



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Frères Mentouri Constantine 1  
Faculté des Sciences de la Technologie  
Département d'Electronique

جامعة الإخوة متنوريقسنطينة 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

---

# Optimisation de la détection CFAR distribuée et estimation dans un clutter de distributions non gaussiennes

---

Par :

**Zebiri Khaled**

**Présentée et soutenue publiquement devant le jury :**

Président	Laroussi Toufik	Professeur	Université des Frères Mentouri Constantine 1
Rapporteur	Soltani Faouzi	Professeur	Université des Frères Mentouri Constantine 1
Examineur	Belarbi Khaled	Professeur	Ecole Nationale Polytechnique Constantine
Examineur	Benslama Malek	Professeur	Université des Frères Mentouri Constantine 1
Examineur	Fortaki Tarek	Professeur	Université Mostefa Ben Boulaid Batna 2

**Année Universitaire 2020/2021**

# *Dédicaces*



*“À mes parents, mon frère, mes sœurs, À toute ma  
famille ‘grands et petits’ et tous mes proches  
À tous ... je dédie ce travail de recherche. ”*

**ZEBIRI KHALED**

# *Remerciements*



Le travail présenté dans cette Thèse de Doctorat en Sciences a été effectué au niveau du Laboratoire Signaux et Systèmes de Communication (*SISCOM*), Département d'Electronique, Université Constantine 1.

Avant tout, je tiens à remercier Allah le Tout Puissant et l'Unique qui ne cesse de m'offrir le courage, la force, la patience et la volonté nécessaire pour affronter toutes les difficultés de la vie.

Je voudrais exprimer mes sincères remerciements et ma gratitude au Professeur **Mezache Amar**, que je remercie tout d'abord de m'avoir proposé ce sujet de recherche ainsi que pour sa grande patience et confiance à mon égard.

Je tiens à remercier mon directeur de thèse, Professeur **Soltani Faouzi**, pour son encadrement, ses conseils, et toutes les heures consacrées à diriger cette recherche.

J'adresse mes sincères remerciements au **Professeur Laroussi Toufik** d'avoir accepté la présidence du jury. Je remercie également les membres du jury, **le Professeur Belarbi Khaled, le Professeur Benslama Malek et le Professeur Fortaki Tarek** qui ont accepté le rôle d'examineurs de ce travail, et pour le temps qu'ils ont consacré à la lecture de ce manuscrit, Ainsi qu'aux remarques judicieuses qu'ils ont prodiguées pour évaluer et préciser certains aspects de ce travail.

Enfin, un grand merci à toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à l'accomplissement de cette thèse.

# Résumé

Les objectifs de cette thèse s'articulent autour de cinq problèmes concernant la détection et l'estimation dans les systèmes radars. Le premier problème consiste à étudier l'optimisation de la détection CFAR (Constant False Alarm Rate) distribuée dans un environnement de distribution Pareto. Dans cette partie, nous analysons les performances des détecteurs CFAR distribués GM- (Geometric Mean), OS- (Ordered Statistic), GO- (Greatest of) et SO- (Smallest of)-CFAR dans un fouillis Pareto. Dans ce cas, nous obtenons d'abord les expressions approximatives de la  $P_D$  (Probabilité de Détection) pour les détecteurs GM-, OS-, GO- et SO-CFAR. Ensuite, En raison de la propriété non linéaire de ce système multidimensionnel, nous proposons d'utiliser une approche d'optimisation efficace basée sur l'algorithme BBO (Biogeography Based Optimization) pour obtenir les facteurs des seuils optimaux des détecteurs locaux. Chaque détecteur CFAR distribué prend sa propre décision et l'envoie au centre de fusion pour obtenir une décision binaire finale selon une règle de fusion présélectionnée. Nous examinons les cas particuliers des trois règles de fusion de données « ET », « OU » et « Majorité ». Par le biais de simulations Monté Carlo, les performances de détection des détecteurs sont évaluées pour un fouillis Pareto homogène et hétérogène.

Pour les radars à haute résolution, la modélisation du fouillis de mer a montré que les distributions CG (Compound Gaussien) sont appropriées pour décrire les échos ce type de fouillis. Le deuxième objectif traite le problème de la détection CFAR adaptative dans un fouillis non Gaussien. Nous proposons trois nouveaux détecteurs CFAR dans un contexte non cohérent. Les simulations de Monte Carlo ont montré que les nouveaux détecteurs sont robustes pour trois modèles de CG, à savoir la distribution K, la distribution Gaussienne Composée avec texture inverse Gamma (modèle de Pareto Généralisé) et la distribution CIG (Compound Inverse Gaussian). La régulation de la fausse alarme a ensuite été examinée en présence de cibles interférentes. Enfin, les performances des trois algorithmes proposés ont été validées en utilisant les données réelles de la base de données IPIX.

Le troisième problème concerne la détection CFAR dans un fouillis log-normal. L'algorithme proposé se base sur les distributions invariantes d'échelle et de puissance. Ceci inclut le choix de deux fonctions appelées fonction invariante d'échelle et fonction secondaire du CRP (Clutter Range Profile). Cependant, les algorithmes CFAR existants présentent des pertes CFAR remarquables en raison de la présence des cibles interférentes. Afin de fournir

*une règle de décision modifiée avec une immunité contre les cibles interférentes, nous proposons dans ce travail un choix approprié de ces deux fonctions. Pour ce faire, des fonctions basées sur les statistiques de WH (Weber-Haykin) et les statistiques ordonnées sont proposées pour un contexte de fouillis log-normal. La dépendance de la probabilité de fausse alarme par rapport aux cibles interférentes et les paramètres du fouillis log-normal est étudiée. À partir des données simulées, le détecteur log-t CFAR et les détecteurs GMOS- (Geometric Mean Ordered Statistic), TMOS- (Trimmed Mean Ordered Statistic), IE- (Inclusion / Exclusion) et WH- (Weber-Haykin) CFAR sont utilisés à des fins de comparaison. Les résultats obtenus à partir des données synthétiques indiquent clairement qu'une perte CFAR plus petite est obtenue par la règle de décision proposée et surpasse les autres détecteurs en présence des cibles interférentes. Une perte CFAR plus faible est obtenue par la règle de décision proposée, en particulier en présence de fortes cibles secondaires. Enfin, les performances de l'algorithme proposé ont été validées en utilisant des données réelles IPIX.*

*Le quatrième problème traite la détection CFAR à maximum de vraisemblance censurée dans un environnement de distribution Gamma avec un paramètre de forme connu. Dans cette partie, nous proposons le détecteur CMLE- (Censored Maximum Likelihood Estimate) CFAR dans le cas d'un échantillon censuré. La règle de décision du détecteur CMLE proposée est donnée en termes d'estimation ML du paramètre d'échelle. Sur la base de la simulation de Monte-Carlo, les performances de détection du détecteur CML-CFAR sont comparées aux algorithmes CA-, ML- et OS-CFAR existants. En présence de cibles interférentes, il est démontré qu'il y a une amélioration de la  $P_D$  si l'algorithme CMLE-CFAR proposé est utilisé.*

*Le dernier problème traité consiste à développer les méthodes CMLE et Bayes pour estimer le paramètre de dispersion de la distribution Pearson à partir d'échantillons censurés. Les estimateurs proposés ne peuvent pas être obtenus sous des formes compactes pour lesquelles les estimations sont exécutées numériquement après avoir fixé le nombre souhaité de données censurées.*

**Mots-clés :** *BBO, radars distribués, fouillis Pareto, Gaussien composé, détecteur non cohérent, détecteur robuste, fouillis radar, distribution log-normale, détection CFAR, cibles interférentes, distribution Gamma, simulations Monte Carlo, détecteur CMLE.*

# *Abstract*

*The objectives of this thesis deal with the domain of radar detection and estimation. The first problem is the study of the optimization problem of distributed CFAR (Constant False Alarm Rate) detection in a Pareto type I distribution environment. In this part, we analyze the performance of the distributed CFAR detectors GM-(Geometric Mean), OS-(Ordered Statistic), GO- (Greatest of) and SO-(Smallest of) CFAR in a Pareto clutter. In this case, we first obtain the approximate expressions for the  $P_D$  for the GM-CFAR, OS-CFAR, GO-CFAR and SO-CFAR detectors. Due to the nonlinear property of this multidimensional system, we propose the use of an efficient optimization approach based on the BBO (Biogeography Based Optimization) algorithm to obtain the optimal scale factor of the local detectors. Each detector makes its own decision and sends it to the fusion center to obtain a binary global decision according to a preselected fusion rule. We examine the cases of three data fusion rules "AND", "OR" and "MAJORITY" at the fusion center. Through Monte-Carlo simulations, the detection performances of the detectors are evaluated for a homogeneous and heterogeneous Pareto clutter.*

*For high-resolution radars, sea clutter modeling has shown that CG distributions are appropriate for describing these clutter returns. The second study addresses the problem of adaptive CFAR detection in a non-Gaussian clutter. We propose three new CFAR detectors in a non-coherent context, where the clutter follows a non-Gaussian distribution. Monte Carlo simulations have shown that the new detectors are robust for three CG models; namely the  $K$  distribution, the Compound Gaussian distribution with Inverse Gamma texture (GP) and the CIG distribution. The false alarm regulation was then examined in the presence of interfering targets. Finally, the performance of the three proposed algorithms were validated using real IPIX data*

*The third objective concerns the CFAR detection in a log-normal clutter. The proposed algorithm is based on scale and power invariant distributions. This includes the choice of two functions called scale invariant function and secondary function of CRP (Clutter Range Profile). However, the existing CFAR algorithms exhibit remarkable CFAR losses due to the presence of outliers. In order to provide a modified decision rule with immunity against interfering targets, we propose an appropriate choice of these two functions. To do this, two functions based on WH and ordered statistics are proposed for a log-normal clutter. The dependence of the false alarm probability on interfering targets and*

*the log-normal distributed clutter parameters are also investigated. From the simulated data, the log-t detector, GMOS-(Geometric Mean Ordered Statistic), TMOS-(Trimmed Mean Ordered Statistic), IE-(Inclusion / Exclusion) and WH-(Weber-Haykin)CFAR detectors are used for the purpose of comparison. The results obtained from synthetic data clearly indicate that a smaller CFAR loss is obtained by the proposed decision rule and outperforms the other detectors in the presence of multiple interfering targets. A lower CFAR loss is obtained by the proposed decision rule, in particular in the presence of strong secondary targets. Finally, the performance of the proposed algorithms were validated using real IPIX data*

*The fourth objective deals with the CFAR censored maximum likelihood detection in a Gamma distribution environment with a known shape parameter. In this study, we propose the (Censored Maximum Likelihood Estimate) CMLE -CFAR detector under the case of one censored sample. The decision rule of the proposed CMLE detector is given in terms of ML estimates of the scale parameter. Based on the Monte-Carlo simulations, the detection performances of the CML-CFAR detector are compared to the existing CA-, ML- and OS-CFAR algorithms. In the presence of interfering targets, it is shown that there is an improvement in the probability of detection if the proposed CMLE-CFAR algorithm is used.*

*The fifth problem in this thesis consists of developing the CMLE and Bayes methods to estimate the dispersion parameter of the Pearson population from censored samples. The proposed estimators cannot be obtained in closed forms in which the estimates are runed numerically after setting the desired number of censored data*

**Keywords:** *BBO, distributed sensors, Pareto background, Compound Gaussian, non-coherent detectors, robust detector, Radar clutter, log-normal distribution, CFAR detection, interfering targets, CFAR, Gamma distribution, Monte Carlo simulations, CMLE detector.*

# ملخص

تدور أهداف هذه الرسالة حول خمس مشاكل تتعلق بالكشف والتقدير في أنظمة الرادار. تتمثل المشكلة الأولى في دراسة تحسين كشف CFAR (Constant False Alarm Rate) الموزع في بيئة توزيع Pareto. في هذا الجزء ، نقوم بتحليل أداء كاشفات CFAR الموزعة GM (Geometric Mean) ونظام التشغيل (إحصاء الطلب) و GO (Greatest of) و SO (Smallest of) CFAR في فوضى باريتو. في هذه الحالة ، نحصل أولاً على التعبيرات التقريبية لـ  $P_D$  (Probabilité de Détection) لكاشفات GM- و OS- و GO- و SO-CFAR. بعد ذلك ، نظرًا للخاصية غير الخطية لهذا النظام متعدد الأبعاد ، نقترح استخدام نهج تحسين فعال يعتمد على خوارزمية BBO (Biogeography Based Optimization) للحصول على عوامل العتبة المثلى لأجهزة الكشف المحلية. يتخذ كل كاشف موزع CFAR قراره الخاص ويرسله إلى مركز الاندماج للحصول على قرار ثنائي نهائي وفقًا لقاعدة اندماج محددة مسبقًا. نحن ننظر إلى الحالات الخاصة لقواعد دمج البيانات الثلاث "AND" و "OR" و "الأغلبية" في مركز الدمج. من خلال محاكاة مونت كارلو ، يتم تقييم أداء الكشف للكاشفات من أجل فوضى باريتو المتجانسة وغير المتجانسة.

بالنسبة للرادارات عالية الاستبانة ، أظهرت نمذجة الفوضى البحرية أن توزيعات CG (Compound Gaussian) مناسبة لوصف أصداء الجلبة. الهدف الثاني يعالج مشكلة كشف CFAR التكيفي في فوضى غير غاوسية. نحن نقدم ثلاثة كاشفات CFAR جديدة في سياق غير متناسق. أظهرت محاكاة مونت كارلو أن أجهزة الكشف الجديدة قوية لثلاثة نماذج CG ، وهي توزيع K ، وتوزيع غاوسي المركب مع نسيج عكسي غاما وتوزيع CIG (Compound Inverse Gaussian). ثم تم فحص تنظيم الإنذار الكاذب في وجود أهداف متداخلة. أخيرًا ، تم التحقق من صحة أداء الخوارزميات الثلاثة المقترحة باستخدام بيانات حقيقية من قاعدة بيانات IPIX.

المشكلة الثالثة تتعلق باكتشاف CFAR في فوضى لوغاريتمية عادية. تعتمد الخوارزمية المقترحة على المقياس الثابت وتوزيعات الطاقة. يتضمن ذلك اختيار وظيفتين تسمى الوظيفة الثابتة للمقياس والوظيفة الثانوية لـ CRP (Clutter Range Profile). ومع ذلك ، تعرض خوارزميات CFAR الحالية خسائر ملحوظة في CFAR بسبب وجود أهداف متداخلة. من أجل توفير قاعدة قرار معدلة مع حصانة ضد الأهداف المتداخلة ، نقترح في هذا العمل اختيارًا مناسبًا لهاتين الوظيفتين. للقيام بذلك ، يتم اقتراح الوظائف المستندة إلى إحصائيات (WH (Weber-Haykin) وإحصائيات الطلب لسياق السجل العادي.

تم التحقق من اعتماد احتمالية الإنذار الخاطئ على الأهداف المتداخلة ومعاملات الفوضى اللوغاريتمية الطبيعية. من البيانات المحاكاة ، يتم استخدام كاشف Log-t CFAR و GMOS و TMOS و IE) وكاشفات CFAR (Weber-Haykin) WH ((Weber-Haykin) للمقارنة. تشير النتائج التي تم الحصول عليها من البيانات التركيبية بوضوح إلى أن خسارة CFAR أصغر يتم الحصول عليها من خلال قاعدة القرار المقترحة وتتفوق على أجهزة الكشف الأخرى في وجود الأهداف المتداخلة. يتم الحصول على خسارة أقل في CFAR من خلال قاعدة القرار المقترحة ، خاصة في وجود أهداف ثانوية قوية. أخيرًا ، تم التحقق من صحة أداء الخوارزمية المقترحة باستخدام بيانات IPIX الحقيقية.

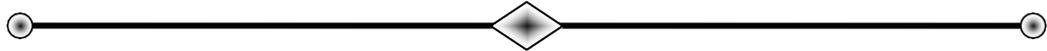
تتعامل المشكلة الرابعة مع أقصى احتمالية خاضعة للرقابة للكشف عن CFAR في بيئة توزيع Gamma مع معلمة شكل معروفة. في هذا الجزء ، نقترح كاشف CFAR-CMLE في حالة العينة الخاضعة للرقابة. يتم تقديم قاعدة قرار كاشف CMLE المقترحة من حيث تقدير ML لمعلمة المقياس. استنادًا إلى محاكاة مونت كارلو ، تتم مقارنة أداء الكشف لكاشف

CML- بخوارزميات CA- و ML- و OS-CFAR الحالية. في ظل وجود أهداف متداخلة ، يتضح أن هناك تحسناً في PD إذا تم استخدام خوارزمية CMLE-CFAR المقترحة.

تتمثل المشكلة الخامسة التي تم تناولها في تطوير طرق CMLE و Bayes لتقدير معامل التشتت لتوزيع بيرسون من العينات الخاضعة للرقابة. لا يمكن الحصول على المقدرات المقترحة في أشكال مضغوطة حيث يتم تشغيل التقديرات عددياً في بُعد واحد بعد تحديد العدد المطلوب من البيانات الخاضعة للرقابة.

**لكلمات المفتاحية: BBO** ، الرادار الموزع ، فوضى باريتو ، مركب غاوسي ، عملية غير متماسكة ، كاشف قوي ، فوضى رادار ، توزيع لوغاريتمي عادي ، كشف CFAR ، أهداف متداخلة ، توزيع جاما ، محاكاة مونت كارلو ، كاشف CMLE.

# Table des Matières



<b>Résumé</b>	IV
<b>Abstract</b>	VI
<b>ملخص</b>	VIII
<b>Table des matières</b>	X
<b>Liste des Acronymes</b>	XIV
<b>Nomenclature</b>	XVI
<b>Liste des Figures</b>	XVII
<b>Liste des Tableaux</b>	XXI

## **Introduction générale**

1. Introduction	1
2. Etat de l'art	4
3. Organisation du manuscrit	7

## **Chapitre 1 : Présentation Générale des Systèmes Radar**

1. 1 Introduction	10
1. 2 Historique	10
1. 3 Concepts et fonctionnement du radar	12
1. 4 Composants d'un radar	13
1. 4. 1 Antenne	13
1. 4. 2 Duplexeur	13
1. 4. 3 Emetteur	13
1. 4. 4 Récepteur	14
1. 4. 5 Critères de performance	14
1. 5 La localisation des cibles	15
1. 5. 1 Probabilité de détection	17
1. 5. 2 Probabilité de fausse alarme	17
1. 5. 3 Direction du signal	17
1. 5. 4 Calcule de la distance	17
1. 5. 5 Portée maximale	17
1. 5. 6 Distance minimale de détection	18
1. 5. 7 Résolution en distance	18
1. 5. 8 Temps d'éclairement	18
1. 5. 9 Vitesse de la cible	19
1. 6 Classification des système radars	19
1. 6. 1 Radars imageurs/ radars non imageurs	20
1. 6. 2 Radar primaires	20
1. 6. 3 Radar secondaires	20
1. 6. 4 Radar à impulsions	21

1. 6. 5 Radar à onde continue	22
1. 6. 6 Radar à onde continue non modulée	22
1. 6. 7 Radar à onde continue modulée	22
1. 6. 8 Radars bistatiques	23
1. 7 Modélisation statistique	23
1. 8 Théorie de la décision	24
1. 8. 1 Tests de Bayes	25
1. 8. 2 Test du minimax	28
1. 8. 3 Test de Neyman-Pearson	29
1. 9 Elimination des échos fixes	31
1. 10 Modélisation des cibles	32
1. 11 Modèles de Swerling	33
1. 12 Modèles statistique du fouillis de mer	34
1. 13 Conclusion	35

## **Chapitre 2 : Détection CFAR distribuée dans un fouillis Pareto type I**

2.1 Introduction	37
2. 2 Détecteurs <i>CFAR</i> dans un fouillis Pareto	39
2. 2. 1 Détecteur <i>GM-CFAR</i>	39
2. 2. 2 Détecteur <i>OS-CFAR</i>	42
2. 2. 3 Détecteurs <i>(GO/SO)-CFARs</i>	43
2. 3 Détection <i>CFAR</i> distribuée dans un fouillis Pareto	45
2. 4 Optimisation des paramètres par l'algorithme <i>BBO</i>	48
2. 5 Évaluation des performances de la détection	52
2. 5. 1 Détection <i>CFAR</i> dans un fouillis homogène	53
2. 5. 2 Détection <i>CFAR</i> dans un fouillis non homogène	54
2. 5. 3 Détection <i>CFAR</i> dans un fouillis en présence de bord de fouillis	56
2. 5. 4 Optimisation des détections <i>GM-CFAR</i> et <i>OS-CFAR</i> avec intégration binaire	58
2. 6 Conclusion	61

## **Chapitre 3 : Détecteurs CFAR dans un fouillis Gaussien-Composé**

3. 1 Introduction	63
3. 2 Distributions gaussiennes composées	65
3. 2. 1 Clutter de GP	65
3. 2. 2 Distribution <i>K</i>	66
3. 2. 3 Clutter CIG	66
3. 3 Détecteurs robustes proposés pour les distributions gaussiennes-composé	67
3. 3. 1 Détecteur <i>Mean-Max</i>	67
3. 3. 2 Détecteur <i>STD-Max</i>	68
3. 3. 3 Détecteur <i>Var-Mean</i>	69
3. 4 Résultats de simulations et discussions	69

3. 4. 1 Analyse de performance du détecteur <i>Mean-Max</i> dans le cas homogène	69
3. 4. 1. 1 Cas du clutter <i>GP</i>	69
3. 4. 1. 2 Cas de la distribution <i>K</i>	69
3. 4. 1. 3 Cas de la distribution <i>CIG</i>	70
3. 4. 2 Performance du détecteur <i>MEAN-MAX</i> en présence de cibles interférentes	70
3. 4. 3 Analyse des performances du détecteur <i>STD-MAX</i> dans le cas homogène	75
3. 4. 4 Performance du détecteur <i>STD-MAX</i> en présence de cibles interférentes	78
3. 4. 5 Analyse des performances du détecteur <i>Var-Mean</i> dans le cas homogène	80
3. 4. 5. 1 Distribution <i>GP</i>	80
3. 4. 5. 2 Distribution <i>K</i>	80
3. 4. 5. 3 Distribution de la <i>CIG</i>	80
3. 4. 6 Performance en présence de cibles interférentes	83
3. 5 Évaluation des performances à l'aide de données <i>IPIX</i>	85
3. 6 Conclusion	87

#### **Chapitre 4 : Détection CFAR basée sur les Statistiques à trois ordres pour des cibles multiples dans un fouillis log-normal**

4. 1 Introduction	89
4. 2 Détection CFAR basée sur les Statistiques ordonnées	90
4. 3 Évaluation des performances de la détection	93
4. 4 Conclusion	103

#### **Chapitre 5 : Détecteur CFAR à Maximum de Vraisemblance Censuré dans un fouillis de Distribution Gamma**

5. 1 Introduction	105
5. 2 Formulation du problème	106
5. 2. 1 La Méthode de <i>MLE</i>	106
5. 2. 2 La Méthode de <i>MLE</i> à partir d'échantillons censurés	107
5. 3 Détecteurs CFAR	108
5. 3. 1 Algorithme <i>CA-CFAR</i>	108
5. 3. 2 Algorithme <i>ML-CFAR</i>	109
5. 3. 3 Algorithme <i>OS-CFAR</i>	110
5. 4 Évaluation de la détection	110
5. 5 Conclusion	114

#### **Chapitre 6 : Estimation du paramètre de dispersion de la distribution Pearson par la méthode MLE basée sur la censure**

6. 1 Introduction	116
6. 2 Estimateurs	117
6. 2. 1 Méthode <i>CMLE</i>	117
6. 2. 2 Méthode d'estimation de Bayes	119
6. 3 Analyse de l'estimation	120
6. 4 Conclusion	123

## **Chapitre 7 : *Conclusion Générale***

7.1 Synthèse des travaux	125
Annexe	127
Bibliographie	129

# ***Liste des Acronymes***

BLUE	Best Linear Unbiased Estimator
BBO	Biogeography Based Optimization
CFAR	Constant False Alarm Rate
CA-CFAR	Cell Averaging CFAR
CDF	Cumulative Density Function
CCR	Clutter-to-Clutter Ratio
CUT	Cell Under Test
CML	Censored Maximum Likelihood
CRP	Clutter Range Profile
CG	Compound Gaussian
CIG	Compound Inverse Gaussian
DST	Defense Science and Technology
DEL	Décteur d'Enveloppe Linéaire
DEQ	Décteur Quadratique
EA	Evolutionary Algorithm
EXE	EXcision Switching
EVD	Eigen Value Decomposition
FD	Doppler Frequency
GC	Generalized Compound
GM-CFAR	Geometric Mean CFAR
GMOS-CFAR	Geometric Mean Order Statistic CFAR
GO-CFAR	Greatest Of CFAR
IF	Intermediate frequency
IE-CFAR	Inclusion/Exclusion CFAR
IID	Independent and Identically Distributed
ICR	Interference-to-Clutter Ratio
IPIX	Intelligent PIXel processing X-band
LCOS	Linear Combination of Ordered Statistics
LLR	Low-Resolution Radar
LS	Location Scale
LO	Local Oscillator
LRT	Likelihood Ratio Test
MCR	Monte Carlo Runs
ML	Maximum Likelihood
MLE	Maximum Likelihood Estimation
MSE	Mean Square Error
MTI	Moving Target Indicator
NCG	Non Central Gamma
N-P	Neyman-Pearson
OS-CFAR	Ordered Statistic CFAR
PDF	Probability Density Function
PRF	Pulse Repetition Frequency
PRI	Pulse Repetition Intervalle
$P_{mod}$	Probability of Modification
RCS	Radar Coss Section
RF	Radio Frequency
RADAR	RADio Detection And Ranging

SCR	Signal-to-Clutter Ratio
STAP	Space Time Adaptive Processing
SIV	Suitability Index Vectors
SIRV	Spherically Invariant Random Vectors
SIR	Signal-to-Interference Ratio
SO-CFAR	Smallest Of-CFAR
SW	SWerling
TM-CFAR	Trimmed Mean-CFAR
TMOS-CFAR	Trimmed Mean Order Statistic CFAR
TOT	Time On Target
VI	Variability Index
WH-CFAR	Weber/hykin CFAR
WHOS-CFAR	Weber Haykin Ordered Statistic-CFAR

# *Nomenclature*

<i>'OU', 'ET', 'Majorité'</i>	Règles de fusion
$C$	Vitesse de propagation
$D_{max}$	Portée maximale de la cible
$F_D$	Fréquence Doppler
$K$	Règle de fusion 'k' parmi 'n'
$\lambda$	Longueur d'onde
$N$	Nombre de cellules de référence
$n$	Nombre de senseurs
$P_{FA}$	Probabilité de Fausse Alarme
$P_D$	Probabilité de Détection
$P_{FAi}$	Probabilité de Fausse Alarme totale
$P_{Di}$	Probabilité de Détection totale
$R$	Portée de la cible
$T_R$	Période de répétition des Impulsion
$T$	Seuil de détection
$\Gamma(.)$	Fonction Gamma
$\tau$	Largeur des impulsions

# Liste des Figures



<b>Figure. 1. 1</b>	Principe d'un radar	13
<b>Figure. 1. 2</b>	Schéma synoptique d'un radar moderne	16
<b>Figure. 1. 3</b>	Principe de détection d'une cible avec un radar impulsionnel	20
<b>Figure. 1. 4</b>	Schéma bloc simplifié d'émission/réception d'un système radar	22
<b>Figure. 1. 5</b>	Régions de décision et calcul de la $P_{FA}$ (surface en rouge) et la $P_D$ (surface en bleu)	27
<b>Figure. 1. 6</b>	Détermination des régions de décision, la $P_{FA}$ (surfaces en rouge) et la $P_D$ (surfaces en bleu)	31
<b>Figure. 2. 1</b>	Détecteurs $GM-CFAR$ , $OS-CFAR$ et $(GO/SO)-CFAR$ dans un fouillis Pareto	42
<b>Figure. 2. 2</b>	$P_D$ en utilisant des fonctions d'approximation théorique des détecteurs $GM-CFAR$ , $OS-CFAR$ , $GO-CFAR$ , $SO-CFAR$ avec $N=32$ , $\alpha=2.5$ et $P_{FA}=\alpha_0=10^{-4}$	45
<b>Figure. 2. 3</b>	Système de processeurs $CFAR$ distribué	47
<b>Figure. 2. 4</b>	Migration des espèces	48
<b>Figure. 2. 5</b>	Organigramme général de l'algorithme $BBO$	50
<b>Figure. 2. 6</b>	Illustration de deux solutions candidates $S_1$ et $S_2$	51
<b>Figure. 2.7</b>	$P_D$ de deux détecteurs non identiques $GM-CFAR$ dans un environnement homogène avec paramètre d'échelle connu pour $n=2$ , $N_1=16$ , $N_2=24$ , $\alpha=2.5$ et $P_{FA}=\alpha_0=10^{-4}$	53
<b>Figure. 2.8</b>	$P_D$ de trois détecteurs non identiques $GM-CFAR$ dans un environnement homogène avec paramètre d'échelle connu	54

pour  $n=2$ ,  $N_1=16$ ,  $N_2=24$ ,  $\alpha = 2.5$  et  $P_{FA}=\alpha_0=10^{-4}$

<b>Figure. 2. 9</b>	$P_D$ de trois détecteurs non identiques <i>OS-CFAR</i> avec paramètre d'échelle connu pour $n=3$ , $N_1=16$ , $N_2=24$ , $N_3=32$ , $\alpha = 2.5$ et $P_{FA}=\alpha_0=10^{-4}$ et deux cibles interférentes réparties dans chaque détecteur pour $ICR=5dB$	55
<b>Figure. 2. 10</b>	$P_D$ de deux détecteurs non identiques <i>OS-CFAR</i> en présence de deux cibles interférentes réparties dans chaque détecteur avec paramètre d'échelle connu pour $n=2$ , $N_1=16$ , $N_2=24$ , $\alpha = 2.5$ , $P_{FA}=\alpha_0=10^{-4}$ et $ICR=5dB$	55
<b>Figure. 2. 11</b>	$P_D$ de deux détecteurs non identiques <i>GO-CFAR</i> avec paramètre d'échelle connu pour $n=2$ , $N_1=16$ , $N_2=24$ , $\alpha = 2.5$ et $P_{FA}=\alpha_0=10^{-4}$	56
<b>Figure. 2. 12</b>	$P_D$ de trois détecteurs non identiques <i>GO-CFAR</i> avec paramètre d'échelle connu pour $n=3$ , $N_1=16$ , $N_2=24$ , $N_3=32$ , $\alpha = 2.5$ , et $P_{FA}=\alpha_0=10^{-4}$	57
<b>Figure. 2. 13</b>	$P_D$ de trois détecteurs non identiques <i>SO-CFAR</i> avec paramètre d'échelle connu pour $n=3$ , $N_1=16$ , $N_2=24$ , $N_3=32$ , $\alpha = 2.5$ $P_{FA}=\alpha_0=10^{-4}$	57
<b>Figure. 2. 14</b>	$P_D$ de deux détecteurs non identiques <i>GM-CFAR</i> avec intégration binaire avec paramètre d'échelle connu, pour $n=2$ , $N_1=16$ , $N_2=24$ , $P_{FA}=\alpha_0=10^{-4}$	58
<b>Figure. 2. 15</b>	$P_D$ de deux détecteurs non identiques <i>OS-CFAR</i> avec intégration binaire avec paramètre d'échelle connu, pour $n=3$ , $N_1=16$ , $N_2=24$ , $P_{FA}=\alpha_0=10^{-4}$	59
<b>Figure. 3. 1</b>	Structure d'Algorithme des détecteurs <i>CFAR</i> proposés	68
<b>Figure. 3. 2</b>	$P_{FA}$ en fonction de facteur scalaire $\tau$ du détecteur <i>MEAN-MAX</i> dans un environnement homogène du fouillis <i>GP</i> pour $\beta=0.5$ , $N=16$ et pour $N=8$ , $n=10^7$ respectivement	71
<b>Figure. 3. 3</b>	$P_{FA}$ en fonction de facteur scalaire $\tau$ du détecteur <i>MEAN-MAX</i> dans un environnement homogène du fouillis <i>GP</i> pour $\beta=3$ , $N=4$ et $n=10^7$	72
<b>Figure. 3. 4</b>	$P_{FA}$ en fonction de facteur scalaire $\tau$ du détecteur <i>MEAN-MAX</i> et <i>log-t</i> dans un environnement homogène du fouillis <i>K</i>	73
<b>Figure. 3. 5</b>	$P_{FA}$ en fonction de facteur scalaire $\tau$ du détecteur <i>MEAN-MAX</i> dans un environnement homogène du fouillis <i>CIG</i> pour $\mu=4$ , $N=4$ et $n=10^7$	74
<b>Figure. 3. 6</b>	$P_{FA}$ en fonction de facteur scalaire $\tau$ du détecteur <i>MEAN-</i>	75

*MAX-CFAR* en présence d'une et deux cibles interférentes réparties sur les deux semi-fenêtres dans le clutter *GP*, pour  $\beta=3$ ,  $ICR=10dB$ ,  $N=4$  et  $n=10^7$

<b>Figure. 3. 7</b>	$P_{FA}$ en fonction de facteur scalaire $\tau$ du détecteur <i>STD-MAX</i> dans un environnement homogène du clutter <i>GP</i>	76
<b>Figure. 3. 8</b>	$P_{FA}$ en fonction de facteur scalaire $\tau$ du détecteur <i>STD-MAX</i> dans un environnement homogène du clutter <i>K</i>	77
<b>Figure. 3. 9</b>	$P_{FA}$ en fonction de facteur scalaire $\tau$ du détecteur <i>STD-MAX</i> dans un environnement homogène du clutter <i>CIG</i>	78
<b>Figure. 3. 10</b>	$P_{FA}$ en fonction de facteur scalaire $\tau$ du détecteur <i>STD-MAX-CFAR</i> en présence d'une cible interférente dans les distributions <i>GP</i> et <i>K</i>	79
<b>Figure. 3. 11</b>	$P_{FA}$ en fonction de facteur scalaire $\tau$ du détecteur <i>VAR-MEAN</i> dans un environnement homogène du fouillis <i>GP</i>	81
<b>Figure. 3. 12</b>	$P_{FA}$ en fonction de facteur scalaire $\tau$ du détecteur <i>VAR-MEAN</i> dans un environnement homogène du fouillis <i>K</i> pour $b=1$ , $N=4$ et $n=10^7$	82
<b>Figure. 3. 13</b>	$P_{FA}$ en fonction de facteur scalaire $\tau$ du détecteur <i>VAR-MEAN</i> dans un environnement homogène du fouillis <i>CIG</i>	83
<b>Figure. 3. 14</b>	$P_{FA}$ en fonction de facteur scalaire $\tau$ du détecteur <i>VAR-MEAN</i> en présence d'une cible interférente dans le fouillis <i>GP</i>	84
<b>Figure. 3. 15</b>	$P_{FA}$ en fonction de facteur scalaire $\tau$ du détecteur <i>VAR-MEAN</i> en présence d'une cible interférente dans un environnement de distribution <i>K</i> pour $b=1$ , $N=5$ et $n=10^7$	84
<b>Figure. 3. 16</b>	$P_{FA}$ en fonction de facteur scalaire $\tau$ du détecteur <i>VAR-MEAN</i> en présence d'une cible interférente dans le clutter <i>CIG</i> pour, $\mu=3$ , $N=5$ et $n=10^7$	85
<b>Figure 3. 17</b>	$P_{FA}$ en fonction de facteur scalaire $\tau$ en utilisant les données <i>IPIX</i> pour le détecteur <i>MEAN-MAX</i> pour $N=2$ et $n=10^7$	86
<b>Figure 3. 18</b>	$P_{FA}$ en fonction de facteur scalaire $\tau$ en utilisant les données <i>IPIX</i> pour le détecteur <i>STD-MAX</i> pour $N=2$ et $n=10^7$	86
<b>Figure 3. 19</b>	$P_{FA}$ en fonction de facteur scalaire $\tau$ en utilisant les données <i>IPIX</i> pour le détecteur <i>VAR-MEAN</i> pour $N=4$ et $n=10^7$	87
<b>Figure 4. 1</b>	$P_D$ des détecteurs <i>log t</i> , <i>GMOS</i> , <i>TMOS</i> , <i>IE</i> , <i>WH</i> et <i>WHOS</i> dans un environnement homogène pour, $N=32$ et $P_{FA}=10^{-3}$	95

<b>Figure 4. 2</b>	$P_D$ des détecteurs <i>log t</i> , <i>GMOS</i> , <i>TMOS</i> , <i>IE</i> , <i>WH</i> et <i>WHOS</i> en présence d'une cible interférente pour $ICR = 15dB$ , $N = 32$ et $P_{FA} = 10^{-3}$	98
<b>Figure 4. 3</b>	$P_D$ des détecteurs <i>log t</i> , <i>GMOS</i> , <i>TMOS</i> , <i>IE</i> , <i>WH</i> et <i>WHOS</i> en présence de deux cibles interférentes réparties sur les deux semi-fenêtres pour $ICR = 15 dB$ , $N = 32$ et $P_{FA} = 10^{-3}$	99
<b>Figure 4. 4</b>	$P_D$ des détecteurs <i>log t</i> , <i>GMOS</i> , <i>TMOS</i> , <i>IE</i> , <i>WH</i> et <i>WHOS</i> en présence de trois cibles interférentes réparties sur les deux semi-fenêtres pour $ICR = 15 dB$ , $N = 32$ et $P_{FA} = 10^{-3}$	100
<b>Figure 4. 5</b>	$P_D$ des détecteurs <i>log t</i> -, <i>GMOS</i> -, <i>TMOS</i> -, <i>IE</i> -, <i>WH</i> -, <i>WHOS</i> et <i>BLUE</i> en présence de deux cibles interférentes réparties sur les deux semi-fenêtres pour $ICR = 20dB$ , $N = 10$ et $P_{FA} = 10^{-3}$	101
<b>Figure 4. 6</b>	$P_D$ des détecteurs <i>log t</i> , <i>GMOS</i> , <i>TMOS</i> , <i>IE</i> , <i>WH</i> et <i>WHOS</i> en utilisant les données <i>IPIX</i> en présence d'une cible interférente avec $ICR = 15dB$ , $P_{FA} = 10^{-3}$	102
<b>Figure 5. 1</b>	$P_D$ des détecteurs <i>ML</i> , <i>OS</i> , <i>CA</i> et <i>CML</i> dans un environnement homogène pour $\alpha = 0.5$ , $b = 1/\alpha$ , $N = 32$ et $P_{FA} = 10^{-3}$	112
<b>Figure 5. 2</b>	$P_D$ des détecteurs <i>ML</i> , <i>OS</i> , <i>CA</i> et <i>CML</i> en présence d'une cible interférente pour $ICR = 20 dB$ , $\alpha = 0.5$ , $b = 1/\alpha$ , $N = 32$ et $P_{FA} = 10^{-3}$	112
<b>Figure 5. 3</b>	$P_D$ des détecteurs <i>ML</i> , <i>OS</i> , <i>CA</i> et <i>CML</i> en présence de deux cibles interférentes réparties sur les deux semi-fenêtres pour $ICR = 20 dB$ , $\alpha = 0.5$ , $b = 1/\alpha$ , $N = 32$ et $P_{FA} = 10^{-3}$	113
<b>Figure 5. 4</b>	$P_D$ des détecteurs <i>ML</i> , <i>OS</i> , <i>CA</i> et <i>CML</i> en présence de trois cibles interférentes réparties sur les deux semi-fenêtres pour $ICR = 20 dB$ , $\alpha = 0.5$ , $b = 1/\alpha$ , $N = 32$ et $P_{FA} = 10^{-3}$	113
<b>Figure 6. 1</b>	$MSE$ et Biais de $\hat{\gamma}$ en fonction de $\gamma$ à partir de $n = 32$ ; $r = 8$ , $m = n-10$ et 1000 <i>MC</i> répétitions	121
<b>Figure 6. 2</b>	$MSE$ et Biais de $\hat{\gamma}$ en fonction de $\gamma$ à partir de $n = 32$ ; $r = 0$ , $m = n-27$ et 1000 <i>MC</i> répétitions	121
<b>Figure 6. 3</b>	$MSE$ et Biais de $\hat{\gamma}$ en fonction de $\gamma$ à partir de $n = 128$ ; $r = 30$ , $m = n-20$ et 1000 <i>MC</i> répétitions	122
<b>Figure 6. 4</b>	$MSE$ et Biais de $\hat{\gamma}$ en fonction de $\gamma$ à partir de $n = 32$ , $m = n-20$ et 1000 <i>MC</i> répétitions	123

# Liste des Tableaux



<b>Table. 1. 1</b>	Exemple d'environnement Gaussien et non Gaussien	24
<b>Table. 2. 1</b>	Terminologie de la <i>BBO</i>	49
<b>Table. 2. 2</b>	Seuils optimaux trouvés pour les détecteurs <i>GM-CFAR</i> , <i>OS-CFAR</i> , <i>GO-CFAR</i> et <i>SO-CFAR</i> avec, $\beta=1$ , $\alpha=2.5$ , $\alpha_0=10^{-4}$	60
<b>Table. 4. 1</b>	Études des cas spéciaux de (4.7) employés pour un fouillis Weibull et fouillis log-normal	92
<b>Table. 4. 2</b>	Coefficients $a_i$ , $b_i$ de la meilleure estimation linéaire non-biaisée pour $N = 10$ and $K = N-2$	97
<b>Table. 5. 1</b>	Facteurs scalaires $\tau$ correspondant aux détecteurs <i>CA-</i> , <i>ML-</i> , <i>OS-</i> et <i>CML-CFAR</i> pour $N = 32$ et $P_{FA} = 10^{-3}$	111

# *Introduction Générale*



## **1. Introduction**

A l'origine, le radar, acronyme anglais de « RAdio Detection And Ranging », a été conçu pour remplir deux fonctions : la détection d'une cible et l'estimation de la distance séparant le radar de celle-ci. Son principe repose sur l'émission d'ondes électromagnétiques qui, après réflexion sur tout obstacle, sont captées par un récepteur pour être traitées. Depuis de nombreuses années, le radar est capable d'estimer d'autres paramètres liés à la cible tels que sa vitesse radiale relative et sa localisation angulaire, à savoir l'azimut et l'élévation. Pour cette raison, il est utilisé dans de nombreux domaines: la surveillance du trafic aérien ou routier, la météorologie, l'automobile, l'astronomie, etc. Le radar est employé pour des missions de surveillance maritime à partir d'un porteur tel qu'un avion de surveillance, un avion d'arme, un drone ou encore un hélicoptère. Les radars sont conçus pour détecter la présence d'objets d'intérêt noyés dans un bruit aléatoire ambiant. Ce bruit perturbe la qualité de détection et provient généralement de l'électronique du radar (bruit thermique), modélisé à juste titre comme du bruit Gaussien blanc. Dans certains cas, le radar doit faire face à l'environnement situé tout autour de l'objet à détecter : c'est le cas des radars terrestres de surveillance qui scrutent l'horizon du sol. Ceux-ci sont alors perturbés par les échos indésirables des réflecteurs constituant le sol, le sursol ou encore la mer. Ces signaux parasites sont généralement assimilés à du bruit aléatoire se superposant au bruit thermique et constituent ce que l'on nomme le fouillis. La détection des cibles dans un fouillis a été un domaine d'étude constamment en évolution depuis les débuts du radar et représente toujours l'un des problèmes les plus importants. D'abord, on doit étudier les propriétés statistiques de l'écho du fouillis qui sont très complexes. Ils dépendent non seulement du type du fouillis, mais également des paramètres du radar, tel que la résolution, la longueur d'onde, la

## ***Introduction Générale***

polarisation, l'angle d'incidence,...etc. En plus, l'environnement change dans l'espace et dans le temps et le fouillis montre, dans certains cas, une statistique non stationnaire. Ceci ajoute plus de complexité à l'étude.

Dans les systèmes de surveillance traditionnels un seul détecteur tel un radar assure la détection des cibles. Le traitement de données est effectué, dans ce cas, par un processeur central où aboutissent les observations transmises par le détecteur en question. Les systèmes de détection distribués basés sur des senseurs multiples et un centre de fusion ont été largement utilisés [1]. Ces systèmes améliorent les performances telles que la vitesse, la fiabilité, la couverture radar, le nombre de cibles considérées...etc. En plus, les détecteurs CFAR distribués ont prouvé leur efficacité en apportant une amélioration considérable dans les performances de détection par rapport aux détecteurs centralisés. Au niveau du centre de fusion des données, chaque radar prend sa décision partielle autour de la présence ou de l'absence de la cible et puis ces diverses décisions binaires sont réunies et combinées selon une règle de fusion optimale afin de prendre une décision globale. Un processeur central contrôle les senseurs et le centre de fusion d'une manière à maximiser les performances de détection globale du système. Pour observer la distribution temporelle du fouillis de mer. La distribution Pareto est l'un des meilleurs modèles qui suscite de plus en plus d'intérêt dans le domaine du radar. Il a été validé comme modèle pour les radars à haute résolution radar et correspond très bien aux données réelles [2, 3]. Dans [4, 5], Weinberg a étudié la modélisation du fouillis 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 [6] 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 fouillis maritime, la distribution Pareto peut être adaptée aux données collectées par un radar en bande *X* à haute résolution.

