electronic Warfare and Radar Division DSTO, 2013.
- [227] J. N. Briggs, “*Target Detection by Marine Radar,*” IEE, London, United Kingdom, 2004.
- [228] F. E. Nathanson, J. P. Reilly, M. N. Cohen, “*Radar Design Principles,*” 2nd Ed., SciTech Publishing, Inc., New Jersey, 1999.
- [229] A. Bole A. Wall, A. Norris, W. O. Dineley, “*Radar and ARPA Manual: Radar and Target Tracking for Professional Mariners, Yachtsmen and Users of Marine Radar,*” 2nd Edition, Elsevier Butterworth-Heinemann, 2005.
- [230] N. J. Willis , H. D. Griffiths, “*Advances in Bistatic Radar,*” SciTech Publishing, Inc, 2007.
- [231] B. R. Mahafza, “*Radar Systems Analysis and Design Using MATLAB,*” Chapman & Hall/CRC, 2000.
- [232] N. J. Willis, “*Bistatic Radar,*” SciTech Publishing Inc, Edison, NJ, USA, 2005.
- [233] G. R. Curry, “*Radar Essentials, a Concise Handbook for Radar Design and Performance Analysis,*” SciTech Publishing, Raleigh, NC, 2012.
- [234] S. Kingsley, S. Quegan, “*Understanding radar systems,*” Raleigh, NC: SciTech Publishing, Inc, 1999.
- [235] H. Meikle, “*Modern Radar Systems,*” Artech House, INC, Boston, London, 2008.
- [236] J. L. Eaves, E. K. Reedy, “*Principles Of Modern Radar,*” Van Nostrand Reinhold, Chapman & Hall, New York, 1987.
- [237] J. C. Toomay, “*Radar Principles for the Non-Specialist,*” Van Nostrand Reinhold, 1989.
- [238] B. R. Mahafza , “*Radar Signal Analysis And Processing Using Matlab,*” Chapman & Hall/CRC, 2009.
- [239] C. Yang, M. Miller, T. Nguyen, E. Blasch, “*Comparative Study of Coherent, Non-Coherent, and Semi-Coherent Integration Schemes for GNSS Receivers,*” (Preprint). Sigtem Technologies Inc San Mateo Ca, 2007.
- [240] G. W. Stimson, “*Introduction To Airborne Radar,*” Second edition, SciTech Publishing, Inc, USA, 1998.

- [241] M. I. Skolnik, “*Radar Handbook*,” Third Edition, The McGraw-Hill Companies, New York, 2008.
- [242] W. Carrara, R. Goodman, R. Majewski, “*Spotlight Synthetic Aperture Radar*,” Norwood, MA: Artech House, 1995.
- [243] G. Franceschetti, R. Lanari, “*Synthetic Aperture Radar Processing*,” Boca Raton, FL: CRC Press, 1999.
- [244] M. Soumekh, “*Synthetic Aperture Radar Signal Processing*,” New York: John Wiley & Sons, Ltd., 1999.
- [245] I. G. Cumming, F. H. Wong, “*Digital processing of synthetic aperture radar data : algorithms and implementation*,” ser. Artech House remote sensing library. Boston: Artech House, 2005.
- [246] D. Massonnet, J.-C. Souyris, “*Imaging with Synthetic Aperture Radar*,” Lausanne, Switzerland: EPFL Press, 2008.
- [247] J. van Zyl, K. Yunjin, “*Synthetic Aperture Radar Polarimetry*,” ser. JPL Space Science and Technology Series. Wiley, 2011.
- [248] W. V. Parker, “*Discover the Benefits of Radar Imaging: The Top 10 Considerations for Buying and Using Synthetic Aperture Radar Imagery*,” Earth Imaging Journal, 2012. [En ligne], Accès le 15 Juillet. 2019: <http://eijournal.com/print/articles/discover-the-benefits-of-radar-imaging>.
- [249] European Space Agency, “*the_Earth/Copernicus/SAR_missions*,”. [En ligne]. Accès le 31 Août. 2019 : http://www.esa.int/Our_Activities/Observing
- [250] Y. K. Chan, V. C. Koo, “*An introduction to synthetic aperture radar (SAR)*,” Progress In Electromagnetics Research B, Vol. 2, pp.27-60, 2008.
- [251] H. Maître, “*Processing of Synthetic Aperture Radar Images*,” ISTE Ltd and John Wiley & Sons, Inc, 2008.
- [252] J. S. Lee, E. Pottier, “*Polarimetric Radar Imaging: From Basics to Applications*,” SER.Optical Science and Engineering Series, USA: CRC Press Inc, 2009.
- [253] C. Oliver, S. Quegan, “*Understanding Synthetic Aperture Radar Images*,” ser.SciTech radar and defense series. SciTech Publ., 2004.
