

UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA
FACULTE DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

Numéro de série :.....

T H È S E :

Présentée pour l'obtention du diplôme de

Doctorat en Sciences

Spécialité : Electronique

Option : Communication

THÈME :

Contribution à l'estimation et la détection CFAR
de cibles noyées en milieux de clutter de mer non-Gaussien
homogène et hétérogène

Présentée par :

Mr. Bentoumi Ahmed

Soutenue le : 01/12/2020

Devant le jury composé de :

<u>Nom & Prenom</u>	<u>Grade</u>	<u>Etablissement</u>	<u>Qualité</u>
SAIGA Djamel	Professeur	Univ. M'sila	Président
MEZACHE Amar	Professeur	Univ. M'sila	Rapporteur
LADJAL Mohamed	MCA	Univ. M'sila	Examineur
HAMADOUCHE M'hamed	Professeur	Univ. Boumerdes	Examineur
ABDOU Latifa	Professeur	Univ. Batna2	Examineur
DJOUANE Lotfi	MCA	Univ. Batna2	Examineur

Année Universitaire : **2020/2021**

Remerciements

Louanges à DIEU à qui nous demandons aide et pardon, qui m' a doté de volonté et de patience pour mener à terme ce présent travail.

Tous les lexiques à utiliser ne suffiront pas pour témoigner ma gratitude et mes remerciements à l'égard de tous ces hommes de science et du savoir.

Je commence par remercier mon directeur de thèse, le Professeur **MEZACHE Amar** à l'université Mohamed Boudiaf-Msila pour son encadrement, ses conseils, et ses recommandations pertinentes tout au long de cette thèse de Doctorat. Ses directives ont mené à terme ce travail. Les connaissances acquises durant les longues heures consacrées à cette recherche sous sa direction seront mon idéal dans mon parcours scientifique. Je m'engage à mobiliser tout mon savoir que m'a prodigué le Professeur Amar MEZACHE à le transmettre.

J'adresse également mes sincères remerciements à Mr. **SAIGA Djamel**, Professeur à l'université de Msila, pour l'honneur qu'il m'a fait d'avoir accepté de présider le jury de cette thèse. Que d'efforts intellectuels il a consenti pour compulser et lire le manuscrit de mon travail.

Toute ma reconnaissance et l'immense gratitude aux membres de jury pour la caution qu'ils ont bien voulu apporter à ce travail. Je remercie infiniment les examinateurs Mr. **HAMADOUCHE M'hamed**, Professeur à l'université de Boumerdes, Mr. **LADJAL Mohamed**, Maitre de conférences à l'université de Msila, Mm. **ABDOU Latifa** professeur de l'université de Batna2 et Mr. **DJOUANE Lotfi** Maitre de conférences à l'université de Batna2 qui se sont penchés sur mes travaux.

Je remercie chaleureusement tout le staff d'Electronique de l'université Mohamed Boudiaf-Msila de leur soutien moral.

Enfin, je remercie énormément mon frère **Miloud** qui n'a cessé de m'encourager jusqu'à la finalisation de ce travail. Ma pensée va aussi à ma famille, commençant par ma chère mère et mon cher père que DIEU les protège, mes frères et sœurs, ma femme et ma fille, et tous mes amis qui ont contribué de près ou de loin à la concrétisation de ce travail. Je les remercie tous.

Dédicaces

*A mes parents, mes frères, mes sœurs
et ma femme sans oublier ma fille Imane
A tous, je dédie cette thèse*

Hamoudi

Résumé

On traite dans cette thèse de doctorat trois problématiques essentielles touchant le domaine de la détection des cibles radar.

La première thématique traitée s'intéresse sur la minimisation des erreurs d'adaptation de la queue entre le modèle Pareto type II et les données empiriques du clutter de la mer. Une technique non-stationnaire nommée EMD (décomposition modale empirique) est introduite pour le débruitage des deux composantes des données reçues. La méthode d'estimation MLE est utilisée pour déterminer les paramètres de forme et d'échelle du modèle Pareto type II. Les performances de modélisation sont évaluées via la base de données IPIX avec et sans analyse par l'EMD. Des meilleurs ajustements de la queue par rapport aux données réelles sont obtenus lorsque la technique EMD est appliquée aux deux composantes des échos radar. Ensuite, le problème d'estimation du clutter R-G Γ (Rayleigh-Gamma Généralisée) distribué à trois paramètres a été adressé. Les estimateurs en deux dimensions HOME, NIOME et [zlog(z)] sont obtenus. Les méthodes d'estimation proposées sont d'abord testées via des données synthétiques. L'approximation de la queue du modèle R-G Γ et du modèle standard K (i.e., cas particulier du modèle R-G Γ) est examinée par rapport aux données réelles IPIX.

La deuxième problématique consiste à développer de nouveaux estimateurs NIOME, [zlog(z)] et MLE des paramètres du clutter CG-IG distribué. Les formes des procédures NIOME et [zlog(z)] sont données en fonction des fonctions de Bessel et d'intégrale-exponentielle. Ces formules gardent de natures monotones sur toutes les valeurs du rapport entre le paramètre de forme et la puissance moyenne de clutter. Les estimés des paramètres de forme sont alors calculées à l'aide de la méthode d'interpolation qui est relativement rapide et facile à implémenter. Aussi, l'estimation ML combinée par la puissance moyenne de clutter est construite et mène à une recherche unidimensionnelle du paramètre de forme. Via des données artificielles, les estimateurs proposés sont comparés aux méthodes des moments entiers et MLE. L'ajustement des queues des distributions CG-IG, K et GP par rapport aux données réelles IPIX est également examiné.

La dernière problématique traite la détection CFAR en milieu non-Gaussien. Les détecteurs existants CFAR nommés GMOS, TMOS et IE-CFAR sont analysés dans un clutter de distributions log-normal et K . Le but est donc d'étudier les performances de ces algorithmes CFAR en présence du clutter homogène et hétérogène. Pour un clutter homogène, la propriété CFAR pour le cas du clutter log-normal est conservée, tandis que la probabilité de fausse alarme dépend de faibles valeurs du paramètre de forme de la distribution K (situations du clutter pointu). En effectuant des simulations Monte-Carlo, les probabilités de détection en fonction du SCR (rapport signal-sur-clutter) des différents détecteurs CFAR sont comparées et analysées pour des situations diverses de l'environnement du clutter.

Mots clés : clutter de mer, modèle gaussien composé, modèle gaussien composé, EMD, CFAR

ملخص:

تتناول أطروحة الدكتوراه هذه ثلاث قضايا أساسية تؤثر على مجال الكشف عن أهداف الرادار. يتعلق الموضوع الأول الذي تم تناوله بتقليل أخطاء تكييف الذيل بين نموذج باريتو من النوع الثاني وبيانات حالة البحر التجريبية. الهدف من هذا العمل استعمال تقنية لتقليل الضوضاء تسمى EMD (التحلل النموذجي التجريبي) من مكونين من البيانات المستلمة. يتم استخدام طريقة تقدير MLE لتحديد معالم مقياس نموذج باريتو من النوع الثاني. يتم تقييم أداء النمذجة عبر قاعدة بيانات IPIX مع وبدون استعمال EMD. يتم الحصول على أفضل ملاءمة للبيانات الفعلية عند تطبيق EMD على كلا مكوني أصداء (من مكونين من البيانات المستلمة) الرادار. بعد ذلك، تمت معالجة مشكلة تقدير فوضى R-G Γ الموزعة بثلاثية المعالم (Rayleigh-Gamma العامة). تم الحصول على المقدرات ثنائية الأبعاد بطرق HOME و NIOME و $[\log(z)]$. يتم أولاً اختبار طرق التقدير المقترحة باستخدام البيانات التركيبية. يتم فحص تقريب ذيل نموذج R-G Γ والنموذج القياسي K (أي حالة خاصة لنموذج R-G Γ) فيما يتعلق ببيانات IPIX الحقيقية. تتمثل المشكلة الثانية في تطوير مقدرات NIOME و $[\log(z)]$ و MLE لمعلمات فوضى CG-IG الموزعة. يتم إعطاء أشكال إجراءات NIOME و $[\log(z)]$ من حيث Bessel والوظائف الأسية المتكاملة. تحافظ هذه الصيغ على خاصية الرتبة على جميع قيم النسبة بين معلمة الشكل ومتوسط قوة الفوضى. ثم يتم حساب تقديرات معالم الشكل باستخدام طريقة الاستيفاء (méthode d'interpolation) التي تتسم بالسرعة وسهولة التنفيذ نسبياً. أيضاً، يتم إنشاء تقدير ML مع متوسط قوة الفوضى ويؤدي إلى بحث أحادي البعد عن معلمة الشكل. من خلال البيانات الاصطناعية، تتم مقارنة المقدرات المقترحة بالطرق الصحيحة وطريقة MLE. يتم أيضاً فحص ملاءمة ذبول توزيعات CG-IG و K و GP لبيانات IPIX الفعلية. تتمثل المشكلة الأخيرة في دراسة CFAR في بيئة غير جوسيان. يتم تحليل كاشفات CFAR الحالية المسماة GMOS و TMOS و IE-CFAR في فوضى من توزيعات log-normal و K . الهدف هو دراسة أداء خوارزميات CFAR في وجود فوضى متجانسة وغير متجانسة. بالنسبة للفوضى المتجانسة، يتم الاحتفاظ بخاصية CFAR لحالة الفوضى اللوغاريتمية العادية (log-normal)، بينما يعتمد احتمال الإنذار الخاطئ على القيم المنخفضة لمعلمة الشكل لتوزيع K (حالات الفوضى الحادة). من خلال إجراء عمليات محاكاة مونت كارلو، تتم مقارنة وتحليل احتمالات الاكتشاف كدالة ل-SCR (نسبة الإشارة إلى الفوضى) لكاشفات CFAR المختلفة في حالات مختلفة من بيئة الفوضى.