Dans la détection du signal, l'objectif de base est de trouver la structure du récepteur optimale basée sur un critère qui est déterminé par l'application. Ces détecteurs optimaux nécessitent essentiellement une description statistique complète des signaux d'entrée. Les données reçues passent par un détecteur d'enveloppe / quadratique et la cellule de test est comparée avec un seuil adaptatif. Il existe de nombreux algorithmes *CFAR* proposés pour la détection radar et la plupart d'entre eux

## *Introduction Générale*

sont proposés en supposant une distribution Gaussienne pour le fouillis. Cette distribution est mathématiquement pratique car elle permet l'obliquité de la distribution avec un seul paramètre [7,8]. Avec le développement des radars hyperfréquence de haute résolution, le fouillis ne vérifie plus les conditions d'application du théorème de la limite centrale qui définit les milieux Gaussiens. Autrement dit, l'hypothèse Gaussienne n'est plus valide lorsqu'on utilise les radars à haute résolution. Ceci est également valable pour les radars de surveillance maritime pour lesquels la variation de puissance du fouillis en temps ne permet plus d'utiliser la loi de Gauss [9,10]. D'ailleurs, le caractère impulsif du fouillis non Gaussien engendre un taux de fausses alarmes très élevé lorsqu'on considère l'hypothèse Gaussienne. Pour les radars haute résolution à faible angle d'incidence, le processus Gaussien Composé (CG) a montré un bon ajustement du fouillis marin et le fouillis recueilli est le produit de deux composantes indépendantes, c'est-à-dire le speckle et la texture. Ce modèle a été validé comme une bonne représentation de la nature complexe des retours de mer observés en bande X [8]. Avec l'augmentation de la résolution de portée des radars modernes, la distribution d'amplitude du fouillis maritime a montré une longue queue et s'écarte par conséquent de la distribution Rayleigh [11]. En outre, les distributions du fouillis maritime basées sur la structure Gaussienne composée, telle que  $K$ ,  $K$  plus bruit thermique ( $K + N$ ) [12, 13,14] et Pareto [11], ont été étudiées au cours des dernières décennies. De nombreuses études représentatives du fouillis maritime moderne à haute résolution des bases de données ont été fournies dans [15, 16]. En raison de l'interaction complexe entre les ondes électromagnétiques incidentes et les surfaces de la mer, cependant, les modèles typiques du fouillis de mer ne correspondent pas toujours bien aux données de terrain dans le monde réel [11]. De plus, la résolution du système radar est généralement de l'ordre de 10 m pour une application pratique, en particulier pour les radars de surveillance maritime dans lesquels la grande région de surveillance et le fonctionnement en temps réel sont requis [17,18]. Par conséquent, le comportement du fouillis de mer observé dans ces systèmes radar doit être étudié en profondeur pour la détection des cibles. La caractéristique la plus importante de la distribution  $K$  est sa capacité à prendre en compte les propriétés de la corrélation [13,14] en raison du fait qu'elle peut être formulée comme un modèle Gaussien composé avec une texture Gamma. Ces dernières années, le fouillis  $CIG$  a été validé pour les retours du radar mesuré dans un lac [19,20] et a montré de meilleurs ajustements que ses concurrents.

## *Introduction Générale*

La distribution de Pareto Généralisée (Pareto type *II*) convient aux données du fouillis en bande  $X$  puisqu'elle se présente comme un processus Gaussien composé avec une inverse Gamma [21].

### **2. Etat de l'art et objectif de la thèse**

Ces dernières années, il y a eu un intérêt croissant pour la détection CFAR distribuée. Nous considérons un système de détection distribué dont la structure de base est composée d'un ensemble de détecteurs périphériques identiques et d'un centre de fusion de données. Chaque senseur effectue une décision locale, basée sur ses propres observations et la transmet au centre de fusion de données où une décision globale est obtenue. Ce problème a été largement traité dans le cas de la détection à une impulsion [25, 26]. Kanter [27] a étudié les performances d'un seul radar utilisant l'intégration des observations partiellement corrélées et obéissant au processus de Gauss-Markov. Des expressions mathématiques des probabilités de détection et de fausse alarme ont été obtenues. Drakopoulos et Lee [28] ont considéré un système distribué dont les décisions locales sont corrélées. Ils ont déterminé une règle de fusion optimale et montré que celle-ci pouvait être exprimée en fonction du coefficient de corrélation. Aalo et Viswanathan [29] ont étudié l'effet d'un bruit corrélé sur les performances d'un système distribué. Pour cela, ils ont considéré successivement un bruit Gaussien et un bruit Laplacien. Han et *al.* [30] ont étudié un système distribué où les détecteurs locaux effectuent l'intégration binaire sans pour autant considérer le problème de la corrélation. Ils ont obtenu les seuils optimaux, dans le cas de détecteurs locaux identiques, en utilisant le critère de Neyman Pearson. Dans le détecteur *CA-CFAR*, proposé par Finn et Johnson [31], le processeur *CFAR* utilise la somme arithmétique d'un nombre fini d'échantillons pour estimer le niveau du fouillis. Les performances du détecteur *CA-CFAR* se dégradent brusquement pour un fouillis non homogène. Le non homogénéité est causé par la présence des cibles interférentes dans quelques cellules de référence ou par la présence d'un bord de fouillis. Pour remédier à ce problème, le détecteur *OS-CFAR* a été développé par Rohling [32] afin d'améliorer les performances du détecteur *CA-CFAR*. Dans ce détecteur, les sorties des cellules de référence sont classées par ordre croissant. Les cellules qui ont des valeurs importantes peuvent probablement contenir les interférentes. Une cellule ordonnée (représentative) est choisie parmi un ensemble des cellules classées pour estimer le niveau du fouillis. Lorsque plusieurs détecteurs *CFAR* sont employés avec un centre de traitement de données, Barkat et Varshney [33] ont développé la théorie de la détection

## *Introduction Générale*

distribuée *CFAR* où les décisions partielles sont transmises à partir de chaque détecteur *CA-CFAR* vers un centre de fusion de données. Au niveau du contrôleur central, la décision globale est prise à partir de “ $k$ ” parmi “ $n$ ” règles de fusion. Ils ont considéré la détection des cibles de type Swerling I noyées dans un bruit blanc Gaussien avec un niveau inconnu. Les multiplicateurs des seuils de détection pour les divers senseurs sont optimisés selon une résolution numérique d’un système d’équations non linéaires. Dans le cas de la détection distribuée *ML-CFAR* dans un fouillis de distribution Weibull, Gini et al [34] ont introduit la transformation logarithmique pour plusieurs radars fonctionnant dans un environnement de fouillis homogène de distribution Gumbel. Chaque radar utilise l’algorithme *ML-CFAR* avec une intégration binaire de “ $M$ ” impulsions (i.e., détecteur *CFAR* à double seuil) dont la décision est obtenue à partir des décisions locales selon un choix optimale d’une règle de fusion “ $k$ ” parmi “ $n$ ”. Selon le critère de Neyman-Pearson (*N-P*), la performance globale du système distribué avec une intégration binaire est évaluée via un algorithme d’optimisation des paramètres (seuils de détection et la règle de fusion). Dans le cas de la détection distribuée *OS-CFAR* en présence des signaux aléatoire non stationnaire avec une faible bande étroite de distribution Gaussienne, Mezache et Soltani [35] ont étudié l’optimisation de la détection décentralisée *CFAR* dans le fouillis de Weibull à l’aide d’algorithmes génétiques. Une expression approximative de la probabilité de détection des statistiques ordonnées *CFAR* (*OS-CFAR*) a été trouvée. Dans [36], 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*, *GO*, *SO*, *OS* et *TM-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 fouillis 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, le premier problème traité est l’optimisation des paramètres du système de détection *CFAR* distribuée, pour ce faire, nous considérons la structure du système de détection distribué parallèle *GM*, *OS* et *SO-CFAR* avec un centre de fusion de données. Les exigences d’optimisation de la fonction objective sous-jacente sont améliorées grâce à des nouvelles expressions approximatives sous forme intégrale de la probabilité de détection pour ces détecteurs, ensuite, l’algorithme d’optimisation *BBO* est utilisé afin d’obtenir des seuils optimaux des détecteurs locaux avec la loi

## *Introduction Générale*

d'intégration binaire. Chaque détecteur *CFAR* prend sa propre décision et l'envoie au centre de fusion pour obtenir une décision binaire finale selon une règle de fusion présélectionnée.

Goldstein a proposé le *log-t CFARD* [22] pour les fouillis log-normal et Weibull. Ce détecteur est optimal pour le fouillis Log-normal et fonctionne bien pour le fouillis Weibull. L'algorithme Weber-Haykin (*WH-CFAR*) qui est une extension de la statistique ordonnée (*OS-CFAR*) s'est avéré avoir la propriété *CFAR* pour ces deux distributions [37]. Watts a exploré les performances des détecteurs *CFAR* (*CA-CFAR*) dans un fouillis maritime de distribution *K* [38]. Weinberg et Alexopoulos ont proposé une statistique à double ordre qui a la propriété *CFAR* pour la distribution de Pareto [39]. Weinberg et Glenny ont démontré que le détecteur *log-t* atteint la propriété *CFAR* pour un fouillis Pareto de type I [40]. A notre connaissance, il n'existe pas de détecteur non cohérent qui possède le *CFAR* propriété pour une classe de fouillis Gaussien composé. Dans le deuxième problème traité, Il est question de trouver des détecteurs robustes et en même temps assurant un taux de fausse alarme constant (*CFAR*) dans un fouillis non Gaussien modélisé par un processus Gaussien composé. Nous proposons trois règles de décision indépendantes des paramètres des distributions considérées.

Pour un fouillis Weibull homogène et non homogène, il est montré dans [41] que la perte *CFAR* peut être améliorée si les estimations *ML* des paramètres du fouillis Weibull sont utilisées dans la règle de décision. Une nouvelle classe de détecteurs *CFAR* non cohérents, appelés *GMOS*, *TMOS* et *IE*, a récemment été utilisée pour fournir une propriété *CFAR* complète en présence d'un fouillis Weibull [42]. L'un des problèmes les plus importants de la conception d'un détecteur est le réglage d'un taux de fausses alarmes constant. Les algorithmes *CFAR* précédents présentent une dégradation des performances de la détection en raison de la présence de cibles secondaires. Pour produire une règle de décision modifiée avec immunité contre un tel effet de capture, nous recourons dans ce travail à la pratique d'une sélection appropriée des deux fonctions invariantes d'échelle comme mentionné dans [42]. Pour ce faire, les fonctions basées sur Weber-Haykin et les statistiques d'ordre (*WHOS-CFAR*) sont proposées pour un fouillis log-normal. La dépendance de la  $P_{FA}$  par rapport aux cibles interférentes et aux paramètres du fouillis distribué selon log-normal est étudiée à l'aide de scénarios de données synthétiques.

## ***Introduction Générale***

Dans une étude récente, une analyse des données expérimentales montre que la distribution Gamma, qui a été utilisée pour modéliser l'intensité du fouillis maritime moyen d'un radar aéroporté [43,44,45], est capable de modéliser la distribution d'amplitude du fouillis maritime capté par un radar maritime en bande  $X$  et à faible angle d'incidence pour une résolution de portée de 30 m. La haute précision de modélisation et une estimation efficace des paramètres de la distribution Gamma pour un fouillis de mer expérimental a été démontré. Pour le fouillis Gamma avec un paramètre de forme connu, le détecteur  $CFAR$  à probabilité maximale est présenté dans ce travail avec la méthode  $MLE$  basé sur la censure. La règle de décision du détecteur  $CMLE-CFAR$  est donnée en termes d'estimations  $ML$  du paramètre d'échelle,

### **3. Organisation de la thèse**

Nous allons maintenant présenter l'organisation de ce manuscrit, nous avons articulé ce manuscrit autour de six chapitres. Pour plus de clarté, chaque chapitre est mené d'une introduction détaillant plus encore le contexte et les enjeux de la problématique traitée dans le dit chapitre. Dans chaque chapitre, nous rappelons les travaux effectués qui sont reliés aux différents axes de recherches ciblés et ainsi présentons en détails, ensuite nos principales contributions.

Le premier chapitre est dédié aux principes et généralités sur les systèmes radar. Dans un premier temps, le fonctionnement général de ce système est expliqué. La cible détectée étant définie par la distance la séparant du radar, sa vitesse radiale relative et sa localisation, nous présentons les différents types de radar ainsi que le principe de détection de cible. Nous définissons aussi les différents types de bruit et les modèles statistiques du fouillis et des cibles.

Dans le deuxième chapitre, nous présentons un outil d'optimisation basé sur l'algorithme  $BBO$  à codage réel pour traiter le problème de la détection distribuée des détecteurs  $GM-CFAR$ ,  $OS-CFAR$ ,  $GO-CFAR$  et  $SO-CFAR$  distribués dans un fouillis Pareto type I avec un paramètre d'échelle connu .

Dans le chapitre suivant, nous proposons trois nouveaux  $CFAR$  détecteurs afin de réguler la probabilité de fausses alarmes pour la classe de fouillis de type  $CG$ . Il est démontré que la robustesse est maintenue, même pour les données réelles de la

## *Introduction Générale*

base *IPIX*.

Le quatrième chapitre présente d'abord les règles de décision des détecteurs non-paramétriques et paramétriques *logt-CFAR*, *GMOS-CFAR*, *TMOS-CFAR*, *IE-CFAR*, *WH-CFAR* pour un fouillis de distributions log-normal. Nous proposons une nouvelle règle de décision (*WHOS-CFAR*) basée sur le test de *WH-CFAR*. Les performances de cet algorithme sont analysées dans un fouillis homogène et non-homogène causé par la présence de cibles interférentes pour un fouillis de distribution log-normal. Un bilan de l'ensemble des résultats est donné en conclusion en soulignant les points positifs et négatifs de détecteur proposé.

Dans le chapitre 5, le détecteur *CFAR* à maximum de vraisemblance censuré est présenté dans ce chapitre. La règle de décision du détecteur *CMLE-CFAR* proposé est donnée en termes d'estimations *ML* du paramètre d'échelle. Sur la base de la simulation de Monte-Carlo, les performances de détection du détecteur *CMLE-CFAR* sont comparées aux algorithmes *CA-CFAR*, *ML-CFAR* et *OS-CFAR* existants. En présence de cibles interférentes, il est démontré qu'il y a une amélioration de la probabilité de détection si l'algorithme *CMLE-CFAR* proposé est utilisé.

Dans le dernier chapitre, nous introduisons l'estimateur conjoint du maximum de vraisemblance du paramètre de dispersion de la distribution de Pearson dans le cas de censure. La fonction de vraisemblance est donnée et l'équation du maximum de vraisemblance censurée non linéaire (*CMLE*) est obtenue. À des fins de comparaison, l'estimateur de Bayes est donné en termes de distribution a posteriori du paramètre d'échelle. Sur la base de la simulation de Monte-Carlo, des exemples numériques sont élaborés au moyen de tests métriques de biais et d'erreur quadratique moyenne (*MSE*). La méthode *CMLE* présente les meilleurs résultats d'estimation dans tous les cas considérés.

A la fin de cette thèse, une conclusion générale, survole tous les résultats trouvés précédemment afin de montrer les contributions apportées par les techniques proposées dans la détection *CFAR* dans un fouillis maritime à haute résolution.

# Concepts Radar

## Résumé

*Dans ce Chapitre, nous commençons par une présentation générale du système radar, de ses composantes, son principe de fonctionnement et leurs caractéristiques, ainsi que le concept d'utilisation des impulsions radar pour la détection de cibles. Ensuite, nous exposons les modèles statistiques des cibles à savoir les quatre types de Swerling et les divers modèles statistiques du fouillis.*

## **Sommaire du chapitre :**

<b>1.1</b>	Introduction.....	1
<b>1.2</b>	Historique.....	2
<b>1.3</b>	Concepts et fonctionnement du radar.....	3
<b>1.4</b>	Composants d'un radar.....	4
<b>1.5</b>	Localisation de cibles.....	5
<b>1.6</b>	Classification des systèmes radars.....	6
<b>1.7</b>	Modélisation statistique du fouillis.....	7
<b>1.8</b>	Théorie de la décision.....	8
<b>1.9</b>	Elimination des échos fixes.....	9
<b>1.10</b>	Modélisation des cibles.....	10
<b>1.11</b>	Modèles de Swerling.....	11
<b>1.12</b>	Modèles statistiques du fouillis de mer.....	12
<b>1.13</b>	Conclusion.....	13

## **1.1 Introduction**

*RADAR* qui signifie «Détection et Télémétrie Radioélectrique » est un système qui utilise la propriété des ondes électromagnétiques de se réfléchir (en totalité ou partiellement) sur tout obstacle, permettant ainsi de détecter des objets (cibles) qui sont situés à l'intérieur de son volume de couverture pour en extraire des informations comme la position, la vitesse, la forme. Mis au point à l'origine comme instrument de guerre, le système radar a connu un essor rapide durant la seconde guerre mondiale. Les systèmes radar sont aussi très largement répandus dans des applications civiles telles que la surveillance du trafic aérien, la météorologie ou encore la sécurité automobile. Le radar est donc aujourd'hui un système indispensable et très largement utilisé qui sert à surveiller un territoire ou pour éviter des collisions. Utiliser dans un cadre militaire, les spécifications essentielles du radar sont liées à la détection la plus précise possible des cibles de plus en plus furtives dans des environnements brouillés ce qui nécessite une maîtrise parfaite de l'ensemble du système que constitue un radar tant au niveau matériel des chaînes d'émission et de réception qu'au niveau logiciel pour le traitement des données [46].

En résumé, il s'agit donc d'un appareil de détection et de positionnement à distance, fondé sur l'émission d'un signal hertzien et le traitement de son écho. Un radar mobile, porté par un navire ou un avion, peut ainsi détecter et positionner des obstacles fixes. Les radars fixes détectent et positionnent, dans le domaine militaire, les cibles et dans le domaine civil, les navires ou les avions en transit ou en approche.

Les deux caractéristiques essentielles des radars qui les distinguent des autres moyens de détection et de localisation électromagnétiques :

- La concentration, en un seul appareil d'un dispositif de positionnement complet.
- La capacité d'opérer sur des obstacles, des cibles et des mobiles totalement passifs.

## **1.2 Historique**

Il serait vain de chercher à attribuer l'invention du Radar à un savant en particulier, ou à une nation unique. On doit plutôt considérer le « Radar » comme le résultat de

l'accumulation de nombreuses recherches menées antérieurement, et auxquelles les scientifiques de plusieurs pays ont parallèlement participé. Au fil de cette histoire, il existe néanmoins des points de repères qui correspondent à la découverte de quelques grands principes de base ou à des inventions importantes [47]

En **1865**, le physicien Anglais James Clerk Maxwell développe sa théorie de la lumière électromagnétique (Description de l'onde électromagnétique et de sa propagation) et en 1886, le physicien allemand Heinrich Rudolf Hertz démontra l'existence physique des ondes électromagnétiques qui confirment ainsi la théorie de Maxwell.

En **1904**, le technicien allemand spécialiste des ondes hertziennes, Christian Hülsmeier, invente le «Telemobiloskop», appareil de prévention des collisions en mer. Il mesure le temps de parcours de l'onde électromagnétique, sur le trajet aller-retour, entre l'antenne et un objet métallique (navire). Un calcul de la distance est donc possible. Il s'agit du premier test pratique d'un appareil qui suit les principes de ce que sera le radar plus tard. Hülsmeier dépose un brevet de son invention en Allemagne, en France et au Royaume-Uni.

En **1921**, Albert Wallace Hull développe un oscillateur à haut rendement, le magnétron, qui servira plus tard comme source de l'onde radar.

En **1922**, A. H. Taylor et L. C. Young, du Naval Research Laboratory (USA), détectent pour la première fois un navire en bois dans une expérience assez similaire à celle de Hülsmeier.

En **1930**, L. A. Hyland, également du Naval Research Laboratory, réalise la première détection d'un aéronef.

En **1934**, faisant suite à une étude systématique du magnétron, des essais sur des systèmes de détection par ondes courtes sont menés en France par la CSF (16 et 80 cm de longueur d'onde) selon les principes de Nicolas Tesla. Un brevet est déposé (brevet français n° 788795). Le premier équipa en 1934 le cargo Orégon, suivi en 1935 par celui du paquebot Normandie.

En **1935**, faisant suite à un brevet déposé par Robert Watson-Watt (l'inventeur dit « officiel » du radar) (brevet anglais GB593017), le premier réseau de Radars est

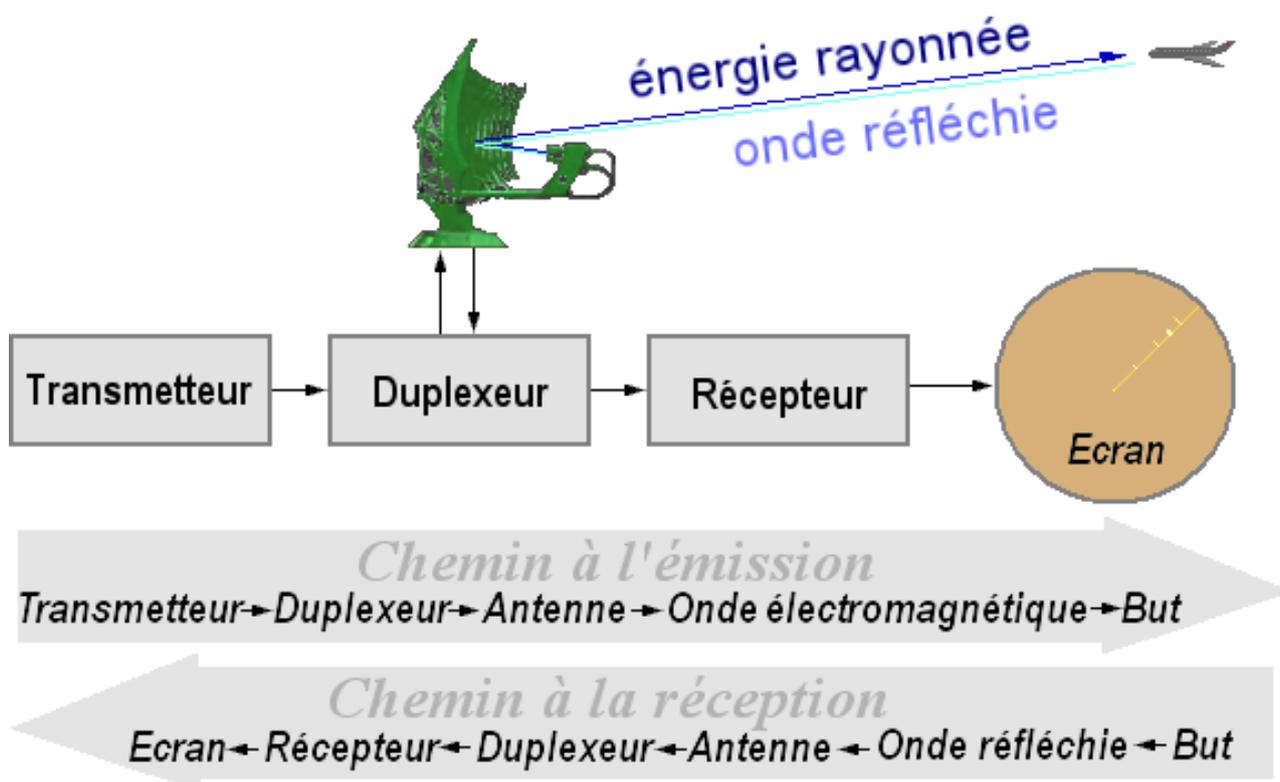
commandé par les Britanniques et portera le nom de code Chain Home. En 1936, Metcalf et Hahn développent le klystron. Utilisé comme amplificateur ou oscillateur, il sera un autre équipement important du radar.

Différents équipements radar sont développés aux USA, en Russie, en Allemagne, en France et au Japon, accélérées par la montée en puissance vers une guerre qui semble inévitable, et par le développement général de l'arme aérienne. Les recherches dans le domaine de la technologie radar génèrent des avancées techniques significatives durant la seconde guerre mondiale. Pendant la guerre froide, des radars sont déployés en grande quantité de part et d'autre du « rideau de fer », et en particulier le long des frontières allemande.

D'autre part, le radar fait son apparition dans le domaine civil après le conflit. En premier, c'est le domaine de l'aviation civil qui en est équipée, permettant un rapide développement du contrôle aérien. Il se répand ensuite dans des domaines aussi divers que la détection des précipitations en météorologie, l'étude des planètes en astronomie, le contrôle de la vitesse sur les routes et la détection des artefacts archéologiques dans le sol.

### **1.3 Concepts et fonctionnement du radar**

Le schéma ci-dessous illustre le principe de fonctionnement du radar primaire. Un radar est un appareil qui permet de détecter et de localiser un objet auquel on s'intéresse. L'émetteur génère une onde électromagnétique qui passe vers l'antenne d'émission via le duplexeur. Cette onde est émise dans une direction ou dans une zone déterminée, là où l'objet intéressant est supposé se trouver, si c'est le cas, une partie de l'énergie rencontre l'objet et se trouve rayonnée par celui-ci dans toutes les directions. Une partie de ce rayonnement revient vers l'antenne du radar, qui alimente alors un récepteur, via toujours le duplexeur. Le signal ainsi capté est appelé un écho [1,48] est ensuite amplifié et va subir un certain nombre de traitements puis transformé en signal lumineux visualisable sur un écran.



**Figure 1.1** Principe et composants d'un radar

## 1.4 Composants d'un Radar

Les composants d'un radar moderne sont brièvement décrits comme suit [49]:

### 1.4.1 Antenne

Le radar est doté d'une antenne directive. Celle-ci permet de détecter et de localiser une cible. Ses caractéristiques dépendent essentiellement de l'application, et en particulier son positionnement. Nous cherchons généralement à obtenir des faisceaux étroits pour mieux localiser la cible.

### 1.4.2 Duplexeur

Cet élément hyperfréquence permet l'utilisation de la même antenne à l'émission et à la réception. Son rôle est d'aiguiller l'énergie émise de l'émetteur vers l'antenne et le signal reçu de l'antenne vers le récepteur.

### 1.4.3 Emetteur

L'émetteur est un circuit oscillateur qui produit des pulsations électromagnétiques à

très hautes fréquences. Il comprend un oscillateur permanent, un amplificateur et un modulateur.

Pour les radars à hyperfréquences, qui constituent l'immense majorité des radars en service, la génération d'impulsions courtes et très énergétiques requiert une technologie qui est différente de celle d'un émetteur radio utilisé en télécommunications. Sachant qu'une longueur d'onde courte produit un faisceau radar étroit qui distingue et sépare mieux les échos de deux cibles, nous pouvons également obtenir un faisceau étroit en employant une antenne plus large. Le modulateur (générateur d'impulsions) constitue la partie active de l'émetteur. C'est un circuit électronique qui permet de fractionner l'onde continue produite par l'oscillateur en impulsions. Il permet de stocker l'énergie pendant les périodes séparant deux émissions successives et de la restituer pendant un temps très bref de l'émission radar. Un radar émet de 500 à 3000 impulsions par seconde et chaque impulsion a une durée  $\tau = 0.1 - 0.5 \mu s$ . En fonction de la zone à couvrir, l'opérateur peut varier le rythme et la durée des impulsions. Des impulsions plus courtes produisent une image plus nette mais exigent un rythme d'émission plus rapide. Puisque l'écho ne peut être reçu tant que l'impulsion entière n'est pas émise, la longueur de l'impulsion détermine également la portée minimale.

#### **1.4.4 Récepteur**

Le récepteur radar est de type hétérodyne avec en plus un étage amplificateur hyperfréquence, à faible bruit, en tête. Après le changement de fréquence, la fréquence du signal devient alors  $F_I + F_D$ , où  $F_D$  est la fréquence Doppler du signal. Le récepteur, qui doit être linéaire dans toute la dynamique de réception, amplifie le signal reçu pour permettre un traitement ultérieur, sa sensibilité est de l'ordre de  $10^{-14} W$ .

#### **1.4.5 Critères de performance**

La performance radar est considérée comme étant "le rapport de la puissance d'impulsion du transmetteur radar à la puissance du signal minimal détectable par le récepteur". Ainsi la performance du radar est l'ensemble des caractéristiques définissant la qualité de l'opération radar. Les formes de la performance radar, se rapportent usuellement aux caractéristiques tactiques et techniques. Les

caractéristiques tactiques décrivent les performances de haut niveau et incluent typiquement:

- La portée opérationnelle maximale et minimale (portée de détection, distance aveugle);
- Les angles de couvertures ou volume d'observation;
- La résolution et le pouvoir discriminateur [49];
- La précision de mesure (la finesse avec laquelle les mesures sont effectuées);

Rendement ;

- Immunité d'interférence;
- Disponibilité.

Les caractéristiques techniques incluant les paramètres bas niveau sont :

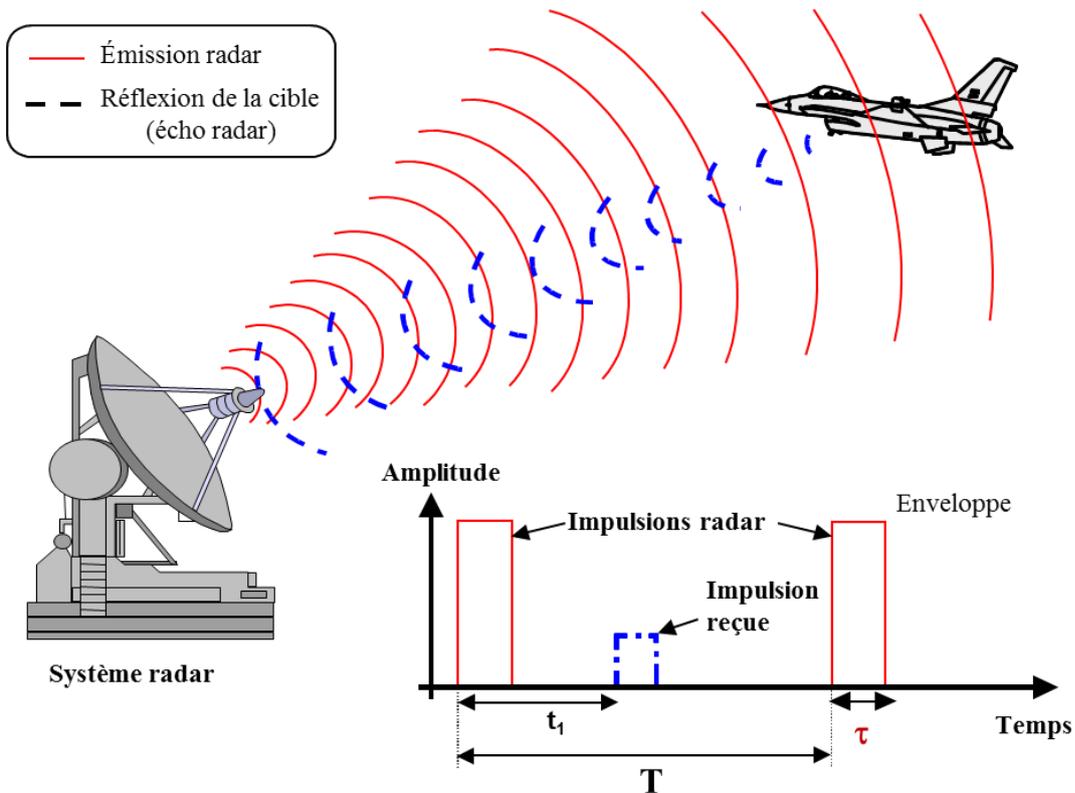
- Fréquence d'opération;
- Puissance du transmetteur;
- Fréquence de répétition du transmetteur;
- Gain d'antenne (directivité);
- Sensibilité du récepteur etc...

La performance du radar peut être évaluée à partir de la combinaison de l'analyse, de la simulation et du test du système et de ses sous systèmes

### **1.5 La localisation de cibles**

Un système radar surveille une zone en se fondant sur la mesure du temps de parcours aller-retour d'une onde hyperfréquence impulsionnelle depuis son émission par le système radar jusqu'à sa réflexion sur la cible et la réception de son écho par le radar. Le principe de base du fonctionnement du radar repose donc tout d'abord sur l'émission d'un signal haute fréquence très puissant dans une direction donnée pendant une durée  $\tau$  d'impulsion radar. Lorsque cette onde porteuse haute fréquence

rencontre un obstacle, une partie de l'énergie émise est réfléchi vers le système radar. Le radar va alors capter l'écho réfléchi par la cible avec un retard  $t_1$  permettant de déterminer la position et éventuellement la vitesse de la cible à partir de l'onde électrique reçue. La Figure 1.3 illustre ce principe avec un synoptique temporel des impulsions radar. Dans la représentation temporelle de la Figure 1.2, on représente l'amplitude de l'enveloppe des signaux haute-fréquence émis et reçus.



**Figure 1.2** Principe de détection d'une cible avec un radar impulsif.

La détermination de la présence d'une cible ainsi que de sa vitesse reposent sur un module de traitement de signal qui fonctionne avec un modèle probabiliste : on parle alors de probabilité de détecter une cible. Le principe de décision sur la présence ou non d'une cible repose sur l'analyse par le système radar des niveaux d'énergie des signaux en fonction de valeurs seuil fixées par les ingénieurs [50]. Pour un système radar, les caractéristiques suivantes pour la détection radar sont définies:

### 1.5.1 Probabilité de détection

C'est la probabilité que le radar détecte la présence d'une cible. C'est sur cet aspect de probabilité de détection que travaillent les ingénieurs spécialisés dans le traitement du signal radar.

### 1.5.2 Probabilité de fausse alarme

Une fausse alarme est générée lorsque le signal reçu dépasse le seuil de détection sans que ce pic d'énergie soit dû à une cible réelle. Cette caractéristique est dépendante du bruit.

### 1.5.3 Direction du signal

Le signal radar est émis suivant un lobe principal où le signal est à sa puissance maximum. Les cibles à détecter doivent être dans ce pic d'énergie afin que l'écho renvoyé par celles-ci soit suffisamment puissant pour arriver jusqu'au récepteur radar.

### 1.5.4 Calcul de la distance

La distance entre la cible et le radar est calculée en utilisant le fait que le signal parcourt un chemin aller-retour. Si on considère que le signal haute fréquence radar se déplace à la vitesse  $c$  et que l'écho-radar de la cible est mesuré après un temps  $t_1$ , la cible est alors détectée à une distance

$$d = \frac{ct_1}{2} \quad (1.1)$$

### 1.5.5 Portée maximale

La portée maximale des radars est limitée à la fois par l'équation Radar donnée plus loin qui consiste en un bilan énergétique sur l'atténuation du signal mais aussi par la durée qui va séparer deux impulsions ou train d'impulsions successifs. La portée maximale d'un radar est limitée par la période de répétition  $T$  des impulsions radar successives selon

$$d_{\max} = \frac{cT}{2} = \frac{cPRI}{2} = \frac{c}{2PRF} \quad (1.2)$$

on peut affiner cette formule en tenant compte du fait qu'un radar classique détecte et traite seulement les échos d'une impulsion avant que l'impulsion suivante soit émise. Ainsi, il ne traite pas les échos reçus pendant la durée  $\tau$  de l'impulsion émise et la

portée maximale de détection du radar devient alors:

$$d_{\max} = \frac{c(T - \tau)}{2} \quad (1.3)$$

Une ambiguïté sur la distance existe alors lorsque le temps aller-retour avec la cible est supérieur au temps d'écoute ( $T - \tau$ ) entre deux impulsions. Ces échos apparaîtront alors comme des cibles plus proches qu'elles ne le sont réellement. Pour réduire ces cas de figure, on peut faire varier la durée de la *PRI*, c'est-à-dire la période entre les impulsions pour lever l'ambiguïté. On parle alors de système "staggered" (décalé)

### 1.5.6 Distance minimale de détection

La distance minimale ou « zone d'ombre » est liée à la durée d'émission  $\tau$  des impulsions radar pendant laquelle le système radar ne peut traiter les échos de telle sorte que

$$d_{\min} = \frac{c\tau}{2} \quad (1.4)$$

### 1.5.7 Résolution en distance

La résolution en distance d'un radar est sa capacité à différencier deux cibles proches dans la même direction. Cette résolution en distance est définie par la distance minimale entre deux cibles pour que le radar puisse les distinguer. La largeur d'impulsion  $\tau$  est déterminante pour calculer la résolution en distance qui est donnée par

$$S_r \geq \frac{c\tau}{2} \quad (1.5)$$

### 1.5.8 Temps d'éclairement

C'est la durée pendant laquelle le signal-radar est orienté en direction de la cible. Le temps d'éclairement  $T_E$  (en secondes) d'une cible radar s'exprime en fonction de la largeur du lobe principal de l'antenne  $\theta_A$  et de la vitesse de rotation de l'antenne  $r$  (en tours par minute) par l'équation:

$$T_E = \frac{\theta_A}{360^\circ} \frac{60}{r} \quad (1.6)$$

De cette équation, il est aussi possible de définir le nombre  $m$  d'impulsions reçues par cette cible à chaque passage sous la forme

$$m = \frac{T_E}{T} \quad (1.7)$$

Selon le système radar, un nombre  $m$  de 1 à 20 impulsions reçues par la cible sont requis pour une détection précise.

### 1.5.9 Vitesse de la cible

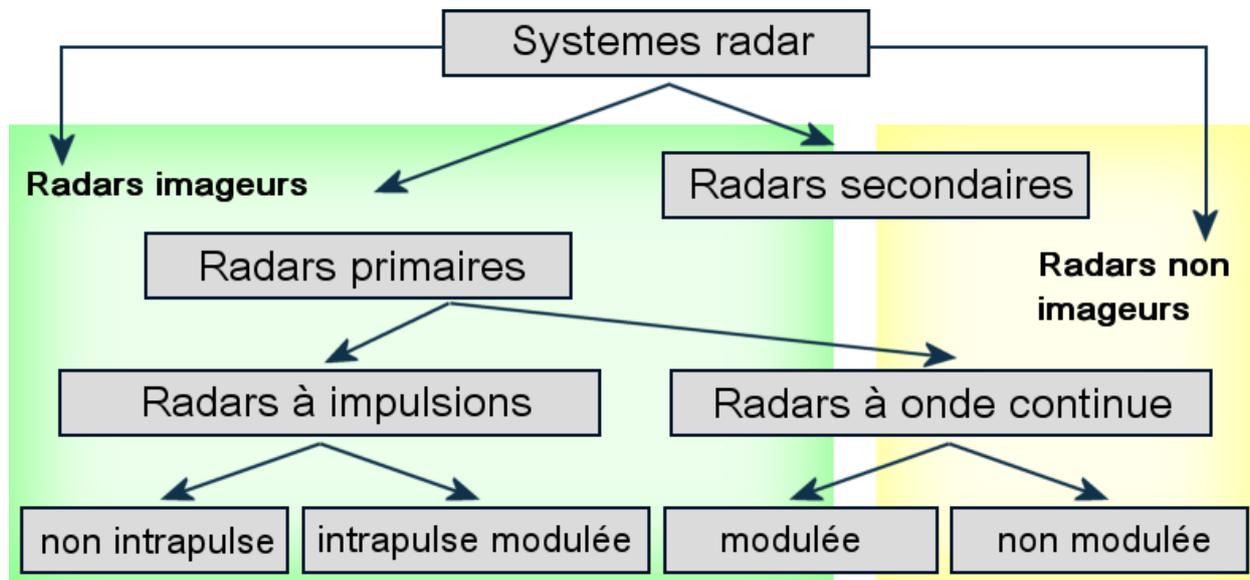
L'effet Doppler permet de déterminer la vitesse de la cible en plus de sa position. La cible en mouvement induit un décalage en fréquence entre les impulsions émises et reçues. Ainsi, pour une cible se déplaçant à une vitesse radiale  $v$ , la fréquence Doppler s'écrit

$$F_D = \frac{2v}{cT_{RF}} \quad (1.8)$$

Les radars capables de détecter essentiellement les cibles mobiles en éliminant les échos des cibles fixes sont appelés *MTI*.

### 1.6 Classification des systèmes radars

En fonction des informations qu'ils doivent fournir, les équipements radars utilisent des qualités et des technologies différentes. Ceci se traduit par une première classification des systèmes radars [47]:



**Figure 1.3** Organigramme des systèmes radars

### 1.6.1 Radars imageurs / Radars non imageurs

Un radar imageur permet de présenter une image de l'objet (ou de la zone) observé. Les radars imageurs sont utilisés pour cartographier la terre, les autres planètes, les astéroïdes et les autres objets célestes. Ils offrent aux systèmes militaires une capacité de classification des cibles.

Des exemples typiques de radar non imageur sont les cinémomètres radars (les petits, sur le bord de la route...) et les radios altimètres. Ce type de radar est également appelé diffusomètre puisqu'il mesure les propriétés de réflexion de la région ou de l'objet observé. Les applications des radars secondaires non imageurs sont par exemple les dispositifs d'immobilisation antivols installés sur certains véhicules privés récents.

### 1.6.2 Radars primaires

Un radar primaire émet des signaux hyperfréquences qui sont réfléchis par les cibles. Les échos ainsi créés sont reçus et étudiés. Contrairement à un radar secondaire, un radar primaire reçoit la partie réfléchie de son propre signal.

### 1.6.3 Radars secondaires

Avec ces radars, l'avion doit être équipé d'un transpondeur (transmetteur répondeur)

qui répond à l'interrogation du radar en générant un signal codé. Cette réponse peut contenir beaucoup plus d'informations que celles qu'un radar primaire peut collecter (par exemple l'altitude, un code d'identification, ou encore un rapport de problème à bord comme une panne totale des radiocommunications).

#### 1.6.4 Radars à impulsions

Les radars de ce type émettent un train répétitif d'impulsions de signal à forte puissance et à très courtes durées (hyperfréquences). Chaque impulsion est suivie d'un temps durant lequel les échos peuvent être reçus avant qu'une nouvelle impulsion ne soit émise. Le traitement de l'écho des impulsions radar fournit une information concernant la cible, telle que, la portée ou la distance de la cible et qui est déterminée à partir de la mesure du temps de propagation de l'onde électromagnétique. Pour ce qui est de la vitesse, elle est déterminée à partir du changement de la fréquence Doppler, tandis que la dimension de la cible peut être déterminée à partir de l'amplitude de l'écho radar. En ce qui concerne la direction et la position, l'antenne donne une information sur la direction angulaire. Un radar à impulsions pourrait être considéré comme la forme canonique d'un radar quand on n'ajoute pas une autre description à la définition du radar.

Dans un système radar l'énergie rayonnée par l'antenne est découpée en impulsions successives. La transmission d'impulsions est caractérisée par un nombre de paramètres qui assurent le bon fonctionnement du radar. Le signal transmis par le radar est une séquence périodique d'impulsions rectangulaires de période  $T_{imp}$  et de largeur  $\tau$ . La période est appelée aussi l'intervalle de répétition des impulsions  $PRI$ . Si la puissance de crête pour chaque impulsion transmise est  $P$ , alors la puissance moyenne de l'impulsion émise  $P_m$  sur une période complète est le produit de  $P$  par le rapport de la largeur d'impulsion au  $PRI$  qui est appelé rapport cyclique d'émission. La puissance d'émission moyenne sur une période complète et ses paramètres sont représentés sur le chronogramme suivant :

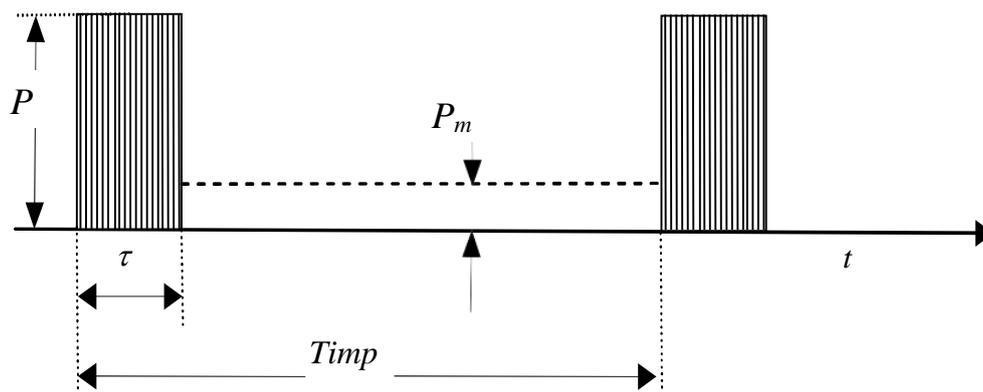


Figure 1.4 Chronogramme d'émission d'une impulsion radar.

### 1.6.5 Radars à onde continue

Les radars à onde continue génèrent un signal hyperfréquence continu. Le signal réfléchi est reçu et traité, mais le récepteur (qui dispose de sa propre antenne) n'est pas tenu d'être au même emplacement que l'émetteur. Tout émetteur de station radio civile peut être simultanément utilisé comme un émetteur radar, pour peu qu'un récepteur relié à distance puisse comparer les temps de propagation du signal direct et du signal réfléchi. Des essais ont montré que la localisation d'un avion était possible par la comparaison et le traitement des signaux provenant de trois différentes stations émettrices de télévision [51,52].

### 1.6.6 Radars à onde continue non modulée

Le signal émis par ces équipements est constant en amplitude et en fréquence. Spécialisés dans la mesure des vitesses, les radars à onde continue ne permettent pas de mesurer les distances. Ils sont employés par exemple par la gendarmerie pour les contrôles de vitesse sur les routes (cinémomètres radars). Des équipements plus récents (*LIDAR*) fonctionnent dans la bande de fréquence des lasers et permettent d'autres mesures que celle de la vitesse [51, 53, 54].

### 1.6.7 Radars à onde continue modulée

Le signal émis est constant en amplitude mais modulé en fréquence. Cette modulation rend à nouveau possible le principe de la mesure du temps de propagation. Un autre avantage non négligeable de ce type d'équipement est que, la réception n'étant jamais interrompue, les mesures s'effectuent en permanence. Ces radars sont utilisés lorsque

les distances à mesurer ne sont pas trop grandes et qu'il est nécessaire d'effectuer des mesures ininterrompues (par exemple une mesure d'altitude pour un avion ou un profil de vents par un radar météorologique) [55,56, 57].

Un principe similaire est utilisé par des radars à impulsions qui génèrent des impulsions trop longues pour bénéficier d'une bonne résolution en distance. Ces équipements modulent souvent le signal contenu dans l'impulsion afin d'améliorer leur résolution en distance. On parle alors de compression d'impulsion.

### 1.6.8 Radars bistatiques

Un radar bistatique se compose de deux installations considérablement éloignées l'une de l'autre. L'un des sites abrite les équipements consacrés à l'émission, l'autre est consacré à la réception (un tel radar utilise donc également deux antennes, une sur chaque site) [58,59, 60].