- [254] A. Moreira, P. Prats-Iraola, M. Younis, G. Krieger, I. Hajnsek, K. P. Papathanassiou, “*A tutorial on synthetic aperture radar*,” IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, vol. 1, no. 1, pp. 6–43, 2013.
- [255] IEEE, “*IEEE Standard Letter Designations for Radar-Frequency Bands*,” IEEE Std 521-2002 (Revision of IEEE Std 521-1984), 2003.
- [256] T. Laroussi, “*détection adaptative CFAR de cibles chi-square corrélées a plusieurs degrés de liberté en présence d'un fouillis Rayleigh corrélé*,” thèse de doctorat d'état en électronique, traitement du signal, université Mentouri Constantine, décembre 2005.

- [257] J. C. N. Borge, C. G. Soares, “*Analysis of directional wave fields using X-band navigation radar*” *Coast. Eng.* Vol. 40 (4), pp.375-391. 2000.
- [258] P. S. Bell, J. Lawrence, J. V. Norris, “*Determining currents from marine radar data in an extreme current environment at a tidal energy test site*,” *IEEE international Geoscience and Remote Sensing Symposium*, IEEE, pp. 7647-7650, 2012.
- [259] Coastal Wiki, [En Ligne], Accès le 23 Juin 2019:
http://www.coastalwiki.org/wiki/Waves_and_currents_by_X-band_radar,
- [260] H. Holthuijsen, “*Waves in Oceanic and Coastal Waters*,” Cambridge University Press, Cambridge, 2010.
- [261] J. C. Nieto-Borge, K. Hessner, P. Jarabo-Amores, D. de la Mata-Moya, “*Signal-to-noise ratio analysis to estimate ocean wave heights from X-band marine radar image time series*,” *IET Radar Sonar Navig.*, Vol.2, (1), pp. 35-41, 2008.
- [262] S. P. Neill , M. R. Hashemi, “*Fundamentals of Ocean Renewable Energy*,” Academic Press is an imprint of Elsevier, Elsevier Ltd, 2018.
- [263] A. Drosopoulos, “*Description of the OHGR database*,” Technical Note No. 94-14, Defence Research Establishment Ottawa, Décembre 1994.
- [264] Radar IPIX base de données fouillis de mer à l’université de McMaster CANADA, [En ligne], Accès en Janvier 2019: <http://soma.ece.mcmaster.ca/ipix/index.html>,
- [265] N. J. S. Stacy, D. Crisp, A. Goh, D. Badger, M. Preiss. “*Polarimetric analysis of fine resolution x-band sea clutter data*,” *Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pp.2787-2790, 2005.
- [266] N. J. S. Stacy, D. Badger, A.S. Goh, M. Preiss, M. L Williams, “*The DSTO Ingara X-band SAR polarimetric upgrade: first results*,” *Proc. IEEE Int. Geosci. Remote Sensing Symp., IGARSS*, pp. 4474–4476, 2003.
- [267] Y. Dong, L. Rosenberg, G.V. Weinberg, “*Generating Correlated Gamma Sequences for Sea-Clutter*,” DSTO–TR–2688, Commonwealth of Australia, 2012.
- [268] N. J. S. Stacy, M. P. Burgess, M. R. Muller, R. Smith, “*Ingara: An integrated airborne imaging radar system*,” *Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pp.1618–1620, 1996.
- [269] N. J. S. Stacy, M. Preiss, D. Crisp “*Polarimetric characteristics of x-band SAR sea clutter*,” *Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pages 4017–4020. 2006.
- [270] D. J. Crisp ; N. J. S. Stacy, D. A. Hudson P. B. Pincus, A. S. Goh, “*Polarimetric analysis of maritime SAR data collected with the DSTO ingara x-band radar*,” *Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pp. 3870-3873, 2007.
- [271] D. J. Crisp, L. Rosenberg, N. J. S. Stacy, Y. Dong, “*Modelling x-band sea clutter with the k-distribution: Shape parameter variation*,” *Proceedings of the International Radar Conference-Surveillance for a Safer World*, pp. 1-6. 2009.

- [272] Y. Dong, “*Distribution of x-band high resolution and high grazing angle sea clutter.* DSTO Technical Report, DSTO-RR-0316, 2006.
- [273] A. Farrouki, “*Censure automatique dans les détecteurs CFAR basés sur les statistiques d’ordre,*”, Thèse de Doctorat d’Etat en Electronique, Traitement du Signal, Université de Constantine, Juin 2005.
- [274] J. P. Fitch, “*Synthetic Aperture Radar,*” Springer-Verlag New York Inc, 1988.
- [275] M. Cheney, B. Borden, “*Fundamentals of Radar Imaging,*” Society for Industrial and Applied Mathematics, 2009.