الكلمات المفتاحية: حالة البحر، نموذج جوسيان المركب، نمذجة، تقدير المعالم، EMD، MLE، التوزيع الاحتمالي، الإنذار الخاطئ.

Abstract

The present thesis deals with three essential problems found for radar target detection applications.

The first thematic concerns the improvement of the tail fitting errors between the Pareto type II model and the empirical data of sea clutter. A non-stationary technique called EMD (Empirical Modal Decomposition) is introduced for the denoising of the two components of the received data. The MLE estimation method is used to determine the shape and scale parameters of Pareto the type II distribution. Modeling performance is assessed via the IPIX database with and without analysis by the EMD tool. Best tail fittings to the empirical data are obtained when the EMD technique is applied to the two components of radar echoes. Then, the problem of estimating the R-G Γ (Generalized Rayleigh-Gamma) distributed clutter with three parameters was addressed. Estimators based upon HOME, NIOME and [zlog (z)] are obtained in two dimensions. The proposed estimation methods are first tested using synthetic data. The tail fitting of the R-G Γ model and the standard K model (i.e., special case of the R-G Γ model) is examined against real IPIX data.

The second problem deals with the derivation of three novel estimators named NIOME, [zlog (z)] and MLE for the CG-IG distributed clutter parameters. The forms of the NIOME and [zlog (z)] procedures are given as a function of the Bessel and exponential-integral functions. These formulas have monotonic natures on all the values of the ratio between the shape parameter and the mean clutter power. The estimates of the shape parameters are then calculated by mean of the interpolation method which is relatively quick and easy to implement. Also, the ML estimate combined by the average clutter power is constructed and leads to a one-dimensional search for the shape parameter. Using artificial data, the proposed estimators are compared with the integer order moments and MLE methods. The tail fitting of the CG-IG, K and GP distributions are compared and analyzed using real IPIX database.

The last research issue presented in this dissertation concerns the analysis of CFAR detection in non-Gaussian clutter. Existing CFAR detectors named GMOS, TMOS and IE-CFAR are investigated in a log-normal and K clutter distributions. The aim is therefore to study the performance of these CFAR algorithms in the presence of homogeneous and heterogeneous clutter. For a homogeneous clutter, the CFAR property for the log-normal clutter is maintained, but the probability of a false alarm depends on low values of the shape parameter of the K distribution (spiky clutter region). By means of Monte-Carlo simulations, the detection probabilities as a function of the SCR (Signal-to-Clutter Ratio) of the different CFAR detectors are compared and analyzed for various situations of sea radar clutter.

Key word: Sea-clutter, Compound Gaussian model, Modeling, Parameter estimation, EMD, CFAR

Sommaire

Remerciements	I
Dédicaces	II
Résumé	III
ملخص	IV
Abstract	V
Sommaire	VI
Liste des Figures	IX
Liste des Tables	XIII
Liste des Symboles	XIV
Liste des Abréviations	XVI
Liste des travaux publiés	XVII

Introduction générale

1. Introduction	1
2. Etat de l'art	2
3. Travaux de la thèse	5
4. Organisation du manuscrit	7

Chapitre 1 : Généralités sur les Radars

1. 1 Introduction	9
1. 2 Historique du radar	10
1. 3 Principe de fonctionnement du radar	11
1. 4 Equipement de base d'un système radar	12
1. 5 Classifications des radars	14
1. 5. 1 Radars primaires	14
1. 5. 2 Radars secondaires	15
1. 5. 3 Radars à impulsions	16
1. 5. 4 Radars à onde continue	17
1. 6 Surface équivalente et équation du radar	18
1. 7 Théorie de la décision	20
1. 7. 1 Tests de Bayes	21
1. 7. 2 Test de minimax	23
1. 7. 3 Test de Neyman-Pearson	25
1. 8 Modèles des cibles	26
1. 8. 1 Modèles de Swerling	27
1. 8. 2 Modèle de Weibull	28
1. 9 Types de clutter	28
1. 9. 1 Puissance de clutter vu par un radar	28
1. 9. 2 Clutter atmosphérique	29

1. 9. 3 Clutter de sol ou de la mer	31
1. 9. 4 Propriétés du clutter	34
1. 10 Conclusion	37

Chapitre 2 : *Modélisation du Clutter de Mer basée sur la Technique EMD et la Texture Gamma Généralisée*

2.1 Introduction	38
2. 2 Distribution de Pareto généralisée et estimation des paramètres	39
2. 2. 1 Modèle de Pareto généralisé	40
2. 2. 2 Estimation des paramètres	42
2. 3 Méthode de décomposition modale empirique (EMD)	43
2. 3. 1 Décomposition en mode empirique	44
2. 3. 2 Mode de fonction intrinsèque (IMF)	44
2. 3. 3 Tamisage (sifting process)	44
2. 3. 4 Reconstruction de signal	45
2. 4 Résultats de la modélisation du clutter de mer IPIX	46
2. 5 Distribution Rayleigh-gamma généralisé et estimation des paramètres	52
2. 5. 1 Distribution Rayleigh gamma généralisé (R-G Γ)	53
2. 5. 2 Estimateurs	55
2. 5. 2. 1 Estimation par des moments d'ordre supérieur	57
2. 5. 2. 2 Estimation par des moments d'ordres non entiers	57
2. 5. 2. 3 Estimation par des moments logarithmiques	57
2. 6 Evaluation de l'estimation et la modélisation du clutter de mer IPIX	58
2. 6. 1 Estimation à partir des données simulées	58
2. 6. 2 Estimation à partir des données réelles	62
2. 7 Conclusion	64

Chapitre 3 : *Estimateurs des Paramètres du Clutter CG-IG Distribué*

3. 1 Introduction	65
3. 2 Distribution CG-IG	66
3. 3 Méthodes d'estimation du clutter CG-IG	68
3. 3. 1 Méthode des moments	68
3. 3. 2 Méthode des moments non-entiers	69
3. 3. 3 Méthode de [zlogz]	70
3. 3. 4 Méthode MLE	73
3.4 Analyse des performances d'estimation	75
3. 4. 1 Estimation via des données synthétiques	76
3. 4. 2 Estimation via des données réelles IPIX	80
3. 5 Conclusion	88

Chapitre 4 : Détection CFAR dans un Clutter log-normal et K

4. 1 Introduction	89
4. 2 Architecture de la détection adaptative CFAR	90
4. 3 Détecteurs CFAR non-paramétriques	92
4. 3. 1 Détecteur logt-CFAR	94
4. 3. 2 Détecteur GMOS-CFAR	94
4. 3. 3 Détecteur TMOS-CFAR	94
4. 3. 4 Détecteur IE-CFAR	95
4. 4 Détecteurs CFAR paramétriques	96
4. 4. 1 Cas du clutter Pareto type II	96
4. 4. 2 Cas du clutter K -distribué	97
4. 5 Analyse des performances des détecteurs CFAR	99
4. 5. 1 Détection CFAR en environnement homogène	100
4. 5. 2 Détection CFAR en environnement hétérogène (cibles interférentes)	109
4. 5. 3 Détection CFAR en environnement hétérogène (bord de clutter)	114
4. 6 Conclusion	117
Conclusion générale	118
Annexes	121
Bibliographie	124