## 1.7 Modélisation statistique

La modélisation du fouillis dépend de l'application radar en question. En effet, dans les radars à basse résolution, la largeur d'impulsion est supérieure à  $0.5\mu s$ . Si de plus la détection se fait à des angles d'incidence supérieurs à 5 degrés, le fouillis de surface peut être modélisé par une distribution Gaussienne de moyenne nulle et de variance constante (fouillis *uniforme*).

En revanche, dans certains environnements, l'utilisation d'un radar haute résolution s'avère indubitable (*largeur d'impulsion inférieure à  $0.5\mu s$* ) Pour ce cas, les données expérimentales correspondant à ce type de fouillis ont montré qu'elles obéissent à une distribution présentant une queue plus étalée que celle de la Gaussienne. De ce fait, pour détecter des cibles dans ce type de fouillis, il est nécessaire de modéliser l'environnement par des distributions non-Gaussiennes. Dans la littérature radar, les modèles statistiques pouvant se substituer à l'absence d'un fouillis Gaussien sont les distributions Weibull, log-normal et  $K$ . Pour ce faire, le Tableau 1.1 résume quelques cas de fouillis non-Gaussien [49].

Tableau 1.1 : Exemple d'environnement gaussien et non gaussien.

Type de Radar	Largeur d'impulsion $\tau$ ( $\mu$ s)	Terre ou mer	Bande de fréquence	Angle d'incidence (degrés)	Modélisation du clutter
Basseré solution	2	Montagnes Rocheuses	S	$\geq 5$ $< 5$	Gaussienne Weibull
Basseré solution	3	Collines Boisées	L	$0.5^\circ$	Log-normal et Weibull
Haute résolution	0.17	Forêt	X	$0.7^\circ$	Log-normal et Weibull
Haute Résolution	0.17	Terre cultivée	X	$0.7^\circ-0.5^\circ$	Log-normal et Weibull
Haute Résolution	0.2	Mer : Etat 1	X	$4.7^\circ$	Log-normal et Weibull et $K$
Haute Résolution	0.1	Mer : Etat 2	Kv(12-18GHz)	$1.0^\circ-30.0^\circ$	Log-normal et Weibull , $K$

### 1. 8 Théorie de la décision

L'objectif des divers mécanismes de décision est de déterminer un algorithme de traitement du processus aléatoire,  $Q(t)$ , observé à la sortie d'une cellule distance afin de décider sur la présence ou l'absence d'une cible. Ce problème peut se formuler en termes de la théorie des tests des hypothèses statistiques. En effet, il ne pourrait y avoir que deux hypothèses à formuler :

$$\begin{cases} \text{Hypothèse nulle : } H_0 \rightarrow \text{cible absente} \\ \text{Hypothèse alternative : } H_1 \rightarrow \text{cible présente} \end{cases} \quad (1.9)$$

Dans ce contexte, une cellule dans l'espace de surveillance peut être considérée comme étant une source qui délivre deux types de signaux ; le signal  $s_1(t)$  sous l'hypothèse  $H_1$  et le signal  $s_0(t)$  sous l'hypothèse  $H_0$  :

$$\begin{cases} H_1 : s_1(t) = s(t) + n(t) \\ H_0 : s_0(t) = n(t) \end{cases} \quad (1.10)$$

où  $s(t)$  et  $n(t)$  représentent respectivement le signal utile de la cible et le bruit additif.

Les PDFs de  $Q$  correspondantes à chaque hypothèse sont  $p_{Q/H_1}(q/H_1)$  et  $p_{Q/H_0}(q/H_0)$  où  $q$  est une valeur particulière de  $Q$ .

La règle de décision définit une partition de l'ensemble des observations en deux régions disjointes  $Z_0$  et  $Z_1$ . Soit  $D_i$ ,  $i=0, 1$ , la décision qui permet de retenir l'hypothèse  $H_i$ ,  $i=0, 1$ . Ces deux décisions constituent l'ensemble des décisions. Si le signal reçu,  $q(t)$ , se trouve dans  $Z_0$ , nous prenons la décision  $D_0$ ; sinon ça sera la décision  $D_1$ . Deux types d'erreurs sont possibles; la fausse alarme et la non détection. L'erreur de fausse alarme apparaît lorsqu'une cible est déclarée présente alors qu'elle est réellement absente. L'erreur de non détection apparaît lorsqu'une cible est déclarée absente alors qu'elle est effectivement présente. Ci-dessous, on va présenter trois règles de décisions classiques qui sont considérées dans la théorie de la décision.

### 1. 8. 1 Test de Bayes

Dans plusieurs applications, des coûts associés à chaque décision doivent être pris en considération. Ainsi, le coût d'une décision correcte n'est pas le même que celui d'une fausse décision. Avec la règle de Bayes, on suppose que les probabilités *a priori*  $P_i = P_r(H_i)$ ,  $i=0,1$ . Et qui associe, à chaque comportement possible du système de décision, un coût équivalent à une récompense,  $C_{ij} = \text{coût de décider } H_i \text{ quant } H_j \text{ est vraie}$ . Le risque conditionnel,  $\mathfrak{R}_j$ ,  $j=0, 1$ , correspondant à l'hypothèse  $H_j$ ,  $j=0,1$ , est défini par [8]

$$\mathfrak{R}_j = \sum_{i=0}^1 C_{ij} p(D_i / H_j) \quad (1.11)$$

Le risque moyen,  $\mathfrak{R}_{\text{moy}}$ , d'une règle de décision est obtenu en prenant la moyenne des risques conditionnels sur toutes les hypothèses possibles. Donc,

$$\begin{aligned} \mathfrak{R}_{\text{moy}} &= \sum_{j=0}^1 \mathfrak{R}_j p(H_j) = \sum_{j=0}^1 \sum_{i=0}^1 C_{ij} p(D_i / H_j) p(H_j) \\ &= C_{00} p(D_0 / H_0) p(H_0) + C_{10} p(D_1 / H_0) p(H_0) + \\ &\quad C_{01} p(D_0 / H_1) p(H_1) + C_{11} p(D_1 / H_1) p(H_1) \end{aligned} \quad (1.12)$$

Puisque  $p(D_0 / H_0) + p(D_1 / H_0) = p(D_0 / H_1) + p(D_1 / H_1) = 1$ , l'équation (1.12) devient

$$\mathfrak{R}_{moy} = C_{10} p(H_0) + C_{11} p(H_1) + \int_{Z_0} \left\{ \left[ p(H_1) (C_{01} - C_{11}) p_{Q/H_1}(q) \right] - \left[ p(H_0) (C_{10} - C_{00}) p_{Q/H_0}(q) \right] \right\} dq \quad (1.13)$$

La règle de décision de Bayes consiste à rendre minimal le risque moyen exprimé par la relation (1.13). Les deux premiers termes représentent le risque fixe et l'intégrale représente le risque contrôlé par les points attribués à la région  $Z_0$ . Comme les coûts des décisions erronées sont plus élevés que ceux des décisions correctes, et toutes les probabilités sont positives, nous pourrions minimiser le risque moyen que lorsque  $Z_0$  sera choisi de façon que l'intégrande soit négative en tout point de  $Z_0$ , d'où la règle de Bayes [8]

$$\Lambda(q) = \frac{p_{Q/H_1}}{p_{Q/H_0}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \frac{p(H_0)(C_{10} - C_{00})}{p(H_1)(C_{01} - C_{11})} = \eta \quad (1.14)$$

où  $\Lambda(q)$  est appelé le test du rapport de vraisemblance (*LRT* : Likelihood Ratio Test).

**Exemple :** Pour clarifier l'application de la règle de Bayes, on prend à titre d'exemple le cas du système de la communication numérique. Les deux densités de probabilités associées aux hypothèses  $H_1$  et  $H_0$  sont exprimées par la loi de Gauss suivante :

$$\begin{cases} H_1 : p(q|H_1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(q-m)^2}{2\sigma^2}\right) \\ H_0 : p(q|H_0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma^2}\right) \end{cases} \quad (1.15)$$

où  $m$  est une constante et  $\sigma^2$  est la variance du bruit.

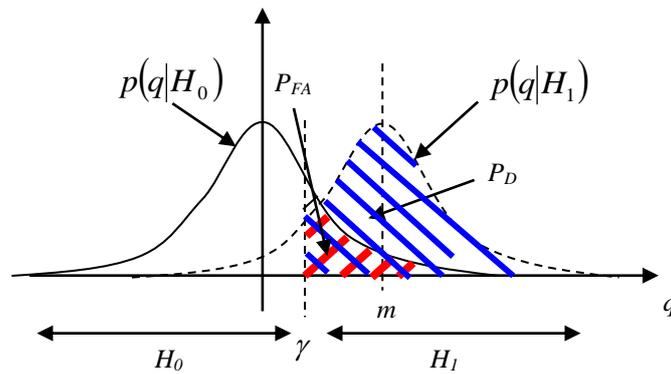
A partir de (1.14), le rapport de vraisemblance est formé comme

$$\Lambda(q) = \frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(q-m)^2}{2\sigma^2}\right)}{\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma^2}\right)} \underset{H_0}{>} \underset{H_1}{p(H_0)(C_{10} - C_{00})} = \eta \quad (1.16)$$

Après simplification, on obtient

$$q \underset{H_0}{>} \frac{\sigma^2}{m} \log \eta + \frac{m}{2} = \gamma \quad (1.17)$$

Les régions de décision et les surfaces qui correspondent la  $P_{FA}$  et la  $P_D$  sont montrées dans la Figure 1.5.



**Figure 1.5** Régions de décision et calcul de la  $P_{FA}$  (surface en rouge) et la  $P_D$  (surface en bleu)

La  $P_{FA}$  et la  $P_D$  sont déterminées par

$$P_{FA} = pr[q > \gamma/H_0] = \int_{\gamma}^{+\infty} p(q|H_0) dq = \int_{\gamma}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma^2}\right) dq \quad (1.18)$$

$$= \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{\gamma}{\sqrt{2}\sigma}\right)$$

et

$$\begin{aligned}
 P_D &= pr[q > \gamma / H_1] = \int_{\gamma}^{+\infty} p(q|H_1) dq = \int_{\gamma}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(q-m)^2}{2\sigma^2}\right) dq \\
 &= \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{\gamma-m}{\sqrt{2}\sigma}\right)
 \end{aligned} \tag{1.19}$$

où  $\operatorname{erfc}(x) = 1 - \operatorname{erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_x^{+\infty} e^{-u^2} du$  est la fonction d'erreur complémentaire.

### 1. 8. 2 Test du minimax

Dans la plus part des situations pratiques, il n'est pas possible de connaître les probabilités *a priori*,  $P_0$  et  $P_1$ , ce qui rend le critère de Bayes inapplicable. Une approche sera de choisir une valeur,  $P_1 = p(H_1) = P_1^*$  dont le risque est maximum puis minimiser ce risque pour cette valeur de  $P_1$ . Ce principe de minimisation du maximum du coût moyen pour la probabilité sélectionnée  $p(H_1)$  est connu sous le nom du critère de minimax. Dans ce cas, le coût de Bayes est donné par [8]

$$\mathfrak{R}(\eta_0) = C_{11}P_1P_D(\eta_0) + C_{01}P_1P_M(\eta_0) + C_{00}P_0(1 - P_F(\eta_0)) + C_{10}P_0P_F(\eta_0) \tag{1.20}$$

où  $\eta_0$  est le seuil de décision. Si on utilise dans cette équation les relations  $P_D(\eta_0) + P_M(\eta_0) = 1$  et  $P_0 = 1 - P_1$ , on obtient une expression qui dépend uniquement de  $P_1$ . D'où

$$\mathfrak{R}(\eta_0) = C_{00}(1 - P_F(\eta_0)) + C_{10}P_F(\eta_0) + P_1[(C_{11} - C_{00}) + (C_{01} - C_{11})P_M(\eta_0) - (C_{10} - C_{00})P_F(\eta_0)] \tag{1.21}$$

De cette équation, on peut conclure que le coût de Bayes associé à ce test pour cette valeur fixe du seuil est une fonction linéaire de  $P_1$ . Ce test est le test optimal si la relation suivante est vérifiée.

$$C_{11} - C_{00} + (C_{01} - C_{11})P_M - (C_{10} - C_{00})P_F = 0 \tag{1.22}$$

On doit alors choisir un seuil qui conduit à des valeurs de  $P_M$ , et  $P_F$  tel que

$$\eta_0 = \frac{P_0(C_{10} - C_{00})}{P_1(C_{01} - C_{11})} = \frac{(1 - P_1)(C_{10} - C_{00})}{P_1(C_{01} - C_{11})} \tag{1.23}$$

avec

$$P_{FA} = P_r \{ \Lambda(q) > \eta_0 / H_0 \} \quad (1.24)$$

et

$$P_M = P_r \{ \Lambda(q) < \eta_0 / H_1 \} = (1 - P_D(\eta_0)) \quad (1.25)$$

**Exemple :** On revient à l'exemple de la Section 1.8.1 où  $P_0$  et  $P_1$  sont inconnues, on veut calculer la probabilité d'erreur minimale  $p(\varepsilon)$  pour que  $C_{00}=C_{11}=0$ ,  $C_{01}=C_{10}=1$

$$p(\varepsilon) = p_0 P_{FA} + p_1 P_M \quad (1.26)$$

Puisque  $P_0$  et  $P_1$  sont inconnues, on applique le critère du minimax donné par la règle (1.22). D'où

$$\begin{cases} P_{FA} = P_M \\ \frac{1}{2} \operatorname{erfc} \left( -\frac{\gamma}{\sqrt{2}\sigma} \right) = 1 - \frac{1}{2} \operatorname{erfc} \left( \frac{\gamma - m}{\sqrt{2}\sigma} \right) \end{cases} \quad (1.27)$$

avec  $\gamma = P_0 / P_1$ . En simplifiant (1.27), on trouve  $\operatorname{erf} \left( -\frac{\gamma}{\sqrt{2}\sigma} \right) = \operatorname{erf} \left( \frac{\gamma - m}{\sqrt{2}\sigma} \right)$  qui donne  $\gamma = +m/2$ . Alors, (1.26) devient

$$\begin{aligned} p(\varepsilon) &= p_0 P_F + p_1 P_M = (p_0 + p_1) P_{FA} \\ &= \frac{1}{2} \operatorname{erfc} \left( -\frac{m}{2\sqrt{2}\sigma} \right) \end{aligned} \quad (1.28)$$

### 1. 8. 3 Test de Neyman-Pearson

Dans plusieurs situations, il est très difficile d'assigner des coûts réalistes et des probabilités *a priori*. Dans ce cas, on utilise le test de Neyman-Pearson (*N-P*) où on fixe la probabilité de fausse alarme,  $P_{FA} = \alpha_0$  et on maximise la probabilité de détection  $P_D$ . Pour parvenir aux résultats escomptés, nous construisons la fonction objective  $J(\lambda)$  donnée par

$$J(\lambda) = P_M + \lambda (P_{FA} - \alpha_0) \quad (1.29)$$

où  $\lambda$  est le multiplicateur de Lagrange. Nous pouvons écrire

$$\begin{aligned}
 J &= \int_{Z_0} p(q/H_1) dq + \lambda \left( \int_{Z_1} p(q/H_0) dq - \alpha_0 \right) \\
 &= \lambda(1 - \alpha_0) + \int_{Z_0} (p(q/H_1) - \lambda p(q/H_0)) dq
 \end{aligned} \tag{1.30}$$

$J(\lambda)$  est minimale si  $Z_0$  est choisie de façon que l'intégrale soit négatif, d'où la règle de décision

$$\Lambda(q) = \frac{p_{Q/H_1}(q)}{p_{Q/H_0}(q)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \lambda \tag{1.31}$$

où le seuil,  $\lambda$  est déterminé de façon à vérifier la contrainte

$$P_{FA} = \int_{\lambda}^{\infty} p(\Lambda/H_0) d\Lambda = \alpha_0 \tag{1.32}$$

**Exemple :** Dans le domaine de la détection de cibles radar noyées dans un bruit atmosphérique, les densités de bruit et du signal de la cible sont données par la loi de Gauss suivante :

$$\begin{cases} p(n) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_0} \exp\left(-\frac{n^2}{2\sigma_0^2}\right) \\ p(s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left(-\frac{s^2}{2\sigma_1^2}\right) \end{cases} \tag{1.33}$$

où  $\sigma_0^2$  et  $\sigma_1^2$  sont les variances du bruit et du signal respectivement. La densité du signal de la cible plus bruit selon l'hypothèse  $H_1$  est obtenue par le produit de convolution des deux densités. D'où

$$\begin{aligned}
 p((y|H_1)) &= p(n) * p(s) \\
 &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma^2}\right)
 \end{aligned} \tag{1.34}$$

où  $\sigma^2 = \sigma_0^2 + \sigma_1^2$

A partir de (1.14), le rapport de vraisemblance est donné par

$$\frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma^2}\right)}{\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_0} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma_0^2}\right)} \stackrel{H_1}{>} \frac{p_0 (C_{10} - C_{00})}{\stackrel{H_0}{<} p_1 (C_{01} - C_{11})} = \eta \quad (1.36)$$

Après simplification, (1.36) devient :

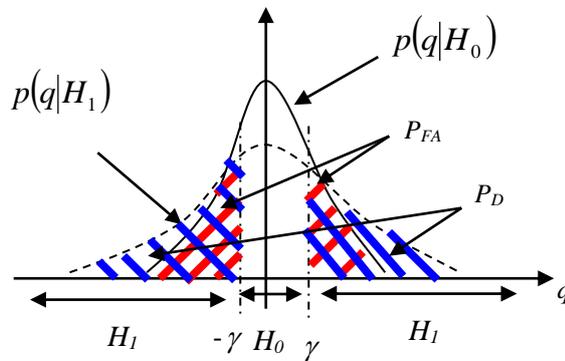
$$|q| = \begin{matrix} H_1 \\ > \\ < \\ H_0 \end{matrix} \sqrt{\frac{2\sigma_0^2}{\sigma_1^2} (\sigma_0^2 - \sigma_1^2) \log\left(\eta \frac{\sigma}{\sigma_0}\right)} = \gamma \quad (1.37)$$

Le critère de  $N$ - $P$  exige la connaissance de la valeur désirée de la  $P_{FA}$ .

$$P_{FA} = 2 \int_{\gamma}^{\infty} p(y|H_0) dy = 2Q(\gamma\sigma_0) \quad (1.38)$$

où  $Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^{+\infty} e^{-u^2/2} du$  est la fonction  $Q(\cdot)$ . On utilise la table pour déterminer  $\gamma$

en fonction de la  $P_{FA} = \alpha_0$ . Les régions de décisions sont montrées dans la Figure 1.6



**Figure 1.6** Détermination des régions de décision, la  $P_{FA}$  (surfaces en rouge) et la  $P_D$  (surfaces en bleu)

### 1.9 Elimination des échos fixes

Si les signaux reçus par le récepteur sont en phase, dans ce cas-là, ils résultent d'un objectif immobile, comme pour le cas d'une colline. Cependant, s'ils sont déphasés, alors ils résultent d'un objectif mobile. A cet effet il est nécessaire de faire une comparaison entre les échos successifs mais pour cela le système doit être apte à

conserver l'écho en attendant l'arrivée de celui qui le suit. Ce rôle est dévolu aux lignes à retards dans les systèmes *EEF* (Elimination Echo Fixed) ou Indicateur de cible *MTI* [61].

Le récepteur non cohérent qui utilise un détecteur d'enveloppe mène à des résultats satisfaisants tant que les échos parasites (fouillis), provenant des réflexions sur les obstacles, autres que les cibles utiles, restent faibles (à grande distance). A courte et moyenne distance, les échos parasites deviennent prédominants et masquent les échos de cibles. Le radar cohérent permet d'éliminer par filtrage Doppler, les échos de sol à l'aide des filtres *MTI* qui sont basés sur un processus de rejet des échos de fouillis fixes ou en faible mouvement, tandis qu'ils font passer les échos des cibles en mouvement avec des vitesses importantes [54].

### 1.10 Modélisation des cibles

Durant plusieurs années, un nombre de travaux ont été orientés vers le domaine de prévision de la surface équivalente du radar *RCS* (Radar Cross Section). La surface équivalente du radar d'une cible sert à quantifier le pouvoir réflecteur de celle-ci en réponse à un signal radar. Ceci a mené à un grand nombre de modèles statistiques et de techniques analytiques pour sa détermination. En effet, le *RCS* joue un rôle principal dans les performances du système de détection, car plus le modèle statistique de la cible est déterminé de façon convenable, plus la prévision du comportement du radar devient plus fiable. Marcum [62] a donné une expression analytique de la  $P_D$  Pour une cible de *RCS* constant. Cependant, la dispersion de l'énergie électromagnétique d'une cible est un phénomène plutôt compliqué, dont la caractérisation dépend de beaucoup de facteurs; par exemple la géométrie, la taille, l'aspect de visionnement de la cible. D'ailleurs, toutes ces caractéristiques sont souvent inconnues et changent dans le temps. Donc, il est plus raisonnable de modéliser le *RCS* de la cible comme une variable aléatoire.

Swerling [63, 64] a présenté les premiers modèles de fluctuation d'une cible. En exploitant une fonction de densité de probabilité de Rayleigh pour modéliser la fluctuation de l'amplitude, il a pu obtenir des expressions exactes pour deux situations; la fluctuation rapide et la fluctuation lente d'une cible dans les échos radar. Dans [65, 66], les auteurs ont étendu les modèles précédents à travers l'utilisation de la

loi Gamma, afin de proposer un modèle statistique valable pour des cibles non stationnaires. D'autres modèles basés sur la loi Gamma ont également été présentés pour expliquer des fluctuations de cibles plus complexes, tel que le modèle Gamma non central *NCG* [67]. Récemment dans [68], Guolong *et al* ont introduit le modèle de Weibull pour décrire les fluctuations de la cible. Ce domaine reste toujours ouvert pour investiguer d'autres modèles statistiques de la cible. Dans ce qui suit, nous présentons les deux modèles de Swerling et de Weibull.

### 1.11 Modèles de Swerling

Il y a pratiquement quatre modèles de Swerling qui décrivent les fluctuations de la cible [63, 64].

Ce modèle exploite la *PDF* de Rayleigh. En fait, les quatre modèles de la cible découlent de la formule générale suivante [8] :

$$p_k(S) = \frac{1}{\Gamma(k)} \frac{k}{m_s} \left( \frac{kS}{m_s} \right)^{k-1} \exp\left(-\frac{kS}{m_s}\right); S \geq 0 \quad (1.39)$$

où  $m_s$  est la puissance moyenne du signal reçu  $S$ ,  $k$  est le nombre de degrés de liberté.

Le modèle de Swerling détermine la nature des fluctuations de la cible. En réalité, il y a deux types de cibles. Une cible rapidement fluctuante (pulse-to-pulse) et une cible lentement fluctuante (scan-to-scan). Il en découle quatre cas possibles:

#### Swerling I

Dans ce cas, la cible est lentement fluctuante (scan-to-scan), la *PDF* du signal cible suit une loi Exponentielle (le détecteur quadratique est utilisé) donnée comme suit ( $k=1$ ) :

$$p(S) = \frac{1}{m_s} \exp\left(-\frac{S}{m_s}\right); S \geq 0 \quad (1.40)$$

**Swerling II:** Dans ce cas, la cible est rapidement fluctuante (pulse-to-pulse), la *PDF* du signal cible est la même que cas de Swerling I (1.10). Ces deux types de modélisation peuvent caractérisés les statistiques des avions et des navires.

**Swerling III:** Pour ce cas, la cible est lentement fluctuante (scan-to-scan) mais la *PDF* du signal cible suit une loi non Exponentielle donnée avec degrés de liberté ( $k=2$ ) :

$$p_k(S) = \frac{1}{\Gamma(k)} \frac{k}{m_s} \left( \frac{kS}{m_s} \right)^{k-1} \exp\left(-\frac{kS}{m_s}\right); \quad S \geq 0 \quad (1.41)$$

**Swerling IV:** Dans ce cas, la cible est rapidement fluctuante (pulse-to-pulse) et la *PDF* du signal cible est la même que le troisième modèle de Swerling (1.11). Ces deux derniers types de modélisation peuvent caractérisés à titre d'exemple les statistiques des missiles.

### 1.12 Modèles statistiques du fouillis de mer

Un radar est généralement destiné à détecter des échos mobiles de petites dimensions se déplaçant à la surface du sol ou en altitude. Les échos sont peu nombreux mais très souvent noyés dans un contexte très puissant d'échos parasites appelé fouillis. Le fouillis est constitué soit d'échos atmosphériques soit d'échos situés à la surface de notre planète. La détection radar est rarement effectuée dans des environnements composés de bruit thermique uniquement. La modélisation du fouillis dépend de l'application radar en question. En effet, dans les radars à basse résolution, la largeur d'impulsion est supérieure à  $0.5\mu\text{s}$ . Si en plus la détection se fait à des angles d'incidence (grazing angles) supérieurs à  $3.9^\circ$ , le fouillis de surface peut être modélisé par une distribution Gaussienne de moyenne nulle et variance constante (fouillis uniforme). En revanche, dans certains environnements [23,48] l'utilisation d'un radar à haute résolution s'avère indubitable (largeur d'impulsion inférieure à  $5\mu\text{s}$ ). Dans la littérature radar, quelques modèles peuvent représenter les statistiques du fouillis de mer ou du sol tels que les *PDFs* de Weibull, log-normal, Gamma et  $K$  [69,70].

### **1.13 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présenté un panorama sur les radars. Au premier lieu, nous avons donné un bref historique sur ces derniers, sans oublier de divulguer le principe de fonctionnement, les classifications et les différents composants d'un radar. Nous avons trouvé utile pour couvrir ces dispositifs de montrer leurs équipements de base. La théorie de décision trouve sa place irréprochable dans le domaine de détection de cibles radar. Nous avons discuté le choix des principaux paramètres dans le cas d'un radar à impulsions qui sont des aspects importants influant directement sur les performances de celui-ci. Nous avons introduit l'échantillonnage en portée et les critères de décisions utilisés dans la détection radar sont encore discutés. Enfin, nous avons présenté les modèles statistiques des cibles selon les quatre types de Swerling en tenant compte aussi la présentation des *PDF* les plus répandues pour la modélisation du fouillis de mer ou du sol.

# *Détection CFAR distribuée dans un fouillis Pareto type I*

## *Résumé*

*Un outil d'optimisation basé sur l'algorithme BBO (Biogeography Based Optimization) est considéré dans ce chapitre pour résoudre le problème non linéaire d'un système distribué constitué des détecteurs GM-CFAR, OS-CFAR et (SO/GO)-CFAR dans un fouillis de distribution Pareto avec un paramètre d'échelle connu a priori dans le but d'obtenir les seuils optimaux au niveau des détecteurs locaux avec la loi d'intégration binaire. Chaque détecteur CFAR prend sa propre décision et l'envoie au centre de fusion pour obtenir une décision binaire finale selon une règle de fusion présélectionnée à savoir les règles de fusion « ET », « OU » et « Majorité ». Les exigences d'optimisation de la fonction objective sous-jacente sont améliorées grâce à une nouvelle expression sous forme intégrale de la probabilité de détection. Les performances de détection sont étudiées en termes des paramètres du système distribué pour un fouillis Pareto à la fois homogène et non homogène.*

## **Sommaire du chapitre :**

<b>2. 1</b>	Introduction.....	1
<b>2. 2</b>	Détecteurs CFAR dans un fouillis Pareto.....	2
<b>2. 3</b>	Détection CFAR distribuée dans un fouillis Pareto.....	3
<b>2. 4</b>	Optimisation des paramètres par l'algorithme BBO.....	4
<b>2. 5</b>	Evaluation des performances de la détection.....	5
<b>2. 6</b>	Conclusion.....	6

## 2.1 Introduction

Dans les trois dernières décennies, beaucoup de concepteurs de radars se sont intéressés aux systèmes radar multistatistiques [71] qui utilisent des radars multiples avec une fusion de données. Ce concept est utile surtout dans les systèmes de surveillance dans des environnements ayant énormément d'obstacles [8]. La fusion des données est préférée dans de nombreuses situations [72] parce que les systèmes utilisant la diversité sont plus robustes et plus fiables que les systèmes à radar unique [8]. Le traitement du signal est initialement effectué à chaque radar local qui envoie son propre résultat vers le centre de fusion. Les informations reçues à partir des différents radars sont combinées pour parvenir à une décision finale. Dans ce Chapitre, nous avons choisi la distribution de Pareto type I du fouillis, car ce modèle a été validé pratiquement utilisant des radars de surveillance maritime en bande X à haute résolution avec des angles rasants moyens et élevés [73]. En comparant avec les modèles traditionnels tels que log-normal, Weibull et  $K$ , Weinberg a démontré dans [74] et [36] que la majorité des données de la base Ingara provenant de ce type de radar du Groupe des Sciences et Technologies de la Défense (*DST*) suivent la loi de Pareto type I.

Dans le contexte de la détection distribuée des cibles radar, plusieurs travaux ont été reportés dans la littérature. Tenny et Sandell [25] ont traité le problème de la détection Bayésienne avec des radars distribués et la théorie de la détection classique basée sur des tests d'hypothèses statistiques. Sadjadi [75] s'est penché sur le problème de la vérification des hypothèses générales dans un environnement distribué. Ekchian et Tenney [76] ont proposé diverses topologies de réseaux de radar distribués et ont résolu certains problèmes de tests d'hypothèses Bayésiennes avec des radars distribués. Kushner et Pacut [77] ont mené une étude de simulation sur les effets des probabilités antérieures spécifiques et de dépendances paramétriques sur la règle de décision. Chao et Lee [78] ont présenté un schéma de détection distribué basé sur des décisions locales. Conte *et al* [79] ont étudié la conception et l'évaluation des performances de récepteurs radar multistatistiques optimaux et sous-optimaux. Chair et Varshney [80] présentent une structure de fusion de données optimale compte tenu des détecteurs. Les décisions individuelles sont pondérées en fonction de la fiabilité du détecteur puis une comparaison de seuil est effectuée pour obtenir la décision globale. Thomopoulos *et al* [81] ont fourni une preuve générale de la décision

optimale qui maximise la probabilité de détection avec des fausses alarmes fixes. Barkat et Varshney [72] ont développé la théorie de la détection CFAR dans un environnement Rayleigh distribué en utilisant plusieurs radars locaux et une fusion de données. Elias-Fusté *et al* ont fourni une formulation récursive [82] permettant un niveau fixe de fausses alarmes dans le centre de fusion de données. Blum et Qiao [83] ont analysé le cas où les observations du signal sont indépendantes d'un radar à un autre et qu'un faible signal aléatoire à bande étroite est observé dans le bruit Gaussien additif dans un environnement de puissance inconnue. Gini et Lombardini [34] ont étudié un système multi-radar distribué à décisions décentralisées en présence d'un fouillis Weibull stationnaire dans le cas où chaque radar utilise des estimateurs *MLE* des paramètres de la distribution Gumbel. Mezache et Soltani [35] ont étudié l'optimisation de la détection *CFAR* décentralisée dans un fouillis Weibull en utilisant les algorithmes génétiques. Une expression approximative de la probabilité de détection du détecteur *OS-CFAR* a été obtenue.

Pour améliorer les performances de détection dans les systèmes radar distribués, l'utilisation d'algorithmes d'optimisation des facteurs des seuils respectifs est indispensable. A titre d'exemple, l'algorithme d'optimisation basé sur la biogéographie (*BBO*) a été récemment exploité par plusieurs chercheurs [84,85]. Ce nouvel paradigme, basé sur la façon dont la nature répartit les habitats, s'est avéré avoir de bonnes propriétés de convergence sur différentes fonctions de référence [84]. L'algorithme *BBO* est l'adoption de la théorie de la biogéographie dans le but de résoudre les problèmes d'optimisation générale. Il est applicable aux mêmes types de problèmes utilisant les algorithmes génétiques (*GA*). C'est un algorithme évolutif (*Evolutionary Algorithm EA*) motivé par la perspective d'optimalité de la biogéographie naturelle qui fournit de bonnes performances pour les problèmes de référence et les problèmes du monde réel [85,86]. Cet algorithme s'exécute en faisant migrer l'information entre les individus en modifiant des individus existants qui ne meurent pas à la fin de la génération.

Dans ce chapitre, nous allons analyser les performances d'un système de détection *CFAR* distribué parallèle avec fusion des données dans un fouillis de distribution Pareto type I. Chaque détecteur local prend une décision binaire et la transmet au centre de fusion. Ensuite, toutes les décisions locales sont combinées selon les règles de fusion "*ET*", "*OU*" et "*Majorité*" pour donner une décision

globale. A cet effet, nous donnons d'abord les expressions approximatives des probabilités de détection pour les détecteurs *GM-CFAR*, *OS-CFAR*, *GO-CFAR* et *SO-CFAR*. La propriété non-linéaire de ce système multidimensionnel avec une intégration binaire à chaque détecteur local impose l'utilisation des algorithmes d'optimisation efficaces, en particulier la méthode *BBO* pour obtenir les seuils optimaux des détecteurs locaux selon le critère de Neyman-Pearson. Via des simulations Monte-Carlo, les performances des détecteurs ci-dessus sont examinées en fonction du nombre de radars locaux et les conditions du fouillis Pareto type I homogène et non homogène.

## 2.2 Détecteurs CFAR dans un fouillis Pareto

La fonction densité de probabilité (*PDF*) d'une distribution Pareto avec un paramètre de forme  $\alpha$  et un paramètre d'échelle  $\beta$  est donnée par [73].

$$p_x(x) = \frac{\alpha\beta^\alpha}{x^{\alpha+1}}, \quad x \geq \beta \quad (2.1)$$

La fonction de distribution cumulative (*CDF*) associée à la variable aléatoire  $X$  est donnée par

$$P(x) = 1 - \left(\frac{\beta}{x}\right)^\alpha \quad (2.2)$$

### 2.2.1 Le détecteur *GM-CFAR*

Dans le détecteur *GM-CFAR* tel qu'illustré dans la Figure 2.1, une estimation de la puissance de l'environnement est formée à partir des échantillons de référence  $X_1, X_2, \dots, X_N$  entourant la cellule sous test (*CST*),  $X_0$ . Ensuite,  $X_0$  est comparée à un seuil adaptatif  $T_{GM}$  qui est donné en termes du facteur d'échelle. Ce dernier est fixé en fonction de la valeur souhaitée de la probabilité de fausse alarme,  $P_{FA}$ . Ceci est obtenu en utilisant la transformation donnée dans [36,87] dans laquelle la *PDF* d'une nouvelle variable aléatoire,  $Q = \log\left(\frac{X}{\beta}\right)$  est employée.

D'où

$$p_q(q) = \alpha \exp(-\alpha q) \quad (2.3)$$

Inversement, la variable aléatoire  $X = \beta e^Q$  suit une distribution de Pareto avec des paramètres  $\alpha$  et  $\beta$  données par (2.1). Comme montré dans [36] et la Figure 2.1, le test statistique pour le détecteur *GM-CFAR* est le suivant

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} T_{GM} = \beta^{1-N\tau} \prod_{j=1}^N X_j^\tau \quad (2.4)$$

à partir de (2.4) le paramètre  $\beta$  doit être connu *a priori*. Après quelques manipulations mathématiques, la  $P_{FA}$  est donnée par [36].

$$\begin{aligned} P_{FA}^{GM} &= \int_0^\infty \left[ \int_{T_{GM}}^\infty p_{Q_0}(q_0 \setminus H_0) dq_0 \right] p_Q(q) dq \\ &= (1 + \tau)^{-N} \end{aligned} \quad (2.5)$$

Malheureusement, si l'on considère une cible fluctuante du type Swerling I, la probabilité de détection est difficile à trouver et si la simulation de Monte-Carlo est utilisée pour évaluer les performances de détection, le temps de calcul \ serait important. Pour cela, nous proposons une expression approximative semi-analytique de la probabilité de détection,  $P_D$  afin de diminuer le temps de calcul lors de l'optimisation du système *CFAR* distribué. Premièrement, la  $P_D$  est déterminée en fonction de l'intégrale suivante

$$P_D^{GM} = \int_0^\infty \left[ \int_{T_{GM}}^\infty p_{Q_0}(q_0 \setminus H_0) dq_0 \right] p_Q(q) dq \quad (2.6)$$

Dans ce cas, la *CST* est représentée par la variable aléatoire donnée par

$$Q_0 = \log\left(\frac{X_0 + S}{\beta}\right) \quad (2.7)$$

Cette cellule contient le signal de la cible qui suit une distribution exponentielle avec son paramètre de puissance et le signal du fouillis qui suit une distribution Pareto. On suppose que le signal du fouillis est approximé par une distribution exponentielle

ayant un paramètre de puissance égal à celui de la distribution Pareto. Ainsi, la *PDF* de la *CST* est approximée par la loi exponentielle donnée par

$$p_{x_0}(x_0) = \frac{1}{(SCR+1) \frac{\alpha\beta}{\alpha-1}} \exp\left(-\frac{x_0}{(SCR+1) \frac{\alpha\beta}{\alpha-1}}\right) \quad (2.8)$$

Maintenant, en utilisant la transformation logarithmique, la *PDF* de (2.7) devient

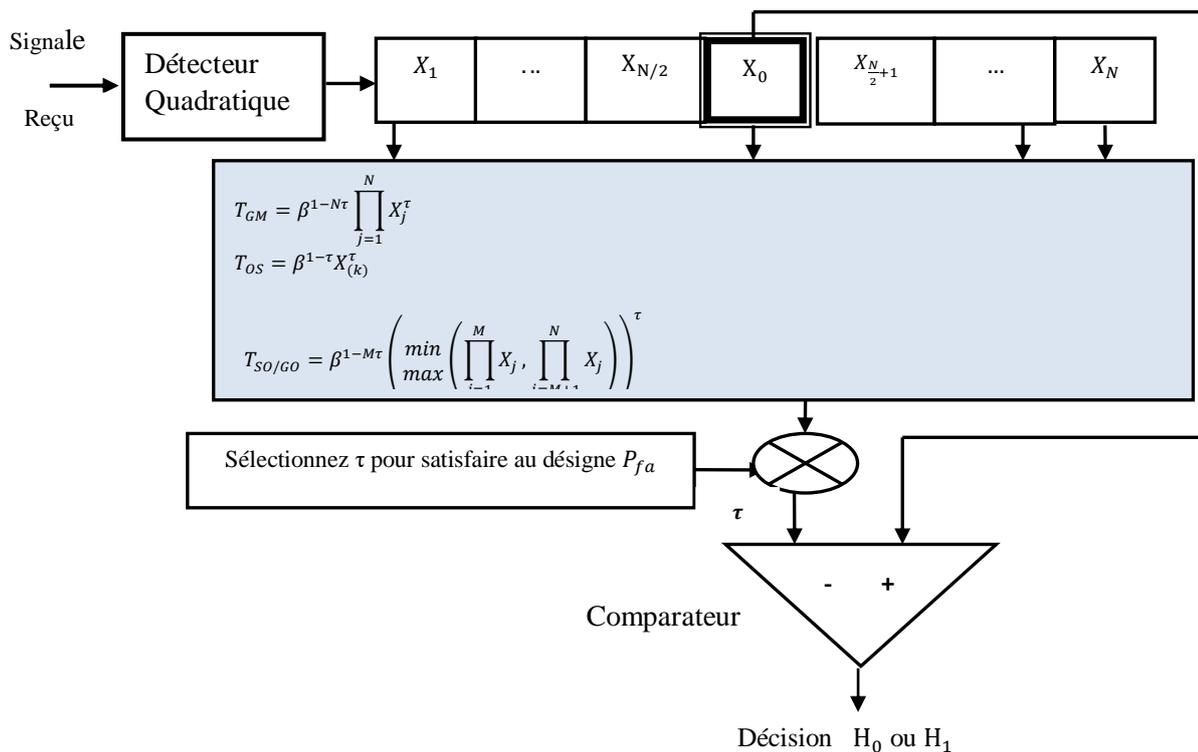
$$p_{q_0}(q_0) = \exp\left(-\frac{\exp(\tau q_0)}{\frac{\alpha}{\alpha-1}(1+SCR)}\right) \quad (2.9)$$

D'autre part, la *PDF* de  $Q = \sum_{i=1}^N \log\left(\frac{X_i}{\beta}\right)$  est donnée par

$$p_Q(q) = \frac{\alpha^N q^{N-1}}{\Gamma(N)} \exp(-\alpha q) \quad (2.10)$$

Enfin, en remplaçant (2.9) et (2.10) dans (2.6), la  $P_D$  devient

$$P_D^{GM} = \int_0^{\infty} \exp\left(-\frac{\exp(\tau q_0)}{\frac{\alpha}{\alpha-1}(1+SCR)}\right) \frac{\alpha^N q^{N-1}}{\Gamma(N)} \exp(-\alpha q) dq \quad (2.11)$$



**Figure 2.1** Détecteurs *GM-CFAR*, *OS-CFAR* et *(GO/SO)-CFAR* dans un fouillis Pareto

### 2.2.2 Détecteur *OS-CFAR*

Pour appliquer le détecteur *OS-CFAR* comme indiqué sur la Figure 2.1, les entrées des  $N$  cellules de référence sont triées par ordre croissant, c'est-à-dire  $X_{(1)} \leq X_{(2)} \leq \dots \leq X_{(K)} \leq \dots \leq X_{(N)}$ . Dans ce processeur, le seuil de détection est le suivant

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} T_{OS} = \beta^{1-\tau} X_{(K)}^\tau \quad (2.12)$$

Où  $X_{(k)}$  représente la  $K^{\text{ième}}$  cellule ordonnée. De [87], la  $P_{FA}$  est donnée par

$$P_{FA}^{OS} = \frac{N!}{(N-K)!} \frac{\Gamma(N-K+\tau+1)}{\Gamma(N+\tau+1)} \quad (2.13)$$

De la même manière, en utilisant (2.9) la  $P_D$  du détecteur *OS-CFAR* peut être approximée par

$$P_D^{OS} = \int_0^\infty \exp\left(-\frac{\exp(\tau q_0)}{\frac{\alpha}{\alpha-1}(1+SCR)}\right) p_Q^{OS}(q) dq \quad (2.14)$$

Où la *PDF* de la cellule ordonnée est donnée par

$$p_Q^{OS}(q) = K \binom{N}{K} (1-P(x))^{N-K} (P(x))^{K-1} p(x) \quad (2.15)$$

Ces expressions asymptotiques qui sont données sous forme intégrale seront utilisées dans la section suivante pour l'évaluation des probabilités globales de fausse alarme et de détection correspondant à la détection distribuée utilisant les détecteurs *GM-CFAR* et *OS-CFAR*.

### 2.2.3 Les détecteurs (*GO/SO*)-CFAR

Le test statistique pour les détecteurs (*GO et SO*)-CFAR est donné par

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} T_{SO/GO} = \beta^{1-M\tau} \left( \min_{\max} \left( \prod_{j=1}^M X_j, \prod_{j=M+1}^N X_j \right) \right)^\tau \quad (2.16)$$

Où min est utilisé pour le *SO-CFAR* et max est pour le *GO-CFAR*. Par souci de simplicité, nous supposons que  $N$  est pair, et  $M=N/2$ . Il s'ensuit que la  $P_{FA}$  de ces deux détecteurs est donnée par [87].

$$P_{FA}^{GO} = 2(1+\tau)^{-M} - P_{FA}^{SO} \quad (2.17)$$

Où

$$P_{FA}^{SO} = 2 \sum_{j=0}^{M-1} \binom{M+j-1}{j} (2+\tau)^{-(M+j)} \quad (2.18)$$

De la même manière, en utilisant (2.9) la  $P_D$  du détecteur *GO-CFAR* peut être approximée par

$$P_D^{GO} = \int_0^{\infty} \exp\left(-\frac{\exp(\tau q_0)}{\frac{\alpha}{\alpha-1}(1+SCR)}\right) p_Q^{GO}(q) dq \quad (2.19)$$

Où

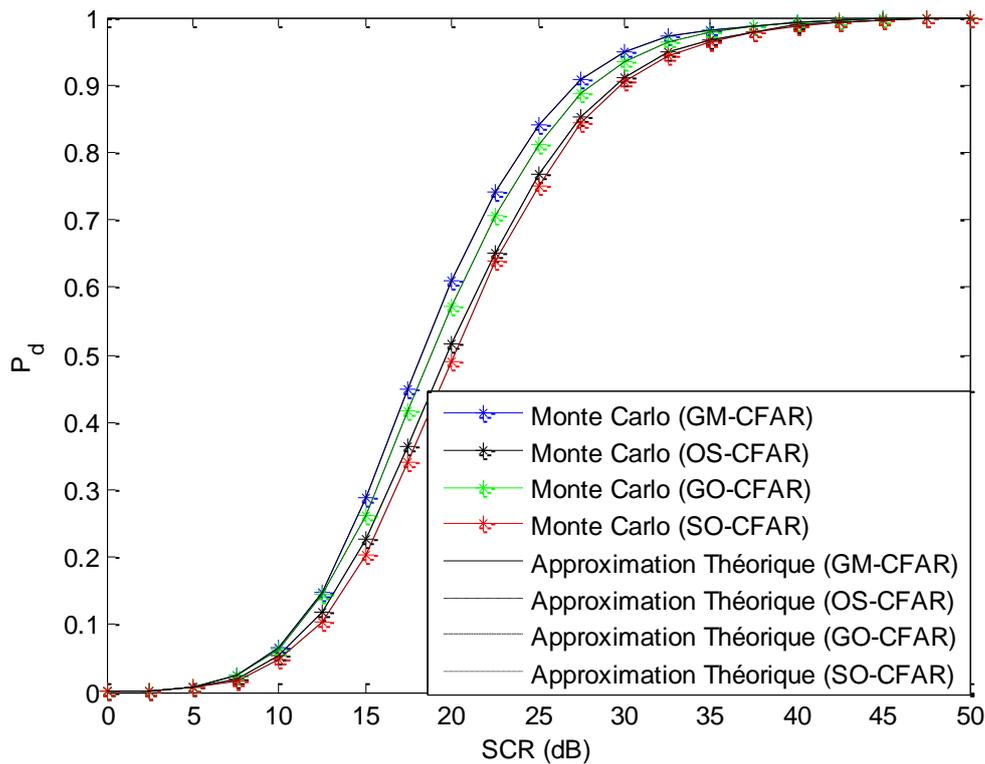
$$p_Q^{GO}(q) = 2p(x)P(x) \quad (2.20)$$

L'expression semi-analytique de la  $P_D$  correspondant au détecteur *SO-CFAR* est :

$$P_D^{SO} = \int_0^{\infty} \exp\left(-\frac{\exp(\tau q_0)}{\frac{\alpha}{\alpha-1}(1+SCR)}\right) p_Q^{SO}(q) dq \quad (2.21)$$

Où

$$p_Q^{SO}(q) = 2p(x) - P_Q^{GO}(q) \quad (2.22)$$



**Figure 2.2**  $P_D$  en utilisant les fonctions d'approximation théorique des détecteurs  $GM-CFAR$ ,  $OS-CFAR$ ,  $GO-CFAR$ ,  $SO-CFAR$  avec  $N=32, \beta=1, \alpha=2.5$  et  $P_{FA}=\alpha_0=10^{-4}$

Pour tester l'efficacité des expressions approximatives de la  $P_D$  pour les détecteurs considérés, nous avons tracé  $P_D$  en utilisant les approximations proposées et les simulations de Monte Carlo. La Figure 2.2 montre un chevauchement complet des deux courbes des  $P_D$  obtenues par la simulation de Monte-Carlo et l'approximation théorique des détecteurs  $GM-CFAR$ ,  $OS-CFAR$ ,  $GO-CFAR$ ,  $SO-CFAR$  pour  $N=32$ , et  $P_{FA}=10^{-4}$ .