- [276] L. M. Novak, S. D. Halversen, G. J. Owirka, M. Hiatt, “*Effects of polarization and resolution on SAR ATR,*” IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 33, pp. 102-115, Janvier, 1997.
- [277] G. Richard Curry, “*Radar System Performance Modeling,* Artech House, Inc. 2005.
- [278] L. Barclay, “*Propagation of Radiowaves,*”, The Institution of Engineering and Technology, 3^{ème} Edition, London, United Kingdom.
- [279] J. C. Curlander, R. N. McDonough, “*Synthetic aperture radar : systems and signal processing,*” Wiley series in remote sensing, New York , 1991.
- [280] D. K. Barton, S. A. Leonov, “*Radar Technology Encyclopedia,*” Artech House , London, 1998.
- [281] H. Goldstein, “*Sea Echo in Propagation of Short Radio Waves,*” D. E. Kerr, Ed. New York: McGraw-Hill, , MIT Radiation Lab. Series, 1951.
- [282] M. I. Skolnik, “*Introduction to Radar Systems,*” New York, McGraw-Hill, 2nd Edition, 1981.
- [283] S. Watts, “*Radar detection prediction in k-distributed sea clutter and thermal noise,*” IEEE Transactions on Aerospace Electronic Systems, Vol. 23, No. 1, pp. 40-45, 1987.
- [284] S. P. Sira, D. Cochran, A. Papandreou-Suppappola, D. Morrell, B. Moran, S. Howard, R. Calderbank, “*Improving detection in sea clutter using waveform scheduling,*” in IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, pp.1241-1244, 2007.
- [285] S. Haykin, R. Bakker, B.W. Currie, “*Uncovering Nonlinear Dynamics-The Case Study of Sea Clutter,*” proceedings of the IEEE, Vol. 90, No. 5, 2002.
- [286] E. F. Knott, J. F. Schaeffer, M. T. Tully, “*Radar Cross Section,*” Norwood, Artech House Inc., USA, 1993.
- [287] M. A. Richards, “*Fundamentals of Radar Signal Processing,*” USA: McGraw-Hill Professional, 2005.
- [288] Standard IEEE, “*IEEE Standard Definitions for Terms for Antennas,*” IEEE Trans. On Antennas and Propagation, Vol. AP-37, pp. 956-966, 1989.

- [289] J. R. Mentzer, “*Scattering and Diffraction of Radio Waves*,” Pergamon, Oxford, England, 1955.
- [290] J. V. DiFranco, W. L. Rubin, “*Radar Detection*,” SciTech Publishing Inc, USA, 2004.
- [291] M. I. Skolnik, “*Radar Systems*,” McGraw-Hill, New York, 1962.
- [292] L. N. Ridenour, “*Radar System Engineering*,” MIT Radiation Laboratory Series, Vol. I, McGraw-Hill, New York, 1947.
- [293] A. Farina, F. Gini, M.V. Greco, L. Verrazzani, “*Analysis of sea clutter radar data*,” Proceedings of International Radar Conference, pp. 115-118, Octobre 1996.
- [294] E. Conte, M. Longo, “*On a coherent model for log-normal clutter*,” IEE Proc., Vol. 134, Pt. F, No 2, Apr., pp. 198-201, 1987.
- [295] E. L. Crow, K. Shimizu, “*Lognormal Distributions Theory And Applications*,” Marcel Dekker, Inc, 1988.
- [296] K. D. Ward, C. J Baker, S. Watts, “*Maritime surveillance radar. Part 2 - detection performance prediction in sea clutter*,” Radar Signal Processing IEE Proceedings F., Vol. 137, No. 2, Pt. F, pp. 63–72, Avril 1990.
- [297] R. S. Raghavan, “*A method for estimating parameters of K-distributed clutter*,” IEEE Trans. AES, Vol. 27, No 2, March 1991, pp. 238-246.
- [298] S. Watts, “*Radar detection prediction in sea clutter using the compound Kdistribution model*,” IEE Proceedings, Vol. 132, No 2, pp. 613-620, 1985.
- [299] K. D. Ward, C. J. Baker, S. Watts, “*Maritime surveillance radar. Part 1: Radar scattering from the ocean surface*,” IEE Proc., Vol. 137,Pt. F, No 2, pp. 51-62, Avril 1990.
- [300] S. Guo, Q. Zhang, Y. Shao, W. Chen “*Sea Clutter and Target Detection with Deep Neural Networks*,” 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Engineering Applications, AIEA, 2017.
- [301] X. Song, W. D. Blair, P. Willett, S. Zhou “*Dominant-plus-Rayleigh Models for RCS: Swerling III/IV versus Rician*,” IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol.49 (3), pp.2058–2064. 2013.