Liste des Figures

Figure. 1. 1	Principe de base d'un radar	12
Figure. 1. 2	Composants d'un système radar	13
Figure. 1. 3	Train d'impulsions produit par le radar	17
Figure. 1. 4	Principe d'un radar à onde continue	18
Figure. 1. 5	Régions de décision et calcul de la P_{FA} (surface en rouge) et la P_D (surface en bleu)	23
Figure. 1. 6	Détermination des régions de décision, la P_{FA} (surfaces en rouge) et la P_D (surfaces en bleu)	26
Figure. 1. 7	Représentation des angles en site et en gisement	29
Figure. 1. 8	Volume intercepté par le radar	30
Figure. 1. 9	Surface intercepté par le radar	32
Figure. 1. 10	Détection d'enveloppe et quadratique	35
Figure. 2. 1	Organigramme de l'algorithme de l'EMD [H. Mahgoun, 2013]	46
Figure. 2. 2	Débruitage par la technique EMD pour la modélisation du clutter de mer	48
Figure. 2. 3	Modélisation par la loi GP des données réelles IPIX de la 1 ^{er} case distance, polarisation HH, et résolution 3m	49
Figure. 2. 4	Modélisation par la loi GP des données réelles IPIX de la 5 ^{eme} case distance, polarisation HH, et résolution 3m	50
Figure. 2. 5	Modélisation par la loi GP des données réelles IPIX de la 17 ^{eme} case distance, polarisation HH, et résolution 3m	50
Figure. 2. 6	Modélisation par la loi GP des données réelles IPIX de la 29 ^{eme} case distance, polarisation HH, et résolution 3m	51
Figure. 2. 7	Modélisation par la loi GP des données réelles IPIX de la 5 ^{eme} case distance, polarisation VV, et résolution 3m	51
Figure. 2. 8	Modélisation par la loi GP des données réelles IPIX de la 12 ^{eme} case distance, polarisation VV, et résolution 15m	52
Figure. 2. 9	Distribution R-G Γ pour $b = 1$ et $E[x^2] = 1$ (i.e., $\alpha = \sqrt{\Gamma(v)/\Gamma(\frac{2}{b} + v)}$)	54
Figure. 2. 10	MSE et biais estimées en utilisant les méthodes HOME, NIOME et $[zlog(z)]$ pour $b = 0.5$ et $M = 10000$	60
Figure. 2. 11	Estimations du MSE et biais en utilisant les méthodes HOME, NIOME et $[zlog(z)]$ pour $b = 1$ et $M = 10000$	60
Figure. 2. 12	Estimations du MSE et biais en utilisant les méthodes HOME, NIOME et $[zlog(z)]$ pour $b = 2$ (cas K -clutter) et $M = 10000$	61

Figure. 2. 13	Estimations du MSE et biais en utilisant les méthodes HOME, NIOME et $[z\log(z)]$ pour $b = 3$ et $M = 10000$	61
Figure. 2. 14	Ajustement des distributions R-G Γ et K aux données empiriques avec polarisation HH, résolution 3 m et 13 ^{ème} case distance	62
Figure. 2. 15	Ajustement des distributions R-G Γ et K aux données empiriques avec polarisation HH, résolution 30 m et 3 ^{ème} case distance	63
Figure. 2. 16	Ajustement des distributions R-G Γ et K à des données empiriques avec polarisation VV, résolution de 15 m et 19 ^{ème} case distance	63
Figure. 2. 17	Ajustement des distributions R-G Γ et K aux données empiriques avec polarisation VV, résolution de 3 m et 26 ^{ème} case distance	64
Figure. 3. 1	Représentation de la partie droite de l'équation (3.14) en fonction de θ (méthode NIOME)	70
Figure. 3. 2	Représentation de la partie droite de l'équation (3.24) en fonction de θ	72
Figure. 3. 3	Variance du paramètre de forme, λ du model CG-IG en fonction de r avec un nombre d'échantillons $M=1000$	77
Figure. 3. 4	MSE en fonction du paramètre de forme, λ pour la distribution CG-IG avec $r=0.2$ et $N=1$	78
Figure. 3. 5	MSE en fonction du paramètre de forme, λ pour la distribution CG-IG avec $r=0.2$ et $N=10$	79
Figure. 3. 6	Valeurs des MSEs entre les CCDFs théoriques et empiriques en fonction de différent scénarios de données réelles pour $10^{-3} < \text{CCDFs} < 10^{-2}$	81
Figure. 3. 7	PDF et la CCDF de la distribution CG-IG pour une polarisation HH, une résolution de 3m, et 3 ^{ème} case distance, $r=0.8$ et $N=1$	82
Figure. 3. 8	PDFs et CCDFs de la distribution IG-CG pour une polarisation HH, une résolution de 3m, et 21 ^{ème} à 30 ^{ème} cases distance, $r=0.8$ et $N=10$	83
Figure. 3. 9	CCDFs ajustées utilisant la méthode NIOME pour une résolution de 3m, 17 ^{ème} case distance, $r=0.2$, $N=1$ et $M=60000$	84
Figure. 3. 10	Ajustement des CCDFs en utilisant la méthode NIOME pour une résolution de 15m, 5 ^{ème} case distance, $r=0.2$, $N=1$ et $M=60000$	85
Figure. 3. 11	Ajustement des CCDFs en utilisant la méthode $[z\log(z)]$ pour une résolution de 30m, 1 ^{ère} à 10 ^{ème} cases distance, $N=10$ et $M=60000$	86
Figure 4. 1	Principe de la détection adaptative CFAR	92
Figure 4. 2	Détection radar dans un clutter de mer de nature non-Gaussienne	93
Figure 4. 3	Schéma block des détecteurs CFAR non-paramétriques pour	95

	un clutter Weibull et log-normal	
Figure 4. 4	Schéma block des détecteurs CFAR paramétriques Pour un clutter Pareto type II et K -distribué.	98
Figure 4. 5	P_{FA} en fonction du facteur d'échelle dans le cas du clutter Weibull avec, $N=32$, $c=0.1, 0.5, 1$ et 2 et $(b = \sqrt{\Gamma(1 + 2/c)})$	102
Figure 4. 6	P_{FA} en fonction du facteur d'échelle pour un clutter log-normal $\sigma = 0.1, 0.5, 1$ et 2 avec, $N=32$, $(\mu = -\sigma^2)$	103
Figure 4. 7	P_{FA} en fonction du facteur du seuil dans le cas du clutter K $\nu = 0.1, 0.5, 1, 2$ avec $N=32$, $(b = 1/\sqrt{\nu})$	103
Figure 4. 8	P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull avec $N=32$ et $c=0.5$	104
Figure 4. 9	P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull avec $N=32$ et $c=1.5$.	105
Figure 4. 10	P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull avec $N=32$ et $c=2$	105
Figure 4. 11	P_D en fonction du SCR pour un clutter log-normal avec $N=32$ et $\sigma = 0.5$	106
Figure 4. 12	P_D en fonction du SCR pour un clutter log-normal avec, $N=32$ et $\sigma = 1.5$	106
Figure 4. 13	P_D en fonction du SCR pour un clutter log-normal avec $N=33$ et $\sigma = 2$	107
Figure 4. 14	P_D en fonction du SCR pour un clutter K avec $N = 32$ et $\nu = 0.5$	107
Figure 4. 15	P_D en fonction du SCR pour un clutter K avec $N = 32$ et $\nu = 1.5$	108
Figure 4. 16	P_D en fonction du SCR pour un clutter K avec $N = 32$ et $\nu = 2$	108
Figure 4. 17	P_{FA} en fonction du facteur du seuil dans le cas d'un clutter Weibull avec $N=32$, $c=0.2, 0.5, 1, 2$. $ICR=50$ dB et échantillon n°=3	110
Figure 4. 18	P_{FA} en fonction du facteur du seuil dans le cas d'un clutter Weibull avec $N=32$, $c=0.2, 0.5, 1, 2$. $ICR=50$ dB et échantillons n°=3 et 6	110
Figure 4. 19	P_{FA} en fonction du facteur du seuil dans le cas d'un clutter Weibull avec $N=32$, $c=0.2, 0.5, 1, 2$. $ICR=50$ dB et échantillons n°=3, 6 et 22	111
Figure 4. 20	P_{FA} en fonction du facteur du seuil dans le cas d'un clutter log-normal avec $N=32$, $\sigma = 0.2, 0.5, 1, 2$, $ICR=50$ dB et échantillon n°=3	111
Figure 4. 21	P_{FA} en fonction du facteur du seuil dans le cas d'un clutter log-normal avec $N=32$, $\sigma = 0.2, 0.5, 1, 2$, $ICR=50$ dB et échantillons n°=3 et 6	112
Figure 4. 22	P_{FA} en fonction du facteur du seuil dans le cas d'un clutter log-normal avec $N=32$, $\sigma = 0.2, 0.5, 1, 2$, $ICR=50$ dB et échantillons n°=3, 6 et 22	112