Ces résultats intéressants de l'approximation de la  $P_D$  seront exploités dans le processus d'optimisation d'un système radar distribué.

### 2.3 Détection CFAR Distribuée dans un fouillis Pareto

Dans un système de détection CFAR distribué, comme le montre la Figure 2.3, chaque détecteur local prend une décision binaire et la transmet au centre de fusion. Dans le

sens du critère  $N-P$ , l'aptitude ou la fonction objective de l'algorithme  $BBO$  à minimiser est [35].

$$Fitness(\tau_i) = w_1 |1 - P_{Dt}| + w_2 |P_{Fat} - \alpha_0| \quad (2.23)$$

où  $\alpha_0$  représente la  $P_{FA}$  globale désirée,  $P_{Fat}$ ,  $w_1$  et  $w_2$  sont les paramètres de pondération pour ajuster la convergence du  $BBO$ . En tenant compte des règles de fusion "ET" et "OU", la  $P_{Dt}$  et le  $P_{Fat}$  peuvent être exprimées comme suit

pour la règle de la fusion "ET", nous avons :

$$P_{Fat} = \prod_{i=1}^n P_{FAi} \quad (2.24)$$

$$P_{Dt} = \prod_{i=1}^n P_{Di} \quad (2.25)$$

pour la règle de la fusion "OU", nous avons :

$$P_{Fat} = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - P_{FAi}) \quad (2.26)$$

$$P_{Dt} = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - P_{Di}) \quad (2.27)$$

Si le nombre de détecteurs locaux est égal à 3, on considère également la règle de fusion "Majorité" pour laquelle les  $P_{Dt}$  et  $P_{Fat}$  sont donnés par :

$$P_{Fat} = P_{FA1} P_{FA2} + P_{FA2} P_{FA3} + P_{FA1} P_{FA3} - 2P_{FA1} P_{FA2} P_{FA3} \quad (2.28)$$

$$P_{Dt} = P_{D1} P_{D2} + P_{D2} P_{D3} + P_{D1} P_{D3} - 2P_{D1} P_{D2} P_{D3} \quad (2.29)$$

où les expressions de  $P_{FAi}$  et  $P_{Di}$ ,  $i=1, \dots, n$  sont respectivement données par (2.5), (2.13), (2.17), (2.18), (2.11), (2.14), (2.20) et (2.21).

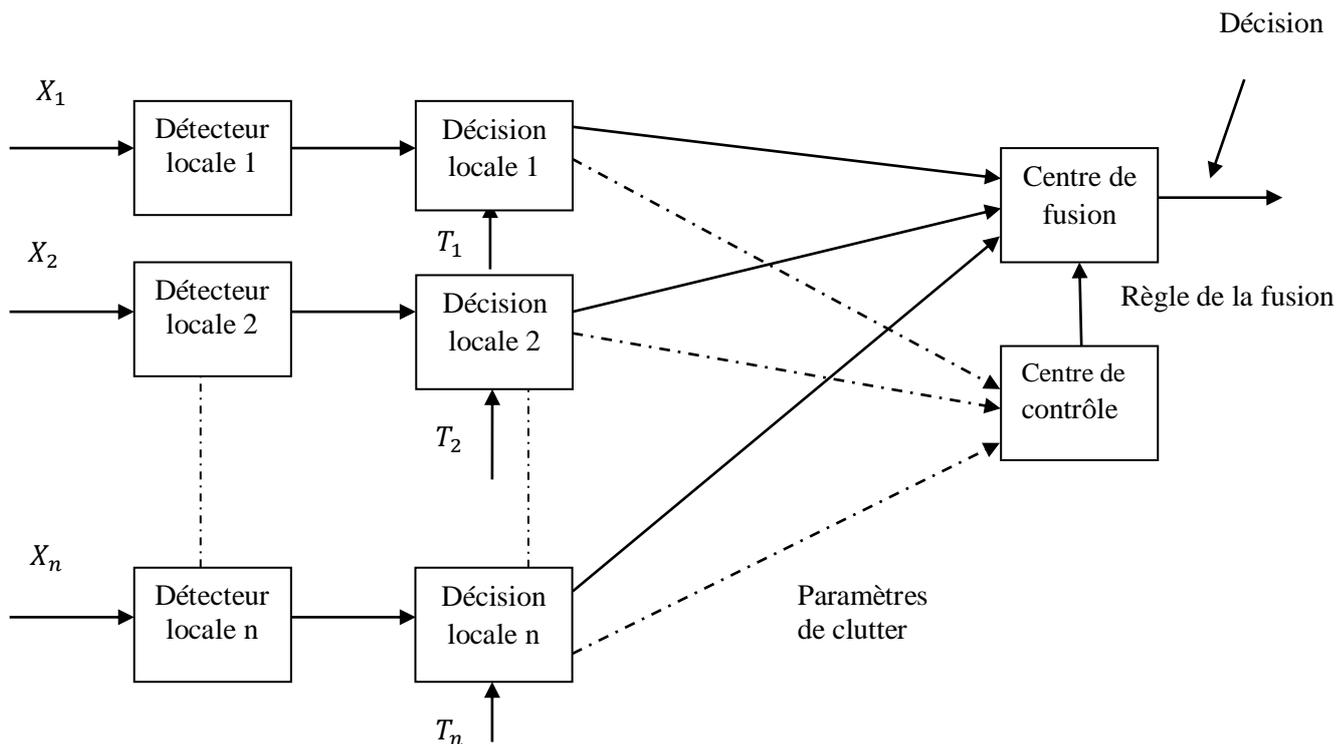


Figure 2.3 Système de processeurs CFAR distribué

Dans le cas de l'utilisation d'une intégration binaire et d'impulsions multiples dans chaque détecteur, une cible est déclarée présente si au moins il y a "K parmi L" de détection individuelle déclarent une cible présente, la  $P_{FA}$  et  $P_D$  deviennent

$$P_{FA} = \sum_{K=W}^L \binom{L}{K} P_{FA}^K (1 - P_{FA})^{L-K} \quad (2.30)$$

$$P_D = \sum_{K=W}^L \binom{L}{K} P_D^K (1 - P_D)^{L-K} \quad (2.31)$$

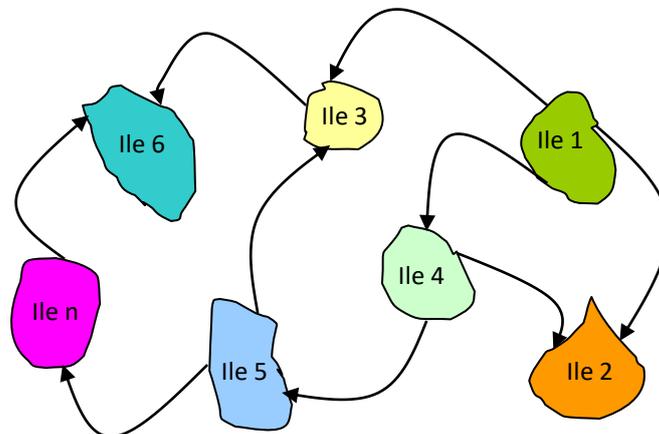
où  $P_{FA}$  et  $P_D$  correspondent, respectivement, à la probabilité de fausse alarme et de détection par une impulsion unique.

Pour obtenir la  $P_{FA}$  pour chaque règle de fusion et pour chaque détecteur local *GM-CFAR*, *OS-CFAR*, *GO-CFAR* et *SO-CFAR*, nous utilisons les expressions (2.5), (2.13), (2.17) et (2.18). Pour obtenir  $P_D$ , nous utilisons les expressions approximatives proposées en (2.11), (2.14), (2.20) et (2.21).

## 2.4 Optimisation des paramètres par l'algorithme BBO

Le *BBO* est un algorithme stochastique d'optimisation motivé par les mécanismes de la migration des écosystèmes. Il est inspiré des modèles mathématiques de la biogéographie et a été initialement développé par Dan Simon [88]. Cet algorithme appartient à une famille des algorithmes évolutionnaires dont le but est d'obtenir une solution optimale à un problème d'optimisation par un processus évolutif.

La biogéographie est l'étude de la distribution de la biodiversité dans l'espace et dans le temps, ce qui permet aux nombreuses espèces animales de migrer vers différents habitats ou îles pour leur survie et une meilleure vie. Dans la science de la biogéographie, une île est définie comme la zone écologique habitée par des plantes particulières ou d'espèces animales et géographiquement isolée d'autres habitats [89]. Chaque île a ses caractéristiques telles que la disponibilité alimentaire, les précipitations, la température, la diversité des espèces, la sécurité, etc (Figure 2.4). La qualité d'une île est mesurée par son indice d'adéquation (Suitability Index). Les îles avec un indice élevé sont plus adaptées à la vie et ont donc une grande population [90].



**Figure 2.4** Migration des espèces [89]

L'optimisation par la biogéographie (*BBO*) utilise un vocabulaire similaire à celui de la Biogéographie (Table 2.1) où chaque habitat est analogue à une solution du problème. Les caractéristiques des solutions (variables de décision) sont appelées variables d'indice d'adéquation (*SIV*). L'indice d'adéquation de l'habitat (*HSI*) est analogue au fitness qui permet de mesurer l'adéquation de l'individu. Les habitats avec

un *HSI* élevé ont tendance à avoir un grand nombre d'espèce, un taux d'immigration faible et un taux d'émigration élevé. Inversement, les habitats avec un *HSI* faible ont un faible nombre d'espèces, un taux d'immigration élevé et un taux d'émigration faible [89].

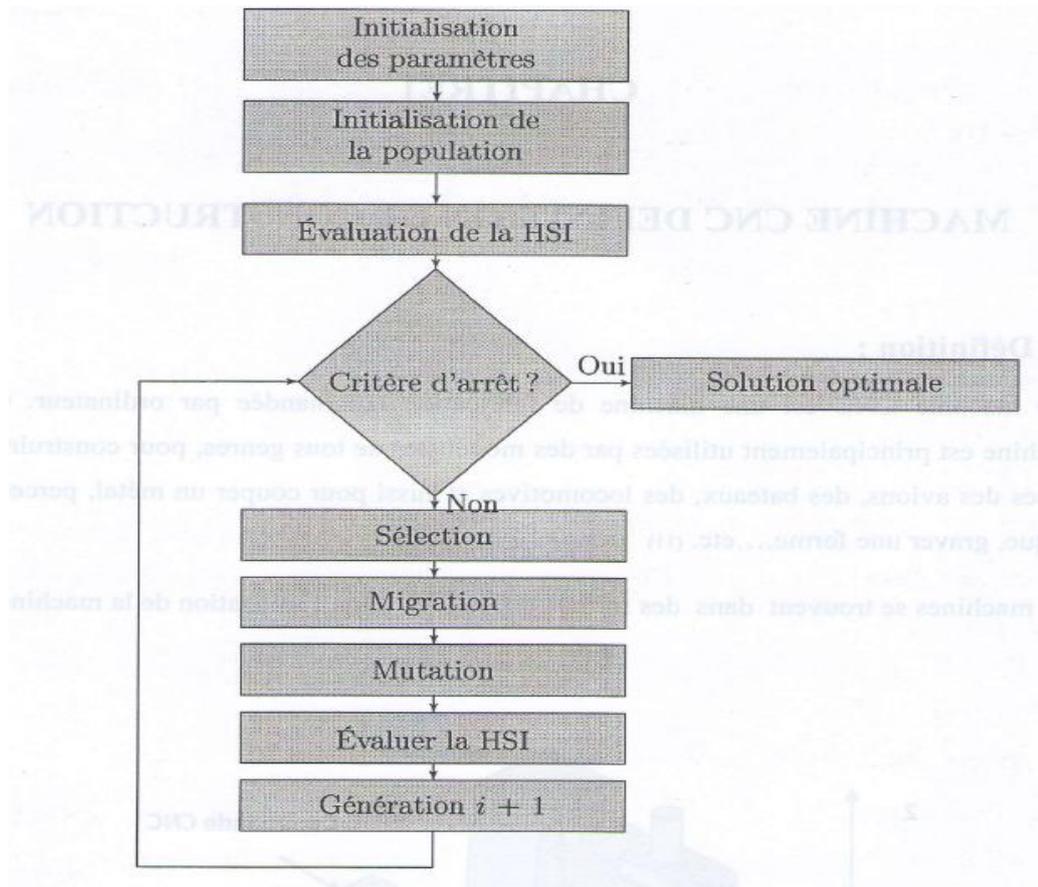
L'algorithme *BBO* nécessite l'emploi de certains termes dont il est utile de préciser la définition.

**Table2.1** Terminologie de la *BBO*

La biogéographie	Algorithme <i>BBO</i>
Habitat ou île	Solution du problème
<i>HSI</i>	Qualité de la solution (fonction coût)
<i>SIV</i>	Les variables du problème d'optimisation

Le *SIV* est une variable entière, réelle où booléenne qui caractérise l'habitabilité d'une île. Un habitat *H* est une solution du problème représentée généralement par un vecteur initialisé aléatoirement par des variables d'indice d'adéquation. La population est un ensemble de plusieurs habitats. Un *HSI* équivalent au fitness, associe une valeur pour chaque individu. Cette valeur à pour but d'évaluer le degré d'adaptation d'un individu à son environnement. Le taux d'immigration  $\lambda(H_i)$  est le taux d'entrée des variables (*SIV*) à un habitat. Le taux d'émigration  $\mu(H_i)$  est le taux de sortie des variables (*SIV*) d'un habitat. L'organigramme de l'algorithme *BBO* est donné parla Figure 2.5.

L'algorithme *BBO* est défini par cinq paramètres ;  $n$  (taille de la population),  $g_{max}$  (nombre de génération),  $I$  (taux maximum possible d'immigration),  $E$  (taux maximum possible d'immigration),  $m_{max}$  (taux maximum de la mutation) et  $s_{max}$  (nombre maximum des espèces dans l'habitat). Les étapes d'optimisation des systèmes de détection *GM-CFAR*, *OS-CFAR* et *GO/SO-CFAR* distribuées sont résumées somme suit [28,85, 92]:



**Figure 2.5** Organigramme général de l'algorithme *BBO*

Dans le *BBO*, le chromosome contient tous les paramètres qui ont besoin d'être optimisé. La structure du chromosome est exprimée par deux vecteurs de dimensions  $n$  et  $2n$ .

$$\text{Chromosome}_{CA-CFAR} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]_n \quad (2.32)$$

**Étape 1 :** Initialiser aléatoirement une population de  $n$  habitats (2.32) avec une taille constante pour chaque génération.

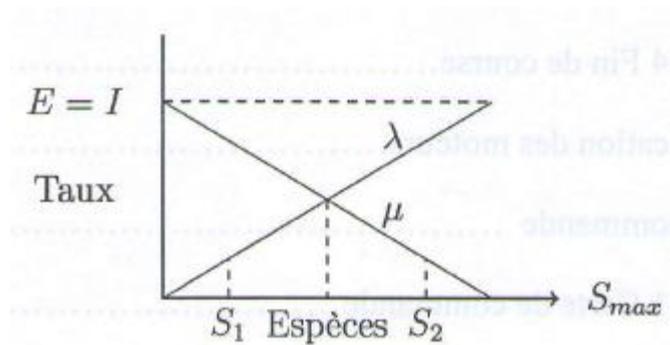
**Étape 2 :** Evaluer la fonction *HSI* donnée par (2.23) à chaque solution candidate.

**Étape 3 :** Sélectionner les habitats à l'aide de la fonction d'adaptation utilisant la sélection par roulette, la sélection par rang, la sélection par tournoi ou la sélection par Elitisme.

**Etape 4 :** Appliquer l'opérateur probabiliste de migration qui représente le mouvement des espèces entre les différents habitats. Chaque solution  $H_i$  a son propre taux d'immigration  $\lambda_i$  et taux d'émigration  $\mu_i$  donnés par

$$\begin{cases} \lambda_i = I(1 - k_i / n) \\ \mu_i = E(k_i / n) \end{cases} \quad (2.33)$$

Où  $k_i$  représente le rang du  $i^{\text{ème}}$  habitat après le tri de tous les habitats en fonction de leur HSI. La Figure 2.6 illustre deux solutions candidates  $S_1$  et  $S_2$  à un problème en utilisant des courbes d'immigration et d'émigration symétrique ( $E=I$ ).  $S_1$  représente une mauvaise solution et  $S_2$  représente une meilleure solution. La probabilité d'immigration pour  $S_1$  sera donc plus élevée que celle de  $S_2$  tandis que la probabilité d'émigration pour  $S_1$  sera inférieure à la probabilité d'émigration pour  $S_2$ .



**Figure 2.6** Illustration de deux solutions candidates  $S_1$  et  $S_2$  [92]

**Etape 5 :** Appliquer l'opérateur probabiliste de mutation pour modifier un ou plusieurs  $SIV$  d'une solution sélectionnée en se basant sur sa probabilité d'existence  $P_{ig}$  pour la génération  $g$ . La probabilité ou le taux de mutation  $m_i$  est calculée par

$$m_i = m_{\max} (1 - P_{ig} / P_{\max}) \quad (2.34)$$

Où  $m_{\max}$  et  $P_{\max}$  représentent respectivement le taux maximum de mutation et la probabilité maximale d'existence. Le calcul de  $P_{ig}$  est donné par

$$P_{ig} = P_{ig-1} + \dot{P}_{ig} \quad (2.35)$$

Les valeurs de  $P_i=P_{ig}$  sont initialisées au début de l'algorithme par  $1/n$  pour chaque habitat.  $\dot{P}_i = \dot{P}_{ig}$  est le changement de probabilité d'existence de l'habitat  $i$  donné par [93].

$$\dot{P}_{ig} = \begin{cases} -(\lambda_i + \mu_i)P_i + \mu_{i+1}P_{i+1} & i = 1 \\ -(\lambda_i + \mu_i)P_i + \lambda_{i-1}P_{i-1} + \mu_{i+1}P_{i+1} & 2 \leq i < n \\ -(\lambda_i + \mu_i)P_i + \lambda_{i-1}P_{i-1} & i = n \end{cases} \quad (2.36)$$

**Etape 6 :** Appliquer les contraintes sur les habitats résultants par l'opérateur de mutation.

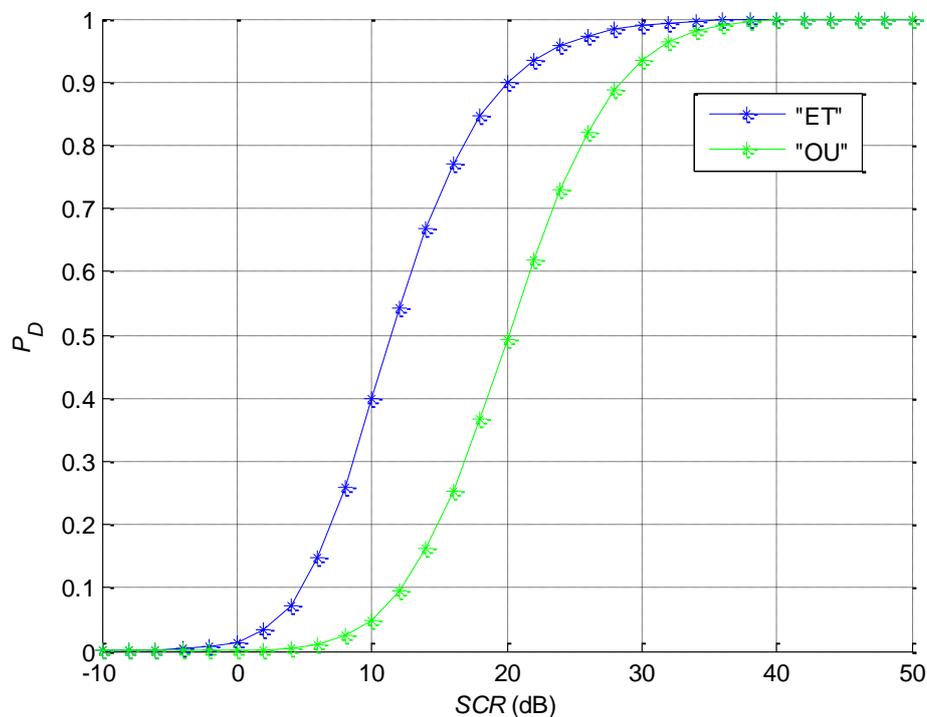
**Etape 7 :** Créer une nouvelle population et recalculer les valeurs  $HSI$  utilisant (2.23) et passer à l'étape 2 si la convergence n'est pas satisfaite.

## 2.5 Evaluation des performances de la détection

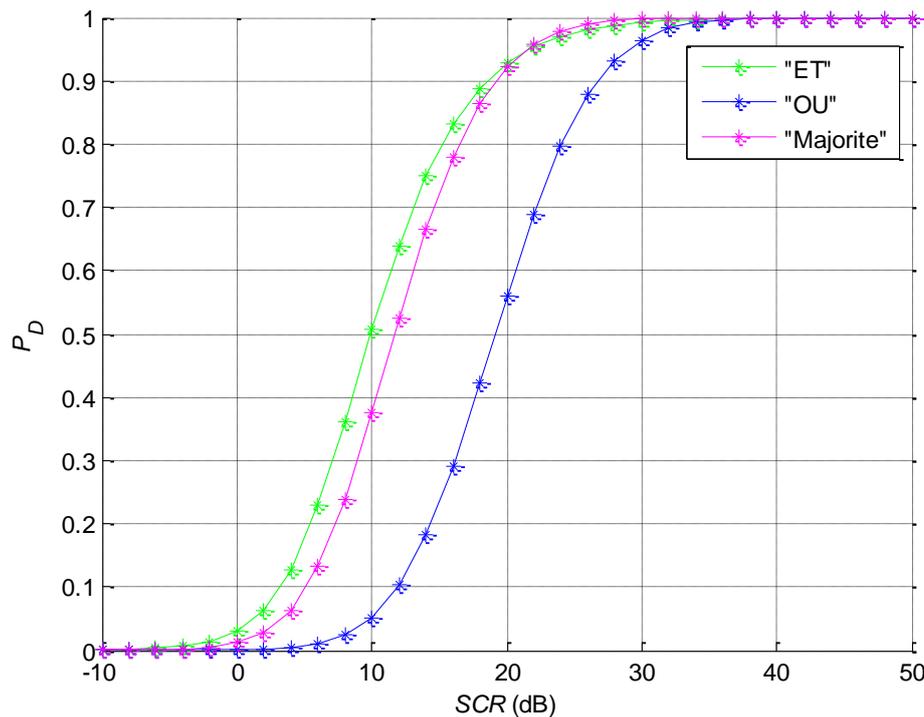
Dans cette section, nous avons utilisé le *BBO* en code réel pour l'optimisation du système radar distribué dans lequel nous tentons d'obtenir les seuils optimaux au niveau des détecteurs *GM-CFAR*, *OS-CFAR*, *GO-CFAR* et *SO-CFAR* distribués. Après plusieurs exécutions, les paramètres de contrôle d'entrée sont trouvés pour une performance optimale de l'algorithme proposé, probabilité de modification de l'habitat  $P_{mod}=1$ , probabilité de mutation =0.04, génération limite=1000, la taille de la population =50, dimension du problème=2, le nombre des élites =2, domaine min=0, domaine max=1, Taux d'émigration = (la taille de la population+ 1 - (1: la taille de la population)) / (Taille de la population +1), taux d'immigration = 1- taux d'émigration. Pour ce faire, l'intervalle de recherche a été défini sur  $\tau_i \in [0,1000]$  et l'ordre de classement est fixé à  $K_i = \frac{3}{4}N$ . L'équation (2.23) est utilisée comme fonction de mesure de la condition dans le sens du critère  $N-P$ . Dans toutes les simulations, les paramètres de pondération dans (2.23) sont  $w_1=1$  et  $w_2=1/\alpha_0$ .

2.5.1 Détection CFAR dans un fouillis homogène

Dans ce cas, nous examinons la performance de détection d'un système *GM-CFAR* distribué utilisant deux et trois capteurs non identiques. Pour ça, les Figures (2.7) et (2.8) montrent les valeurs de  $P_{D_t}$  par rapport au *SCR* pour 2 et 3 radars non identiques respectivement, avec  $\alpha_0 = 10^{-4}$ . Il est facile d'observer que la  $P_{D_t}$  est une fonction croissante par rapport aux valeurs du *SCR*. De plus, pour  $10 < SCR < 40$  dB, la meilleure performance de détection est atteinte si la règle de fusion "ET" est utilisée au centre de fusion.



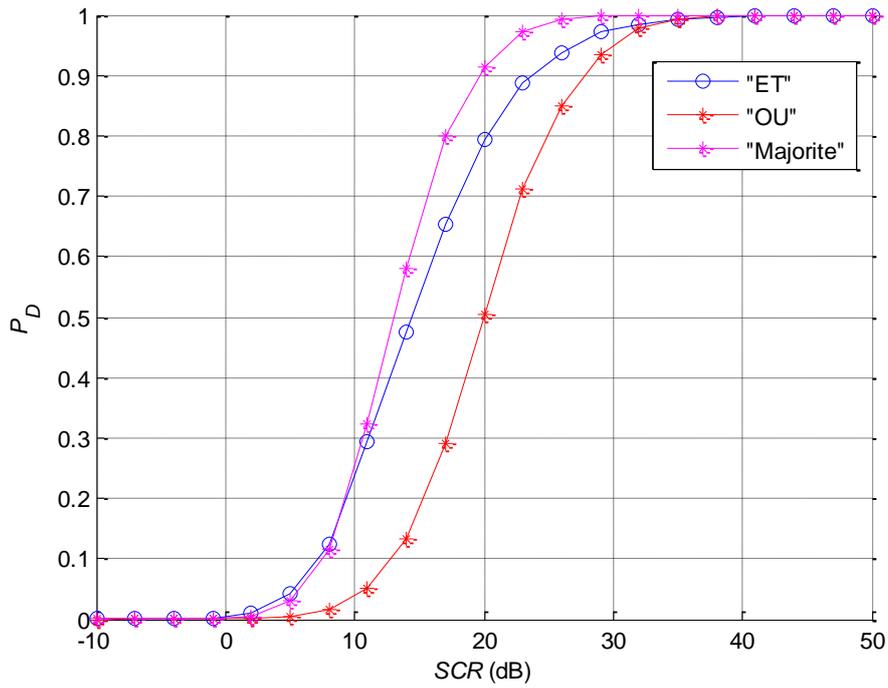
**Figure 2.7**  $P_D$  de deux détecteurs non identiques *GM-CFAR* dans un environnement homogène avec paramètre d'échelle connu  $\beta = 1$  pour  $n=2$ ,  $N_1=16$ ,  $N_2=24$ ,  $\alpha = 2.5$  et  $P_{FA}=\alpha_0=10^{-4}$



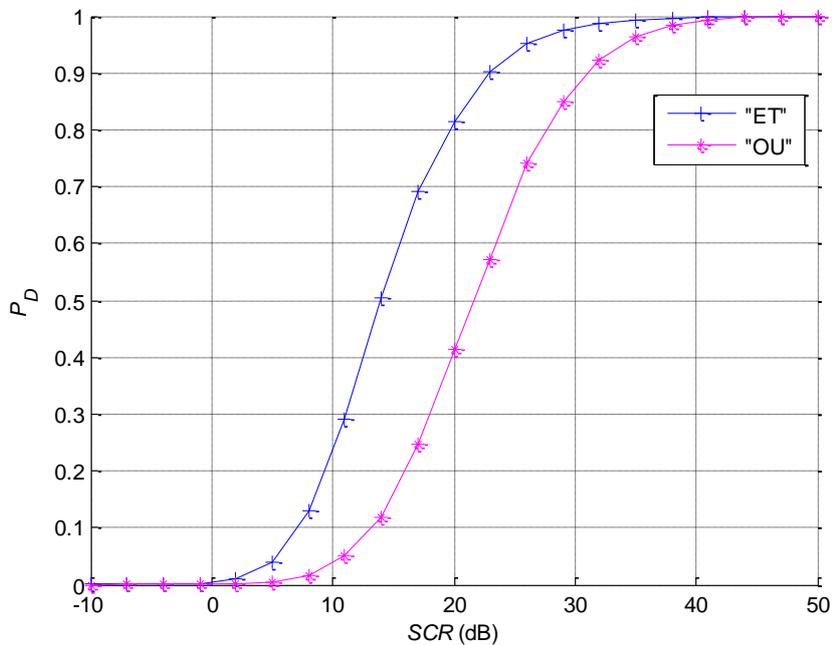
**Figure 2.8**  $P_D$  de trois détecteurs non identiques  $GM-CFAR$  dans un environnement homogène avec paramètre d'échelle connu  $\beta = 1$  pour  $n=3$ ,  $N_1=16$ ,  $N_2=24$ ,  $N_3=32$ ,  $\alpha = 2.5$ ,  $P_{FA}=\alpha_0=10^{-4}$

### 2.5.2 Détection CFAR dans un fouillis non homogène

Dans le cas de la présence de cibles interférentes (cibles secondaires) dans la fenêtre de référence, nous utilisons trois détecteurs  $OS-CFAR$  non identiques. Nous avons tenu compte de la présence de deux cibles interférentes dans chaque détecteur. Là encore, les Figures 2.9 et 2.10 montrent que la règle de fusion "ET" donne de meilleurs résultats que les autres, et dans le cas de trois détecteurs la règle de fusion "Majorité" donne de meilleurs résultats si le  $SCR$  est élevée.



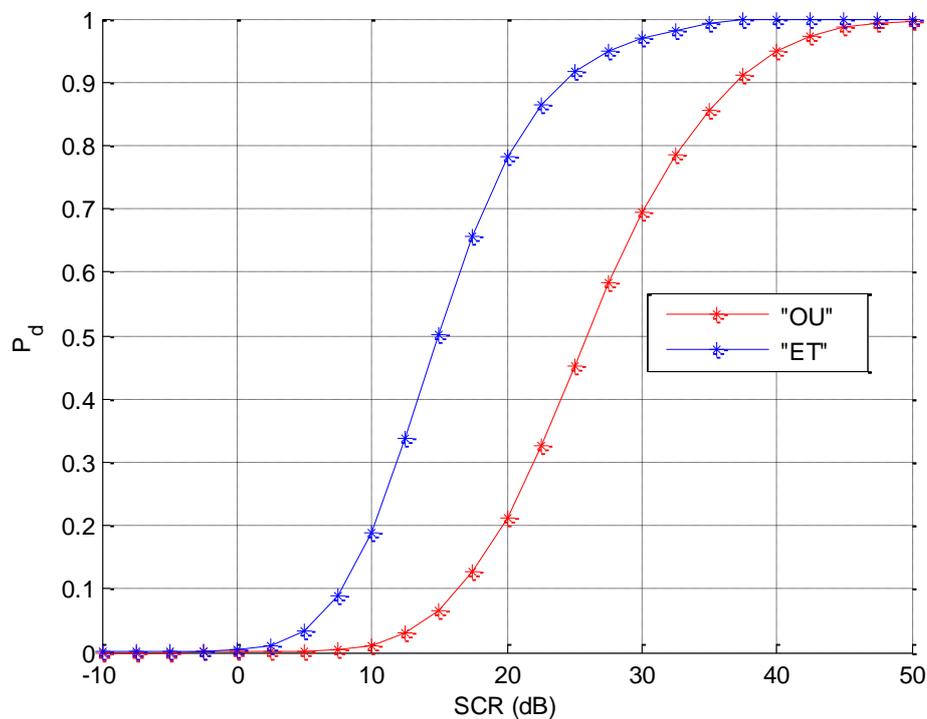
**Figure 2.9**  $P_D$  de trois détecteurs non identiques *OS-CFAR* avec paramètre d'échelle connu  $\beta = 1$  pour  $n=3$ ,  $N_1=16$ ,  $N_2=24$ ,  $N_3=32$ ,  $\alpha = 2.5$  et  $P_{FA}=\alpha_0=10^{-4}$  et deux cibles interférentes réparties dans chaque détecteur pour  $ICR=5dB$



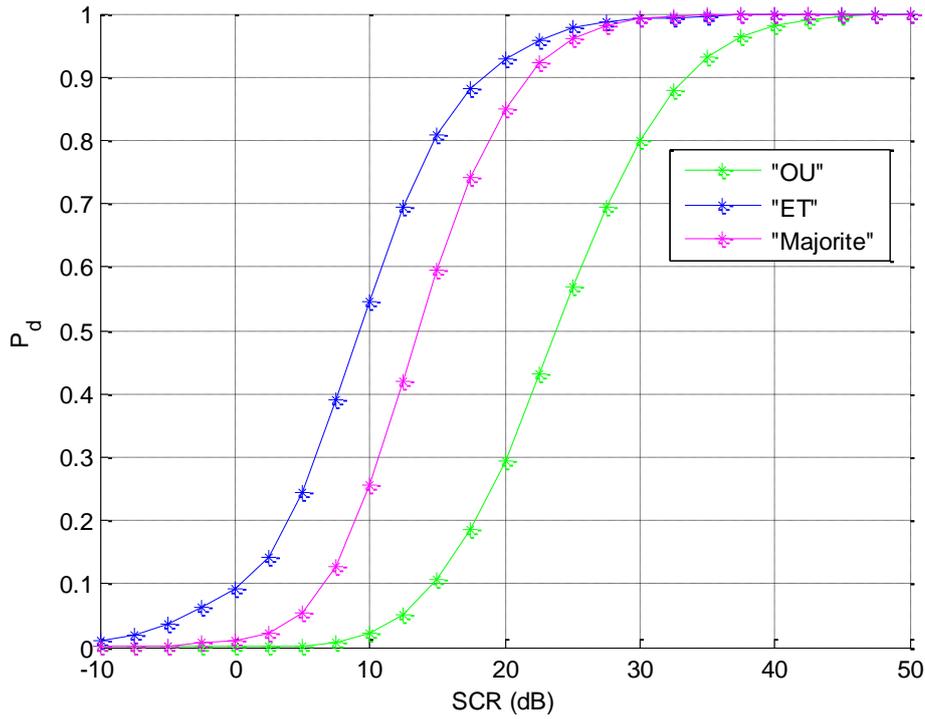
**Figure 2.10**  $P_D$  de deux détecteurs non identiques *OS-CFAR* en présence de deux cibles interférentes réparties dans chaque détecteur avec paramètre d'échelle connu pour  $n=2$ ,  $N_1=16$ ,  $N_2=24$ ,  $\alpha = 2.5$ ,  $\beta = 1$ ,  $P_{FA}=\alpha_0=10^{-4}$  et  $ICR=5dB$

## 2.5.3 Détection CFAR en présence d'un bord de fouillis

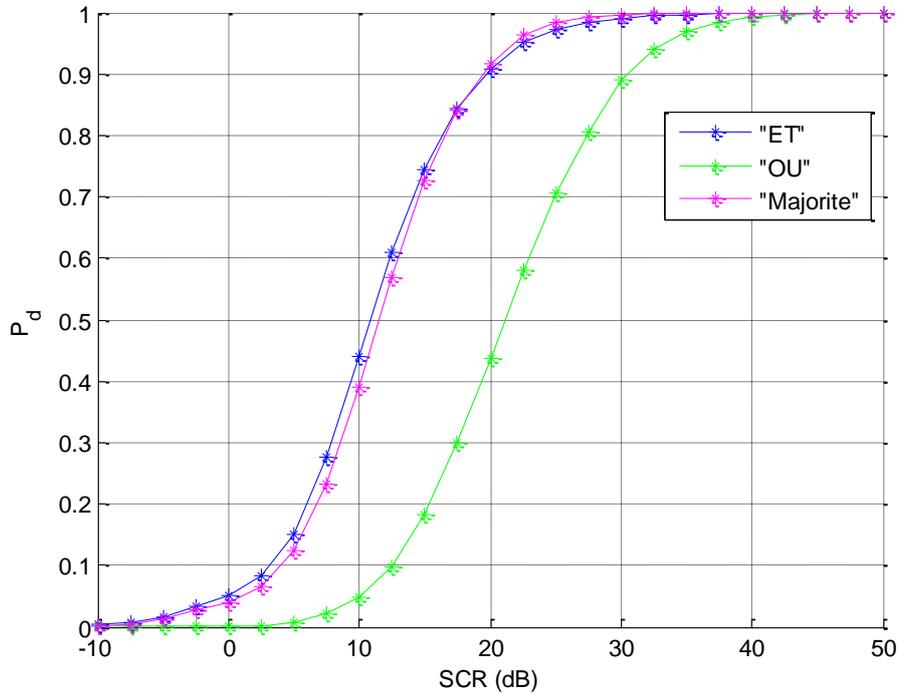
Dans le cas où un bord de fouillis est présent dans la fenêtre de référence, nous avons utilisé deux et trois détecteurs non identiques (*GO/SO*)-CFAR. Tout d'abord, nous observons à partir des résultats de simulation de la Figure 2.11 et la Figure 2.12 que la règle de fusion "ET" donne de meilleurs résultats que la règle de fusion "OU", alors que dans le cas de l'utilisation de trois détecteurs, il est clair à partir de la Figure 2.13 que la règle de fusion "ET" est la meilleure par rapport aux règles de fusion "Majorité" et "OU".



**Figure 2.11**  $P_D$  de deux détecteurs non identiques *GO*-CFAR avec un paramètre d'échelle connu ( $\beta = 1$ ) pour  $n=2$ ,  $N_1=16$ ,  $N_2=24$ ,  $\alpha = 2.5$  et  $P_{FA}=\alpha_0=10^{-4}$



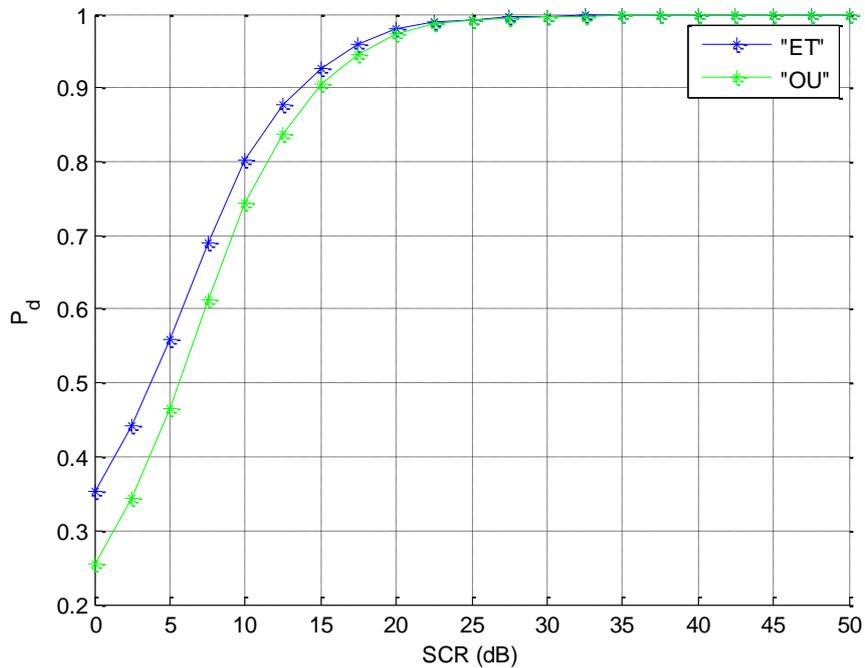
**Figure 2.12**  $P_D$  de trois détecteurs non identiques *GO-CFAR* avec paramètre d'échelle connu ( $\beta = 1$ ) pour  $n=3$ ,  $N_1=16$ ,  $N_2=24$ ,  $N_3=32$ ,  $\alpha = 2.5$  et  $P_{FA}=\alpha_0=10^{-4}$



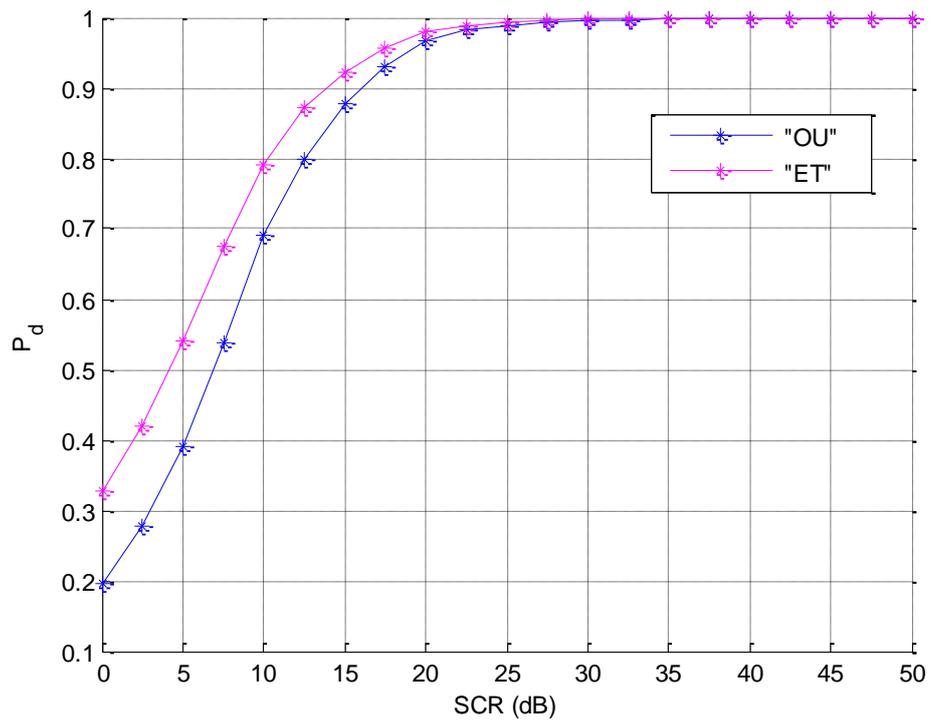
**Figure 2.13**  $P_D$  de trois détecteurs non identiques *SO-CFAR* avec paramètre d'échelle connu ( $\beta = 1$ ) pour  $n=3$ ,  $N_1=16$ ,  $N_2=24$ ,  $N_3=32$ ,  $\alpha = 2.5$  et  $P_{FA}=\alpha_0=10^{-4}$

**2.5.4 Optimisation de la détection distribuée pour les détecteurs GM-CFAR et OS-CFAR avec intégration binaire**

Dans le cas de l'utilisation d'impulsions multiples, la performance du GM-CFAR distribué et de l'OS-CFAR avec intégration binaire dans un fouillis Pareto avec un paramètre de forme connu a été évaluée pour  $n=2$ ,  $\beta=1, \alpha=2.5$ ,  $SCR=1db$ ,  $N_1=16$ ,  $N_2=24$  et  $L$  est considéré fixe ( $L=6$ ). L'optimisation a été réalisée par rapport aux seuils ainsi qu'à la règle d'intégration binaire. Dans les Figures 2.14 et 2.15, nous avons tracé la  $P_D$  en fonction de  $SCR$  pour les détecteurs OS-CFAR et GM-CFAR distribués avec intégration binaire. Nous observons que le gain optimal résulte pour  $L_1=4$ ,  $L_2=3$  pour la règle de fusion "ET" et  $L_1=7$ ,  $L_2=5$  pour la règle de fusion "OU" pour l'OS-CFAR. Comme pour le GM-CFAR on obtient  $L_1=4$ ,  $L_2=4$  pour la règle de fusion "ET" et  $L_1=6$ ,  $L_2=5$  pour la règle de fusion "OU". En outre, Les Figures 2.14 et 2.15 montrent que la règle de fusion "ET" donne de meilleurs résultats que la règle de fusion "OU".