- [302] G. V. Weinberg, “*Approximation of the Cell Under Test in Sliding Window Detection Processes*,” ArXiv Preprint, <https://arxiv.org/abs/1901.00089>, 2019.
- [303] S. A. Klugman, H. H. Panjer, G. E. Willmot, “*Loss Models: From Data to Decisions*,” 3ed Edition, John wiley & sons, inc, 2008.
- [304] R. M. Cooke, D. Nieboer, J. Misiewicz, “*Fat-tailed Distributions Data, Diagnostics and Dependence*,” Mathematical Models and Methods in Reliability Set, Volume 1, John Wiley & Sons, Inc, ISTE Ltd, 2014.

- [305] C. Forbes, M. Evans, N. Hastings, B. Peacock, “*Statistical Distributions,*” Fourth Edition, John Wiley & Sons, Inc, 2011
- [306] K. Krishnamoorthy, “*Handbook of statistical distributions with applications,*” Chapman and Hall, London, UK, 2006.
- [307] M. King, “*Statistics for Process Control Engineers,*” John Wiley & Sons Ltd, UK, 2017.
- [308] I. Antipov , “*Analysis of Sea Clutter Data,*” Tactical Surveillance System Division Electronic and Surveillance Research Laboratory, DSTO-TR-0647.
- [309] Karl Bury, “*Statistical Distributions in Engineering,*” Cambridge university Press, 1999.
- [310] H. C. Chan, “*Radar sea clutter at low grazing angles,*” IEE Proc., Vol. 137, Pt. F, No 2, pp. 102-112, 1990.
- [311] A. Balleri, A. Nehorai, J. Wang, “*Maximum likelihood estimation for compound-Gaussian clutter with inverse-gamma texture,*” IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 43, No. 32, pp. 775-780, Avril 2007.
- [312] G. P. Beaumont, “*Intermediate mathematical statistics,*” Chapman and Hall, London, UK, 1980.
- [313] A. Mezache, I. Chalabi, T. Laroussi, M. Sahed “*K-clutter plus noise parameter estimation using fractional positive and negative moments*” IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems 52(2): pp. 960-967, 2016.
- [314] N. Balakrishnan , C. R. Rao, “*Handbook of Statistics,*” Elsevier Science B.V, Vol.16 , 1998.
- [315] H. A. David, H. N. Nagaraja, “*Order Statistics,*” 3^{ème} Edition, John Wiley & Sons, 2003.
- [316] M. Ahsanullah, G. G. Hamedani, “*Exponential Distribution: Theory And Methods,*” Mathematics Research Developments, Nova Science Publishers, Inc., 2010.
- [317] S. Haykin, “*Adaptive Radar Signal Processing,*” John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 2007.
- [318] M. B. El Mashade, “*Analysis of the censored mean level CFAR processor in multiple target and nonuniform clutter*“, IEE Proc., Radar Sonar Navig., Vol. 142, (5), pp. 259-266, 1995.
- [319] G. V. Weinberg, “*Constant False Alarm Rate Detection in Pareto Distributed Clutter: Further Results and Optimality Issues,*” Contemporary Engineering Sciences, Vol. 7, (6), pp. 231-261, 2014.
- [320] S. Chabbi, “*Détection CFAR en milieux non-Gaussiens corrélés,*” Thèse de doctorat, Université Constantine 1, Algérie, 2015.

- [321] D. P. Landau, K. Binder, “*A Guide to Monte Carlo Simulations in Statistical Physics*,” University Printing House, Cambridge CB2 8BS, United Kingdom, Fourth edition, 2015.
- [322] G. V. Weinberg, “*Formulation of a Generalized Switching CFAR with Application to X-band Maritime Surveillance Radar*,” SpringerPlus, Vol.4, No 574, 2015.
- [323] A. Mehanaoui, T. Laroussi, S. Chabbi, A. Mezache, “*Trimmed Mean Based Automatic Censoring and Detection in Pareto Background*,” in Proc. of IEEE 4th Int. Conf. on Elect. Eng., pp. 1-4, Boumerdès, Algeria, 2015.
- [324] A. M. Mathai, “*On non-central generalized Laplacianity of quadratic forms in normal variables*,” Journal of Multivariate Analysis., Vol .45, pp.239–246. 1993.
- [325] W. Zhou, J. Xie, B. Zhang, G. Li, “*Maximum Likelihood Detector in Gamma-Distributed Sea Clutter*,” IEEE Geosci. Remote. Sens. Lett., Vol.15, No.11, pp. 1705-1709, 2018.
- [326] L. Rosenberg, G. V. Weinberg, “*Performance Analysis of Pareto CFAR Detectors*”, International Conference on Radar Systems, pp. 1-6, Belfast, UK, 2017.