Figure 4. 23	P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull avec $c=1$ $ICR=50\text{dB}$ et échantillon n°3	113
Figure 4. 24	P_D en fonction du SCR pour un clutter log-normal avec $\sigma=0.5$, $ICR=50\text{dB}$ et échantillon n°3	113
Figure 4. 25	Effet du bord de clutter sur la P_{FA} pour un clutter Weibull avec $P_{FA}=10^{-3}$, $N=32$, $c=0.2, 0.5, 1$, $CCR=10\text{dB}$ et positions 6 à 32.	115
Figure 4. 26	Effet du bord de clutter sur la P_{FA} pour un clutter Weibull avec $P_{FA}=10^{-3}$, $N=32$, $c=0.2, 0.5, 1$, $CCR=10\text{dB}$ et positions 18 à 32.	115
Figure 4. 27	Effet du bord de clutter sur la P_{FA} pour un clutter log-normal avec $P_{FA}=10^{-3}$, $N=32$, $\sigma=0.2, 0.5, 1$, $CCR=10\text{dB}$ et positions 6 à 32.	116
Figure 4. 28	Effet du bord de clutter sur la P_{FA} pour un clutter log-normal avec $P_{FA}=10^{-3}$, $N=32$, $\sigma=0.2, 0.5, 1$, $CCR=10\text{dB}$ et positions 18 à 32	116

Liste des Tables

Table. 1. 1	Bandes standards des fréquences de radar	15
Table. 1. 2	Relation entre l'agitation de la mer, la vitesse du vent et l'hauteur des vagues	34
Table. 1. 3	Distributions du clutter inspirées à partir du modèle GC	37
Table. 3. 1	Résultats des MSEs en fonction de λ et M , utilisant la méthode MLE avec les équations (3.10a) et (3.27b) pour $N = 1$ et $n = 1000$ itération	74
Table. 3. 2	Paramètres estimés des distributions IG-CG, K et GP à partir des données réels normalisées IPIX utilisant les méthodes NIOME, $[z\log(z)]$ et MLE	87
Table. 4. 1	Valeurs des facteurs d'échelles pour les détecteurs logt-, GMOS-, TMOS- et IE-CFAR en présence du clutter Weibull, log-normal et K avec $P_{FA} = 10^{-3}$	101

Liste des Symboles

σ	Surface équivalente du radar (SER) (chapitre 1)
P_i	Densité de puissance
P_s	Puissance dissipée
$ E_s $	Amplitude du champ émis
$ E_i $	Amplitude du champ renvoyé
P_r	Puissance reçue par l'antenne
P_t	Puissance transmise
G_t	Gain de l'antenne émettrice
G_r	Gain de l'antenne réceptrice
λ	Longueur d'onde
R_t	Distance cible-radar émetteur
R_r	Distance cible-radar récepteur
s_k	Surface élémentaire
e_k	Signal élémentaire reçu
S_{min}	Signal minimum
\mathfrak{R}_{moy}	Risque moyen
$\Lambda(q)$	Test du rapport de vraisemblance
σ^2	Variance du bruit (chapitre 1)
$erfc(x)$	Fonction d'erreur complémentaire
η_0	Seuil de décision
$p(\varepsilon)$	Probabilité d'erreur minimale
$J(\lambda)$	Fonction objective du test de Neyman-Pearson
λ	Multiplicateur de Lagrange
σ_1^2	Variances du signal
m_s	Puissance moyenne du signal reçu S
c	Paramètre de forme
b	Paramètre de d'échelle
θ_s	Angles en site
θ_g	Angles en gisement
G_0	Gain maximal
w	Puissance totale de clutter reçu (chapitre 1)
P_u	Puissance reçue de la cible
P_c	Puissance issue de la précipitation
C	Vitesse de la lumière
Ω_e	Angle solide
D	Distance d'observation
η	Pouvoir réflecteur de la précipitation
σ	Surface équivalente de la cible (chapitre 1)
L	Perte de dépointage sur le signal utile
d_i	Diamètre de la goutte d'eau
λ	Longueur d'onde
$ K $	Coefficient de l'ordre 0.9.
I	Intensité de la précipitation en mm/heure (chapitre 1)
Σ	Surface de clutter interceptée

Ψ	Angle d'incidence du lobe radar (grazing angle) (chapitre 1)
σ_0	Pouvoir réflecteur unitaire du clutter (m2/m2)
W	Vitesse du vent (chapitre 1)
$\Gamma(.)$	Fonction Gamma
a	Paramètre d'échelle
$\nu_{1,2}$	Paramètres de forme
$b_{1,2}$	Paramètres de puissance
Φ	Densité de puissance en Watts/Hz
Φ_0	Densité de puissance à la fréquence émise f_0
f	Déviations de fréquence mesurée à la fréquence f_0
θ	Paramètre de seuil
σ	Paramètre d'échelle (chapitre 1)
$r(t)$	Résidu de la décomposition
M	Nombre d'échantillons
α	Paramètre de forme
β	Paramètre d'échelle du modèle GP
Z	Densité globale du clutter
μ	Moyenne de la variable aléatoire selon la distribution CG-IG
λ	Paramètre de forme de la distribution IG (chapitre 3)
$K(.)$	Fonction de Bessel (chapitre 3)
$\Gamma(.,.)$	Fonction gamma incomplète
T	Seuil de détection
N	Nombre impulsions
$E_i(.)$	Fonction exponentielle-intégrale
${}_2F_0(.,.,.;.)$	Fonction hypergéométrique généralisée
n	Nombre d'itérations Monte-Carlo
M	Nombre d'échantillons
τ	Facteur d'échelle
$h(.)$	Fonction non-négative
$g(.)$	Fonction générique
$\hat{\sigma}$	Estimé de l'écart-type (chapitre 4)
$X_{(K)}$	Statistique d'ordre K
χ	Nombre d'éléments de l'ensemble
K	Rang de la cellule ordonnée $X_{(K)}$ (chapitre 4)
$K_{\nu-1}(.)$	Fonction de Bessel modifiée d'ordre $\nu - 1$ (chapitre 4)
c	Paramètre de forme de la distribution Weibull
b	Paramètre d'échelle de la distribution Weibull
x_{ij}	Matrice des échantillons
A	Puissance de la cible
I	In-Phase
Q	Quadrature-phase
ψ	La fonction Psi (chapitre 2)

Liste des Abréviations

CA-CFAR	Cell Averaging CFAR
CCDF	Complementary Cumulative Distribution Function
CCR	Clutter-to-Cutter Ratio
CDF	Cumulative Density Function
CFAR	Constant False Alarm Rate
CGIG	Compound-Gaussian Inverse-Gaussian
CMLD-CFAR	Censored Mean Level Detector CFAR
CNR	Clutter-to-Noise Ratio
CUT	Cell Under Test
EMD	Empirical Mode Decomposition
Env-max	Maximum envelope
Env-min	Minimum envelope
GC	Generalized Compound
GK	Generalized K
GM-CFAR	Geometric Mean CFAR
GMOS-CFAR	Geometric Mean Order Statistic CFAR
GO-CFAR	Greatest Of CFAR
GP	Generalized Pareto
HOME	Higher Order Moments Estimator
ICR	Interfering-to-Clutter Ratio
IE-CFAR	Inclusion/Exclusion -CFAR
IE-CFAR	Inclusion/Exclusion CFAR
IF	Intermediate frequency
IID	Independent and Identically Distributed
IMF	Intrinsic Mode Function
IPIX	Intelligent Pixel processing X-band
LLGP	Log Likelihood Generalized Pareto
ML	Maximum Likelihood
MLE	Maximum Likelihood Estimation
MSE	Mean Square Error
MTI	Moving Target Indicator
NIOME	Non-Integer-Order Moment Estimator
NLL	Negative-Log-Likelihood
N-P	Neyman-Pearson
OS-CFAR	Order Statistic CFAR
PDF	Probability Density Function
PRF	Pulse Repetition Frequency
PRI	Pulse Repetition Intervalle
RADAR	RADio Detection And Ranging
RCS	Radar Cross Section
RF	Radio Frequency
SCR	Signal-to-Clutter Ratio
SNR	Signal-to-Noise Ratio
SPI	Scale and power invariant distributions
STFT	Short Fourier Transformation
TMOS-CFAR	Trimmed Mean Order Statistic CFAR
WH-CFAR	Weber/hykin CFAR

Liste des Travaux Publiés

Articles :

1. **A. Bentoumi**, A. Mezache and H. Oudira, “Parameter Estimation of Rayleigh-Generalized Gamma Mixture Model ”, Instrumentation Mesure Métrologie, IETA , Vol. 19, N°. 1, pp. 59-64, 2020.
2. A. Mezache, **A. Bentoumi**, M. Sahed, “Parameter Estimation for Compound-Gaussian Clutter with Inverse-Gaussian Texture,” IET Radar Sonar & Navigation, Vol. 11, N°. 4, pp. 586-596, 2017.

Communications :

1. **A. Bentoumi** and **A. Mezache**, “Performance of Non-Parametric CFAR Detectors in Log-Normal and Radar clutter”, 3 rd International Conference on Electrical Sciences and Technologies in Maghreb (CISTEM), 28-31, October 2018, Algiers, Algeria
2. **A. Bentoumi** and A. Mezache, “EMD based Denoising for Modeling Radar Sea Clutter using Generalized Pareto Distribution“, 2017 5th International Conference on Electrical Engineering (ICEE-B), 29-31 Oct. Boumerdes, Algeria.
3. A. Gouri, A. Mezache, H. Oudira and **A. Bentoumi**, “Mixture of Compound-Gaussian Distributions for Radar Sea-Clutter Modeling“ 4th International Conference on Control Engineering & Information Technology (CEIT), December 16-18, Hammamet-Tunisia, 2016.