**Figure 2.14**  $P_D$  de deux détecteurs non identiques GM-CFAR avec intégration binaire avec un paramètre échelle connu ( $\beta = 1$ ),  $n=2$ ,  $N_1=16$ ,  $N_2=24$ ,  $P_{FA}=\alpha_0=10^{-4}$



**Figure 2.15**  $P_D$  de deux détecteurs non identiques OS-CFAR avec intégration binaire avec un paramètre d'échelle connu,  $n=2$ ,  $N_1=16$ ,  $N_2=24$ ,  $\beta = 1$ ,  $P_{FA}=\alpha_0=10^{-4}$

**Table 2.2** Seuils optimaux trouvés pour les détecteurs *GM-CFAR*, *OS-CFAR*, *GO-CFAR* et *SO-CFAR* avec,  $\beta = 1$ ,  $\alpha = 2.5$  et  $\alpha_0 = 10^{-4}$

Type de détecteur	Nombre de détecteurs (n)	Règle de fusion	Facteur de seuil (simulations de Monte Carlo)	Facteur de seuil (simulations de Monte Carlo)	$P_{FAT}$
GM-CFAR	$N_1 = 16, N_2 = 24$	"ET"	$\tau_1 = 0.3134, \tau_2 = 0.2239$	$\tau_1 = 0.2906, \tau_2 = 0.2382$	$10^{-4}$
	$N_1 = 16, N_2 = 24$	"OU"	$\tau_1 = 0.7814, \tau_2 = 0.7050$	$\tau_1 = 0.8184, \tau_2 = 0.6432$	$10^{-4}$
	$N_1 = 16, N_2 = 24, N_3 = 32$	"ET"	$\tau_1 = 0.2439, \tau_2 = 0.0827$ $\tau_3 = 0.1265$	$\tau_1 = 0.2004, \tau_2 = 0.1378$ $\tau_3 = 0.1048$	$10^{-4}$
	$N_1 = 16, N_2 = 24, N_3 = 32$	"OU"	$\tau_1 = 0.7924, \tau_2 = 0.6043$ $\tau_3 = 0.7384$	$\tau_1 = 0.7784, \tau_2 = 0.9474$ $\tau_3 = 0.9652$	$10^{-4}$
	$N_1 = 16, N_2 = 24, N_3 = 32$	"Majorité"	$\tau_1 = 0.2543, \tau_2 = 0.2622$ $\tau_3 = 0.4260$	$\tau_1 = 0.7855, \tau_2 = 0.6611$ $\tau_3 = 0.5334$	$10^{-4}$
OS-CFAR	$N_1 = 16, N_2 = 24$	"ET"	$\tau_1 = 4.1623, \tau_2 = 4.2537$	$\tau_1 = 4.2617, \tau_2 = 4.1665$	$10^{-4}$
	$N_1 = 16, N_2 = 24$	OR	$\tau_1 = 12.1906, \tau_2 = 10.3854$	$\tau_1 = 11.1076, \tau_2 = 15.5490$	$10^{-4}$
	$N_1 = 16, N_2 = 24, N_3 = 32$	"ET"	$\tau_1 = 4.9975, \tau_2 = 2.9325$ $\tau_3 = 0.4921$	$\tau_1 = 3.5340, \tau_2 = 2.6466$ $\tau_3 = 0.6498$	$10^{-4}$
	$N_1 = 16, N_2 = 24, N_3 = 32$	"OU"	$\tau_1 = 12.3619, \tau_2 = 11.7901$ $\tau_3 = 9.8495$	$\tau_1 = 12.5315, \tau_2 = 10.1408$ $\tau_3 = 19.6059$	$10^{-4}$
	$N_1 = 16, N_2 = 24, N_3 = 32$	"Majorité"	$\tau_1 = 5.8037, \tau_2 = 5.1587, \tau_3 = 3.563$	$\tau_1 = 5.9043, \tau_2 = 4.3422$ $\tau_3 = 4.0989$	$10^{-4}$
GO-CFAR	$N_1 = 16, N_2 = 24$	"ET"	$\tau_1 = 0.3888, \tau_2 = 0.2275$	$\tau_1 = 0.3457, \tau_2 = 0.2546$	$10^{-4}$
	$N_1 = 16, N_2 = 24$	"OU"	$\tau_1 = 0.8507, \tau_2 = 0.5343$	$\tau_1 = 0.8621, \tau_2 = 0.5282$	$10^{-4}$
	$N_1 = 16, N_2 = 24, N_3 = 32$	"ET"	$\tau_1 = 0.2753, \tau_2 = 0.2227$ $\tau_3 = 0.0715$	$\tau_1 = 0.2236, \tau_2 = 0.1674$ $\tau_3 = 0.1341$	$10^{-4}$
	$N_1 = 16, N_2 = 24, N_3 = 32$	"OU"	$\tau_1 = 0.8849, \tau_2 = 0.5695$ $\tau_3 = 0.3998$	$\tau_1 = 0.9152, \tau_2 = 0.5563$ $\tau_3 = 0.3971$	$10^{-4}$
	$N_1 = 16, N_2 = 24, N_3 = 32$	"Majorité"	$\tau_1 = 0.3948, \tau_2 = 0.2674$ $\tau_3 = 0.2078$	$\tau_1 = 0.3950, \tau_2 = 0.2710$ $\tau_3 = 0.2048$	$10^{-4}$
SO-CFAR	$N_1 = 16, N_2 = 24$	AND	$\tau_1 = 0.1388, \tau_2 = 0.1863$	$\tau_1 = 0.2124, \tau_2 = 0.1383$	$10^{-4}$
	$N_1 = 16, N_2 = 24$	"OU"	$\tau_1 = 0.9301, \tau_2 = 0.4411$	$\tau_1 = 0.8671, \tau_2 = 0.4631$	$10^{-4}$
	$N_1 = 16, N_2 = 24, N_3 = 32$	"ET"	$\tau_1 = 0.0338, \tau_2 = 0.0133$ $\tau_3 = 0.0196$	$\tau_1 = 0.0425, \tau_2 = 0.0203$ $\tau_3 = 0.0102$	$10^{-4}$
	$N_1 = 16, N_2 = 24, N_3 = 32$	"OU"	$\tau_1 = 0.8656, \tau_2 = 0.5933$ $\tau_3 = 0.3637$	$\tau_1 = 0.9264, \tau_2 = 0.4929$ $\tau_3 = 0.3135$	$10^{-4}$
	$N_1 = 16, N_2 = 24, N_3 = 32$	"Majorité"	$\tau_1 = 0.3307, \tau_2 = 0.2253$ $\tau_3 = 0.0309$	$\tau_1 = 0.2180, \tau_2 = 0.1776$ $\tau_3 = 0.1043$	$10^{-4}$

## **2.6 Conclusion**

Dans ce chapitre, l'optimisation de la performance de détection des systèmes radar décentralisés utilisant les détecteurs *GM-CFAR*, *OS-CFAR* et *GO/SO-CFAR* a été évaluée pour un fouillis Pareto homogène et non homogène. Dans le cas d'un paramètre d'échelle connu de la distribution Pareto, l'algorithme *BBO* a été effectivement appliqué pour la recherche parallèle des seuils inconnus de chaque détecteur. Les performances de détection ont été évaluées à l'aide d'un nombre différent d'échantillons de référence et de trois règles de fusion (c.-à-d. "*ET*", "*OU*", "*Majorité*"). Les résultats illustrés indiquent que la règle de fusion "*ET*" surpasse les autres dans la plupart des cas étudiés.

# *Détecteurs CFAR Dans un fouillis Gaussien-Composé*

## **Résumé**

*Les performances de la détection radars sont essentiellement basées sur le processus du détecteur de CFAR adaptatif. Pour les systèmes radar fonctionnant dans un environnement maritime à faible pâturage, les distributions CG ont montré un meilleur ajustement pour la modélisation du fouillis par rapport à la distribution gaussienne. Dans ce chapitre, trois nouveaux détecteurs sont proposés afin de réguler le taux de fausses alarmes pour une classe de fouillis CG. Les modèles CG considérés sont l'environnement gaussien composé avec une texture gamma (distribution K), le fond gaussien composé avec une texture Gamma inverse (Pareto généralisé) et la distribution CIG. Les résultats obtenus à partir de données synthétiques indiquent clairement que dans un fond homogène, les trois détecteurs régulent la fausse alerte sans connaissance préalable des paramètres du fouillis. De plus, dans un environnement non homogène représenté par la présence de cibles interférentes, il est démontré que la robustesse est maintenue. Pour les données réelles de la base de données IPIX, les trois détecteurs proposés se sont avérés robustes et la  $P_{FA}$  est presque indépendante de la polarisation et de la résolution de la portée.*

### **Sommaire du chapitre :**

3. 1 Introduction.....	1
3. 2 Les distributions CG.....	2
3. 3 Détecteurs CFAR proposés dans un fouillis CG.....	3
3. 4 Résultats de simulations et discussions.....	4
3. 5 Évaluation des performances des détecteurs CFAR à l'aide de données IPIX	5
3. 6 Conclusion.....	6

### 3.1 Introduction

Les systèmes *CFAR* sont très importants dans la détection automatique radar parce qu'ils fournissent un moyen approprié de maintenir un taux de fausses alarmes constant. L'opération consiste à régler le seuil de façon adaptative afin d'atténuer les variations de la puissance du fouillis [94]. Le but et la base du processus *CFAR* sont les mêmes, mais la méthode et la conception du récepteur sont différentes, ce qui fait que le seuillage adaptatif joue un rôle important dans le domaine de la détection radar *CFAR* [8]. La plupart des détecteurs radar *CFAR* existant dans la littérature sont conçus à partir de l'hypothèse d'un fouillis Gaussien tant que ce modèle est mathématiquement pratique. Ensuite, le groupe *DST* a mis au point et analysé des processus de détection cohérents pour l'exploitation de radars de surveillance maritime en bande *X* à haute résolution [42]. Au cours des dernières décennies, la model Gaussien Composé également appelées *SIRV'S* [95, 96], ont été largement utilisées dans de nombreux domaines de la science et de l'ingénierie [97]. Dans certaines applications de la détection *CFAR*, le fouillis Gaussien n'est plus valide, en particulier dans les radars à haute résolution fonctionnant à de faibles angles d'incidence [98]. Dernièrement, le processus de détection *CFAR* dans un environnement Gaussien composé a reçu une attention croissante et c'est toujours une orientation de recherche ouverte parce que c'est un modèle idéal pour les radars à haute résolution à bande *X* pour le fouillis de mer polarimétrique à angle d'incidence élevé [99]. Dans le contexte de la détection de cibles dans les radars de surveillance maritime à haute résolution en bande *X*, la distribution *K* a surtout été utilisée pour modéliser le fouillis de mer et a occupé une place importante dans la littérature sur le traitement du signal comme modèle Gaussien composé à texture Gamma [9]. Plus récemment, la distribution Gaussienne inverse composée a été validée comme modèle du fouillis radar des lacs [97] qui montre de meilleurs ajustements que ses concurrentes. Une autre distribution qui caractérise avec succès le fouillis de mer pour les radars en bande *X* est la distribution de Pareto généralisée avec une texture Gamma inverse [39, 21]. Finn et Johnson ont d'abord proposé d'utiliser la moyenne arithmétique des échantillons de référence pour obtenir une estimation du niveau de puissance qui est ensuite ajusté et utilisé pour adapter le seuil de décision. Les mêmes auteurs ont discuté le maintien d'un taux de fausses alarmes constant dans un fouillis Rayleigh et ont proposé l'utilisation des cellules de référence du canal pour estimer en

temps réel le niveau du fouillis pour maintenir une adaptation du seuil de décision [31]. Cette approche a ensuite été systématiquement développée pour d'autres types de fouillis. Dans [22], Goldstein a présenté un détecteur *CFAR* optimal appelé le détecteur *log-t*. Il est basé sur la statistique indépendante des paramètres du fouillis et a prouvé que le détecteur *log-t* atteint la propriété *CFAR*. Dans [37], Weber et Haykin ont mis au point un nouveau détecteur *CFAR*, à savoir l'algorithme *WH-CFAR* dans le contexte d'un processus non cohérent. La performance du détecteur *WH* confirme la propriété *CFAR* pour un fouillis Weibull et log-normal. Dans [14], l'auteur a proposé un détecteur *log-t* pour un fouillis de distribution *K* qui a la propriété *CFAR* pour un paramètre de forme supérieur à un. Dans [100], Erfanian et Vakili ont proposé un nouveau détecteur appelé *EXS-CFAR*. Ce détecteur utilise une opération d'excision et un détecteur *CFAR* de commutation dans un fouillis de distribution *K*. Récemment, Weinberg [4] a introduit un nouveau détecteur basé sur la moyenne géométrique et qui a prouvé sa robustesse dans la gestion des interférences tout en ayant la propriété *CFAR*. Weinberg et Alexopoulos ont introduit un nouveau processus de détection appelé statistique à double ordre. Les résultats de la simulation confirment la propriété *CFAR* en ce qui concerne les paramètres du fouillis Pareto en présence de cibles interférentes [40]. Dans [40], Weinberg et Glennly ont modifié le détecteur *log-t* pour améliorer ses performances et ont prouvé que ce détecteur possède la propriété *CFAR* dans l'hypothèse d'un fouillis Pareto. Récemment, Weinberg [101] a développé un nouveau détecteur appelé (Trimmed Geometric Mean Order Statistic)-*CFAR* détecteur pour un paramètre d'échelle inconnu *a priori*, l'auteur a montré que ce détecteur gère les interférences dans le fouillis Pareto.

Dans ce chapitre, nous proposons trois nouveaux détecteurs qui ont la propriété *CFAR* pour une classe de distributions *CG*, à savoir : la distribution Pareto généralisée, la distribution *K* et la distribution *CIG*. Nous évaluons la performance des détecteurs proposés en termes de la régulation des fausses alarmes pour différentes valeurs des paramètres des distributions. Les cas d'un fouillis homogène et la présence de cibles interférentes sont considérés. La propriété *CFAR* est également validée à l'aide des données réelles *IPIX*.

Le présent chapitre est organisé comme suit. Dans la Section 2, un rappel sur la *PDF* du vecteur aléatoire du fouillis associé à un processus sous la forme d'un modèle *CG*.

En particulier, les distributions  $K$ ,  $GP$  et  $CIG$  sont présentées. Dans la section 3, nous analysons les détecteurs optimaux proposés qui atteignent la propriété  $CFAR$  lorsqu'ils fonctionnent dans un fouillis Gaussien composé, à savoir les distributions  $GP$ ,  $K$  et  $CIG$  avec résultats de simulation. Dans la section 4, nous présentons quelques résultats de simulation concernant la propriété  $CFAR$  des trois détecteurs optimaux proposés. Dans la section 5, les détecteurs optimaux proposés sont ensuite testés par rapport aux données réelles ( $IPIX$ ). Enfin, des conclusions sont tirées à la section 6.

### 3.2 Distributions Gaussiennes Composées

Les distributions Gaussiennes composées ont été utilisées avec succès pour la modélisation du fouillis non Gaussien mesuré par un radar à haute résolution [98] et sont largement utilisées comme modèles précis pour les échos générés par la réflexion de la forme d'onde radar incident à la surface de la mer [9]. Le modèle Gaussien-Composé (GC) du fouillis marin reçu est le produit de deux grandeurs aléatoires indépendantes donnée par [102].

$$p_X(x) = \int_0^{\infty} p_{X|Y}(x|y) p_Y(y) dy \quad (3.1)$$

où  $p_{X|Y}(x|y)$  représente la composante speckle et  $p_Y(y)$  la composante texture.

#### 3.2.1 Le fouillis $GP$

Une variable aléatoire qui suit la distribution Pareto (GP) généralisée à deux paramètres ou Pareto type II, est caractérisée par une paramètre de forme  $\alpha$  et un paramètre d'échelle  $\beta$  avec la  $PDF$  donnée par

$$P_X(x) = \frac{\alpha \beta^\alpha}{(x + \beta)^{\alpha + 1}} \quad x > 0 \quad (3.2)$$

Dans le cas de la détection quadratique avec une seule impulsion, (3.2) est exactement la même formule obtenue à partir du modèle Gaussien-composé dont la

composante speckle suit la loi exponentielle et la composante texture obéit à la loi gamma inverse. Alors, la distribution (3.2) peut être calculée par (3.1) avec :

$$\begin{cases} p_{X|Y}(x|y) = \frac{1}{y} \exp\left(-\frac{x}{y}\right) \\ p_Y(y) = \frac{\beta^\alpha y^{-\alpha-1}}{\Gamma(\alpha)} \exp(-\beta/y) \end{cases} \quad (3.3)$$

La CDF est donnée par :

$$F_X(x) = 1 - \left(\frac{\beta}{x+\beta}\right)^\alpha \quad (3.4)$$

### 3.2.2 La Distribution K

Le fouillis K d'un détecteur quadratique s'écrit sous la forme [103]

$$p_{X|Y}(x|y) = \frac{\pi}{4y^2} \exp\left(-\frac{\pi x}{4y^2}\right) \quad 0 \leq x \leq \infty \quad (3.5)$$

$$p_Y(y) = \frac{2b^\nu}{\Gamma(\nu)} y^{2\nu-1} \exp(-b^2 y^2) \quad (3.6)$$

$$f_X(x) = \int_0^\infty p_Y(y) p_{X|Y}(x|y) dy = \frac{2c^{\nu+1}}{\Gamma(\nu)} X^{\frac{\nu-1}{2}} K_{\nu-1}(2c\sqrt{X}) \quad (3.7)$$

où  $\frac{4Y^2}{\pi}$  représente l'intensité moyenne sous-jacente du fouillis, qui peut varier dans l'espace et dans le temps et  $K_\nu(\cdot)$  est la fonction de Bessel modifiée. Les valeurs de  $\alpha$  proches de 0 correspondent à un fouillis pointu.

### 3.2.3 Le fouillis Gaussien inverse composé (CIG)

Lorsque l'on suppose que la statistique du fouillis obéit à une distribution CIG (avec la moyenne  $\mu > 0$  et paramètre de la forme  $\lambda > 0$ ), la PDF est donné comme suit [40]

$$P_{X|Y}(x|y) = \frac{\pi x}{2y^2} \exp\left(-\frac{\pi x^2}{4y^2}\right) \quad 0 \leq x \leq \infty \quad (3.8)$$

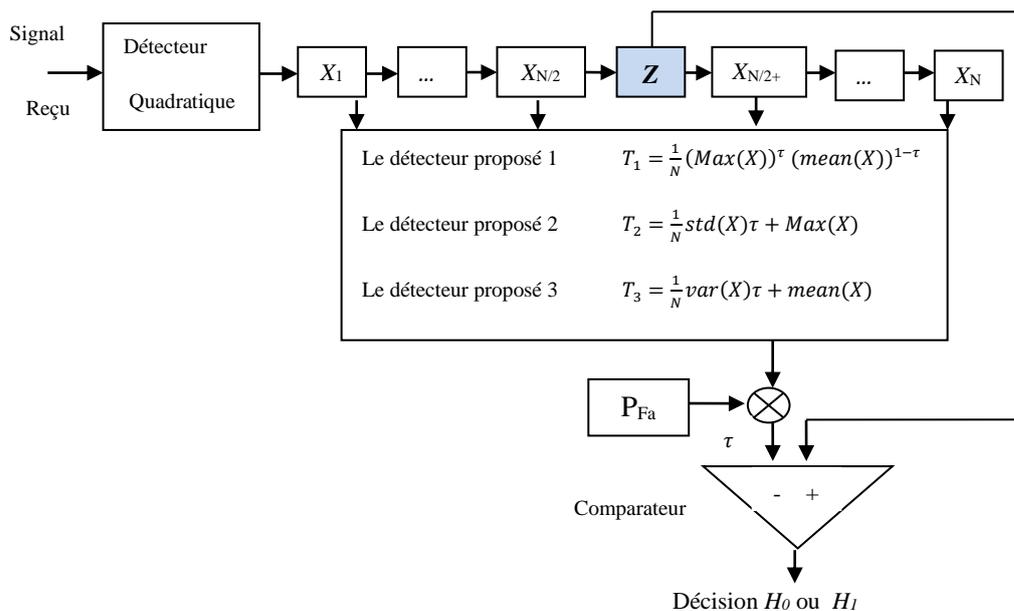
$$P_Y(y) = \frac{\frac{1}{\lambda} \frac{\lambda}{2}}{\sqrt{2\pi} \frac{3}{2}} \exp\left(-\lambda \frac{(y-\mu)^2}{2\mu^2 y}\right) \quad 0 \leq y \leq \infty \quad (3.9)$$

### 3.3 Détecteurs robustes proposés pour les distributions CG

#### 3.3.1 Détecteur Mean-Max

Généralement, dans les détecteurs *CFAR*, la puissance du bruit de fond est estimée en combinant les échantillons de référence  $X_1, X_2, \dots, X_N$  entourant la *CST* ( $Z$ ). Le contenu de chaque cellule de résolution est testé en le comparant à un seuil adaptatif, puis une décision est prise quant à la présence ou non d'une cible. Ce seuil adaptatif est constitué de la puissance du fouillis estimée multipliée par un facteur d'échelle choisi pour obtenir une valeur souhaitée de  $P_{FA}$ . Pour ce faire, les variables aléatoires  $N$  sont *IID* et représentant les cellules de référence sont classées dans un ordre croissant  $X_1 < X_2 < \dots < X_N$  où  $X(i)$  est le  $i^{\text{ème}}$  plus grand échantillon. Weber et Haykin ont montré dans [37] que le seuil  $T_{WH} = \mathbf{X}_i^t \mathbf{X}_j^{1-t}$  atteint la propriété *CFAR* pour les distributions Weibull et Log-normale. La valeur souhaitée de  $P_{FA}$  est obtenue en ajustant la valeur de  $\tau$ . Ce détecteur conserve également le processus *CFAR* pour la distribution Pareto [40]. Il est clair que le *PDF* du seuil adaptatif est difficile à obtenir et que des simulations de Monte Carlo sont donc nécessaires pour établir le seuil  $\tau$  afin d'obtenir la  $P_{FA}$  désirée.

Le nouveau détecteur proposé est inspiré du détecteur *WH* et a été trouvé d'une façon heuristique. Ce détecteur utilise les opérations *MEAN* et *MAX* pour un certain nombre de cellules de référence, comme le montre la Figure 3.1.



**Figure.3.1** Structure d'Algorithme des détecteurs *CFAR* proposés

Le test statistique consiste à comparer le contenu de la *CST* à un seuil  $T_1$  donné par

$$Z \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} T_1 = \frac{1}{N} (Max(X))^\tau (mean(X))^{1-\tau} \quad (3.10)$$

où  $\tau$  est choisi pour atteindre le  $P_{FA}$  désiré. Il sera montré dans la section suivante que ce détecteur possède la propriété *CFAR* pour les fouillis *GP, CIG*, et *K* pour un paramètre de forme supérieur à 1.

### 3.3.2 Détecteur *STD-Max*

Goldstein a introduit le détecteur *log-t* qui atteint la propriété *CFAR* pour une classe de modèles de fouillis incluant les distributions Log Normal et Weibull [31]. Ensuite, Weinberg a modifié le détecteur *log-t* pour atteindre la propriété *CFAR* lors d'un fonctionnement dans un fouillis Pareto [37]. Le détecteur proposé est une extension du détecteur *log-t* et est conçu pour être *CFAR* pour les distributions *GP, K* et *CIG*. Ce détecteur utilise les opérations *STD* et *MAX* après avoir appliqué l'opérateur logarithmique à toutes les cellules de référence y compris la *CST* (Figure.3.1).

Le test statistique pour ce détecteur est donnée par :

$$\log(Z) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} T_2 = \frac{1}{N} std(X)\tau + Max(X) \quad (3.11)$$

Où  $\tau$  est choisi pour atteindre un  $P_{FA}$  désiré. Comme pour le détecteur *MEAN-MAX*, la *PDF* de  $T_2$  est difficile à déduire et le facteur d'échelle  $\tau$  est donc évalué au moyen de simulations de *Monte-Carlo*. Dans la section suivante, nous allons démontrer la propriété *CFAR* de ce détecteur pour les fouillis *GP*, *CIG* et *K*.

### 3.3.3 Détecteur *Var-Mean*

L'algorithme proposé ci-dessous est une extension du détecteur *log-t* et il est conçu pour être *CFAR* pour deux distributions de paramètres. En tant que tel, il sera montré que l'algorithme proposé est *CFAR* pour les distributions *K*, *GP* et *CIG*.

Comme le montre la Figure 3.1, le contenu de la cellule testée est comparé au seuil adaptatif  $T$  pour décider de la présence (Hypothèse  $H_1$ ) ou de l'absence (Hypothèse  $H_0$ ) d'une cible selon le test

$$Z = \begin{matrix} H_1 \\ > \\ < \\ H_0 \end{matrix} T_3 = \frac{\text{var}(X)\tau + \text{Mean}(X)}{N} \quad (3.12)$$

## 3.4 Résultats de simulations et discussions

Afin d'évaluer la performance des systèmes *CFAR* proposés, nous avons simulé  $P_{FA}$  en fonction de  $\tau$  pour différentes valeurs des paramètres des fouillis et pour un certain nombre de passes de Monte Carlo  $n=10^7$ .

### 3.4.1 Analyse de performance du détecteur *Mean-Max* dans le cas homogène

#### 3.4.1.1 Cas du fouillis *GP*

Les Figures 3.2a et 3.2b montrent la variation de la  $P_{FA}$  en fonction de  $\tau$  pour  $\beta=0.5$ , différentes valeurs du paramètre de forme et pour  $N=16$  et  $N=8$  respectivement. Il est clair que  $P_{FA}$  n'est pas maintenue. Maintenant, dans les Figures 3.3a et 3.3b, les mêmes tests ont été effectués pour  $N=4$  et deux valeurs de  $\beta$  ( $\beta=0.5$  et  $\beta=3$ ). Nous observons que les courbes se chevauchent presque indépendamment de la valeur de  $\beta$  et  $\alpha$ . Après plusieurs autres tests, la valeur  $N=4$  fournit la meilleure régulation de fausse alarme.

#### 3.4.1.2 Cas de la distribution *K*

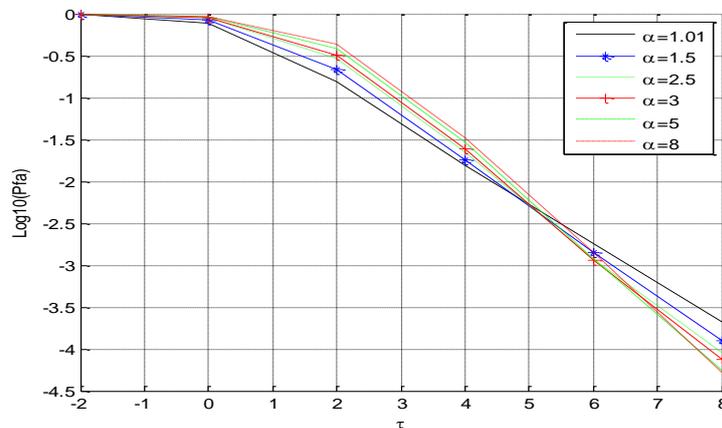
La Figure 3.4a illustre  $P_{FA}$  par rapport à  $\tau$  avec des variations de  $v$  pour un fouillis de distribution  $K$  et le compare à celui du détecteur  $log-t$  (Figure 3.4b). Nous notons que le nouveau processeur proposé est  $CFAR$  pour un paramètre de forme supérieur à 1. Ce résultat est comparable à celui du détecteur  $log-t$  [14].

### 3.4.1.3 Cas de la distribution CIG

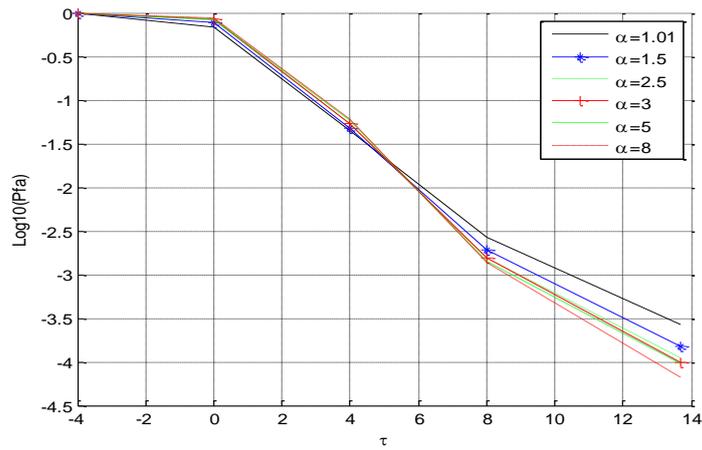
Les Figures 3.5a et 3.5b reprennent le tracé de la Figure 3.3 avec différentes valeurs du paramètre de forme et deux valeurs différentes de la moyenne ( $\mu=1$  et  $\mu=4$ ). Là encore, on observe le même schéma, c'est-à-dire que les courbes se chevauchent presque, ce qui prouve que le détecteur proposé est  $CFAR$  pour ce type de fouillis.

### 3.4.2 Performance de détecteur Mean-Max en présence de cibles interférentes

Le cas de la présence de cibles interférentes est examiné en insérant une et deux cibles dans les cellules de référence avec un  $ICR$  égal à 10 dB pour un fouillis  $GP$ . Pour ce faire, on modifie le détecteur proposé en prenant  $N=6$  et en censurant ensuite les deux échantillons les plus grands. Les Figures 3.6a et 3.6b montrent que le  $P_{FA}$  est maintenu même pour un fouillis très pointu et par conséquent le détecteur proposé conserve sa robustesse.



(a)

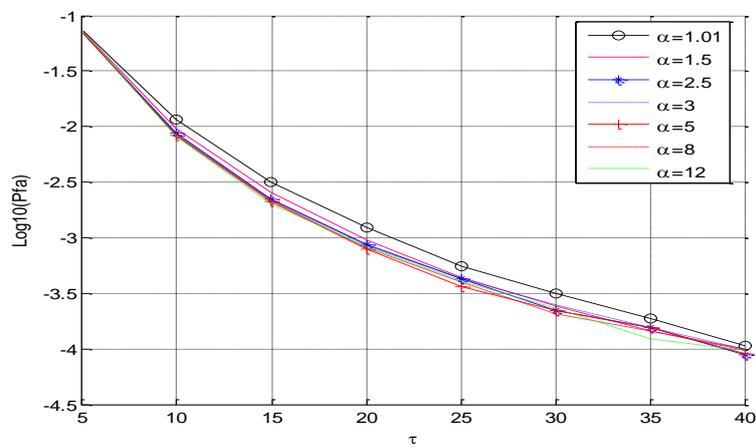


(b)

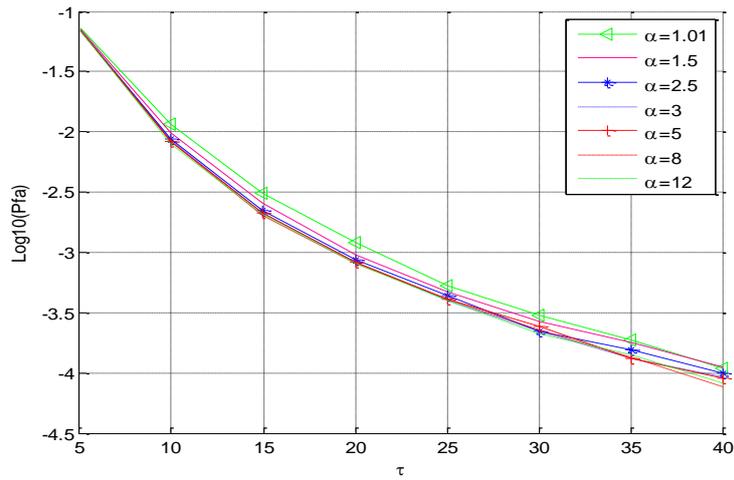
**Figure 3.2**  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  du détecteur *Mean-Max* dans un environnement homogène du fouillis *GP*

(a)  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  pour  $\beta = 0.5$ ,  $N=16$  et  $n=10^7$

(b)  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  pour  $\beta = 0.5$ ,  $N=8$  et  $n=10^7$



(a)

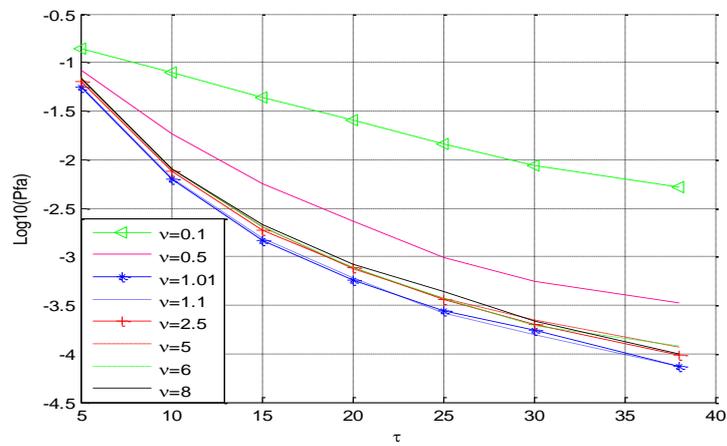


(b)

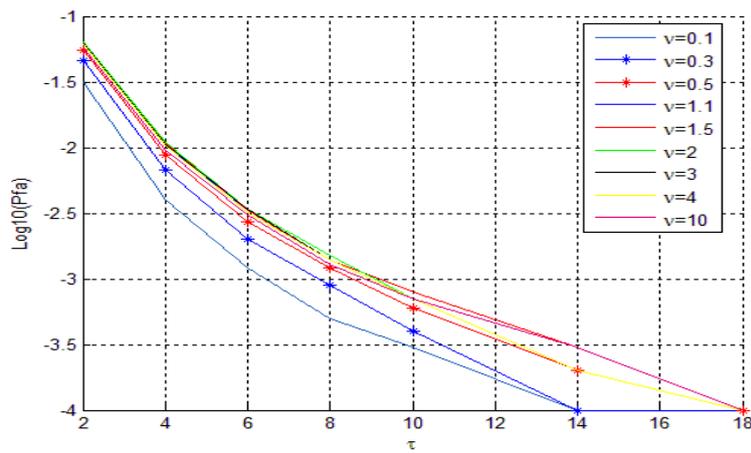
**Figure 3.3**  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  du détecteur *Mean-Max* dans un environnement homogène du fouillis GP pour  $\beta = 3, N=4$  et  $n=10^7$

(a)  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  pour  $\beta = 0.5, N=4$  et  $n=10^7$

(b)  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  pour  $\beta = 3, N=4$  et  $n=10^7$



(a)

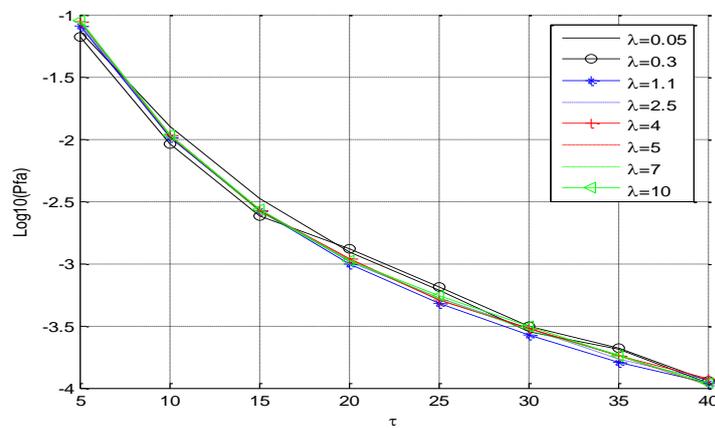


(b)

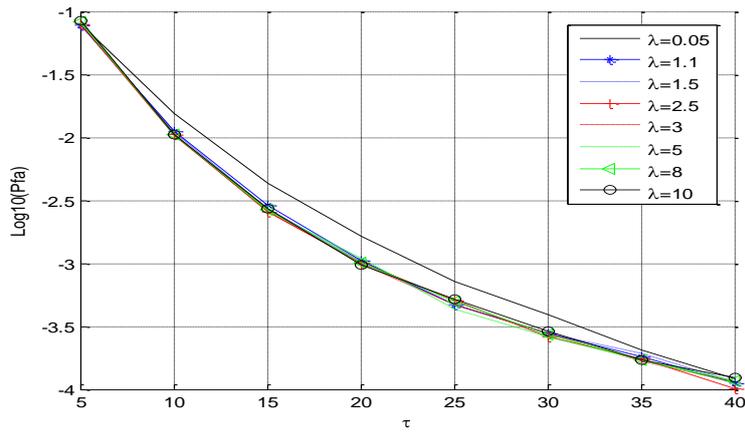
**Figure 3.4**  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  du détecteur *Mean-Max* et *log-t* dans un environnement homogène du fouillis  $K$

(a)  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  pour  $b = 5$ ,  $N=4$  et  $n=10^7$

(b)  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  pour le détecteur *log-t* pour  $\beta=1$ ,  $N=16$  et  $n=10^7$



(a)

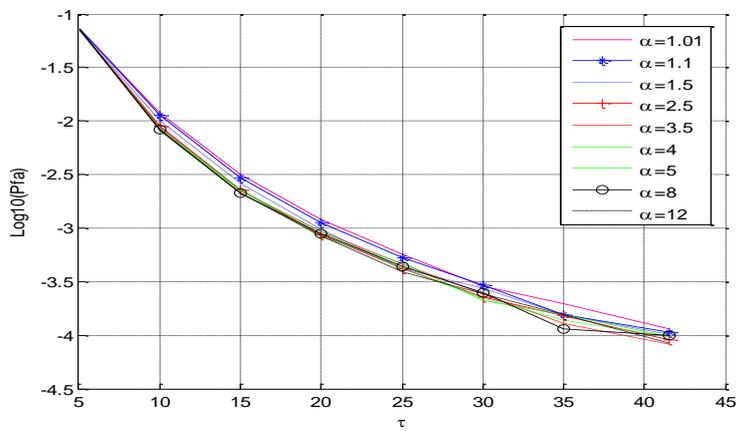


(b)

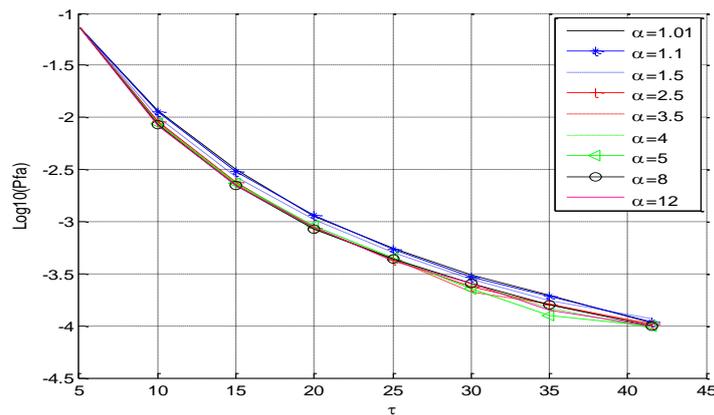
**Figure 3.5**  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  du détecteur *Mean-Max* dans un environnement homogène du fouillis *CIG*

(a)  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  pour  $\mu = 1, N=4$  et  $n=10^7$

(b)  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  pour  $\mu = 4, N=4$  et  $n=10^7$



(a)



(b)

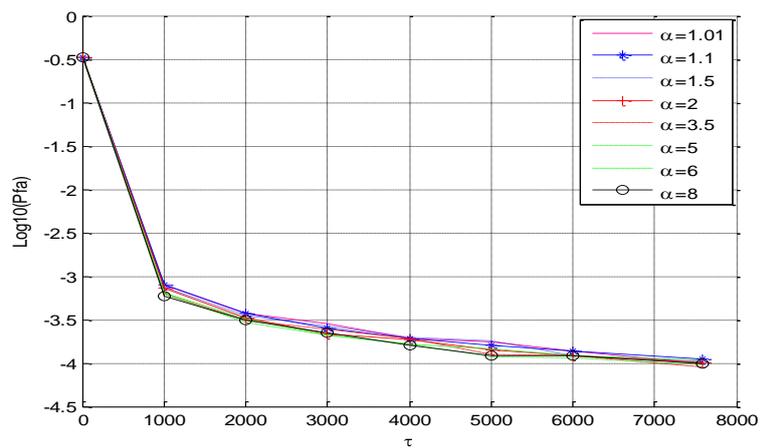
**Figure 3.6**  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  du détecteur *Mean-Max-CFAR* en présence d'une et deux cibles interférentes réparties sur les deux semi-fenêtres dans le fouillis *GP*

(a)  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  pour  $\beta = 3$ ,  $ICR=10db$ ,  $N=4$  et  $n=10^7$ , une cible interférente.

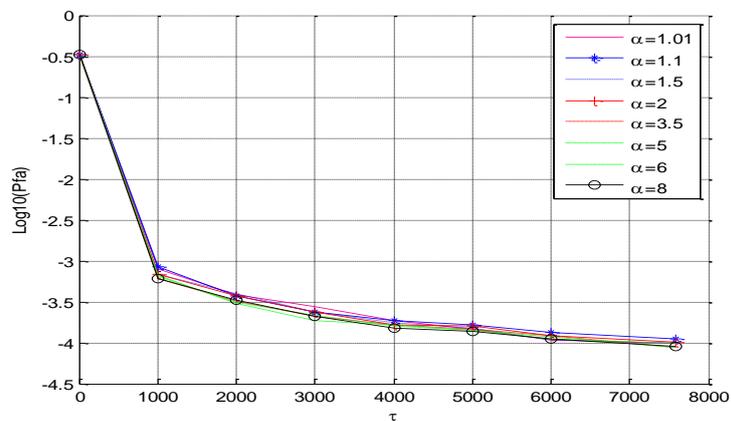
(b)  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  pour  $\beta = 3$ ,  $ICR=10db$ ,  $N=4$  et  $n=10^7$ , deux cibles interférentes.

### 3.4.3 Analyse des performances du détecteur *STD-MAX* dans le cas homogène

Dans cette Section, nous effectuons les mêmes simulations que le détecteur *Mean-Max*. Après plusieurs tests, il a été constaté qu'un nombre de cellules de référence  $N=2$  donne les meilleures performances en termes de régulation de la fausse alarme. Ceci est avantageux pour les applications en temps réel où un nombre réduit d'opérations est nécessaire. Les Figures 3.7 à 3.9 illustrent la variation de  $P_{FA}$  par rapport à  $\tau$  pour les trois distributions du fouillis considérées et pour différentes valeurs de leurs paramètres respectifs. Dans tous les cas, le détecteur proposé est robuste et la  $P_{FA}$  est presque maintenu même dans le cas d'un fouillis pointu.



(a)

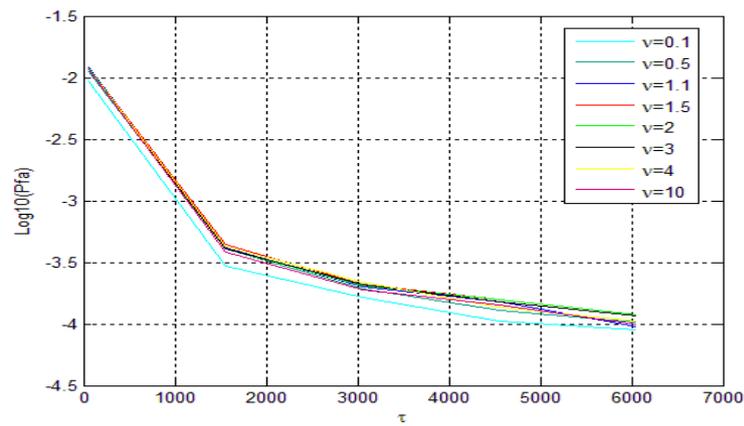


(b)

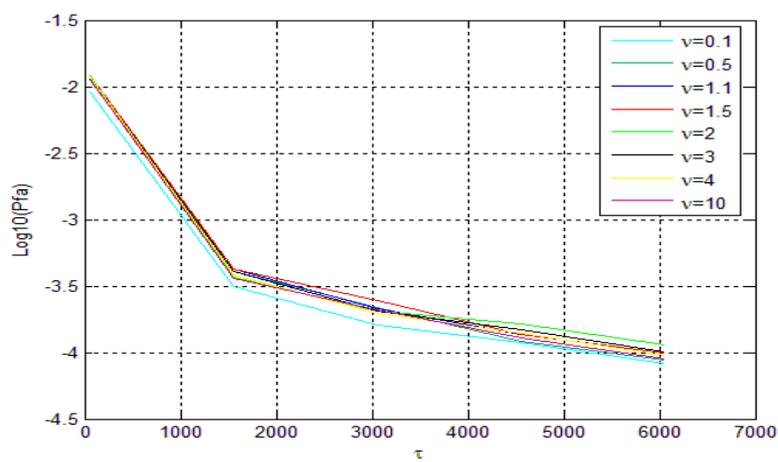
**Figure 3.7**  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  du détecteur *STD-MAX* dans un environnement homogène du fouillis *GP*

(a)  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  pour  $\beta = 1$ ,  $N=2$  et  $n=10^7$

(b)  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  pour  $\beta = 4$ ,  $N=2$  et  $n=10^7$



(a)

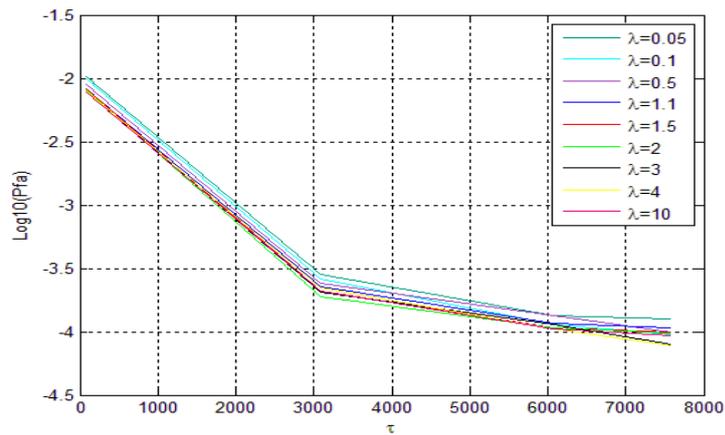


(b)

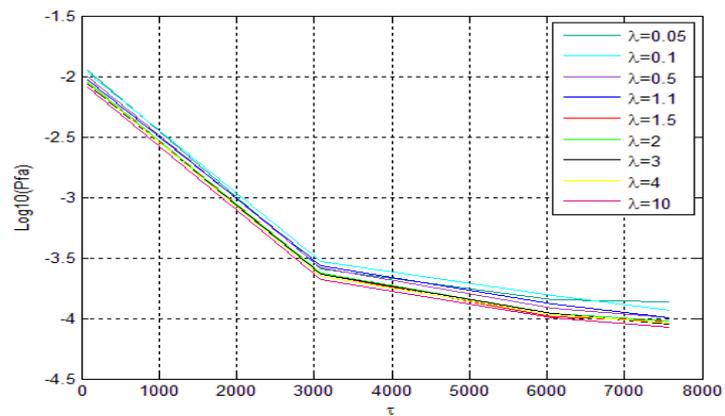
**Figure 3.8**  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  du détecteur *STD-MAX* dans un environnement homogène du fouillis  $K$

(a)  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  pour  $b = 1$ ,  $N=2$  et  $n=10^7$

(b)  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  pour  $b = 4$ ,  $N=2$  et  $n=10^7$



(a)



(b)

**Figure 3.9**  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  du détecteur *STD-MAX* dans un environnement homogène du fouillis *CIG*

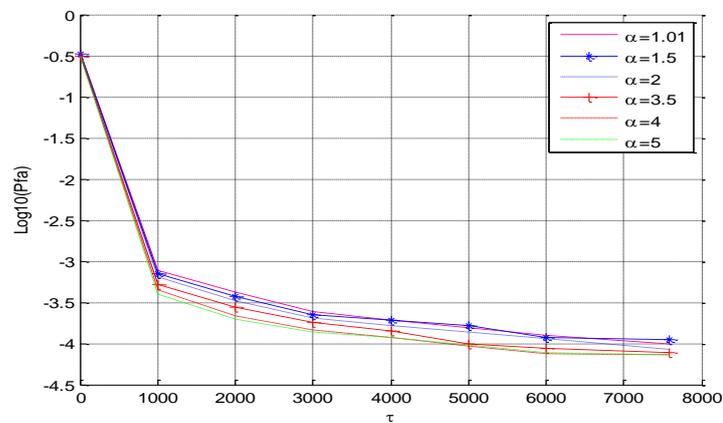
(a)  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  pour  $\mu = 1$ ,  $N=2$  et  $n=10^7$

(b)  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  pour  $\mu = 4$ ,  $N=2$  et  $n=10^7$

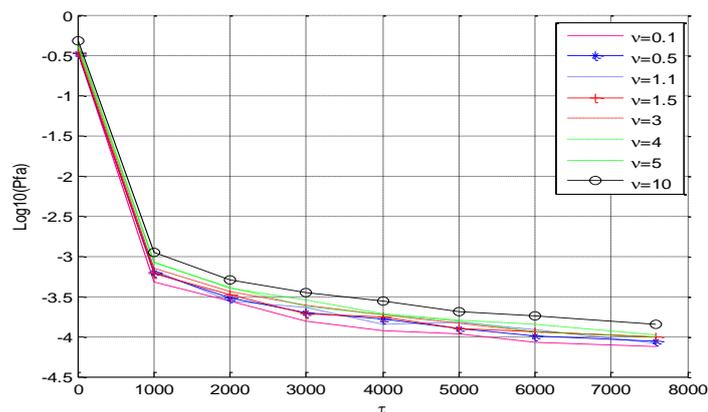
### 3.4.4 Performance de détecteur (*STD-MAX*) en présence de cibles interférentes

Ce détecteur a été également testé en cas de présence d'une ou deux cibles interférentes dans la fenêtre de référence. Pour cela, une légère modification est apportée au détecteur en considérant quatre cellules de référence au lieu de deux. Ensuite, les deux plus grands échantillons sont censurés. Cela signifie que ce détecteur peut traiter jusqu'à deux cibles interférentes. Pour les fouillis *GP* et *K*, le

rapport  $ICR$  est supposé égal à 10 dB. Les Figures 3.10a et 3.10b montrent que la  $P_{FA}$  est maintenue constante même pour un fouillis très pointu et par conséquent le détecteur proposé conserve sa robustesse dans un fouillis non homogène.