Introduction Générale

1. Introduction

Les premières applications de la radioélectricité furent les télécommunications puis la radionavigation, mais dès le début du siècle, des précurseurs envisagèrent la possibilité de détecter la présence d'objets métalliques par l'utilisation d'ondes électromagnétiques. Cette nécessité de « détecter » des objets sans la participation de l'objet lui-même répondait aux besoins de sécurité de la navigation et de l'anticollision, notamment dans le domaine des transports maritimes. C'est cependant le besoin militaire de la défense aérienne et maritime qui fut le principal moteur de cette technique nouvelle à partir des années trente. Le mot radar lui-même qui est aujourd'hui universellement adopté pour désigner un matériel répondant à ces exigences, est un nom de code officiellement adopté par la marine nationale des Etats-Unis d'Amérique en novembre 1940 [J. Darricau, Y. Blanchard, 1973].

Le mot radar est un néologisme issu de l'acronyme anglais « **RA**dio **D**etection **A**nd **R**anging », que l'on peut traduire par « détection et estimation de la distance par ondes radio », « détection et télémétrie radio », ou plus simplement « radiorepérage ». Cet acronyme d'origine américaine a remplacé le sigle anglais précédemment utilisé : RDF (*Radio Direction Finding*, que l'on peut traduire par « radiocompas »). En général, le radar utilise des formes d'onde modifiées et des antennes orientées afin d'émettre une puissance électromagnétique dans une zone spécifique de l'espace pour rechercher des cibles. Les objets dans la zone de recherche reflètent une partie de cette énergie vers la station radar. Le signal radar réfléchi est appelé écho (echoes or returns radar). Ces échos sont traités dans l'unité de traitement des données du radar pour obtenir des différentes informations sur la cible, telles que la distance (ou portée), la vitesse (i.e., les avions, les bateaux ou la pluie) et la position angulaire (i.e., azimuth, élévation ou incidence). Aujourd'hui, le radar est utilisé dans de nombreux contextes : en météorologie pour détecter les orages, pour le contrôle du trafic aérien, pour la surveillance du trafic routier, par les militaires pour détecter les objets volants mais aussi les navires, en astronautique, ...etc. Les applications typiques sont les applications militaires et la télédétection, le contrôle de la vitesse, le contrôle du trafic aérien, les missions aéroportées et

spatiales. Actuellement, la recherche d'applications radar médicales progresse belle est bien pour la détection du cancer du sein et la localisation des tumeurs [N. Nouar, 2013].

2. Etat de l'art

Dans la littérature, la majorité des problèmes de recherche rencontrés dans le traitement du signal radar concernent la modélisation du clutter pour des radars de haute résolution, l'estimation des paramètres des modèles statistiques du clutter, et la détection des cibles à taux de fausse alarme constant (CFAR : Constant False Alarm Rate).

(i) Modélisation des échos radar :

Dans les applications des radars de surveillance maritime, les cibles sont noyées dans un clutter de mer non-stationnaire. La dynamique de la longueur des vagues de la mer et la variation des paramètres du radar (i.e., polarisation de l'antenne, longueur d'onde, résolution du radar, angle d'incidence,...etc) sont fortement liées à la caractérisation des données rétrodiffusées. Les architectures générales de la détection CFAR radar moderne nécessitent la modélisation statistique adéquate et les méthodes d'estimation de paramètres consistantes des modèles du clutter. Lorsque la mer est observées à faible angles d'incidence, et avec un radar de haute résolution, les statistiques du clutter de mer sont non-Gaussiennes, mais tendent à mieux s'adapter aux distributions Gaussiennes-composées, GC (CG : compound Gaussian) [N. Valeyrie, R. Garello, 2009]. Au cours des deux dernières décennies, des travaux ont été entrepris sur la modélisation du clutter de mer qui nécessite de considérer le processus de clutter comme GC constitué de deux composantes aléatoires ; la première est nommée "speckle", elle a l'allure d'une distribution exponentielle, et la seconde représente la puissance du clutter, est dite "texture" [K.D. Ward, *et al*, 2013] [S. Bocquet, 2015] [L. Rosenberg, S. Bocquet, 2013]. En général, les principaux problèmes de modélisation de clutter de mer reposent en grande partie sur le meilleur choix de la distribution de la composante de texture permettant ainsi d'obtenir des estimateurs optimaux de leurs paramètres respectifs [A. Gouri, A. Mezache, *et al*, 2016]. Quelques modèles efficaces proposés dans la littérature pour décrire les composantes de texture étaient les distributions gamma, gamma-inverse et Gaussienne-inverse (IG) [K.D. Ward, *et al*, 2013] [A. Balleri, A. Nehorai, *et al*, 2007] [E. Ollila, *et al*, 2012] [J. Carretero-Moya, *et al*, 2010]. Si le bruit thermique (système) est négligeable, les modèles K , GP (Pareto généralisé) et CG-IG

représentent de bons exemples pour l'adaptation de la queue des données empiriques du clutter de la mer [N. Valeyrie, R. Garello, 2009]. En particulier, si nous considérons la loi gamma inverse comme une distribution de la composante de texture, le modèle analytique GP à deux paramètres est obtenu [K.D. Ward, *et al*, 2013]. A partir des études expérimentales utilisant la base de données IPIX (Intelligent PIXel processing X-band), il a été montré que la distribution GP permet d'approximer la queue de ces données empiriques dans plusieurs cas lorsque les conditions du canal varient en fonction de la résolution des cellules et la polarisation de l'antenne (HH, VV, HV et VH) [K.D. Ward, *et al*, 2013] [S. Bocquet, 2015]. La distribution IG est présentée dans la majorité des ouvrages traitant les processus stochastiques et les probabilités [J. L. Folks, R. S. Chhikara, 1978]. Seshadri a présenté dans [V. Seshadri, 1999] le modèle CG-IG en combinant la distribution exponentielle avec la loi IG. Ollila *et al* [E. Ollila, *et al*, 2012] ont utilisé avec succès ce modèle pour modéliser les amplitudes des données réelles IPIX. D'une autre manière, la distribution Pareto type I décrite dans [L. Rosenberg, S. Bocquet, 2013] est complètement spécifiée par un paramètre de forme, qui contrôle le taux de diminution de sa queue, et un facteur d'échelle, qui indique le point de départ de son support. Des essais expérimentaux basés sur l'analyse de la base de données Ingarrà ont montré une meilleure caractérisation de la distribution Pareto type I. La simplicité analytique de ce modèle le rend plus pratique que d'autres fameuses distributions non-Gaussiennes et laisse que la conception de certains détecteurs CFAR réalisable [L. Rosenberg, S. Bocquet, 2013]. Divers tests ont montré que les distributions avec deux paramètres n'étaient pas aptes d'approcher de façon approximative la queue des données réelles dans certaines conditions d'opération [A. Balleri, *et al*, 2007] [G.V. Weinberg, 2011]. Pour une meilleure poursuite, [A. Balleri, A. Nehorai, J. Wang, 2007] [J. Carretero-Moya, *et al*, 2010] ont considéré l'extension des distributions ci-dessus par l'incorporation du bruit thermique.

(ii) Estimation des paramètres des modèles des échos :

Un estimateur est une statistique permettant d'évaluer un paramètre inconnu relatif à une loi de probabilité (comme son espérance ou sa variance). Il peut par exemple servir à estimer certaines caractéristiques d'une population totale à partir de données obtenues sur un échantillon comme lors d'un sondage. La qualité des estimateurs s'exprime par leur convergence, leur biais, leur efficacité et leur robustesse. Diverses méthodes permettent d'obtenir des estimateurs de qualités différentes.