(a)



(b)

**Figure 3.10**  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  du détecteur  $STD-MAX-CFAR$  en présence d'une cible interférente dans les distributions  $GP$  et  $K$

- (a)  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  pour  $\beta = 3$ ,  $ICR=10db$ ,  $N=4$  et  $n=10^7$ , une cible interférente dans un environnement de distribution  $GP$ .
- (b)  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  pour  $b = 3$ ,  $ICR=10db$ ,  $N=4$  et  $n=10^7$ , deux cible interférente dans un environnement de distribution  $K$ .

### 3.4.5 Analyse des performances du détecteur *Var-Mean* dans le cas homogène

#### 3.4.5.1 Distribution des *GP*

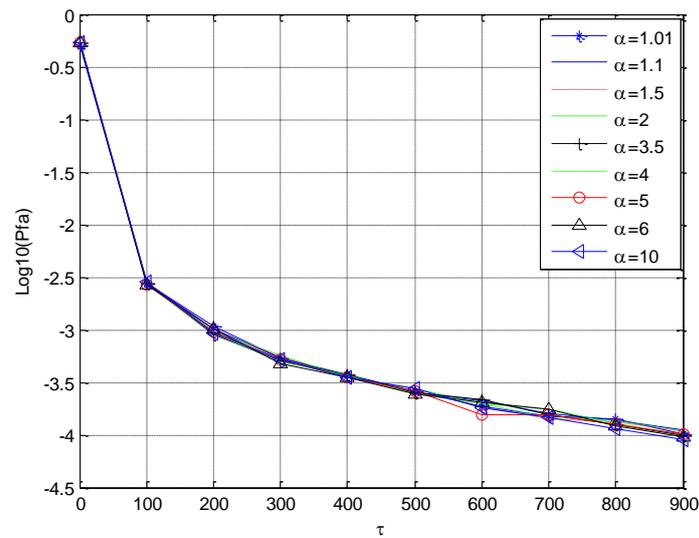
Les courbes des Figures 3.2 et 3.3 montrent la variation de la  $P_{FA}$  en fonction de  $\tau$  pour  $\beta=1$ , et  $\beta=3$ , différentes valeurs du paramètre de forme, un nombre de passages  $n=10^7$  et un nombre de cellules de référence  $N=8$  et  $N=4$  respectivement. On observe que les courbes se chevauchent presque quelle que soit la valeur de  $\beta$  et  $\alpha$ . Après plusieurs autres tests, la valeur  $N=4$  offre la meilleure performance pour la régulation de la fausse alarme. Les mêmes tests ont également été effectués pour les distributions *K* et *CIG* et les meilleurs résultats ont également été obtenus pour  $N=4$ .

#### 3.4.5.2 Distribution *K*

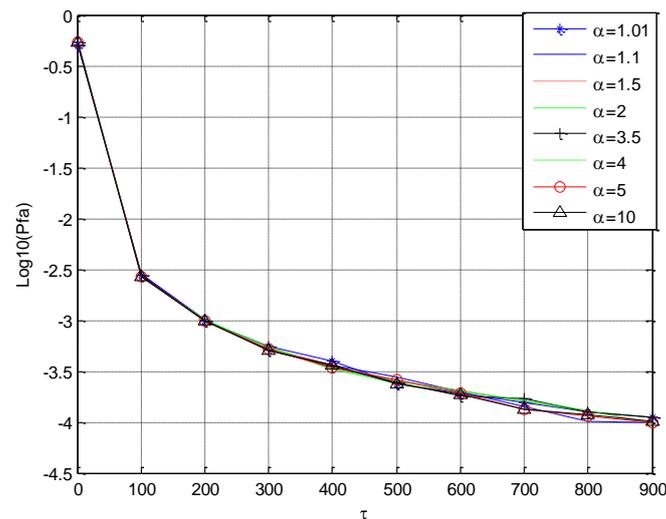
La Figure 3.4a représente la  $P_{FA}$  par rapport à  $\tau$  avec une variation de  $v$  pour un fouillis distribué selon *K* ( $b=1$ ) et le compare à celui du détecteur *log-t* (Figure 3.4b). On note que le nouveau processeur proposé est *CFAR* pour un paramètre de forme supérieur à 1. Ce résultat est comparable à celui du détecteur *log-t* [14].

#### 3.4.5.3 Distribution de la *CIG*

Les Figures 3.5a et 3.5b répètent les tracés de la Figure 3.3 avec des valeurs différentes du paramètre de forme et deux valeurs différentes de la moyenne ( $\mu=1$  et  $\mu=3$ ). Là encore, on observe le même scénario, c'est-à-dire que les courbes se chevauchent presque, ce qui prouve que le détecteur proposé est le *CFAR* pour ce type de fouillis.



(a)

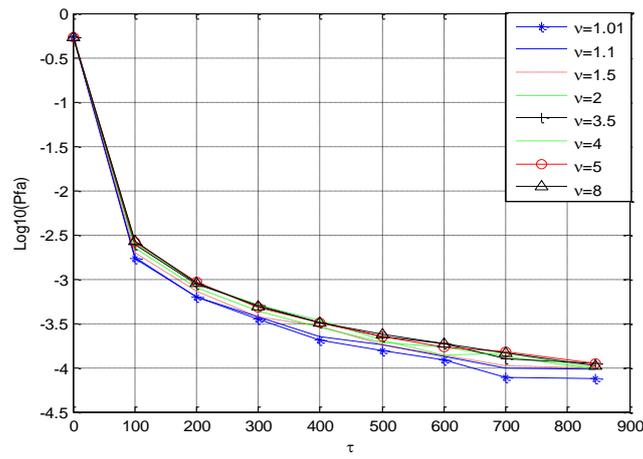


(b)

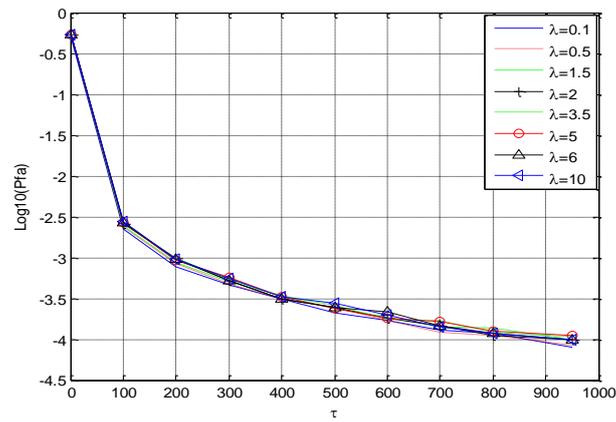
**Figure 3.11**  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  du détecteur *Var-Mean* dans un environnement homogène du fouillis *GP*

(a)  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  pour  $\beta = 1, N=4$  et  $n=10^7$

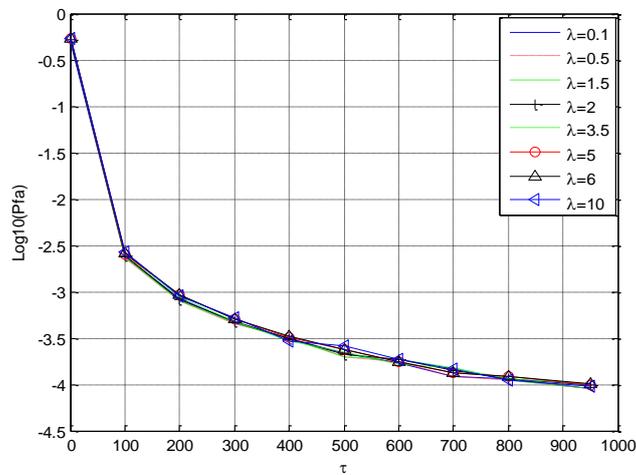
(b)  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  pour  $\beta = 3, N=4$  et  $n=10^7$



**Figure 3.12**  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  du détecteur *Var-Mean* dans un environnement homogène du fouillis  $K$  pour  $b = 1$ ,  $N = 4$  et  $n = 10^7$



(a)



(b)

**Figure 3.13**  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  du détecteur *Var-Mean* dans un environnement homogène du fouillis *CIG*

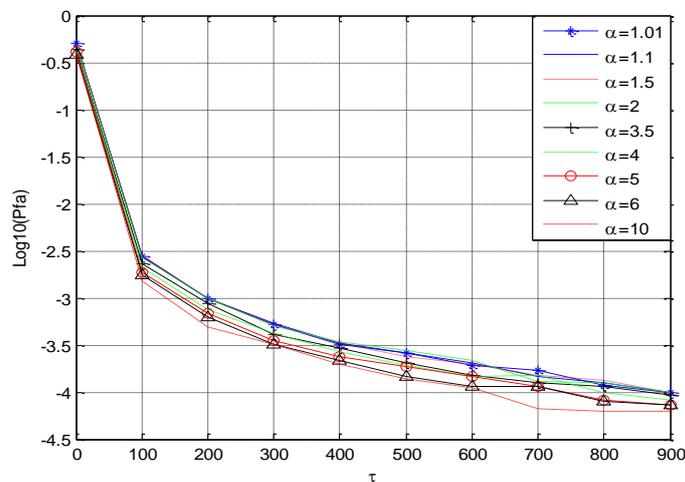
(a)  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  pour  $\mu = 1, N=4$  et  $n=10^7$

(b)  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  pour  $\mu = 3, N=4$  et  $n=10^7$

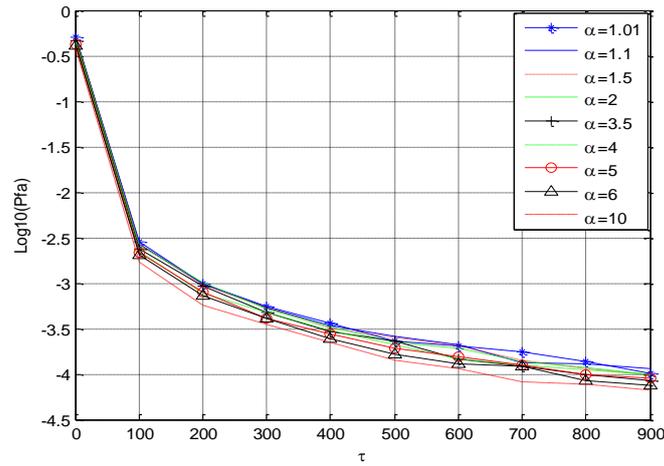
### 3.4.6 Performance en présence de cibles interférentes

Le cas de la présence de cibles interférentes est étudié en injectant une cible dans les cellules de référence avec un *ICR* égal à 10 dB pour un fouillis *GP K* et *CIG*. Pour cela, le détecteur proposé est modifié en prenant  $N=5$  et en censurant ensuite l'échantillon le plus important.

Les Figures (3.6, 3.7 et 3.8) montrent que le  $P_{FA}$  est maintenu même pour un fouillis très pointu et que, par conséquent, le détecteur proposé conserve sa robustesse.



(a)

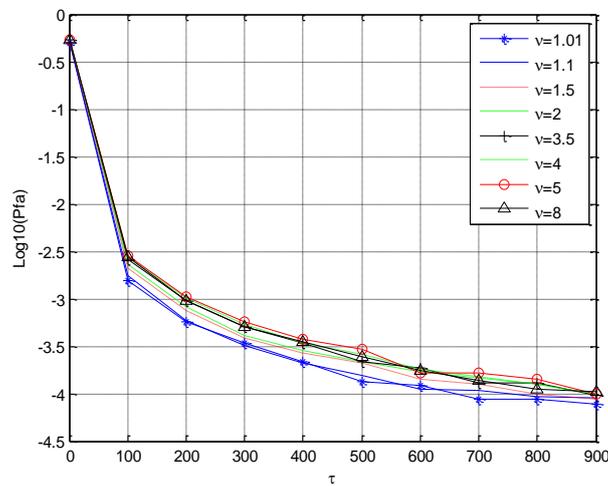


(b)

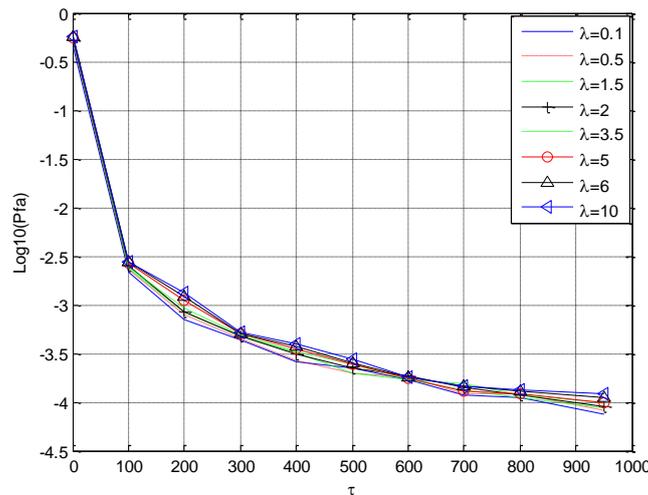
**Figure 3.14**  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  du détecteur *Var-Mean* en présence d'une cible interférente dans le fouillis *GP*

(a)  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  pour  $\beta = 1, N=5$  et  $n=10^7$

(b)  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  pour  $\beta = 3, N=5$  et  $n=10^7$



**Figure 3.15**  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  du détecteur *Var-Mean* en présence d'une cible interférente dans un environnement de distribution  $K$  pour  $b=1, N=5$  et  $n=10^7$

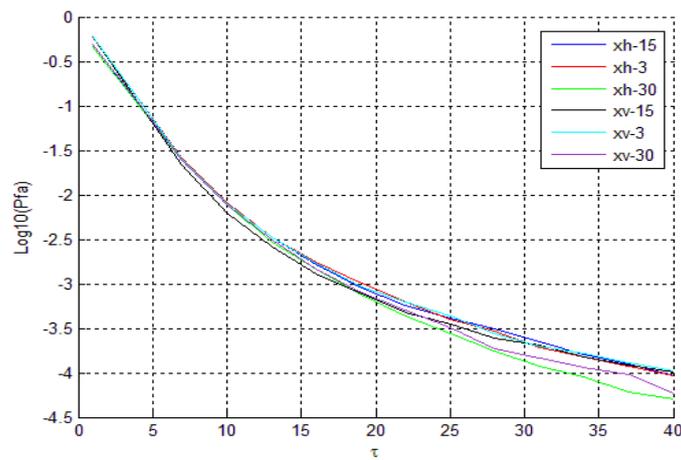


**Figure 3.16**  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  du détecteur *Var-Mean* en présence d'une cible interférente dans le fouillis *CIG* pour  $\mu = 3$ ,  $N=5$  et  $n=10^7$

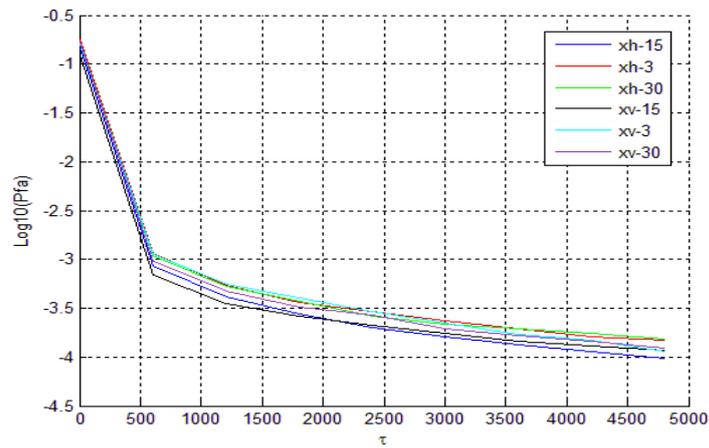
### 3.5 Évaluation des performances à l'aide de données *IPIX*

Pour confirmer la robustesse des détecteurs proposés, les données réelles des mesures entièrement polarimétriques du radar *IPIX* de l'Université McMaster ([http:// Soma.crl.McMaster.ca/ipix/](http://Soma.crl.McMaster.ca/ipix/)) sont appliquées afin d'analyser la régulation de la  $P_{FA}$ . Le radar *IPIX* est un radar expérimental de classe instrumentation qui a débuté en 1984. Il s'agit d'un radar à bande X cohérent et polarimétrique avec 60000 balayages par cellule [14,94, 104].

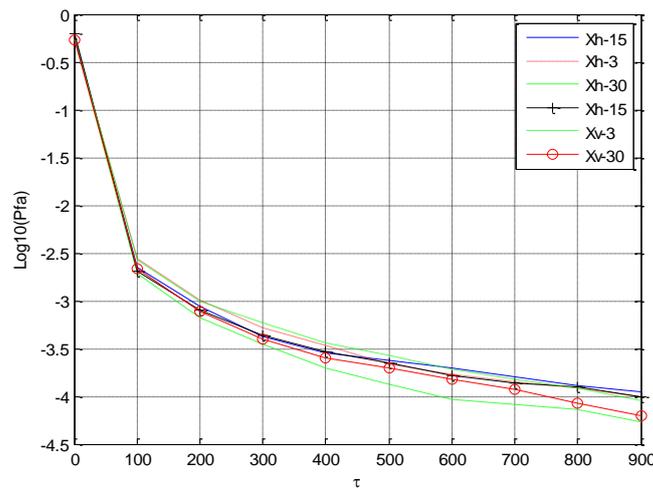
L'étude a porté sur les trois résolutions de portée disponibles dans la base de données (3m, 15m et 30m) ainsi que sur les polarisations horizontale et verticale. Les Figures (3.17 ,3.18 et 3.19) montrent la variation de la  $P_{FA}$  en fonction de  $\tau$ . De toute évidence, les deux détecteurs conservent à peu près la même valeur de  $P_{FA}$ , à l'exception de petites valeurs de  $P_{FA}$  pour lesquelles un plus grand nombre d'échantillons est nécessaire pour une meilleure précision.



**Figure 3.17**  $P_{FA}$  en fonction de facteurs scalaire  $\tau$  en utilisant les données *IPIX* pour le détecteur *Mean-Max* avec,  $N=2$  et  $n=10^7$



**Figure3.18**  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  en utilisant les données *IPIX* pour le détecteur *STD-MAX* avec ,  $N=2$  et  $n=10^7$



**Figure 3.19**  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  en utilisant les données *IPIX* pour le détecteur *Var-Mean* avec ,  $N=4$  et  $n=10^7$

### 3.6 Conclusion

Dans le cadre de la détection non cohérente, trois nouveaux détecteurs non paramétriques ont été proposés, à savoir les détecteurs *Mean-Max*, *STD-MAX* et *Var-Mean*. Les trois algorithmes *CFAR* ont été testés pour des modèles de fouillis *CG*. Ce travail prouve que les nouveaux détecteurs non paramétriques proposés atteignent la propriété *CFAR* pour les distributions *GP*, *CIG* et *K* sauf pour le détecteur *Mean-Max* dans le clutter *K* où la propriété *CFAR* est atteinte pour un paramètre de forme supérieur à 1 ( $b > 1$ ). La propriété *CFAR* a été prouvée à l'aide de simulations puisqu'il est difficile de la prouver analytiquement. De plus, ces deux détecteurs ont l'avantage d'utiliser un nombre réduit de données secondaires pour effectuer le test de décision ce qui permet leur mise en œuvre pour le traitement en ligne. Nous avons également montré que ces trois détecteurs conservent leur robustesse lorsqu'ils traitent des données réelles.

# *Détecteur CFAR à maximum de vraisemblance censuré dans un fouillis de distribution Gamma*

## *Résumé*

*Dans la détection des signaux radar, les algorithmes CFAR sont construits pour surmonter l'augmentation de la probabilité de fausse alarme due à la présence de retours non stationnaires. Pour le fouillis Gamma avec un paramètre de forme connu, le détecteur CFAR à maximum de vraisemblance censuré est présenté dans ce chapitre. La règle de décision du détecteur CMLE-CFAR proposé est donnée en termes d'estimations ML du paramètre d'échelle. Sur la base de la simulation de Monte-Carlo, les performances de détection du détecteur CMLE-CFAR sont comparées aux algorithmes CA-CFAR, ML-CFAR et OS-CFAR existants. En présence de cibles interférentes, il est démontré qu'il y a une amélioration de la probabilité de détection si l'algorithme CMLE-CFAR proposé est utilisé.*

## **Sommaire du chapitre**

5. 1 Introduction.....	1
5. 2 Formulation du problème.....	2
5. 3 Détecteurs CFAR.....	3
5. 4 Évaluation de la détection.....	4
5. 5 Conclusion.....	5

## 5.1 INTRODUCTION

Les détecteurs *CFAR* à seuils adaptatifs jouent un rôle important dans la détection des cibles radar en présence de valeurs aberrantes présentes dans un environnement [108, 8]. L'objectif est de maintenir la probabilité de fausse alarme à la valeur souhaitée et de maximiser la probabilité de détection. Cela se produit lorsque la règle de décision ou le test statistique est formée en termes de statistiques des données du fouillis [114, 115]. La distribution Gamma caractérise avec succès le fouillis maritime en bande *X* pour les modèles maritimes à faible angle rasant et à différentes résolutions de portée, grâce à la simplicité de l'estimation de ses paramètres et à sa *PDF* [45]. La grande précision de la modélisation et l'estimation efficace des paramètres de la distribution Gamma ont été étudiées dans [43, 116]. Dans certaines applications de la détection *CFAR*, les auteurs dans [31,32] ont prouvé que les algorithmes *CA-CFAR*, *OS-CFAR* et *GO-CFAR* sont des détecteurs performants pour le fouillis gaussien homogène et hétérogène. En premier lieu, Finn et Johnson ont introduit l'idée d'utiliser des cellules de référence pour obtenir une mesure du niveau du fouillis qui est ensuite ajustée et utilisée pour maintenir le taux de fausses alarmes dans les processus de détection radar. Ils ont également proposé un détecteur automatique qui maintient un taux de fausses alarmes constant dans un fouillis Rayleigh et ont proposé l'utilisation des cellules de référence du canal pour estimer en temps réel le niveau du fouillis afin de maintenir une adaptation du seuil de décision [31, 117]. Cette approche a ensuite été systématiquement développée pour d'autres types d'environnement. Récemment, Zhou *et al* ont proposé dans [45] un nouvel algorithme utilisant la méthode d'estimation du maximum de vraisemblance si le paramètre de forme est connu a priori. Ce détecteur maintient la propriété *CFAR* dans un fouillis homogène par rapport au paramètre d'échelle de la distribution Gamma.

Ce chapitre traite l'évaluation des performances d'un nouveau récepteur radar basé sur l'estimation par la *CML* du paramètre d'échelle du fouillis Gamma avec un paramètre de forme connu. La performance de détection est analysée dans un fouillis homogène et non homogène causé par la présence des cibles interférentes.

Le reste du chapitre est structuré de la manière suivante. Dans la deuxième section, nous présentons une brève description de la distribution Gamma, sa *CDF* et de la

méthode *CMLE* des paramètres d'échelle et de forme. Dans la troisième section, nous décrivons trois détecteurs *CFAR* classiques, à savoir les détecteurs *CA-CFAR*, *OS-CFAR* et *ML-CFAR*. Dans la quatrième section, nous analysons et comparons les performances des algorithmes *CFAR* sous-jacents en utilisant des échantillons synthétiques distribués selon Gamma. Enfin, des conclusions sont tirées dans la cinquième section.

## 5.2 Formulation du problème

Lorsque les statistiques de l'environnement sont supposées obéir à la distribution Gamma, avec le paramètre d'échelle  $b > 0$  et le paramètre de forme  $\alpha > 0$ , la *PDF* pour la variable d'intensité,  $X$  est donnée par [45]

$$f(x; \alpha, b) = \frac{b^{-\alpha} x^{\alpha-1}}{\Gamma(\alpha)} \exp(-x/b) \quad (5.1)$$

où  $\Gamma(\cdot)$  est la fonction Gamma. La *CDF* est donnée par

$$F(x; \alpha, b) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \gamma(x/b, \alpha) \quad (5.2)$$

où  $\gamma(x, \alpha) = \int_0^x t^{\alpha-1} e^{-t} dt$  est la fonction Gamma incomplète inférieure. Les moments d'ordre  $k$  sont donnés par

$$\langle x^k \rangle = \frac{b^k}{\Gamma(\alpha)} \Gamma(\alpha + k) \quad (5.3)$$

### 5.2.1 La méthode *MLE*

La densité conjointe commune de  $N$  observations distribuées selon Gamma est

$$f(x_1, x_2, \dots, x_N | \alpha, b) = \frac{b^{-N\alpha}}{\Gamma(\alpha)^N} e^{-\frac{1}{b} \sum_{i=1}^N x_i} \prod_{i=1}^N x_i^{\alpha-1} \quad (5.4)$$

La fonction logarithmique de (5.4) est donnée par

$$L_r = -N\alpha \ln b - \frac{1}{b} \sum_{i=1}^N x_i + (\alpha - 1) \sum_{i=1}^N \ln(x_i) - N \ln(\Gamma(\alpha)) \quad (5.5)$$

Les dérivés partielles de (5.5) par rapport à  $\alpha$  et  $b$  sont données par

$$\begin{cases} \frac{\partial L_r}{\partial \alpha} = -N \ln b + \sum_{i=1}^N \ln(x_i) - N\psi(\alpha) = 0 \\ \frac{\partial L_r}{\partial b} = -\frac{N\alpha}{b} + \frac{1}{b^2} \sum_{i=1}^N x_i = 0 \end{cases} \quad (5.6)$$

à partir de (5.6), la méthode *MLE* est exécutée pour trouver  $\hat{\alpha}$  et  $\hat{b}$  et obtenue directement en termes  $\hat{\alpha}$  de

$$\begin{cases} -N \ln \left( \frac{\sum_{i=1}^N x_i}{N\hat{\alpha}} \right) + \sum_{i=1}^N \ln(x_i) - N\psi(\hat{\alpha}) = 0 \\ \hat{b} = \frac{\sum_{i=1}^N x_i}{N\hat{\alpha}} \end{cases} \quad (5.7)$$

### 5. 2. 2 La méthode *MLE* à partir d'échantillons censurés

Si  $X_{(r+1)} < X_{(r+2)} < \dots < X_{(m)}$  sont des valeurs ordonnées possible de  $X$ , la fonction de vraisemblance correspondante est

$$L_r = \frac{n!}{r!(n-m)!} \{F(x_{(r)}; \alpha, b)\}^r f(x_{(m)}; \alpha, b) \{1 - F(x_{(m)}; \alpha, b)\}^{n-m} \prod_{i=r+1}^m f(x_{(i)}; \alpha, b) \quad (5.8)$$

Le logarithme naturel de la densité conjointe des statistiques d'ordre  $(m-r)$  de taille  $N$  est donné par

$$\begin{aligned} \ln L_r = & \ln n! - \ln(n-m)! - \ln r! - n \ln \Gamma(\alpha) - (m-r)\alpha \ln b + (\alpha - 1) \sum_{i=r}^m \ln x_{(i)} - \frac{1}{b} \sum_{i=r}^m x_{(i)} \\ & + (n-m) \ln [\Gamma(\alpha) - \gamma(x_{(m)}/b, \alpha)] + r \ln [\gamma(x_{(r+1)}/b, \alpha)] \end{aligned} \quad (5.9)$$

en utilisant  $\frac{\partial \gamma(x/b, \alpha)}{\partial b} = b^{-\alpha-1} x^\alpha e^{-x/b}$ , les équations du maximum de vraisemblance sont obtenues en égalisant à zéro les dérivées partielles de  $L_r$  par rapport à chacun des deux paramètres.

$$\begin{cases} \frac{\partial \ln L_r}{\partial b} = -\frac{(m-r)\alpha}{b} + \frac{1}{b^2} \sum_{i=r+1}^m x_{(i)} + \frac{(N-m)b^{-\alpha-1} x_{(m)}^\alpha e^{-x_{(m)}/b}}{\Gamma(\alpha) - \gamma(x_{(k)}/b, \alpha)} - r \frac{b^{-\alpha-1} (x_{(r+1)})^\alpha e^{-x_{(r+1)}/b}}{\gamma(x_{(r+1)}/b, \alpha)} = 0 \\ \frac{\partial \ln L_r}{\partial \alpha} = -(m-r) \ln b + \sum_{i=r+1}^m \ln x_{(i)} - N \frac{\Gamma'(\alpha)}{\Gamma(\alpha)} + (n-m) \frac{\Gamma'(\alpha) - \Gamma'_{x_{(m)}/b}(\alpha)}{\Gamma(\alpha) - \Gamma_{x_{(m)}/b}(\alpha)} + r \frac{\Gamma'_{x_{(r+1)}/b}(\alpha)}{\Gamma_{x_{(r+1)}/b}(\alpha)} = 0 \end{cases} \quad (5.10)$$

quand  $\alpha$  est connu *a priori*,  $\hat{b}$  est obtenu à partir des statistiques d'ordre  $r+1$  à  $m$  en utilisant des méthodes numériques.

$$-\frac{(m-r)\alpha}{\hat{b}} + \frac{1}{\hat{b}^2} \sum_{i=r+1}^m x_{(i)} + \frac{(N-m)x_{(m)}^\alpha e^{-x_{(m)}/\hat{b}} \hat{b}^{-\alpha-1}}{\Gamma(\alpha) - \gamma(x_{(k)}/\hat{b}, \alpha)} - r \frac{(x_{(r+1)})^\alpha e^{-x_{(r+1)}/\hat{b}} \hat{b}^{-\alpha-1}}{\gamma(x_{(r+1)}/\hat{b}, \alpha)} = 0 \quad (5.11)$$

### 5.3 Détecteurs CFAR

Dans cette section, nous présentons les tests statistiques des détecteurs CFAR existants pour un fouillis Gamma avec un paramètre de forme connu [45].

#### 5.3.1 Algorithme CA-CFAR

La règle de décision correspondante de cet algorithme est la suivante

$$X_0 \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \tau \sum_{i=1}^N x_i \quad \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} \quad (5.12)$$

La PDF de la variable aléatoire,  $Q = x_1 + x_2 + \dots + x_N$  est

$$f_q(q) = \frac{b^{-N\alpha} q^{N\alpha-1}}{\Gamma(N\alpha)} e^{-q/b} \quad (5.13)$$

la  $P_{FA}$  est donnée par [118].

$$P_{FA} = \int_0^{\infty} [1 - \gamma(\tau q/b, \alpha)] \frac{b^{-N\alpha} q^{N\alpha-1}}{\Gamma(N\alpha)} e^{-q/b} dq \quad (5.14)$$

en fixant  $z = q/b$ ,

$$P_{FA} = \int_0^{\infty} [1 - \gamma(z\tau, \alpha)] \frac{z^{N\alpha-1}}{\Gamma(N\alpha)} e^{-z} dz \quad (5.15)$$

### 5. 3. 2 Algorithme *ML-CFAR*

Dans ce cas, la règle de décision est donnée par [45]

$$\begin{array}{c} H_1 \\ > \\ X_0 > \hat{\tau b} \\ < \\ H_0 \end{array} \quad (5.16)$$

Si l'estimation *ML* de  $b$  est

$$\hat{b} = \frac{\sum_{i=1}^N x_i}{N\alpha} \quad (5.17)$$

La *PDF* de  $q = \hat{b}$  sera

$$f_q(q) = \left(\frac{N\alpha}{b}\right)^{N\alpha} \frac{q^{N\alpha-1}}{\Gamma(N\alpha)} e^{-N\alpha q/b} \quad (5.18)$$

La  $P_{FA}$  est donnée par [45]

$$P_{FA} = \int_0^{\infty} [1 - \gamma(\tau q/b, \alpha)] \left(\frac{N\alpha}{b}\right)^{N\alpha} \frac{q^{N\alpha-1}}{\Gamma(N\alpha)} e^{-N\alpha q/b} dq \quad (5.19)$$

en fixant  $z = N\alpha q/b$ , la  $P_{FA}$  devient

$$P_{FA} = \int_0^{\infty} [1 - \gamma(z\tau / N\alpha, \alpha)] \frac{z^{N\alpha-1} q^{N\alpha-1}}{\Gamma(N\alpha)} e^{-z} dz \quad (5.20)$$

### 5. 3. 3. Algorithme OS-CFAR

L'algorithme OS-CFAR fournit la règle de décision suivante [118]

$$X_0 \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \tau X_{(k)} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} \quad (5.21)$$

où le  $k^{\text{ème}}$  ordre du CRP utilisé est  $3N/4$ .

$$P_{FA} = \int_0^{\infty} k \binom{2N}{k} \left[ 1 - \frac{\gamma(\alpha, bX)}{\Gamma(\alpha)} \right]^{2N-k} \left[ \frac{\gamma(\alpha, bX)}{\Gamma(\alpha)} \right]^{k-1} \frac{b^\alpha}{\Gamma(\alpha)} X^{\alpha-1} e^{-bX} \left( 1 - \frac{\gamma(\alpha, bX\tau)}{\Gamma(\alpha)} \right) dX \quad (5.22)$$

Notez que le détecteur CMLE-CFAR proposé utilise la statistique de (5.17), mais les estimations de  $b$  sont obtenues à partir de (5.11).

## 5. 4. Évaluations de la détection

Pour évaluer les performances des détecteurs CFAR cités précédemment, on considère un nombre d'itérations de Monte Carlo,  $n = 10^5$  et une  $P_{FA} = 10^{-3}$ . Pour une longueur finie de la CRP,  $N$  est fixé à 32 et une série de statistiques de variables aléatoires ordonnées,  $X_{(1)} < X_{(2)} < \dots < X_{(N)}$  tirées du fouillis distribué selon Gamma est ensuite obtenue pour estimer le paramètre d'échelle en utilisant (5.7). Le paramètre de forme  $\alpha$  est fixé à 0.5 avec  $b = \frac{1}{\alpha}$ . Dans la détection CMLE-CFAR, nous considérons que  $r = 6$  et  $m = 23$  dans (5.11), car ces valeurs sont les plus performantes dans le cas d'un fouillis homogène. Avant d'analyser les performances de détection des algorithmes CFAR, le facteur d'échelle,  $\tau$  doit d'abord être calculé comme indiqué dans le Tableau 5.1. Le détecteur idéal est inclus pour permettre l'évaluation des pertes de détection, avec un seuil fixe donné en termes d'inverse de la fonction Gamma incomplète

$$T = b(\text{gammaincinv}(1 - P_{FA}, \alpha)) \quad (5.23)$$

La Figure 5.1 présente les valeurs de  $P_D$  en fonction du  $SCR$  pour  $\alpha = 0,5$ . Pour un  $SCR$  donné, on observe les résultats du détecteur  $CML-CFAR$  par rapport à ceux obtenus par les détecteurs  $ML-CFAR$ ,  $CA-CFAR$  et  $OS-CFAR$ . De plus, à partir des courbes de la Figure 5.1, on peut observer que les résultats donnés par les détecteurs  $CA-CFAR$  et  $ML-CFAR$  fournissent les performances de détection les plus élevées, car le fouillis présente des caractéristiques homogènes (absence de valeurs aberrantes).

D'après les courbes des Figures 5.2 – 5.4, on peut observer que le détecteur  $CML-CFAR$  donne les meilleures performances. Ici, la non homogénéité du fouillis est causée par l'insertion d'une, deux et trois cibles interférentes avec un rapport interférence-clutter,  $ICR = 20\text{dB}$ . Ces améliorations sont dues à l'utilisation de plusieurs échantillons ordonnés ( $m-r$ ), ce qui permet d'obtenir une meilleure estimation du paramètre d'échelle. Cela rend le détecteur  $CMLE-CFAR$  plus robuste que le détecteur  $OS-CFAR$  qui n'utilise qu'une seule statistique ordonnée. Notez que le temps d'exécution de (5.11) est supérieur à l'estimateur de (5.7). Ainsi, l'inconvénient de l'algorithme  $CMLE-CFAR$  réside dans les exigences de calcul lors de l'estimation du paramètre d'échelle de la distribution Gamma.

**Tableau 5.1** Facteurs scalaire  $\tau$  correspondant aux détecteurs  $CA-$ ,  $ML-$ ,  $OS-$  et  $CML-CFAR$  pour  $N = 32$  et  $P_{FA} = 10^{-3}$

Détecteur	$CA-CFAR$	$ML-CFAR$	$OS-CFAR$	$CML-CFAR$
$\tau$	0.4099	6.5587	11.2	6.83

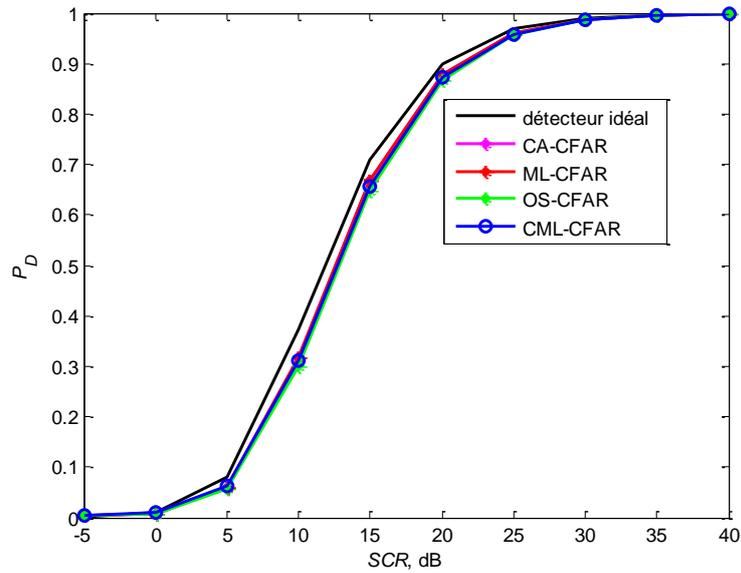


Figure 5.1  $P_D$  des détecteurs  $ML$ ,  $OS$ ,  $CA$  et  $CML$  dans un environnement homogène pour  $\alpha = 0.5$ ,  $b = 1/\alpha$ ,  $N = 32$  et  $P_{FA} = 10^{-3}$

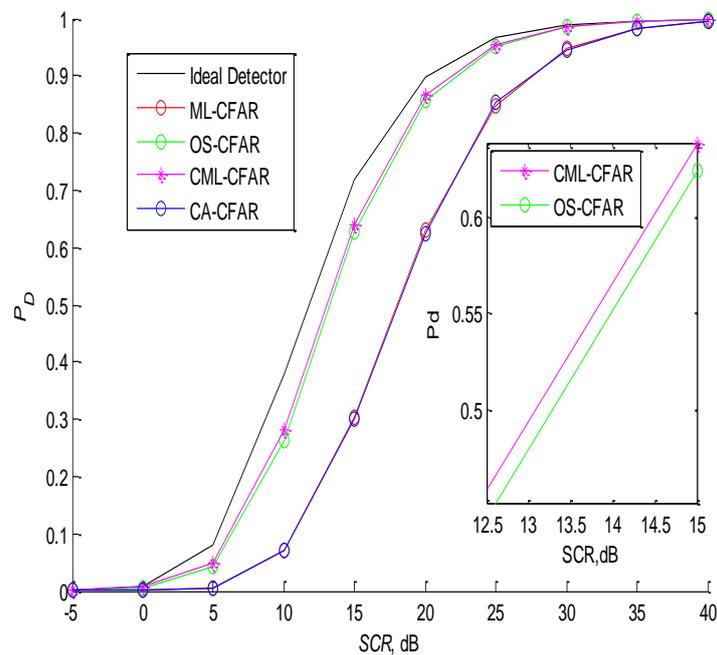
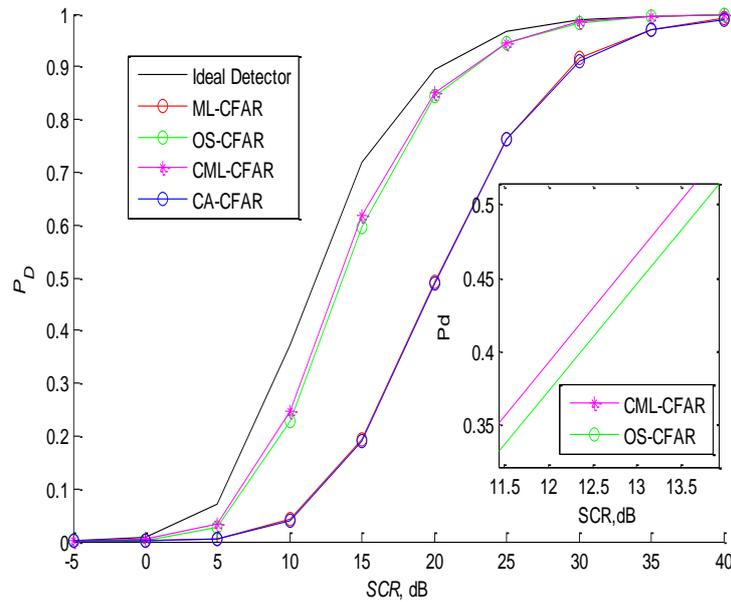
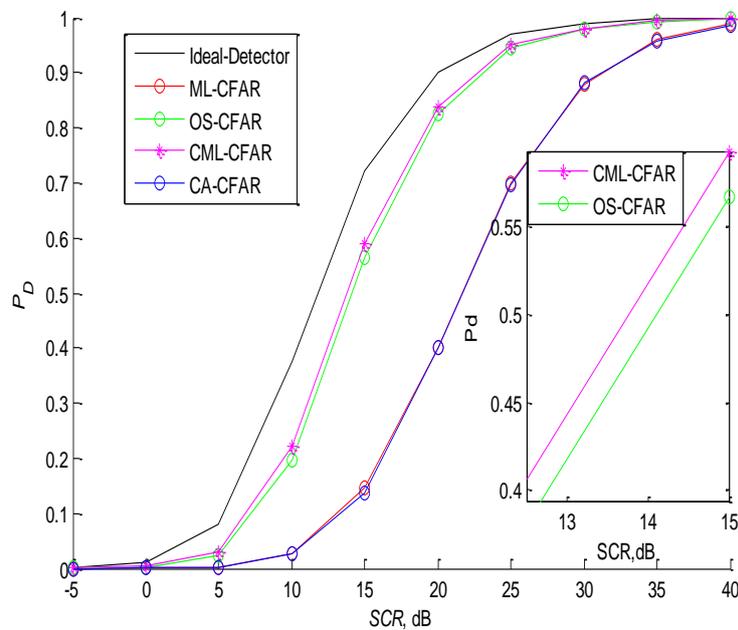


Figure 5.2  $P_D$  des détecteurs  $ML$ ,  $OS$ ,  $CA$  et  $CML$  en présence d'une cible interférente pour  $ICR = 20$  dB,  $\alpha = 0.5$ ,  $b = 1/\alpha$ ,  $N = 32$  et  $P_{FA} = 10^{-3}$



**Figure 5.3**  $P_D$  des détecteurs *ML*, *OS*, *CA* et *CML* en présence de deux cibles interférentes réparties sur les deux semi-fenêtres pour  $ICR = 20 \text{ dB}$ ,  $\alpha = 0.5$ ,  $b = 1/\alpha$ ,  $N = 32$  et  $P_{FA} = 10^{-3}$



**Figure 5.4**  $P_D$  des détecteurs *ML*, *OS*, *CA* et *CML* en présence de trois cibles interférentes réparties sur les deux semi-fenêtres pour  $ICR = 20 \text{ dB}$ ,  $\alpha = 0.5$ ,  $b = 1/\alpha$ ,  $N = 32$  et  $P_{FA} = 10^{-3}$

## **5. 5. CONCLUSION**

Dans ce chapitre, nous avons considéré la détection *CFAR* en présence de situations de cibles multiples dans un fouillis Gamma. Une règle de décision alternative basée sur le concept du *CML* a été donnée et le concept de base de certaines détections *CFAR* est examiné. Les performances du détecteur *CML-CFAR* ont été vérifiées, étudiées et comparées à celles données dans la littérature ouverte (c'est-à-dire les détecteurs *ML- CA- et OS-CFAR*) dans des conditions homogènes et en présence de cibles interférentes. Il a été démontré que le détecteur proposé présente une faible perte en détection par rapport aux détecteurs *CFAR* existantes. L'inconvénient du détecteur *CFAR* proposé réside dans les exigences de calcul de la méthode *CML*.