L'estimation des paramètres pour les modèles CG est l'un des problèmes les plus importants dans de nombreux domaines de la science et de l'ingénierie. Sous l'hypothèse d'un bruit thermique négligeable, un certain nombre d'estimateurs ayant des formes analytiques avec différents degrés de précision ont été proposés pour les paramètres de la distribution K et la distribution GP [A. Balleri, *et al*, 2007] [D.R. Iskander, A.M. Zoubir, 1999] [D. Blacknell, R.J. Tough, 2001]. Afin d'obtenir des estimateurs plus efficaces pour les paramètres de la distribution K , une approche d'estimation basée sur les moments d'ordre fractionnaires au lieu des moments d'ordre supérieur a été développée dans [D.R. Iskander, A.M. Zoubir, 1999]. En utilisant les propriétés des fonctions gamma et digamma, une forme compacte de l'estimateur $[z \log(z)]$ pour le paramètre de forme a été obtenue par le biais de moments logarithmiques [D. Blacknell, R.J. Tough, 2001]. Il est à noter que cette approche d'estimation apparaît comme le cas limite de l'estimateur à moments non-entiers lorsque l'ordre fractionnaire devient très petit. Dans le cas de la distribution GP, la forme analytique de l'estimateur $[z \log(z)]$ est donnée dans [S. Bocquet, 2013], qui représente également la limite de la méthode des moments non-entiers. Pour modéliser le clutter réel observé par un radar à haute résolution dans la bande X, Ollila *et al* ont utilisé dans [E. Ollila, *et al*, 2012] l'estimation du maximum de vraisemblance (ML) afin de comparer l'ajustement (fitting) de la queue du modèle CG-IG avec la distribution K et la distribution de l'étudiant (t-student). Cette estimation est obtenue numériquement comme étant le maximum de la fonction de vraisemblance des données d'amplitude sous l'hypothèse que ces données sont indépendantes et identiquement distribuées (iid). La méthode d'ajustement paramétrique des courbes basée sur l'algorithme de Nelder-Mead est utilisée dans [A. Mezache, M. Sahed, 2015], pour l'approximation de la queue des données réelles IPIX par le modèle CG-IG plus bruit.

(iii) Détection CFAR des cibles radar :

Le détecteur CFAR consiste à déterminer le seuil de puissance au-dessus duquel chaque écho reçu peut être considéré comme venant vraisemblablement d'une cible réelle. Si le seuil est trop bas, on détecte plus de cibles mais on augmente le nombre de fausses alertes. Inversement, si le seuil est trop élevé, on a moins de fausses alertes mais on détecte moins de cibles probables. D'une autre manière, le seuil est calculé en estimant le niveau du bruit ou clutter autour de la cellule testée (CUT : Cell Under Test). Pour cela, on prend une série de cellules autour de celle sous test et on calcule le niveau de puissance moyen. Dans la détection CFAR, on distingue les détecteurs paramétriques et les détecteurs non-paramétriques dont la

première catégorie exigent la connaissance *a priori* d'un ou plusieurs paramètres de la distribution du clutter, tandis que le deuxième type n'a aucune connaissance *a priori* sur les valeurs réelles de ces paramètres. Pour un clutter de distributions Weibull et log-normal, un certain nombre de détecteurs CFAR paramétriques et non-paramétrique sont mis au point pour atteindre la propriété complète CFAR [V. Anastassopoulos, *et al*, 1999] [G.V. Weinberg, *et al*, 2018]. En général, les performances des algorithmes CFAR sont évaluées par le calcul de la perte CFAR dans des environnements de clutter homogènes et hétérogènes. Le détecteur célèbre logt-CFAR a été construit pour les deux distributions du clutter Weibull et log-normal. Sous l'hypothèse des échantillons iid, le test statistique de cette procédure est indépendant aux paramètres des distributions [G.B. Goldstein, 1972]. Afin d'améliorer la perte CFAR due à la présence de cibles interférentes, le détecteur WH-CFAR (Weber/hykin) est formé par une statistique à deux ordres [P. Weber, S. Haykin, 1985]. Récemment, Weinberg *et al* ont proposé de nouveaux processus CFAR non-cohérents fonctionnant dans des situations de clutter Weibull homogènes et non-homogènes. Sous l'hypothèse des distributions invariantes en échelle et en puissance (scale and power invariant distributions), des détecteurs CFAR nommés GMOS-CFAR (Geometric Mean Order Statistic), TMOS-CFAR (Trimmed MOS) et IE-CFAR (Inclusion/Exclusion) atteignent la propriété CFAR complète sans la connaissance *a priori* des paramètres de forme et d'échelle du clutter Weibull distribué [G.V. Weinberg, *et al*, 2018] [G.V. Weinberg, 2017]. Pour la détection cohérente des cibles, Gao *et al* [Y.C. Gao, G.S. Liao, S.Q. Zhu, 2013] ont utilisé la détection GLRT-CFAR (Generalized Likelihood Ratio Test) dont la loi Gaussienne inverse a été utilisée pour la caractérisation de la composante texture. Plusieurs tests ont été menés sur des données simulées de clutter de la mer de haute résolution. Des comparaisons avec le filtre adapté normalisé ont montré que l'algorithme GLRT-CFAR offre des meilleurs résultats.

3. Travaux de la thèse

Dans le plan modélisation, nous nous concentrons en premier temps sur la minimisation des erreurs d'ajustement de la queue entre le modèle théorique Pareto type II et les données empiriques IPIX. Pour cela, nous proposons une technique non-stationnaire de décomposition dans le domaine temps-fréquence. Au cours de la dernière décennie, la décomposition modale empirique (EMD) a montré son efficacité que la transformation de Fourier traditionnelle dans de nombreux problèmes de divers domaines tels que la physique, la biomédecine, le diagnostic des défauts mécaniques, l'analyse d'images,...etc. [Y. H. Wang,

et al, 2014]. L'EMD est une technique d'analyse temps-fréquence adaptative des signaux non linéaires et non stationnaires [Ö. Gültekin, I.S. Erer, 2009]. L'EMD décompose le signal original en un certain nombre de fonctions à moyenne nulle, appelées fonctions de mode intrinsèque (IMFs), qui sont des sommes de sinusoides modulées en amplitude et en fréquence. L'EMD peut être considérée comme un filtre adaptatif, comme le cas des ondelettes. Actuellement la recherche tourne autour de l'EMD qui a été trouvée comme outil sans équivoque pour le filtrage des données reçues. Plus précisément, l'outil EMD est appliqué en premier lieu pour le débruitage des composantes en phase I et en quadrature de phase Q des échos complexes reçus (données IPIX). La méthode d'estimation MLE est utilisée pour estimer les paramètres de forme et d'échelle du modèle GP. Les performances de modélisation sont évaluées expérimentalement avec et sans analyse par EMD. Dans plusieurs cas, nous allons montrer que la meilleure approximation de la queue aux données IPIX réelles est obtenue lorsque la technique EMD est appliquée après la détection des deux composantes des échos reçus. L'estimation et la modélisation des données réelles par la distribution Rayleigh-Gamma Généralisée (R-G Γ) à trois paramètres est aussi envisagée dans cette thèse. Pour ce faire, les expressions des moments d'ordre entiers, non-entiers et logarithmiques sont développées de telle sorte que le paramètre d'échelle de la distribution R-G Γ est éliminé et les estimateurs nommés HOME (Higher Order Moment Estimator), NIOME (Non-Integer Order Moment Estimator) et $[z\log(z)]$ sont obtenus en deux dimensions. A partir des données synthétiques et réelles IPIX, les procédures d'estimation proposées sont exécutées via l'algorithme de Nelder-Mead. Une série d'approximation de la queue des modèles R-G Γ et K (i.e., cas particulier de la loi R-G Γ) est illustrée par rapport aux données réelles IPIX. Avec la distribution R-G Γ , des améliorations des erreurs de modélisation sont remarquées dans plusieurs cas.

Dans le plan estimation, la méthode NIOME et les estimateurs $[z\log(z)]$ sont déjà proposés pour résoudre les problèmes d'estimation des paramètres des distributions K et GP. Comme le modèle IG-CG a déjà été testé pour adapter les données IPIX à l'aide de la méthode d'estimation numérique MLE [G.V. Weinberg, 2013], nous nous concentrons dans ce travail sur le développement de nouvelles procédures d'estimation des estimateurs NIOME et MLE dans le cas du clutter CG-IG distribué. Ceci est motivé par le fait que ces méthodes peuvent être généralisées par une intégration de N impulsions avec un temps de calcul réduit. Les formes des estimateurs NIOME et $[z\log(z)]$ sont données en fonction des fonctions de Bessel et d'intégrale-exponentielle. Les formules obtenues sont des fonctions monotones sur toutes

les valeurs du rapport entre le paramètre de forme et la puissance moyenne de clutter. Les expressions compactes des estimateurs développés sont difficiles à déterminer. Les estimés des paramètres de forme sont calculées à l'aide de la méthode d'interpolation qui est relativement rapide et facile à implémenter. En outre, l'estimation ML combinée par la puissance moyenne de clutter est construite et mène à une recherche mono-dimension du paramètre de forme. Pour évaluer l'exactitude de l'estimation, nous utilisons la métrique d'erreur quadratique moyenne (MSE). Sur la base des données simulées, les estimateurs proposés du paramètre de forme sont d'abord comparés aux méthodes des moments entiers et MLE. En modifiant les paramètres du radar et les conditions de la surface de la mer, l'approximation des queues des distributions CG-IG, K et GP sont ensuite testés par rapport aux données réelles IPIX.