# ***Détection CFAR basée sur les statistiques à trois ordres pour des cibles multiples dans un fouillis log-normal***

## **Résumé**

*Le développement du processus de détection des fenêtres coulissantes, basés sur des distributions invariantes en échelle et en puissance a été examiné de manière approfondie en présence du fouillis Weibull et log-normal. Cela inclut le choix de deux fonctions appelées fonction invariante d'échelle et fonction secondaire du CRP (Clutter Rang Profil). Cependant, les algorithmes CFAR existants présentent des pertes CFAR remarquables en raison de la présence de valeurs aberrantes. Afin de fournir une règle de décision modifiée avec une immunité contre les cibles interférentes, nous recourons dans ce travail à la pratique d'un choix approprié de ces deux fonctions. Pour ce faire, des fonctions basées sur les statistiques de Weber-Haykin et d'ordre sont proposées dans un contexte de fouillis log-normal. La dépendance de la probabilité de fausse alarme par rapport aux cibles interférentes et les paramètres du fouillis sont étudiés. À partir des données simulées et des données réelles IPIX, une perte CFAR plus faible est obtenue par la règle de décision proposée, en particulier en présence de cibles secondaires fortes.*

## **Sommaire du chapitre :**

4. 1 Introduction.....	1
4. 2 Détection CFAR basée sur les statistiques d'ordre de Weber-Haykin.....	2
4. 3 Évaluations de la détection.....	3
4. 4 Conclusion.....	4

## **4.1 Introduction**

Depuis de nombreuses années, les problèmes du fouillis du radar sont abordés dans tous les textes de base sur les radars et font toujours l'objet de recherches approfondies. La plupart des signaux d'écho reçus par le radar ne proviennent pas de la cible visée mais d'objets ou de surfaces environnantes qui ont tendance à masquer le signal de la cible [105]. En raison des progrès rapides de la technologie radar, les mesures du fouillis marin effectuées à l'aide de radars à haute résolution montrent que la section transversale du fouillis n'est pas distribuée selon Rayleigh. Des distributions  $CG$  et  $GC$  sont proposés et donnent une assez bonne description des données expérimentales [23,106]. Par exemple, les modèles log-normal, Weibull,  $K$ , Pareto et  $CIG$  peuvent être inspirés des distributions  $GC$  et  $CG$  avec différents composants du speckle et de la texture [107].

Les modèles du fouillis considérés dans les problèmes de détection de signaux sont basés sur des distributions de Rayleigh ainsi que sur des distributions non-Rayleigh, telles que log-normal et Weibull [14 ,108]. L'un des problèmes les plus importants de la conception d'un détecteur est le maintien d'un taux de fausses alarmes constant. Goldstein a proposé dans [22] un détecteur automatique, appelé détecteur  $log-t$ , qui maintient une propriété  $CFAR$  dans un fouillis log-normal ainsi que dans un fouillis Weibull. Le test statistique est indépendant des paramètres du fouillis et convient aux échantillons du fouillis  $IID$ . En considérant toujours ces deux types de fouillis, l'algorithme utilisant une statistique à ordre double offre une détection  $CFAR$  avec une immunité contre les cibles interférentes [37]. Pour un fouillis Weibull homogène et hétérogène, il est montré dans [41] que la perte  $CFAR$  peut être améliorée si les estimations  $ML$  des paramètres du fouillis Weibull sont utilisées dans la règle de décision. Une nouvelle classe de détecteurs  $CFAR$  non cohérents, appelés  $GMOS$ ,  $TMOS$  et  $IE$ , a récemment été utilisée pour fournir une propriété  $CFAR$  complète en présence d'un fouillis Weibull [42]. Cela inclut le choix de deux fonctions appelées fonction invariante d'échelle et fonction secondaire du  $CRP$ . Comme les estimations des paramètres du fouillis ne sont pas utilisées dans ces règles de décision, les performances de détection sont examinées pour les distributions Log-normal et  $K$  [109]. Dans [113], un nouveau détecteur  $CFAR$  à deux paramètres basés sur des statistiques du fouillis tronquées de manière adaptative ( $TS-LNCFAR$ ) est

proposé en présence de valeurs aberrantes. Le nouveau détecteur *CFAR* à deux paramètres utilise le log-normal comme modèle statistique. La supériorité du détecteur *TS-LNCFAR* proposé est validée par les données *ASAR* et *TerraSAR-X*.

Les algorithmes *CFAR* mentionnés montrent une dégradation des performances de détection due à la présence de cibles secondaires. Pour produire une règle de décision modifiée avec une immunité contre un tel effet de capture, nous recourons dans ce travail à une sélection appropriée des deux fonctions invariantes en échelle comme mentionné dans [42]. Pour ce faire, les fonctions basées sur les statistiques d'ordre de Weber-Haykin (*WHOS*) sont considérées dans ce chapitre, lorsque le fouillis est distribué selon la loi log-normal. La dépendance de la  $P_{FA}$  par rapport aux cibles interférentes et aux paramètres du fouillis log-normal est étudiée à l'aide des données synthétiques et des données réelles *IPIX* (radar intelligent *PIXel* en bande *X*).

#### **4.2 Détection CFAR basée sur les statistiques ordonnées**

La distribution Log-normal a été proposée pour fournir une description correcte de la rétrodiffusion radar terrestre et maritime. La *PDF* de la distribution log-normal avec une moyenne  $-\infty < \mu < +\infty$  et un écart-type  $\sigma > 0$  du logarithme de la variable aléatoire  $X$  est donnée par [23]

$$p_X(x|\mu, \sigma) = \frac{1}{\sigma x \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\ln(x) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right), x > 0 \quad (4.1)$$

La *CDF* a la forme suivante

$$F_X(x) = \frac{1}{2} \left( 1 + \frac{1}{2} \operatorname{erf}\left(\frac{\ln(x) - \mu}{\sigma\sqrt{2}}\right) \right) \quad (4.2)$$

où  $\operatorname{erf}(u) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^u e^{-t^2} dt$  est la fonction d'erreur. L'expression du moment d'ordre  $r$  est donnée par

$$\langle x^r \rangle = \int_0^{+\infty} x^r p_X(x) dx = e^{r\mu + r^2\sigma^2/2} \quad (4.3)$$

Les modèles du fouillis considérés dans les problèmes de détection *CFAR* sont généralement basés sur les distributions log-normales et de Weibull. Nous résumons ci-dessous les tests statistiques correspondant aux détecteurs *log t*-, *WH*-, *GMOS*-, *TMOS* et *IE-CFAR* existants opérant dans un fouillis Weibull et log-normal homogène et hétérogène. Une variable aléatoire,  $X$  spécifiée par (4.1) est un membre de la classe de la distribution invariante en échelle et en puissance. Si le test statistique des algorithmes *CFAR* ci-dessus s'écrit  $T(X_0, X_1, \dots, X_N)$ , où  $X_0$  est la *CUT* et  $(X_1, X_2, \dots, X_N)$  représente le *CRP*, la règle de décision générale est donnée par

$$T(X_0, X_1, \dots, X_N) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \tau \quad (4.4)$$

où  $\tau$  est le facteur d'échelle qui dépend de la valeur souhaitée de la  $P_{FA}$  et  $N$  est la taille de l'échantillon. En l'absence des cibles interférentes (cas du fouillis homogène), Goldstein a proposé un détecteur automatique *logt-CFAR* pour un fouillis log-normal et Weibull qui maintient une propriété *CFAR* avec le test statistique donné par [22]

$$\log(X_0) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \log\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i\right) + \hat{\sigma}\tau \quad (4.5)$$

où  $\hat{\sigma}$  est l'écart-type de la variable aléatoire  $\log(X)$ . La présence de cibles interférentes parmi les *CRP* peut se dégrader considérablement les performances du détecteur *CFAR*. Pour réduire cette dégradation, Weber et Haykin ont formulé le test statistique en fonction des statistiques à ordre double donné par [37].

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} X_{(i)}^{1-\tau} X_{(j)}^{\tau} \quad (4.6)$$

pour  $i = 1, \dots, N$  et  $j = 1, \dots, N$

à condition que  $i \neq j$ , afin que (4.6) soit significatif.

Le principal résultat de [42] est que si le modèle du fouillis appartient à la classe des distributions invariantes en échelle et en puissance invariante, le seuil de détection adaptatif peut présenter les hypothèses générales suivantes :

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} h(x_1, x_2, \dots, x_N) e^{\tau \left( \log\left(\frac{x_1}{h(x_1, x_2, \dots, x_N)}\right), \dots, \log\left(\frac{x_N}{h(x_1, x_2, \dots, x_N)}\right) \right)} \quad (4.7)$$

où  $h(\cdot)$  est une fonction non négative invariante en échelle et  $g(\cdot)$  est une fonction secondaire de la CRP. La propriété CFAR complète est obtenue pour des expressions spéciales de  $h$  et  $g$ . Sur la base de (4.7), quatre détecteurs CFAR spécifiques, comme indiqué dans le Tableau 4.1; à savoir les détecteurs WH-, GMOS-, TMOS- et IE-CFAR ont été testés pour le fouillis de Weibull et log-normal [42,109].

**Tableau 4.1** Examen des cas spéciaux de (4.7) employés pour les fouillis Weibull et log-normal

Détecteur	$h(x_1, x_2, \dots, x_N)$	$g(x_1, x_2, \dots, x_N)$	Règle de décision
WH-CFAR	$X_{(i)}$	$X_{(j)}$	$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} X_{(i)}^{1-\tau} X_{(j)}^\tau$
GMOS-CFAR	$X_{(K)}$	$\sum_{j=1}^N x_j$	$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} X_{(K)}^{1-N\tau} \prod_{i=1}^N X_i^\tau$
TMOS-CFAR	$\left( \prod_{i \in \mathcal{Z}} x_{(i)} \right)^{\frac{1}{ \mathcal{Z} }}$ $\mathcal{Z} \subset \{1, 2, \dots, N\}$	$X_{(K)}$	$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} X_{(K)}^\tau \left( \prod_{i \in \mathcal{Z}} X_{(i)} \right)^{\frac{1-\tau}{ \mathcal{Z} }}$
IE-CFAR	$\left( \prod_{i \in \mathcal{Z}} x_{(i)} \right)^{\frac{1}{ \mathcal{Z} }}$	$\sum_{i=1}^N x_{(i)}$	$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \left( \prod_{i \in \mathcal{Z}} X_{(i)} \right)^{\frac{1-N\tau+ \mathcal{Z} \tau}{ \mathcal{Z} }} \left( \prod_{i \notin \mathcal{Z}} X_{(i)} \right)^\tau$

Les règles de décision ci-dessus permettent d'obtenir une propriété CFAR complète dans les cas d'un fouillis homogène. Cependant, elles ne sont pas robustes

pour un environnement hétérogène causé par la présence de cibles secondaires fortes dans les fenêtres principales et/ou secondaires. Afin de fournir une plus grande robustesse ou immunité contre un tel effet de capture, nous considérons dans ce travail une procédure de censure des échantillons  $N-i$ ,  $N-j$  et  $N-k$  les plus élevés. A partir de statistiques à trois ordres, le test  $WH$  est sélectionné pour la fonction  $h(\cdot)$  et le  $k^{\text{ième}}$  ordre du  $CRP$  est utilisé pour la fonction  $g(\cdot)$ . D'où

$$\begin{cases} h(x_1, x_2, \dots, x_N) = X_{(i)}^{1-\tau} X_{(j)}^{\tau} \\ g(x_1, x_2, \dots, x_N) = X_{(k)} \end{cases} \quad (4.8)$$

En remplaçant (4.8) par (4.7), la combinaison de statistique à un seul ordre et à ordre double appelée statistique à trois ordres fournit la règle de décision suivante.

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \left( X_{(i)}^{1-\tau} X_{(j)}^{\tau} \right)^{1-\tau} X_{(k)}^{\tau} \quad (4.9)$$

Pour les cibles Gaussiennes noyées dans un fouillis log-normal, nous analyserons dans la section suivante le comportement du détecteur  $WHOS-CFAR$  proposé dans (4.9) lorsque le fouillis est homogène et non homogène.

### 4.3 Évaluation des performances de la détection

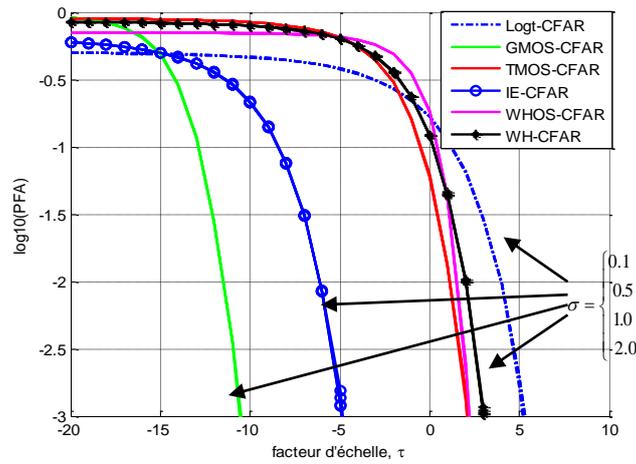
Pour une durée finie de  $N$ , les itérations de Monte-Carlo sont utilisées pour étudier la performance de détection en présence de cibles Rayleigh noyées dans un fouillis log-normal. La dépendance de la probabilité de fausse alarme,  $\tau$  de la  $P_{FA}$  et les paramètres du fouillis est étudiée pour le nouvel algorithme  $CFAR$ . Dans toutes les simulations, la puissance du fouillis log-normal est normalisée à un (c'est-à-dire ( $\mu = -\sigma^2$ )),  $N$  est fixé à 32 et la  $P_{FA}$  est fixée à  $10^{-3}$ , de sorte qu'au moins 100000 essais devraient être acceptables pour la meilleure estimation des seuils. Le détecteur idéal est aussi considéré pour permettre l'évaluation des pertes de détection. À partir de

(4.2), la CDF complémentaire représente la  $P_{FA}$  pour une valeur infinie de  $N$  (c'est-à-dire,  $\mu$  et  $\sigma$  connus).

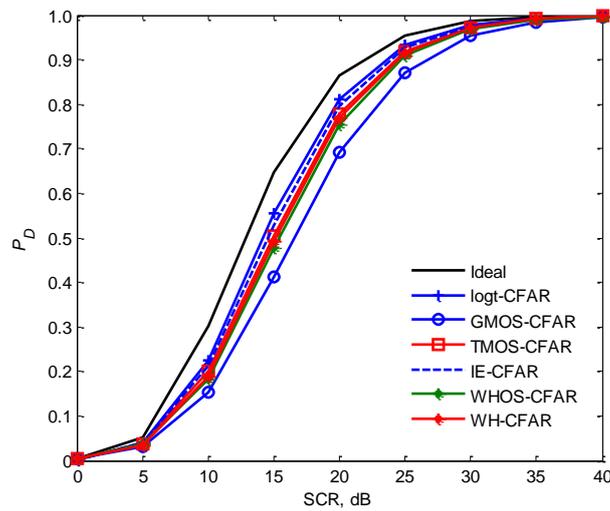
$$P_{FA} = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \operatorname{erf} \left( \frac{\ln(T) - \mu}{\sigma\sqrt{2}} \right) \quad (4.10)$$

où  $T = \exp(\sqrt{2}\sigma \operatorname{erfinv}(1 - 2P_{FA}) + \mu)$  est le seuil fixe qui est également indépendant de l'hétérogénéité du fouillis. Les performances du *WHOS-CFAR* seront comparées aux performances des détecteurs *log-t*, *GMOS-*, *TMOS-*, *IE-* et *WH-CFAR*.

pour commencer l'analyse d'un fouillis homogène, la Figure 4.1 (a) simule la relation entre la  $P_{FA}$  et les algorithmes *CFAR* existants et proposés. Les valeurs de  $K$  indiquées dans le Tableau 4.1 ont été tirées d'une publication précédente [42]. Après plusieurs essais, les meilleurs ordres correspondant aux algorithmes *WH-* et *WHOS-CFAR* se sont avérés être  $(i=5, j=29)$  et  $(i=1, j=10, k=27)$  respectivement. Comme on peut l'observer sur la Figure 4.1 (a), toutes les courbes de la  $P_{FA}$  se chevauchent complètement malgré la variation de  $\sigma$  de 0,1 à 2, ce qui indique une propriété *CFAR* complète. Pour représenter la  $P_D$  en termes de *SCR*, les valeurs des facteurs d'échelle sont déterminées en *dB* à partir de la Figure 4.1 (a) pour être respectivement de 5,30, -10,50, 2,10, -4,90, 2,20, 3,05 pour les algorithmes *logt-*, *GMOS-*, *TMOS-*, *IE-*, *WH-* et *WHOS-CFAR*. La Figure 4.1 (b) présente les valeurs de  $P_D$  en fonction de la *SCR* pour  $\sigma=0,5$ . Pour un *SCR* donné, on observe les résultats du détecteur *WHOS-CFAR* par rapport à ceux obtenus par les algorithmes *logt-CFAR*, *IE-CFAR*, *WH-OS* et *TMOS-CFAR*.



(a)



(b)

**Figure 4.1**  $P_D$  des détecteurs  $\log t$ ,  $GMOS$ ,  $TMOS$ ,  $IE$ ,  $WH$  et  $WHOS$  dans un environnement homogène pour,  $N = 32$  et  $P_{FA} = 10^{-3}$

(a)  $P_{FA}$  en fonction de l'écart-type  $\sigma$  pour  $\sigma = 0,1, 0,5, 1$  et  $2$

(b)  $P_D$  pour  $\sigma = 0,5$

Ensuite, la performance du détecteur  $WHOS-CFAR$  est examinée par rapport à la présence de cibles interférentes dans le  $CRP$  avec  $ICR = 15dB$ . Par exemple, si une cible interfère au niveau de la cellule de 3<sup>ème</sup> cellule, l'immunité améliorée est obtenue par le nouvel algorithme  $WHOS-CFAR$ , et donc une diminution de la perte  $CFAR$  comme le montrent les Figures 4.2 (a) et 4.2 (b). Ces améliorations des valeurs de  $P_D$

sont dues à l'utilisation de statistiques à trois ordres obtenues à partir des statistiques du test de *WH* et de l'*OS-CFAR*. Ensuite, les performances des procédures *CFAR* sous-jacentes sont testées en présence de deux cibles interférentes dans les fenêtres avant et après la CST (les cellules de 8 et 24 cellules avec un  $ICR = 15 \text{ dB}$ ). La Figure 4.3 (a) montre que le détecteur *WHOS-CFAR* maintient presque la  $P_{FA} \approx 10^{-3.2}$  en comparaison avec les autres détecteurs *CFAR*. Dans ce cas, la courbe la plus haute de la Figure 4.3 (b) correspond aux valeurs de  $P_D$  du détecteur proposé. Afin de montrer un écart supplémentaire de la  $P_{FA}$  par rapport à sa valeur souhaitée, trois cibles interférentes sont injectées aux 7<sup>ième</sup>, 13<sup>ième</sup> et 28<sup>ième</sup> cellules comme l'illustre la Figure 4.4 (a). Il est à noter que la divergence de la  $P_{FA}$  est directement proportionnelle au nombre de cibles secondaires. Ceci est dû à la diminution de la précision de l'estimation du niveau du fouillis dans la CST. Les résultats des valeurs de la  $P_D$  en fonction de *SCR* pour  $\sigma = 0,5$  sont présentés dans la Figure 4.4 (b). Dans cette figure, la courbe la plus élevée correspondant au détecteur *WHOS-CFAR* indiquant que sa perte *CFAR* est toujours inférieure aux pertes *CFAR* des autres algorithmes *CFAR*. À des fins de comparaison, nous considérons également le détecteur *BLUE-CFAR*. D'après [110], ce dernier est *CFAR* concernant les paramètres de la distribution log-normale. Dans ce cas, la moyenne et l'écart-type dans (4.11) sont calculées par l'algorithme *BLUE* comme mentionné dans [111].

$$\hat{\mu} = \sum_{i=1}^K a_i x_{(i)} \text{ et } \hat{\sigma} = \sum_{i=1}^K b_i x_{(i)} \quad (4.11)$$

Où  $K < N$ ,  $a_i$  et  $b_i$  sont des coefficients appropriés choisis pour satisfaire  $\sum_{i=1}^K a_i = 1$  et

$\sum_{i=1}^K b_i = 0$ . Pour  $N = 10$  and  $K = N-2$  Les valeurs correspondantes de  $a_i$  et  $b_i$  ainsi que

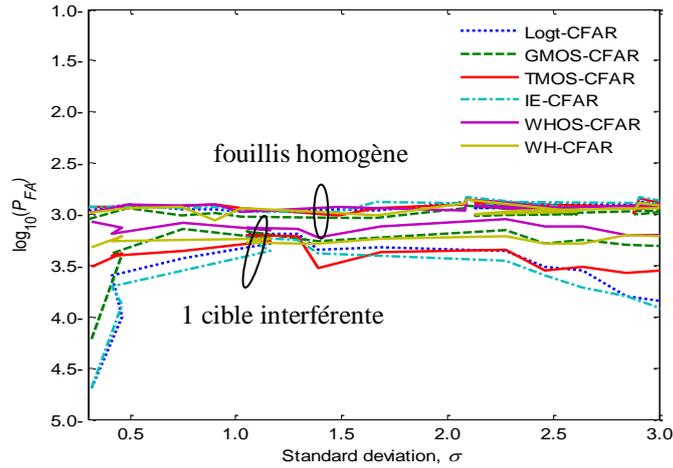
les paramètres des détecteurs *CFAR* sont énumérés dans le Tableau 4.2 [111]. Les Figures 4.5 (a) et 4.5(b) illustrent la propriété du *CFAR* et l'évaluation de la probabilité de détection des différents algorithmes *CFAR*. On observe une légère supériorité du détecteur *WHOS-CFAR* par rapport à l'algorithme *BLUE-CFAR*. En général, le détecteur *WHOS-CFAR* garantit les meilleures performances de détection, tout en conservant les plus petits écarts de la  $P_{FA}$  par rapport à une  $P_{FA} = 10^{-3}$ .

**Tableau 4.2** Coefficients  $a_i$ ,  $b_i$  de la meilleure estimation linéaire non biaisée pour  $N = 10$  and  $K = N-2$

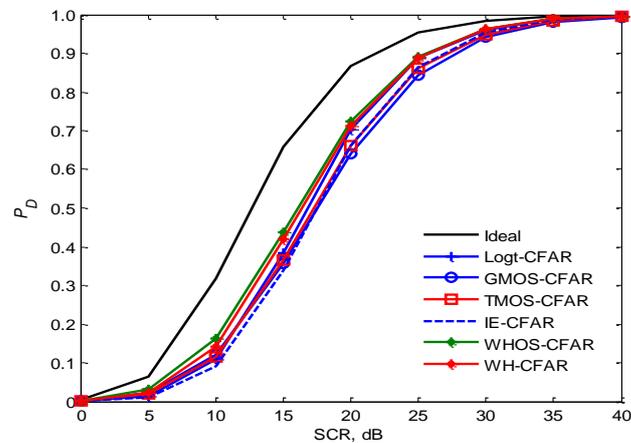
Détecteur CFAR		Les meilleurs paramètres							
BLUE-CFAR	$a_i$	0.06047	0.0803 6	0.08995	0.0970 9	0.1037 1	0.10999	0.1160 3	0.34241
	$b_i$	-0.27527	-0.15249	-0.09447	-0.04883	-0.00782	0.03208	0.07215	0.47465
	$\tau = 7.25$ dB								
GMOS-CFAR	$\tau = -3.66$ dB								
TMOS-CFAR	$K=9, \chi = 1:4$ and $\tau = 4.8$ dB								
IE-CFAR	$\chi = 1 : 6 \quad 7:10$ and $\tau = -0.7$ dB								
WHOS-CFAR	$i = 1, j = 5, k=8$ and $\tau = 3.46$ dB								
WH-CFAR	$i = 2, j = 8$ and $\tau = 6.14$ dB								

Maintenant, les détecteurs *CFAR* sous-jacents sont validés à partir de données réelles *IPIX*. Les données que nous avons traitées ont été recueillies à Grimsby, en Ontario, avec le radar *IPIX* de l'université McMaster. *IPIX* est un radar expérimental de recherche en bande *X*, capable d'une double polarisation et d'un fonctionnement agile en fréquence [112]. Le site du radar est situé à l'est de la "Place Polonaise" à Grimsby, Ontario (Latitude 43:2114±N, Longitude 79:5985±W), regardant le lac Ontario d'une hauteur de 20 mètres (m). La rive la plus proche de l'autre côté du lac se trouve à plus de 20 km. Les données de la base de données Grimsby sont stockées dans 222 fichiers, sous forme d'entiers de 10 bits. Pour commencer l'analyse des données réelles *IPIX*, nous concentrons notre analyse sur les jeux de données 84, 85 et 86 qui correspondent aux résolutions de portée de 30m, 15m et 3m respectivement. Par exemple, nous avons injecté une cible interférente à la 8<sup>ème</sup> cellule de portée avec  $ICR=15$ dB. La Figure 4.6 (a) simule la relation entre la  $P_{FA}$  et le détecteur *WHOS*-

CFAR. Après plusieurs essais, les meilleurs ordres correspondant aux algorithmes WHOS-CFAR se sont avérés être ( $i=1, j=30, k=5$ ). Les courbes de la  $P_{FA}$  se chevauchent presque. D'autre part, la Figure 4.6 (b) présente les valeurs de  $P_D$  en fonction du SCR pour le cas de la polarisation VV et d'une résolution de 3m. Pour un SCR donnée, on observe les résultats des détecteurs WHOS-CFAR et GMOS-CFAR.



(a)

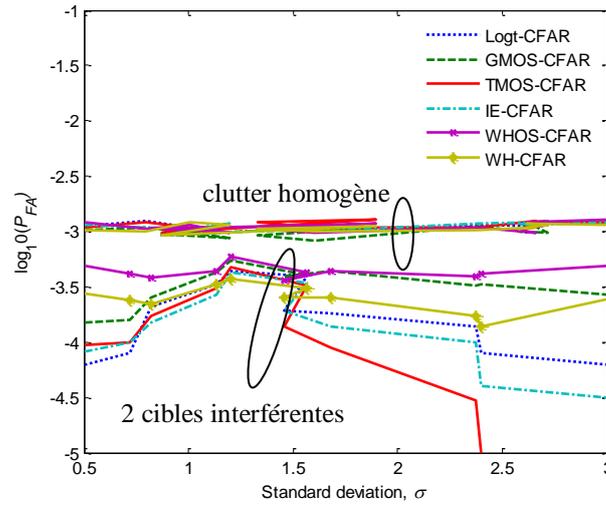


(b)

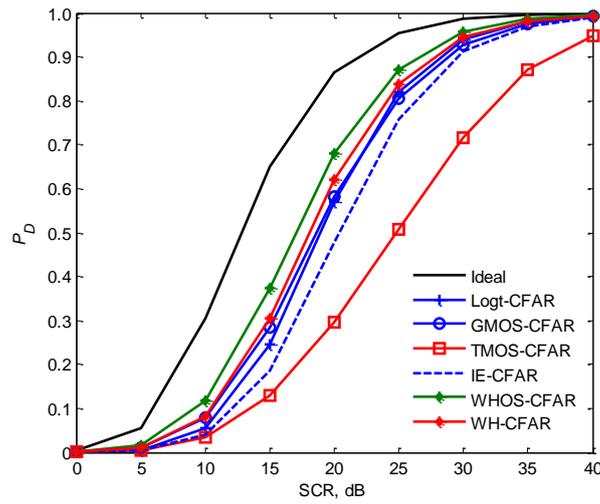
**Figure 4.2**  $P_D$  des détecteurs  $log-t$ , GMOS, TMOS, IE, WH et WHOS en présence d'une cible interférente avec  $ICR = 15dB, N = 32$  et  $P_{FA} = 10^{-3}$

(a)  $P_{FA}$  en fonction de l'écart-type  $\sigma$

(b)  $P_D$  pour  $\sigma = 0,5$



(a)

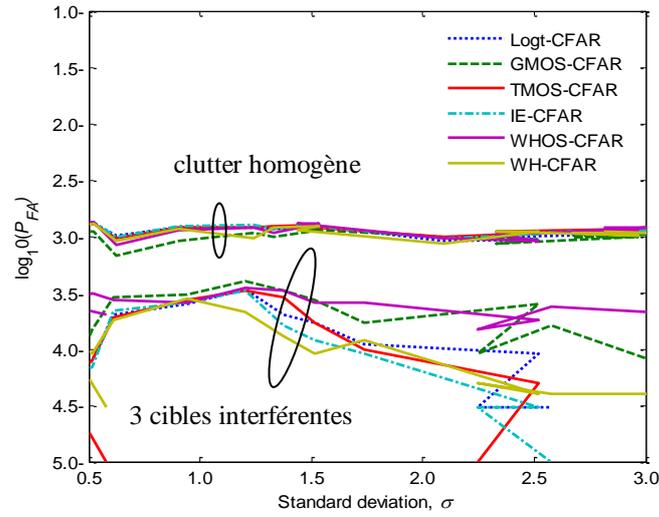


(b)

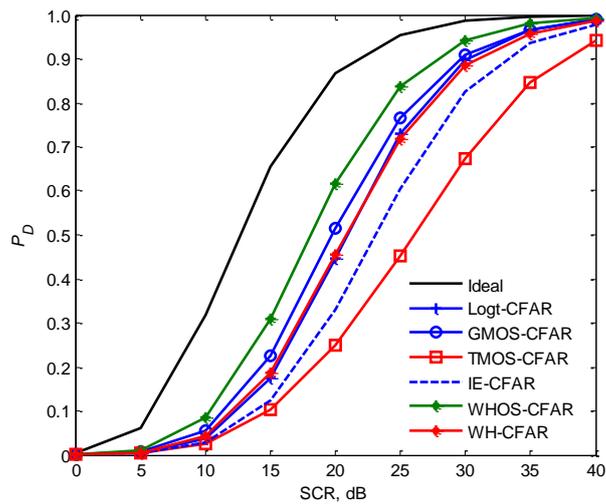
**Figure 4.3**  $P_D$  des détecteurs *logt*, *GMOS*, *TMOS*, *IE*, *WH* et *WHOS* en présence de deux cibles interférentes réparties sur les deux semi-fenêtres pour  $ICR = 15$  dB,  $N = 32$  et  $P_{FA} = 10^{-3}$

(a)  $P_{FA}$  en fonction de l'écart-type  $\sigma$

(b)  $P_D$  pour  $\sigma = 0,5$



(a)

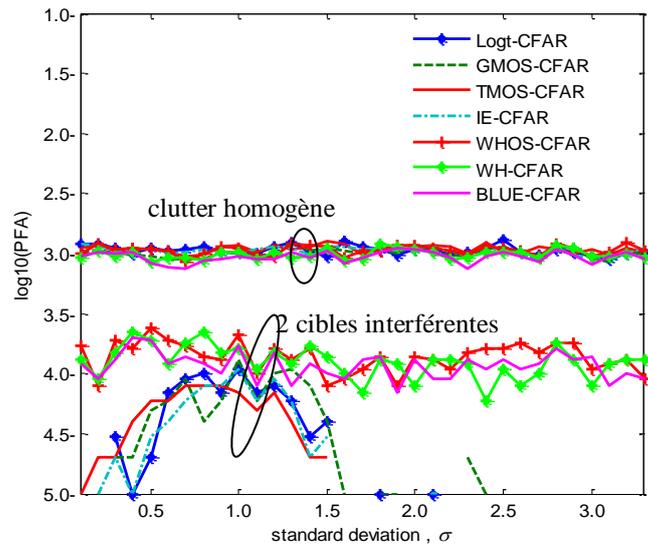


(b)

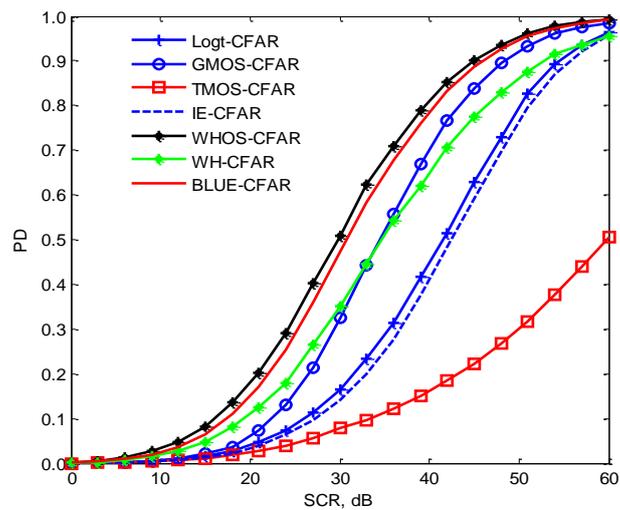
**Figure 4.4**  $P_D$  des détecteurs *log t*, *GMOS*, *TMOS*, *IE*, *WH* et *WHOS* en présence de trois cibles interférentes réparties sur les deux semi-fenêtres pour  $ICR = 15 \text{ dB}$ ,  $N = 32$  et  $P_{FA} = 10^{-3}$

(a)  $P_{FA}$  en fonction de l'écart-type  $\sigma$

(b)  $P_D$  pour  $\sigma = 0,5$



(a)

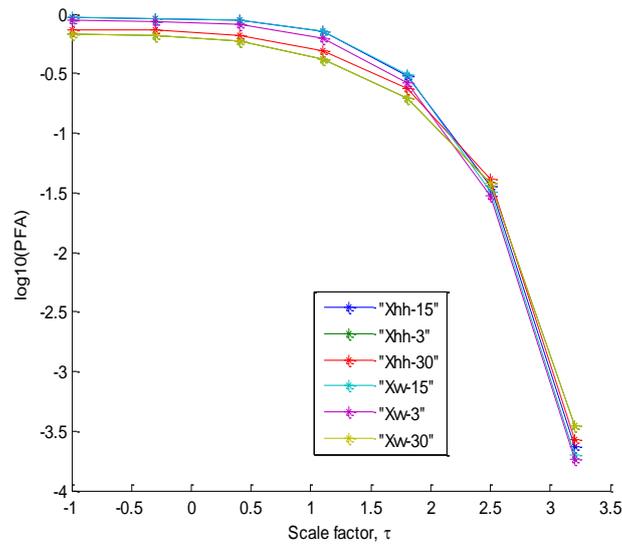


(b)

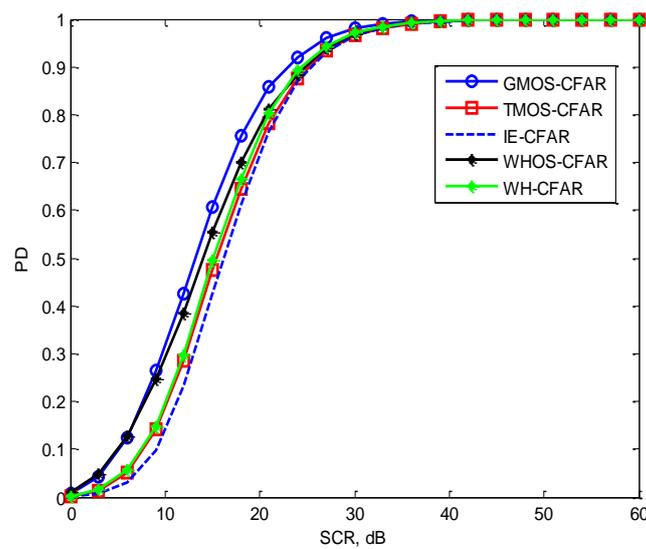
**Figure 4.5.**  $P_D$  des détecteurs  $\log t$ -,  $GMOS$ -,  $TMOS$ -,  $IE$ -,  $WH$ -,  $WHOS$  et  $BLUE$  en présence de deux cibles interférentes réparties sur les deux semi-fenêtres pour  $ICR = 20dB$ ,  $N = 10$  et  $P_{FA} = 10^{-3}$

(a)  $P_{FA}$  en fonction de l'écart-type  $\sigma$

(b)  $P_D$  pour  $\sigma = 0,5$



(a)



(b)

**Figure 4.6**  $P_D$  des détecteurs *logt*, *GMOS*, *TMOS*, *IE*, *WH* et *WHOS* en utilisant les données *IPIX* en présence d'une cible interférente avec  $ICR = 15\text{dB}$ ,  $P_{FA} = 10^{-3}$

(a)  $P_{FA}$  en fonction de facteur scalaire  $\tau$  du détecteur *WHOS-CFAR*

(b)  $P_D$  avec une résolution de 3m et une polarisation *VV*

#### **4.4 Conclusions**

Une règle de décision alternative basée sur les tests statistiques de *WH* et de l'*OS-CFAR* a été étudiée dans ce chapitre en présence d'un fouillis log-normal. Les performances de ce détecteur ont été vérifiées pour des environnements à la fois homogènes et non homogènes. Les performances de détection ont été obtenues par des algorithmes *CFAR* pour un fouillis homogène. Dans le cas des situations de cibles interférentes, il a été montré que le détecteur proposé présente une perte en détection très faible par rapport aux procédures *CFAR* existantes. Cependant, lorsque le nombre de cibles secondaires augmente, le détecteur *WHOS-CFAR* proposé fournit toujours moins de pertes *CFAR*.

# ***Estimation du paramètre de dispersion de la distribution Pearson par la méthode MLE basée sur la censure***

## ***Résumé***

*La distribution Pearson de type V est une classe de distributions à queue longue qui modélise étroitement la puissance du signal de certains retours de fouillis de mer. Le problème de l'estimation ponctuelle à partir d'échantillons complets a été discuté dans de nombreux travaux. Dans ce chapitre, nous introduisons l'estimateur conjoint du maximum de vraisemblance du paramètre de dispersion de la distribution de Pearson dans le cas de censure. La fonction de vraisemblance est donnée et l'équation du maximum de vraisemblance censurée non linéaire (CMLE) est obtenue. À des fins de comparaison, l'estimateur de Bayes est donné en termes de distribution a posteriori du paramètre d'échelle. Sur la base de la simulation de Monte-Carlo, des exemples numériques sont élaborés au moyen de tests métriques de biais et d'erreur quadratique moyenne (MSE). La méthode CMLE présente les meilleurs résultats d'estimation dans tous les cas considérés.*

## **Sommaire du chapitre :**

<b>6. 1</b> Introduction.....	1
<b>6. 2</b> Estimateurs.....	2
<b>6.3</b> Analyse de l'estimation.....	3
<b>6. 4</b> Conclusions .....	4

## 6.1 Introduction

L'estimation des paramètres du fouillis est une question importante dans les systèmes radar. Cela implique la spécification d'un modèle de fouillis théorique d'échantillons indépendants ou dépendants. En particulier, les échantillons non censurés et censurés ont été largement considérés pour l'estimation des paramètres de plusieurs modèles de fouillis en utilisant des approches basées sur l'appariement des moments, *MLE*, *BLUE* (Best Linear Unbiased Estimator), Bayes,... etc [119-121]. Dans [119], Harter et Moore ont présenté les méthodes *MLE* à partir de statistiques d'ordre non censuré ( $m-r$ ) des trois paramètres des populations Gamma et Weibull. Comme l'expression compacte des estimateurs *ML* n'est pas simple, des procédures itératives sont appliquées au cas le plus général, dans lequel les trois paramètres sont inconnus. Dans le cas des données exponentielles doublement censurées, les estimateurs de *ML* prédictifs des paramètres de localisation et d'échelle sont obtenus sous des formes compactes [120]. Pour un cas général, les échantillons censurés à partir d'un paramètre de distribution exponentielle est donné dans [121]. Sur la base de la simulation de *Monte-Carlo*, des estimateurs basés sur des estimateurs de Bayes sont comparés aux approches *MLE* et *BLUE* correspondants.

Plusieurs domaines de statistiques et de schémas de détection radar ne peuvent être réalisés sans une estimation des paramètres à partir des données. Par exemple, il est extrêmement important que l'algorithme *GLRT-LTD CFAR* (Generalized Likelihood Ratio Test Constant False Alarm Rate) soit efficace pour fonctionner dans des environnements non stationnaires avec des estimations en ligne des paramètres du fouillis [122]. La distribution de Pearson de type *V* s'est avérée plus correcte pour modéliser les retours de sonar actifs, les mesures de fouillis de mer et le fouillis mono-statique [123, 124]. Les queues de ce modèle ont montré une loi de puissance ou asymptote algébrique. Et c'est une caractéristique de la famille alpha-stable qui contraste avec les queues en décomposition exponentielle des familles *K* et Weibull. En outre, des études ont montré que les données impulsives de nombreux phénomènes physiques, y compris le fouillis radar, peuvent être modélisées par la distribution de Pearson.

Dans ce chapitre, l'estimation conjointe du maximum de vraisemblance du paramètre de dispersion de la loi de Pearson dans le cas de censure est considérée. La fonction de vraisemblance est donnée et une équation du *CMLE* non linéaire est obtenue. À des fins de comparaison, des expériences de Monte-Carlo sont élaborées pour montrer l'efficacité de la méthode *CMLE* obtenue par rapport aux méthodes *MLE* standard et *Bayes*. Basée sur les tests métriques *MSE* et le Biais, la méthode *CMLE* donne les meilleurs résultats dans tous les cas.

## 6.2 Estimateurs

La distribution de Pearson ou Levy est un cas particulier de la famille alpha-stable ( $P \alpha S$ ) totalement asymétrique (positive) avec  $\alpha = 0.5$  [123, 124]. Elle joue un rôle important pour décrire la puissance du fouillis observé à la sortie d'un détecteur quadratique. La *PDF* de la variable aléatoire  $X$  ayant une distribution de Pearson de type  $V$  avec un paramètre de dispersion  $\gamma$  est donnée par

$$f_x(x; \gamma) = \frac{\gamma}{\sqrt{2\pi}x^{3/2}} \exp\left(-\frac{\gamma^2}{2x}\right), \quad x \geq 0 \quad (6.1)$$

La *CDF* est écrite en termes de la fonction d'erreur,  $\text{erf}(\cdot)$

$$F(x; \gamma) = 1 - \text{erf}\left(\frac{\gamma}{\sqrt{2x}}\right), \quad x \geq 0 \quad (6.2)$$

ou  $\text{erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-t^2} dt$ .

Notez que  $\gamma$ , détermine l'étalement de la densité, de la même manière que l'écart-type détermine l'étalement de la densité de Rayleigh. Plus les valeurs sont petites, plus la *PDF* est impulsive et plus la queue de la distribution de Pearson est longue [123].

### 6.2.1 Méthode CMLE

Soit  $x_1, x_2, \dots, x_n$  un échantillon aléatoire issu d'une distribution Pearson et sans perte de généralité supposons que  $X_{(r+1)}, X_{(r+2)}, \dots, X_{(m)}$  est un échantillon aléatoire ordonné généré à partir de la *PDF* de (6.1) lorsque les  $r$  plus petits échantillons et les  $(n-m)$  plus grands échantillons ont été censurés. La fonction de vraisemblance prédictive

( $L_r$ ) des statistiques d'ordre ( $m-r$ ) (cas d'échantillon censuré) est donnée par [120]

$$L_r = \frac{n!}{r!(n-m)!} \{F(x_{(r+1)}; \gamma)\}^r \{1 - F(x_{(m)}; \gamma)\}^{n-m} \prod_{i=r+1}^m f(x_{(i)}; \gamma) \quad (6.3)$$

en remplaçant (6.1) et (6.2) par (6.3), le logarithme naturel de la densité conjointe (6.3) devient

$$\begin{aligned} \ln L_r = & \ln r! - \ln(n-m)! - \ln r! + r \ln \left[ 1 - \operatorname{erf} \left( \frac{\gamma}{\sqrt{2x_{(r+1)}}} \right) \right] + \\ & (n-m) \ln \left[ \operatorname{erf} \left( \frac{\gamma}{\sqrt{2x_{(m)}}} \right) \right] + \sum_{i=r+1}^m \left[ \ln \gamma - \ln(\sqrt{2\pi} x_{(i)}^{3/2}) - \frac{\gamma^2}{2x_{(i)}} \right] \end{aligned} \quad (6.4)$$

en utilisant  $\frac{d}{dx} \operatorname{erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} e^{-x^2}$ , l'équation *ML* de est obtenue en égalant à zéro la dérivée partielle de (6.4) par rapport à  $\gamma$ . À la lumière de ce résultat,  $\frac{\partial}{\partial \gamma} \ln L_r$  peut s'écrire

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \gamma} \ln L_r = & (m-r) \hat{\gamma}^{-1} - \hat{\gamma} \sum_{i=r+1}^m x_{(i)}^{-1} + 2(n-m) \frac{e^{-\frac{\hat{\gamma}^2}{2x_{(m)}}}}{\sqrt{2\pi x_{(m)}} \operatorname{erf} \left( \frac{\hat{\gamma}}{\sqrt{2x_{(m)}}} \right)} \\ & - 2r \frac{e^{-\frac{\hat{\gamma}^2}{2x_{(r+1)}}}}{\sqrt{2\pi x_{(r+1)}} \left[ 1 - \operatorname{erf} \left( \frac{\hat{\gamma}}{\sqrt{2x_{(r+1)}}} \right) \right]} = 0 \end{aligned} \quad (6.5)$$

des routines numériques sont nécessaires pour résoudre (6.5).

pour le cas non censuré, la méthode *MLE* découle sur une forme compacte obtenue à partir de (6.5) en posant  $r = 0$  et  $m = n$

$$\hat{\gamma} = \sqrt{n} \left( \sum_{i=1}^n x_{(i)}^{-1} \right)^{-1/2} \quad (6.6)$$

### 6.2.2 Méthode d'estimation de Bayes

En appliquant le théorème de Bayes, cette approche est basée sur le calcul de la distribution postérieure du paramètre  $\gamma$  notée  $f(\gamma|x_{(r+1)}, \dots, x_{(m)})$  [121, 125]

$$\hat{\gamma} = \int_0^{\infty} \gamma f(\gamma|x_{(r+1)}, \dots, x_{(m)}) d\gamma \quad (6.7)$$

$f(\gamma|x_{(r+1)}, \dots, x_{(m)}) = \frac{L_r f(\gamma)}{\int_0^{\infty} L_r f(\gamma) d\gamma}$  et  $f(\gamma) = \sqrt{\det(F)}$  est la distribution a priori de Jeffreys

qui est proportionnelle à la matrice d'information de Fisher donnée par

$$F = -E \left[ \frac{\partial^2 \log f(x; \gamma)}{\partial^2 \gamma} \right] \quad (6.8)$$

où  $E[.]$  dénote l'espérance. En utilisant  $E[1/x] = \frac{1}{\gamma^2}$  et  $\frac{\partial^2 \log f(x; \gamma)}{\partial^2 \gamma} = -\frac{1}{\gamma^2} - \frac{1}{x}$  dans (6.7),  $f(\gamma)$  sera

$$f(\gamma) = \frac{\sqrt{2}}{\gamma} \quad (6.9)$$

en remplaçant (6.3) et (6.9) dans (6.7), l'estimateur de Bayes de  $\gamma$  est finalement donné par un rapport de deux intégrales calculées numériquement.