Dans le plan détection, l'un des problèmes les plus importants dans la conception d'un détecteur radar est le réglage du nombre de fausse alarme. Alors, la détection adaptative CFAR constitue l'innovation essentielle dans le système de détection des radars modernes. Dans ce travail, on s'intéresse à déterminer le comportement des détecteurs GMOS (Geometric Mean Order Statistic), TMOS (Trimmed Mean Order Statistic CFAR) et IE (Inclusion/Exclusion) CFAR dans un clutter de distributions log-normal et K . Le but est donc d'étudier les performances de ces algorithmes CFAR en présence du clutter homogène et hétérogène. Pour un nombre fini d'échantillons de clutter, on examine la dépendance de la probabilité de fausse alarme P_{FA} sur les paramètres de clutter. Nous allons montrer que la propriété CFAR pour le cas de clutter log-normal est conservée, tandis que la P_{FA} dépend des faibles valeurs du paramètre de forme de la distribution K (clutter très pointu). En effectuant des simulations Monte-Carlo, nous montrons que, dans le cas d'un clutter log-normal, il existe une petite différence de probabilités de détection entre les différents détecteurs CFAR. Dans le cas d'un clutter K distribué, il existe une différence significative de la probabilité de détection, en particulier lorsque les valeurs du paramètre de forme deviennent petites.

4. Organisation du manuscrit

La thèse est organisée en quatre chapitres résumés comme suit :

- Le premier chapitre donne en premier temps un aperçu sur le principe de fonctionnement et la définition de quelques paramètres des radars à impulsions. Ensuite, la théorie de décision binaire, les modèles des cibles et les puissances du

clutter de volume et de surface vu par un radar à impulsions étroites sont aussi présentées.

- Le deuxième chapitre rappelle au début certaines distributions statistiques inspirées du modèle GP à trois paramètres, dans lequel les estimateurs ML et $[z\log z]$ sont également présentés. Après avoir exposé la définition de la technique EMD, les étapes correspondantes de débruitage par cette dernière sont évoquées pour affiner la modélisation du clutter de mer selon la distribution Pareto type II. La deuxième partie de ce chapitre concerne le développement de trois approches d'estimation des paramètres de la distribution R-G Γ . Les procédures obtenues HOME, NIOME et $[z\log(z)]$ sont exécutées numériquement et les queues des modèles R-G Γ et K sont comparées en fonction de quelques scénarios des données réelles IPIX.
- Le troisième chapitre concerne le développement de nouvelles expressions des estimateurs des paramètres de la distribution CG-IG sans bruit thermique nommés NIOME, $[z\log(z)]$ et MLE. Via des données simulées et réelles, des études comparatives sont également faites en montrant les inconvénients et les avantages de chaque approche d'estimation.
- Le quatrième chapitre présente d'abord les règles de décision des détecteurs non-paramétriques et paramétriques logt-CFAR, GMOS-CFAR, TMOS-CFAR, IE-CFAR, GM-CFAR, OS-CFAR et CA-CFAR. Pour un clutter de distributions Weibull, log-normal et K , les performances de ces algorithmes sont analysées dans un clutter homogène et non-homogène causé par la présence de cibles interférentes et bord de clutter. Un bilan de l'ensemble des résultats est donné en conclusion en soulignant les points positifs et négatifs des détecteurs utilisés.

En fin, une conclusion générale résume nos principaux résultats présentés dans cette thèse avec des perspectives envisagées dans le futur.

Généralités sur les Radars

Sommaire du Chapitre :

1.1 Introduction.....	9
1.2 Historique du radar.....	10
1.3 Principe de fonctionnement du radar.....	11
1.4 Equipement de base d'un système radar.....	12
1.5 Classification des radars	14
1.6 Surface équivalente et équation du radar.....	18
1.7 Théorie de la décision.....	20
1.8 Modèles des cibles.....	26
1.9 Types de clutter.....	28
1.10 Conclusion.....	37

1. 1 Introduction

Au cours des dernières décennies, le développement incessant de l'électronique a joué un rôle important, dans le développement du matériel de télécommunication et surtout dans le domaine militaire. Le premier pas de l'utilisation de l'électronique dans les systèmes d'armes remonte à l'invention de la radio et à son utilisation. Ces progrès ont montré d'autres perspectives, qui consistaient à inventer le système radar afin de détecter les cibles aériennes et maritimes ou terrestres hostiles avec plusieurs méthodes primitives et de pointe. Le but principal est de déterminer leur angle d'azimut et leur distance respectifs. Les développements techniques et technologiques ultérieurs ont entraîné une diversité dans les domaines d'utilisation. L'évolution des systèmes électroniques est arrivée à

utiliser des systèmes modernes pilotés par un radar afin de commander et guider avec précision des missiles vers leurs cibles spécifiques. Le radar moderne est principalement défini comme un dispositif qui détecte la présence d'une cible. Autrement dit, détecter des objectifs en général, et déterminer leurs portée, l'angle d'incidence, l'altitude et la vitesse,... etc. Selon sa nature d'utilisation en se basant sur les ondes électromagnétiques [N.P. Bhatta, M.G. Priya 2017]. Les radars sont utilisés pour détecter et suivre les objets en mouvement ou fixes. Les détecteurs sont utilisés pour déterminer si un objet est présent ou non. Les mesures de la performance des détecteurs se déterminent à partir du calcul de la probabilité de détection et la probabilité de fausse alarme.

Dans ce chapitre, on va présenter en premier temps l'historique et le principe de fonctionnement des radars. Ensuite, l'équation reliant les paramètres du radar et la surface équivalente de la cible est formée sous le nom de l'équation du radar. La théorie des trois règles de décision binaire classiques à savoir la règle de Bayes, la règle de minimax et la règle de Neyman-Pearson sont brièvement expliquées avec des exemples. Puis, les modèles de fluctuation des cibles sont décrites par les lois Gaussienne et non-Gaussienne. La puissance de clutter vu par un radar ainsi que les propriétés du clutter caractérisées par des densités de probabilités et le spectre de la puissance du clutter sont aussi envisagées. Une conclusion qui résume les principaux aspects est présentée à la fin de ce chapitre.

1. 2 Historique du radar

Les inventions les plus importantes pour le développement de radars ont été faite par [J. L. Eaves, E. K. Reedy, 1987] [J. Darricau, Y. Blanchard, 1973] [A. vohra, 2014]:

1865 Le physicien anglais *James Clerk Maxwell* a développé sa théorie de la lumière électromagnétique (Description des ondes électromagnétiques et de leurs propagations)

1886 Le physicien allemand *Heinrich Rudolf Hertz* a découvert les ondes électromagnétiques et prouva la théorie de Maxwell. Hertz est reconnu comme l'inventeur des ondes radioélectriques ou ondes hertziennes.

1904 *Christian Hülsmeier*, ingénieur allemand spécialiste dans le domaine des hautes fréquences, inventa le «TELEMOBILOSKOP». Cet appareil de projection et de réception d'ondes hertziennes donne un signal d'alarme en présence d'un corps métallique (train, bateau, ...etc) situé dans le faisceau du projecteur [M. Smith, K. Varshney, 2000]. Il utilisa en particulier son télémobiloscope pour la détection de navires situés à quelques kilomètres des

côtes. C'était le premier test radar pratique. Hülsmeier enregistra son invention au brevet en Allemagne et aux Etats-Unis.

1917 L'ingénieur français *Lucien Lévy* inventa le récepteur superhétérodyne. Il utilisa d'abord la dénomination «Fréquence intermédiaire» et fait allusion à la possibilité d'un double hétérodynage.

1921 Le physicien américain *Albert Wallace Hull* inventa le magnétron en tant que tube de transmission efficace.

1922 Les ingénieurs électriciens américains *Albert H. Taylor* et *Leo C. Young* du laboratoire de recherche naval (États-Unis) localisèrent pour la première fois un navire en bois.

1930 Après plusieurs essais, *Lawrence* et *A. Hyland* ont arrivé au même résultat (également au laboratoire de recherche naval), ils ont localisé un avion pour la première fois.

1931 Les navires portent des équipements radars. Ces derniers sont équipés avec des antennes simples, sous forme de paraboles avec des radiateurs en corne.

1936 Le développement du Klystron a été réalisé par les deux techniciens *George F. Metcalf et William C. Hahn*, tous les deux de la société 'General Electric'. Il est devenu un élément primordial dans les unités radar en tant qu'amplificateur ou tube oscillateur.

1940 Différents équipements radar sont développés aux Etats-Unis, en Russie, en Allemagne, en France et au Japon.

Actuellement, le développement progresse encore rapidement pour créer des systèmes radar complexes, légers et très efficaces, afin de détecter, poursuivre ou photographier les cibles.