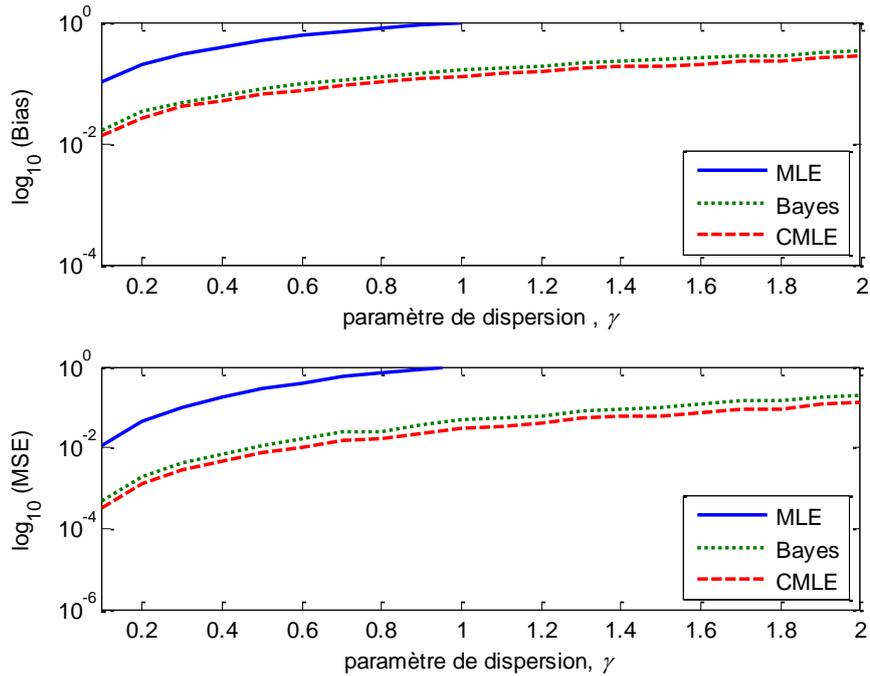
$$\hat{\gamma} = \frac{\int_0^{\infty} \gamma^{m-r} \left\{ 1 - \operatorname{erf} \left( \frac{\gamma}{\sqrt{2x_{(r+1)}}} \right) \right\}^r \left\{ \operatorname{erf} \left( \frac{\gamma}{\sqrt{2x_{(m)}}} \right) \right\}^{n-m} e^{-\frac{\gamma^2}{2} \sum_{i=r+1}^m 1/x_{(i)}} d\gamma}{\int_0^{\infty} \gamma^{m-r-1} \left\{ 1 - \operatorname{erf} \left( \frac{\gamma}{\sqrt{2x_{(r+1)}}} \right) \right\}^r \left\{ \operatorname{erf} \left( \frac{\gamma}{\sqrt{2x_{(m)}}} \right) \right\}^{n-m} e^{-\frac{\gamma^2}{2} \sum_{i=r+1}^m 1/x_{(i)}} d\gamma} \quad (6.10)$$

### 6.3. Analyse de l'estimation

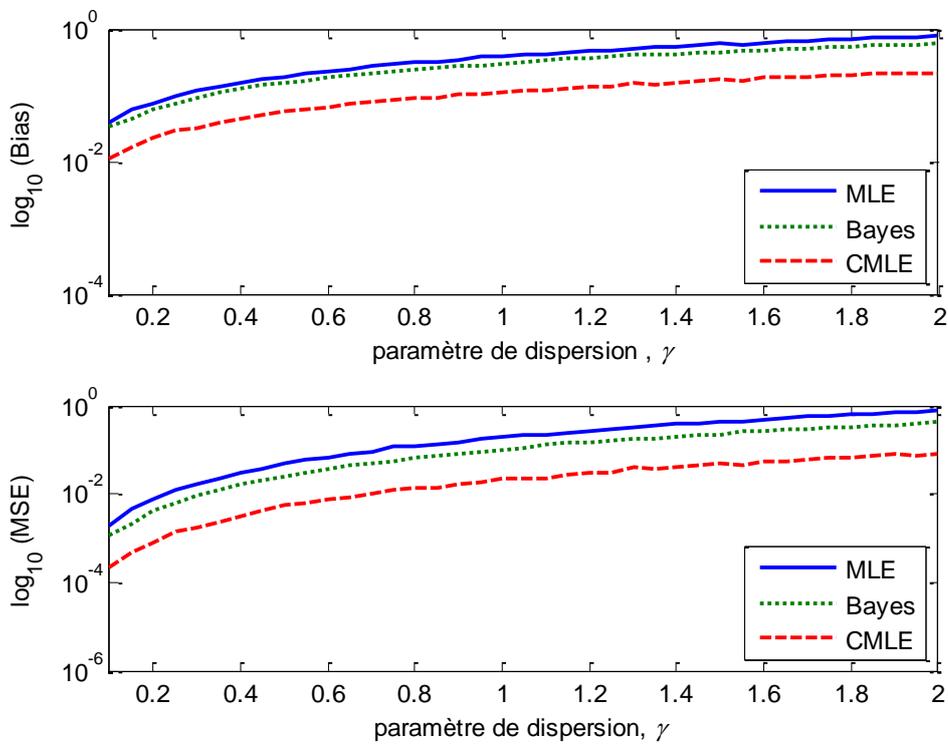
Dans cette section et des fins d'illustration, nous présentons des exemples de simulation pour confirmer les procédures d'estimation censurées données par (6.5), (6.6) et (6.10). En utilisant la méthode inverse de transformation, nous générons un vecteur de  $n = 32, 64$  et  $128$  échantillons distribués selon Pearson avec des valeurs du paramètre d'échelle  $\gamma$  comprises entre 0,1 et 2 en utilisant la fonction d'erreur inverse *Matlab* suivante "*erfinv(.)*"

$$X = \frac{\gamma^2}{2} \text{erfinv}(1 - \text{rand}(n,1))^{-2} \quad (6.11)$$

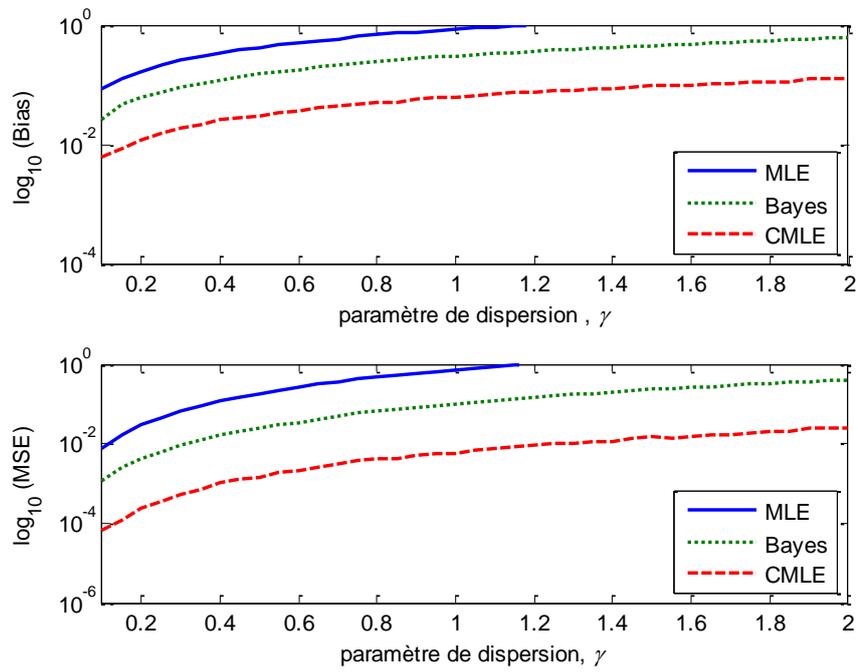
où  $X$  est un vecteur. L'échantillon censuré de type II est considéré sous certaines valeurs de  $r$  et  $m$ . Les tests métriques  $MSE = E[(\gamma - \hat{\gamma})^2]$  and  $Bias = |E[\gamma - \hat{\gamma}]|$  sont tracés par rapport aux valeurs réelles de  $\gamma$ . Les estimations respectives sont moyennées sur  $l = 1000$  cycles de *MC*. Tout d'abord, les valeurs de *MSE* et du biais de  $\hat{\gamma}$  sont obtenues numériquement en utilisant (6.5) et (6.10) comme indiqué sur la Figure 6.1 pour  $n = 32, r = 8$  et  $m = n-10$ . L'approche *CMLE* présente les meilleures estimations de  $\gamma$ . On remarque également que pour les situations de fouillis pointu (c'est-à-dire  $\gamma \in [0.1, 1]$ ), le biais et *MSE* des estimations ont les plus petites valeurs si la méthode *CMLE* est appliquée. Sur la Figure 6.2, nous étudions les performances d'estimation pour le cas de  $n = 32, r = 0$  et  $m = n-27$ . On observe à partir de cette Figure que le *CMLE* surpasse les deux autres méthodes. La Figure 6.3 examine la précision d'estimation de  $\gamma$  pour le cas où  $n$  est élevé ( $n = 128, r = 30$  et  $m = n-20$ ). On remarque que l'algorithme *CMLE* présente les courbes *MSE* et Biais les plus basses. Une autre étude a été réalisée pour  $n = 32, r = 0, r = 16$  et  $m = n-7$  comme illustré sur la Figure 6.4. Comme prévu, le *MSE* et le biais diminuent à mesure que  $r$  diminue. Pour  $n$  et  $m$  fixes, la précision de l'estimation est meilleure si l'estimateur *CMLE* est appliqué pour le cas de censure.



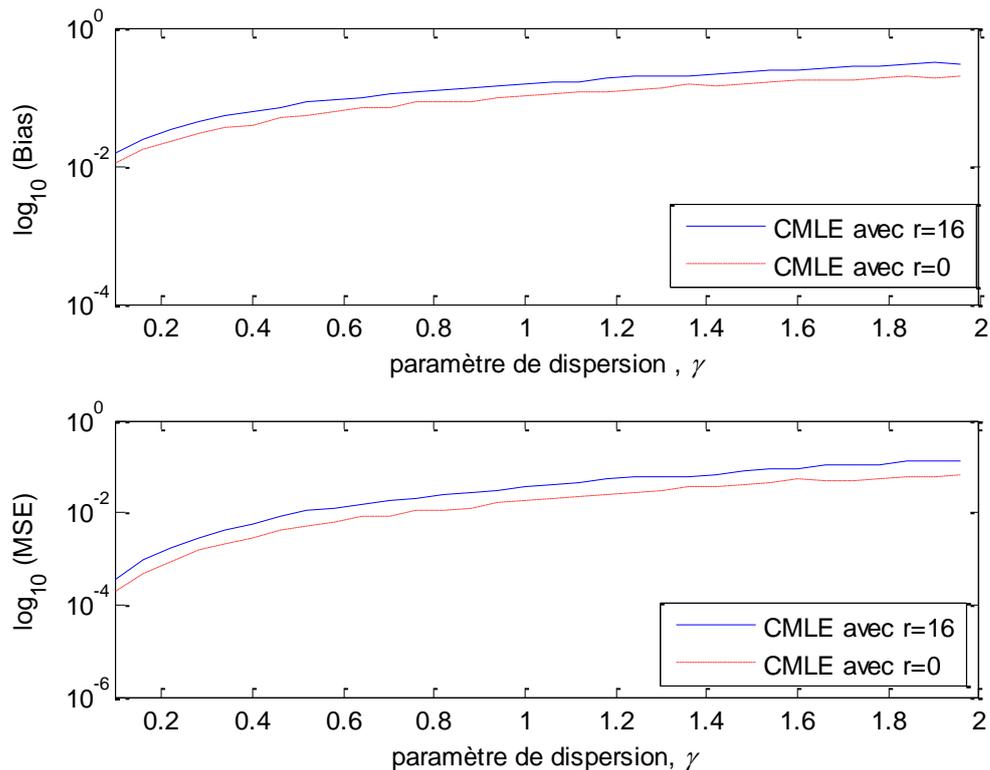
**Figure 6.1** MSE et Biais de  $\hat{\gamma}$  en fonction de  $\gamma$  à partir de  $n = 32$ ;  $r = 8$ ,  $m = n-10$  et 1000 MC répétitions



**Figure 6.2** MSE et Biais de  $\hat{\gamma}$  en fonction de  $\gamma$  à partir de  $n = 32$ ;  $r = 0$ ,  $m = n-27$  et 1000 MC répétitions



**Figure 6.3** MSE et Biais de  $\hat{\gamma}$  en fonction de  $\gamma$  à partir de  $n = 128$ ;  $r = 30$ ,  $m = n-20$  et 1000 MC répétitions.



**Figure 6.4** *MSE* et Biais de  $\hat{\gamma}$  en fonction de  $\gamma$  à partir de  $n = 32$ ,  $m = n-20$  et 1000 *MC* répétitions.

## 6.4 Conclusions

Le but de cette étude est de développer les méthodes *CMLE* et Bayes pour estimer le paramètre de dispersion de la distribution Pearson à partir d'échantillons censurés. Les estimateurs proposés ne peuvent pas être obtenus sous des formes compactes dans lesquelles les estimations sont exécutées numériquement en une seule dimension après avoir fixé le nombre souhaité de données censurées. Des données simulées ont été utilisées montrant la supériorité de l'approche *CMLE* par rapport aux méthodes *MLE* et Bayes, en particulier pour les cas de petites valeurs du paramètre de dispersion et des valeurs élevées de la taille des statistiques d'ordre sélectionné.

# Conclusion Générale



## Résumé

*Ce chapitre, en guise de conclusion, il constitue une synthèse de l'ensemble des résultats obtenus.*

### **Sommaire du chapitre :**

7. 1 Synthèse des travaux.....	1
Annexe.....	2
Bibliographie.....	3

## 7.1 Synthèse des travaux

Le but principal de cette thèse était l'application de quelques techniques d'optimisation pour la détection distribuée dans un environnement de fouillis homogène et non homogène ayant la distribution Pareto type I, ainsi que l'estimation des paramètres des distributions non gaussiennes. Le travail portait essentiellement sur la détection des cibles dans un environnement marin homogène et hétérogène.

Dans le premier chapitre, nous avons présenté le principe de fonctionnement d'un radar à impulsions ainsi que les différentes opérations de traitement du signal radar. Ce type de radar est basé sur la détection d'échos obtenus par réflexion d'impulsions brèves et puissantes. A la réception, le signal superhétérodyne est traité de telle manière à ce que toute cible possédant une vitesse radiale non nulle exhibe un décalage de fréquence Doppler proportionnel à la vitesse de la cible par rapport au radar.

Dans le deuxième chapitre, l'optimisation des performances de détection des le système radar décentralisé utilisant les processeurs *GM-CFAR*, *OS-CFAR* et *(GO/SO)-CFAR* a été réalisée pour un fouillis homogène et non homogène de type Pareto, dans l'hypothèse ou de paramètre d'échelle est connu. L'objectif de ce travail était de minimiser une fonction objective suivant le critère de *N-Pen* utilisant l'algorithme *BBO*. L'algorithme *BBO* est appliqué pour la recherche parallèle des seuils de tous les détecteurs. Les performances de détection ont été évaluées avec des échantillons de différentes tailles et trois règles de fusion, c'est-à-dire « *ET* », « *OU* » et « *Majorité* ». Les résultats illustrés indiquent que la règle de fusion « *ET* » est plus performante que les autres dans presque tous les cas étudiés.

Dans le troisième chapitre, trois nouveaux détecteurs *CFAR* non paramétrique dans le contexte de la détection non cohérente ont été proposé pour la classe de distribution *CG*. Les résultats obtenus à partir des points de correspondance dans les figures confirment la règle *CFAR* lorsque le fouillis obéit aux distributions *K*, *GP* et *CIG*. Il a également été démontré qu'en présence d'une cible interférente, la version modifiée du détecteur proposé conserve la règle *CFAR*. Enfin, nos résultats ont été validés en utilisant des données réelles de la base de données *IPIX* pour différentes résolutions de portée. En outre, les détecteurs proposés utilisent un nombre réduit

d'échantillons de référence pour calculer le seuil, ce qui est avantageux dans les applications en temps réel.

Une règle de décision alternative basée sur les statistiques des tests *WH* et *OS* a été décrite dans le quatrième chapitre, en présence d'un fouillis de distribution log-normal. Les performances de ce détecteur ont été vérifiées pour des environnements à la fois homogènes et hétérogènes. Les performances de détection ont été obtenues par des algorithmes *CFAR* pour un fouillis homogène. Dans le cas des situations de cibles interférentes, il a été montré que le détecteur proposé présente de faibles pertes de détection par rapport aux procédures *CFAR* existantes. Lorsque le nombre de cibles secondaires fortes augmente, une dégradation des performances de tous les algorithmes *CFAR* a été observée, mais le détecteur *WHOS-CFAR* proposé offre toujours la meilleure perte *CFAR*.

Dans le cinquième chapitre, nous avons considéré la détection du *CFAR* en présence de situations de cibles multiples dans le fouillis radar distribué selon Gamma. Une règle de décision alternative basée sur le concept du *CMLE* a été donnée et le concept de base de certaines détections *CFAR* est examiné. Les performances du détecteur *CML-CFAR* ont été vérifiées, étudiées et comparées à celles données dans la littérature ouverte (c'est-à-dire les détecteurs *ML-CA-* et *OS-CFAR*) dans des conditions homogènes et en présence de cibles interférentes. Il a été démontré que le détecteur proposé présente une faible perte *CFAR* par rapport aux procédures *CFAR* existantes. L'inconvénient de ce détecteur *CFAR* proposé réside dans les exigences de calcul de la méthode *CML*.

Dans le dernier chapitre, nous avons traité le problème d'estimation du paramètre de dispersion de la distribution Pearson, avec les méthodes *CMLE* et Bayes. Les estimateurs proposés ne peuvent pas être obtenus sous des formes compactes dans lesquelles les estimations sont exécutées numériquement en une seule dimension après avoir fixé le nombre souhaité de données censurées. Des données simulées ont été réalisées montrant la supériorité de l'approche *CMLE* par rapport aux méthodes *MLE* et Bayes

# Annexe

## 2.2.1 Le détecteur GM-CFAR

Premièrement, la  $P_D$  est déterminée en fonction de l'intégrale suivante:

$$P_D^{GM} = \int_0^\infty \left[ \int_{T_{GM}}^\infty P_{Q_0}(q_0 \setminus H_1) dq_0 \right] P_Q(q) \quad (\text{A.1})$$

dans ce cas, la  $CST$  est représentée par la variable aléatoire donnée par

$$Q_0 = \log\left(\frac{x_0 + S}{\beta}\right) \quad (\text{A.2})$$

L'approximation utilisée ici est principalement basée sur les travaux antérieurs de Ravid et Levanon pour le fond de Weibull. Ainsi, le fouillis Pareto type I dans la  $CUT$  sous l'hypothèse  $H_0$  est supposé être distribué exponentiellement (cas du bruit gaussien), mais ayant la même puissance que la distribution de Pareto; c'est-à-dire  $2\sigma^2 = \frac{\alpha\beta}{\alpha-1}$ . Si un signal cible Swerling 1 est ajouté au fouillis, la  $PDF$  résultant est donné par :

$$P_{X_0}(x_0) = \frac{1}{(SCR+1)\left(\frac{\alpha\beta}{\alpha-1}\right)} \exp\left(-\frac{x_0}{(SCR+1)\left(\frac{\alpha\beta}{\alpha-1}\right)}\right) \quad (\text{A.3})$$

Comme la transformation logarithmique est appliquée à tous les échantillons de données, y compris  $CUT$ , (i.e.,  $Q_i = \log\left(\frac{X_i}{\beta}\right)$  et  $Q_0 = \log\left(\frac{X_0/H_1}{\beta}\right)$ ), la  $PDF$  résultant de la  $CUT$  est obtenu comme

$$P_{Q_0}(q_0) = \frac{(\alpha-1)\exp(q_0)}{\alpha(1+SCR)} \exp\left(-\frac{\exp(q_0)(\alpha-1)}{\alpha(1+SCR)}\right) \quad (\text{A.4})$$

pour déterminer la  $P_D$ , l'évaluation de l'intégrale suivante est requise :

$$\begin{aligned} P_{rob} \left( q_0 > \frac{T}{H_1} \right) &= \int_T^{+\infty} \frac{(\alpha - 1) \exp(q_0)}{\alpha(1 + SCR)} \exp \left( -\frac{\exp(q_0) (\alpha - 1)}{\alpha(1 + SCR)} \right) dq_0 \\ &= \exp \left( -\frac{\exp(T)(\alpha-1)}{\alpha(1+SCR)} \right) \end{aligned} \quad (A.5)$$

où  $P_{rob}$  désigne la probabilité et  $T$  est le seuil de détection. Dans le cas du détecteur GM-CFAR,  $T = \tau q$ . Par contre, la PDF de  $Q = \sum_{i=1}^N \log \left( \frac{X_i}{\beta} \right)$  est donné par :

$$P_Q(q) dq = \frac{\alpha^N q^{N-1}}{\Gamma(N)} \exp(-\alpha q) \quad (A.6)$$

en remplaçant (A.5) et (A.6) dans (A.1), la  $P_D$  proposée du détecteur *GM-CFAR* est finalement exprimée sous forme intégrale comme suit

$$P_D^{GM} = \int_0^{\infty} \exp \left( -\frac{(\alpha-1)\exp(\tau q)}{\alpha(1+SCR)} \right) \frac{\alpha^N q^{N-1}}{\Gamma(N)} \exp(-\alpha q) dq \quad (A.7)$$

# Bibliographie

- 
- [1] L. Abdou, “Application des algorithmes évolutionnaires à l’optimisation du seuil de détection dans les systèmes distribués CFAR”, Thèse de Doctorat en Science, en Electronique, Université de Batna, 2009.
- [2] B.C. Arnold, “Pareto distributions,” Second Edition, Chapman & Hall/CRC Monographs on Statistics & Applied Probability, 2015.
- [3] M. Farshchian and 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.
- [4] G.V. Weinberg, “Geometric mean switching constant false alarm rate detector”, *Digital Signal Processing*, Vol. 69, pp.1-10, 2017.
- [5] G.V. Weinberg, “Formulation of a generalized switching CFAR with application to X band maritime surveillance radar”, *SpringerPlus*, Vol.4:574, 2015.
- [6] 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.
- [7] I. Chalabi, “Détection CFAR à base de GLRT dans un environnement gaussien composé,” Thèse de doctorat, Université Mohamed Boudiaf de M’sila, Algérie, 2017.
- [8] M. Barkat, “Detection and estimation”, 2<sup>nd</sup> Edition, Boston, Artech House, 2005.
- [9] K.D. Ward, R. J. A. Tough and S. Watts, “Sea Clutter: Scattering, the K-distribution and Radar Performance”, (2<sup>nd</sup> ed.), London: *Institution of Engineering and Technology*, 2013.
- [10] E. Jakeman and P.N. Pusey, “A model of non-Rayleigh sea echo”, *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, Vol. 24, N°6, pp. 806-914, November 1976.
- [11] M. Farshchian and 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.
- [12] E. Conte, M. De Bisceglie and 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.

- [13] A. Mezache, M. Sahed, T. Laroussi and D. Chikouche, “Two novel methods for estimating the compound  $K$ -clutter parameters in presence of thermal noise”, *IET Radar, Sonar and Navigation*, Vol. 5, N°9, pp. 934-942, 2011.
- [14] A. Jakubiak, “False-alarm probabilities for a Log- $t$  detector in  $K$ -distributed clutter”, *Electronics Letters*, Vol. 19, N°18, pp. 725-726, 1983.
- [15] L. Rosenberg et S. Bocquet, “The Pareto distribution for high grazing angle sea clutter”, *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Conference, Melbourne, Australia*, pp. 4209-4212, 2013.
- [16] L. Rosenberg, S. Watts and S. Bocquet, “Application of the  $K$ +rayleigh distribution to high grazing angle sea-clutter”, *Proceedings of the International Radar Conference*, pp. 1-6, 2014.
- [17] L. P. Roy and R. V. R. Kumar, “Accurate  $K$ -distributed clutter model for scanning radar application”, *IET Radar, Sonar and Navigation*, Vol. 4, N° 2, pp. 158-167, 2010.
- [18] F. Luo, D. Zhang, and B. Zhang, “The fractal properties of sea clutter and their applications in maritime target detection”, *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett*, Vol. 10, N° 6, pp. 1295-1299, 2013.
- [19] A. Mezache, M. Sahed, F. Soltani and I. Chalabi, “Model for non-rayleigh clutter amplitudes using compound inverse gaussian distribution: An experimental analysis”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 51, N° 1, pp. 142-153, 2015.
- [20] A. Mezache, M. Sahed, F. Soltani and I. Chalabi, “A model for non rayleigh sea clutter amplitudes using compound inverse gaussian distribution”, *Proceedings of International Radar Conference, Ottawa, Canada*, pp. 1-5, 2013.
- [21] G.V. Weinberg, L. Bateman and P. Hayden, “Constant false alarm rate detection in Pareto type II clutter”, *Digital Signal Processing*, Vol. 68: pp. 192-198, 2017.
- [22] 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, 1973.
- [23] V. Anastassopoulos, G.A. Lampropoulos, A. Drosopoulos and M. Rey, “High resolution radar clutter statistics”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 35, N°1, pp. 43-60, 1999.
- [24] S. Bocquet, L. Rosenberg and C.H. Gierull, “Parameter estimation for a compound radar clutter model with trimodal discrete texture”, *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 58, N° 10, pp. 7062-7073, 2020.
- [25] R. R. Tenney and N. R. Sandell, “Detection with distributed sensors”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems*, Vol. 17, N° 4, pp. 501-509, 1981.

- [26] T. Li and I. K. Sethi, "Distributed decision fusion in presence of link failures", *IEEE Transactions On Aerospace and Electronic System*, Vol. 32, N°2, pp. 661-667, 1996.
- [27] I. Kanter, "Exact detection probability for partially correlated rayleigh targets", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol . AES -22, N°2, pp.184-195, 1986.
- [28] E. Drakopoulos and C. C. Lee, "Optimal fusion correlated local decisions", *Proceedings of the 27th Conference on Decision and Control, Austin Texas*, pp.2489-2494, 1988.
- [29] V. Aallo and Viswanathan, "On distributed detection with correlated sensors: two examples", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems* ,Vol .25, N°3, pp.414-421, 1989.
- [30] J . Han, P. K. Varshney and R . Srinivasan, "Distributed Binary Integration", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol . 29, N°1, pp. 2-7, 1993.
- [31] H. M. Finn and 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.
- [32] H. Rohling, "Radar CFAR Thresholding in Clutter and Multiple Target Situations," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 19, N°4, pp. 608-621, 1983.
- [33] M. Barkat and P. K. Varshney, "Adaptive cell-averaging CFAR detection in distributed sensor networks", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. Vol.27, N°3, pp. 424-429, 1991.
- [34] F. Gini and F. Lombardini, "Decentralized CFAR detection with binary integration in Weibull clutter," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, Vol.33, N° 2, pp. 396-407, 1997.
- [35] A. Mezache and F. Soltani, " Threshold optimization of decentralized CFAR detection in Weibull clutter using genetic algorithms", *Signal, Image and Video Processing*, Vol.2, N°1, pp.1-7, 2008.
- [36] G. V. Weinberg, "Constant false alarm rate detections for pareto clutter models", *IET Radar, Sonar and Navigation*, Vol. 7, N°2, pp.153-163, 2013.
- [37] P. Weber and S. Haykin, "Ordered statistic CFAR processing for two-parameter distributions with variable skewness", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* AES-, Vol. 21, N°6, pp. 819-821, 1985.

- [38] S.Watts, “Cell-averaging CFAR gain in spatially correlated K distributed sea clutter”, *IEE Proceedings Radar, Sonar and Navigation*, Vol. 143, N°5, pp 321-327,1996.
- [39] G.V.Weinberg and A. Alexopoulos, “Analysis of a dual order statistic constant false alarm rate detector”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol.52, N°5, pp.2567-2574,2016.
- [40]G. V. Weinberg and V. G. Glenny, “Enhancing Goldstein’s Log-t detector in pareto distributed clutter”, *IEEE Transactions On Aerospace and Electronic Systems*,Vol.53, N°2, pp. 1035-1044, 2017.
- [41]R. Ravid and N. Levanon, “Maximum-likelihood CFAR for Weibull background,” *Inst. Elect. Eng. Proc.-F*, Vol. 139, pp. 256-264,1991.
- [42]G.V. Weinberg, L. Bateman and P. Hayden, “Development of non-coherent CFAR detection processes in Weibullbackground”, *Digital Signal Processing*, Vol.75, pp.96-106, 2018.
- [43] K.D. Ward,“Compound representation of high resolution sea clutter”, *Electronics Letters*, Vol.17, N°.16,pp.561-563, 1981.
- [44] C.Tison,J. M.Nicolas , F.Tupin and H. Maitre, “A new statistical model for markovian classification of urban areas in high-resolution SAR images”, *IEEE Transaction Geoscience and Remote Sensing*,Vol.42, N°.10,pp.2046-2057, 2004.
- [45]W. Zhou, J. Xie, B. Zhang and G. Li, “Maximum likelihood detector in gamma distributed sea clutter”, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Vol.15, No.11, pp. 1705-1709, 2018.
- [46]M.I. Skolnik, ‘Introduction to radar system’, (3<sup>rd</sup>.), “New York: McGraw-Hill”,2001.
- [47] [www.Radartutorial.edu](http://www.Radartutorial.edu)
- [48] S. Chabbi, “Détection adaptative CFAR a censure automatique basse sur les statistiques d'ordre en milieux non gaussiens“, *Thèse de doctorat En Science En Electronique, Université De Constantine, Département D'électronique*, 2015.
- [49]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, Université Mentouri Constantine*, 2005
- [50] J. Darraicaou, “Physique et théorie du radar”, “New York: McGraw-Hill”, 1993. 1993.
- [51] J. Delprato, “Analyse de la stabilité d’impulsion a impulsion des amplificateurs de puissance HEMT GaN pour applications radar en bande S“, *Thèse de doctorat en électronique des hautes fréquences, photonique et systèmes, Université des Limoges*,

*Ecole doctorale sciences et ingénierie pour l'information, faculté des sciences et techniques, 2016.*

[52] N. J. Willis, “*Bistatic radar*,” SciTech Publishing Inc, Edison, NJ, USA, 2005.

[53] N.J. Willis, H. D. Griffiths, “*Advances in bistatic radar*,” SciTech Publishing Inc, Edison, NJ, USA, 2005.

[54] B.R. Mahafza, “*Radar Systems Analysis and Design Using MATLAB*,” Chapman & Hall/CRC, 2000.

[55] A. Bentoumi, “*Contribution à l'estimation et la détection CFAR de cibles noyées en milieux de clutter de mer non-Gaussien homogène et hétérogène*,” *Thèse de doctorat En Science En Electronique, Université De Mohamed Boudiaf-M'sila, Département D'électronique*, 2020.

[56] M.I. Skolnik, “*Radar handbook*,” 2<sup>nd</sup>, Boston, USA, 1990.

[57] F. Gini, F. Lambardini and L. Verrazani, “*Robust nonparametric multi radar CFAR detection against non-gaussian spiky clutter*”, *IEE Proceedings, Part F*, Vol. 144, N° 3, pp. 131-140, 1997.

[58] R.S. Blum and S.A. Kassam, “*Optimum distributed CFAR detection of weak signals*”, *Journal of the Acoustical Society of America*, Vol. 98, N° 1, pp.221-229, 1995.

[59] E.K. Hussaini, A. A. M. Al-Bassiouni and Y. A. El-Far, “*Decentralized CFAR detection*”, *Signal Processing*, Vol. 44, pp. 299-307, 1995.

[60] D.K Barton and S.A. Leonov, ‘*Radar Technology Encyclopedia*’, (Electronic edition), Artech House, INC, 1998.

[61] P. Delacoudre, ‘*principes du radar, techniques de base*’ : applications des U.H.F., Edition radio, Paris, 1962.

[62] J. Marcum, “*A statistical theory of target detection by pulsed radar*”, *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 6, N°2, pp.59-267, 1960.

[63] P. Swerling, “*Probability of detection for fluctuating targets*”, *IRE Transactions on Information Theory*, Vol. 16, N°2, pp. 269-308, 1960.

[64] P. Swerling, “*More on detection of fluctuating targets*”, *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 11, N°3, pp. 459-460, 1965.

[65] D.J. Lewinski, “*Nonstationary probabilistic target and clutter scattering models*”, *IEEE Transactions on Antennas Propagation*, Vol. 31, N°3, pp.480-498, 1983.

- [66] P. Swerling, "Radar probability of detection for some additional fluctuating target cases", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 33, N°2, pp. 698-709, 1997.
- [67] D.A. Shnidman, "Expanded swerling target models", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 39, N°3, pp. 1059-1069, 2003.
- [68] C. Guolong, A. DE Maio, C. Vincenzo and P. Luca, "Performance prediction of the incoherent detector for a weibull fluctuating Target," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* Vol. 50, N°3, 2014.
- [69] Z. Messali, "Performances des détecteurs distribués CFAR dans un clutter  $\alpha$ -stable basée sur des méthodes de prétraitement: La transformée en ondelettes and la compression non linéaire", *Thèse de Doctorat d'Etat, Université de Constantine*, 2007.
- [70] A. Mezache, "Optimisation de la Détection CFAR dans un Clutter Weibull Utilisant les Algorithmes Génétiques and les Réseaux de Neurones Flous", *Thèse de Doctorat en Sciences, Université de Constantine*, 2009.
- [71] R. Srinivasan, "Distributed radar detection theory," *Communication, radar and signal processing, IEE Proceedings*, Vol.133, N°1, Pt. F, pp.55-60, 1986.
- [72] M. Barkat and P.K. Varshney, "Decentralized CFAR signal detection," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 25, N°2, pp. 141-149, 1989.
- [73] G.V. Weinberg and R. Kyprianou, "Optimized binary integration with order statistic CFAR in Pareto distributed clutter", *Digital Signal Processing, Elsevier*, Vol. 42, N° 7, pp. 50-60, 2015.
- [74] G.V. Weinberg, "Assessing pareto fit to high resolution high grazing angle sea clutter", *Electronics Letter.*, Vol.47, N°8, pp.516-517, 2011.
- [75] F. Sadjadi, "Hypothesis testing in a distributed environment," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 22, N°2, pp. 134-137, 1986.
- [76] L.K. Ekchian and R.R. Tenney, "Detection networks", *Proceedings of the 21<sup>st</sup> IEEE Conference on Decision and Control, Florida*, pp. 686-691, 1982.
- [77] H.J. Kushner and A. Pacut, "A Simulation study of a decentralized detection problem," *IEEE transactions on Automatic Control*, Vol. 27, N° 5, pp. 1116-1119, 1986.
- [78] J.J. Chao and C.C. Lee, "A distributed detection scheme based on soft local decisions", *Proceedings of the 24<sup>th</sup> Annual Allerton Conference on Communication, Control, and computing, Monticello*, pp. 974-983, Oct. 1-3, 1986.
- [79] E. Conte, E. D'Addio, A. Farina and M. Longo, "Multistatic radar detection synthesis and comparison of optimum and suboptimum receivers", *Communication*,

radar and signal processing, *IEE proceedings*, Vol. 130, N°6, Pt. F, pp. 484-494, 1983.

[80] Z. Chair and P.K. Varshney, “Optimal data fusion in multiple sensor detection systems”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 22, N° 1, pp. 98-101, 1986.

[81] S.C.A. Thomopoulos, R. Viswanathan and D.K Bougoulas, “Optimal distributed decision fusion”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 25, N°5, pp. 761-765, 1989.

[82] A.R. Elias-Fusté, A. Broquetas-ibars, J.P. Antequera and J.C.M. Yuste, “CFAR data fusion center with inhomogeneous receivers”, *IEEE Transactions On Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 28, N° 1, pp. 276-285, 1992.

[83] R. Blum and J. Qiao, “Threshold optimization for distributed order-statistic CFAR signal detection”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 32, N° 1, pp. 368-477, 1996.

[84] U. Singh, H. Kummar and T.S. Kamal, “Linear array synthesis using biogeography based optimization”, *Progress In Electromagnetics Research M*, Vol. 11, pp. 25-36, 2010.

[85] H. Ma, “An analysis of the equilibrium of migration models for biogeography based optimization”, *Information Sciences 180*, pp 3444-3464, 2010.

[86] H. Ma, S. Ni and M.Sum, “Equilibrium species counts and migration model trade-offs for biogeography based optimization,” *IEEE Conference on decision and control, shanghai*, pp 3306-3310, 2009.

[87] G.V. Weinberg, “Constant false alarm rate detection in pareto distributed clutter”, further results and optimality issues,” *Contemporary Engineering Sciences*, Vol. 7, N°6, pp. 231-261, 2014.

[88] D. Simon, “A probabilistic analysis of a simplified biogeography based optimization algorithm”, *Evolutionary Computation*, Vol. 19, N°2, pp 167-188.

[89] M. Mittal and M. Gagandeep, “Comparison between BBO and genetic algorithm”, *Engineering and Technology Research (IJSETR)*, Vol. 2, pp 2278-7798, 2013.

[90] P.K. Roy, S.P. Ghoshal and S.S. Thakur, “Biogeography based optimization approach for optimal power flow problem considering valve loading effects”, *Electrical and Power Engineering*, Vol. 01, N°3, 2010.

[91] W. Gong, Z. Cai, C.X. Ling and H. Li, “A real-coded biogeography-based optimization with mutation”, *Applied Mathematics and Computation*, pp. 2749-2758, 2010.

- [92] S. Kumar, P. Bhalla and A. Singh, “Fuzzy rule base generation from numerical data using biogeography based optimization”, *Institution of Engineers Journal of Electronics and Telecom Engineering*, vol. 90, pp. 8-13, 2009.
- [93] D. Simon, “A dynamic system model of biogeography based optimization,” *Applied Soft Computing*, Vol. 11, pp. 5652-5661, 2011.
- [94] H. Simon. “Adaptive radar signal processing” , John Wiley, NJ, 2007.
- [95] E. Conte, M. Lops and G. Ricci, “Asymptotically optimum radar detection in compound-gaussian clutter”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol.31, N° 2, pp. 617-624, 1995.
- [96] D.F. Andrews and C.L. Mallows, “Scale mixtures of normal distributions”, *Journal of Royal Statistics Society, Ser. B*, Vol.36, N° 1. pp. 99-102, 1974.
- [97] E. Ollila, D.E. Tyler, V. Koivunen and H.V. Poor, “Compound-gaussian clutter modeling with an inverse gaussian texture distribution.” *IEEE Signal Processing Letters*, Vol.19, N°12, pp. 876-879, 2012.
- [98] N. Valeyrie, R. Garello, J.M. Quéllec and M. Chabbah, “Study of the modeling of radar sea clutter using the KA distribution and methods for estimating its parameters.” paper presented at the *IEEE International Radar Conference of Surveillance for a Safer world*, Bordeaux, France, October 12-16, 2009.
- [99] X. Shang and H. Song, “Radar detection based on compound-gaussian model with inverse gamma texture”, *IET Radar Sonar Navigation*, Vol.5, N°3, pp.315-321, 2011.
- [100] S. Erfanian and V.T. Vakili, “Introducing excision switching-CFAR in K-distributed sea clutter.” *Signal Processing*, Vol. 89, pp.1023–1031, 2009.
- [101] G.V. Weinberg, “Trimmed geometric mean order statistic CFAR detector for pareto distributed clutter”, *Signal, Image and Video Processing*, Vol.12, N°4, pp.651-657, 2018.
- [102] E. Conte and M. Longo, “Characterisation of radar clutter as a spherically invariant random process”, *IEE Proceedings on Radar and Signal Processing-Part F*, Vol.134, N° 2. pp.191-197, 1987.
- [103] S. Bocquet, “Parameter estimation for pareto and K distributed clutter with noise”, *IET Radar Sonar and Navigation*, Vol.9, N°1. pp. 104-113, 2015.
- [104] P. Stinco, M. Greco and F. Gini, “Adaptive detection in compound-gaussian clutter with inverse-gamma texture”, *IEEE CIE International Conference on Radar, Chengdu, China* 24-27 October, 2011.
- [105] D.K. Barton, “Radar clutter”, *Artech House, Third printing, Washington, USA*, 1983.

- [106] S. Bocquet, L. Rosenberg and C.H. Gierull, “Parameter estimation for a compound radar clutter model with trimodal discrete texture”, *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, Vol.58, N° 10 , pp.7062-7073 , 2020.
- [107] A. Gouri, A. Mezache and H. Oudira, “Radar CFAR detection in weibull clutter based on  $z \log(z)$  estimator”, *Taylor & Francis, Remote Sensing Letters*, Vol.11, N°6, pp.581-589, 2020.
- [108] G.V. Weinberg, “On the construction of CFAR decision rules via transformations”, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol.55, N°2, pp.40–1146, 2017.
- [109] A. Bentoumi and A. Mezache, “Performance of non-parametric CFAR detectors in log-normal and Kradar clutter”, *3<sup>rd</sup> International Conference on Electrical Sciences and Technologies in Maghreb (CISTEM)*, pp.28-31, October, Algiers, Algeria, 2018.
- [110] M. Guida, M. Longo and M. Lops, “Biparametric CFAR procedures for lognormal clutter”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol.29, N°3, pp.798-809, 1993.
- [111] A.K. Gupta, “Estimation of the mean and standard deviation of a normal population from a censored sample”, *Biometrika*, Vol.39, pp.260-273, 1952.
- [112] R.B. Bakker and B. Currie, “The McMaster IPIX radar sea clutter database”, [Online] Available: <http://soma.crl.mcmaster.ca/ipix/>, 2020.
- [113] J. Ai, X. Yang, J. Song, Z. Dong, L. Jia and F. Zhou, “An adaptively-truncated clutter-statistics-based two parameter CFAR detector in SAR imagery”, *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, Vol.43, N°1, pp.267-279, 2018.
- [114] M.A. Weiner, “Binary integration of fluctuating targets”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol.27, N°1, pp.11-17, 1991.
- [115] M. Chwartz, “A coincidence procedure for signal detection”, *IRE Transaction . Information*, Vol.2, N°4, pp.135-139, 1956.
- [116] C. Tison, J. M. Nicolas, F. Tupin and H. Maitre, “A new statistical model for markovian classification of urban areas in high-resolution SAR images”, *IEEE Transaction Geoscience and Remote Sensing*, Vol.42, N°10, pp.2046-2057, 2004.
- [117] H.M. Finn, “Adaptive detection in clutter”, *Proceedings of the National Electronics Conference*, 22, pp.562-567, 1966.
- [118] W. Zhou, J. XIE, G. Li, and Y. DU, “Robust CFAR detector with weighted amplitude iteration in non homogeneous sea clutter”, *IEEE Transaction and Aerospace Electronic Systems*, Vol.53, N°3, pp.1520-1535, 2017.
- [119] H. L. Harter, A. H. Moore, “Maximum-likelihood estimation of the parameters of Gamma and Weibull populations from complete and from censored samples”, *Technometrics*, Vol.7, N°4, pp. 639-643, 1965.

- [120] A. J. Fernandez, “On maximum likelihood prediction based on Type II doubly censored exponential data,” *Metrika, Springer-Verlag*, Vol.50, pp. 211-220, 2000.
- [121] S. K. Upadhyay, U. Singh, V. Shastri, “Estimation of exponential parameters under multiply type II censoring,” *Communications in Statistics - Simulation and Computation*, Vol.25, N°3, pp. 801-815, 2007.
- [122] P. Tsakalides, F. Trinci, C. L. Nikias, “Performance assessment of CFAR processors in Pearson-distributed clutter,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 36, N°4, pp. 1377-1386, 2000.
- [123] K. J. Sangston, F. Gini, M. G. Greco, “Coherent radar target detection in heavy-tailed compound-gaussian clutter”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol.48, N°1, pp. 64-177, 2012.
- [124] D. Xu, C. Hao, M. Liu, C. Hou, “Performance analysis of distributed fuzzy GO-CFAR detector in Pearson-distributed reverberation”, *MTS/IEEE Kobe Techno-Oceans (OTO)* 28-31 May 2018, Kobe, Japan.
- [125] M. Rashad EL-Sagheer, “Estimation of parameters of Weibull-Gamma distribution based on progressively censored data,” *Statistical Papers, Springer*, Vol. 59, pp.725-757, 2018.