1. 3 Principe de fonctionnement du radar

Les systèmes radar ont pour fonction la détection automatique des diverses cibles maritimes ou dans l'espace noyées dans ce qui est communément appelé clutter. Le terme clutter signifie les signaux indésirables, qui perturbent les signaux porteurs de l'information. Ils ont également comme tâche principale, la détermination de la position actuelle, ainsi qu'à l'évaluation des vitesses et des trajectoires des objets en mouvement [D.V. Nezlin, V.I. Kostylev, 2007]. Pour effectuer ces tâches, le radar transmet une énergie électromagnétique (radio- fréquence RF) produites par un oscillateur radio et transmises par une antenne, les puissances des ondes émises amplifiées par des amplificateurs, l'amplitude du signal renvoyé

(écho) est souvent très faible. Néanmoins, les signaux radio sont facilement détectables électroniquement et ils peuvent être amplifiés via plusieurs étages et l'écho réfléchi par une cible sera capté par une antenne réceptrice **Figure. 1.1**. En suite, l'écho réfléchi (clutter plus cible ou clutter seulement), va être pris en charge par le processeur de détection du système radar qui analyse et traite soigneusement l'onde reçue dans la recherche d'une éventuelle cible. En revanche, même en l'absence de cible, des échos parasites sont très probablement observés par le radar, dû au bruit thermique du récepteur, il est possible d'identifier la forme, la taille, la position, ainsi qu'on peut également calculer la vitesse de déplacement de la cible. En plus, le radar peut détecter des objets très distants ayant une large gamme de propriétés réfléchives.

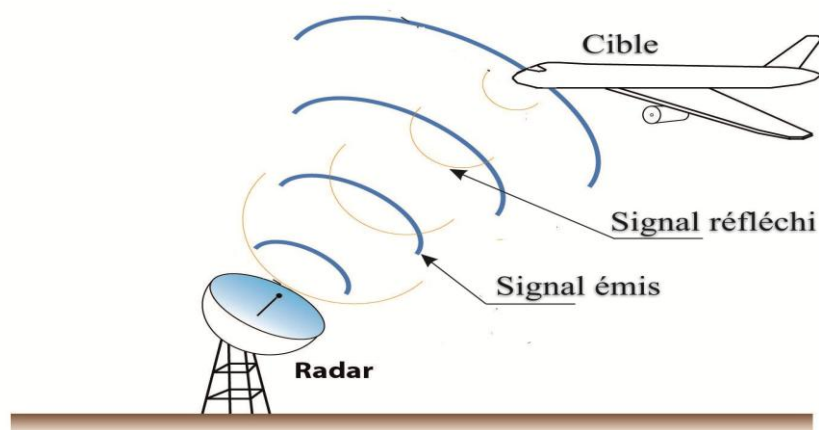


Figure. 1. 1 : Principe de base d'un radar

1. 4 Equipement de base d'un système radar

En général, Il existe quatre éléments de base dans tout système fonctionnel radar : un émetteur, une antenne, un récepteur et un indicateur. La configuration de base est illustrée par la **Figure. 1. 2**.

- Emetteur

La fonction de l'émetteur est de générer une forme d'onde RF (Radio fréquence) de grande quantité d'énergie dans un court temps. La puissance RF requise peut être extraite directement d'un oscillateur de puissance tel qu'un magnétron ou un oscillateur à interaction étendue, ou peut être obtenue via un amplificateur RF [Z. Peyton, J.R. Peebles, 1998]. La forme d'onde est déterminée par les exigences particulières du système et peut aller d'une onde continue non

modulée pour un radar à indicateur de cible mobile simple (MTI : Mouving Target Indicator) à une onde complexe à modulation de fréquence, ou de phase pour certains radars militaires avancés.

- Antenne

L'antenne radar a pour fonction de base de coupler l'énergie RF de la ligne de transmission radar au support de propagation et inversement. En outre, l'antenne fournit une directivité du faisceau et un gain pour l'émission et la réception de l'énergie électromagnétique. Ils existent des divers concepts et techniques d'antenne.

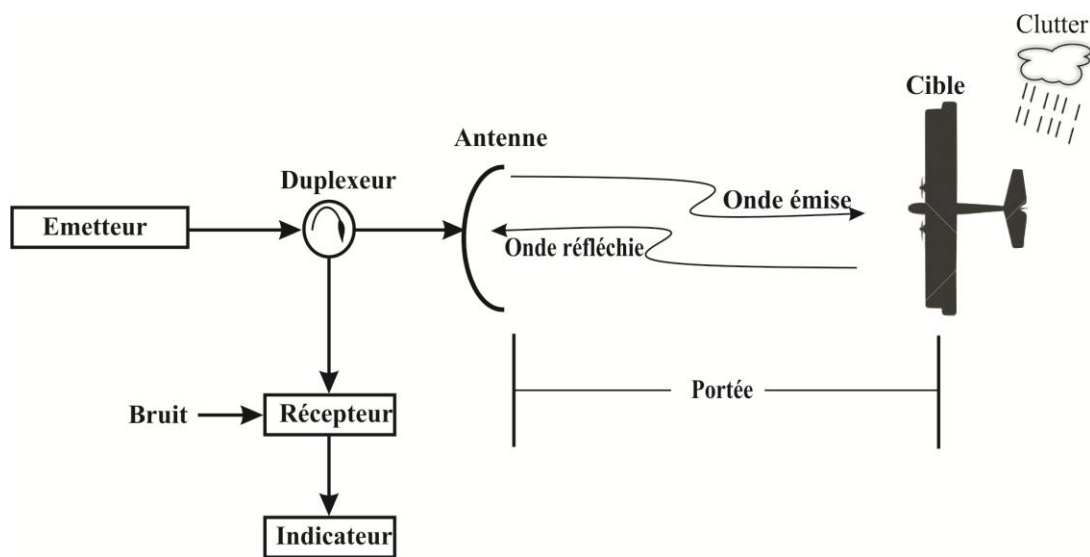


Figure. 1. 2 : Composants d'un système radar

- Récepteur

Les fonctions principales du récepteur radar sont de capter les faibles signaux des cibles de les amplifier à un niveau utilisable et de convertir les informations qu'ils contiennent des signaux RF en bande de base. Diverses configurations du récepteur sont utilisées notamment un détecteur de cristal, un amplificateur RF, homodyne et superhétérodyne. Le récepteur superhétérodyne est de loin de la configuration la plus utilisée dans les récepteurs radar. Lorsque les caractéristiques spectrales de fréquence du récepteur sont optimisées par rapport à la forme d'onde de l'émetteur, la réception idéale ou adaptée est générée, ce qui permet d'obtenir un rapport signal-sur-bruit (SNR : Signal-to-Noise Ratio) de sortie maximal.

D'une autre manière, le récepteur transforme le signal à haute fréquence du faisceau en un signal modulé de fréquence intermédiaire (FI) qui contient l'information des échos,

l'amplifie et le transmet ensuite au système de traitement du circuit radar qui en retirera ensuite les cibles d'intérêt. Le récepteur idéal doit :

- ❖ Amplifier les signaux reçus sans y ajouter le bruit de fond ou distorsion.
- ❖ Optimiser la probabilité de détection de signaux grâce à une bande passante adaptée.
- ❖ Avoir une large plage d'intensités qu'il peut traiter sans saturation.
- ❖ Rejeter les signaux d'interférence pour optimiser l'extraction de l'information.

- Indicateur

La fonction principale de l'indicateur radar est d'afficher l'information de la cible si elle existe à l'utilisateur. La configuration de l'indicateur et le format de l'information dépendent des applications particulières des radars, et les besoins de l'utilisateur. Différents types d'indicateurs radar sont utilisés. Ces derniers se basent principalement sur deux informations pertinentes :

- l'indicateur de position dans le plan, où les données de distance et d'angle de cible sont affichées sur un tube à rayons cathodiques pour les applications de surveillance radar.
- un haut-parleur audio ou des écouteurs, où la présence d'un objet en mouvement est signalée par une fréquence Doppler, comme dans les radars d'alarme périmétrique.

1. 5 Classifications des radars

Il est impératif après la description du principe de fonctionnement des radars de donner leurs classifications. Ils sont pratiquement tous basés sur la fonction et les principales caractéristiques telles que la bande de fréquence (voir [Table. 1. 1](#)), le type d'antenne, et les formes d'ondes utilisées [[Z. Peyton, J.R, Peebles 1998](#)] [[N.P. Bhatta, M. G. Priya 2017](#)].

1. 5. 1 Radars primaires

Un autre terme utilisé pour décrire le radar primaire est le radar de surveillance primaire. L'émetteur émet des impulsions hyperfréquences dans toutes les directions à l'aide d'une antenne, les impulsions sont partiellement réfléchies par la cible et reviennent à l'antenne. Un récepteur mesure le temps entre l'émission et le retour des impulsions. Cette durée et la direction de l'impulsion permettent de calculer la position de la cible.

Le radar primaire présente plusieurs avantages:

- Il peut fonctionner indépendamment de la cible, et ne nécessite aucune coopération de la part de cette dernière sous surveillance.
- Il est utilisé par les militaires dans le but de la détection des avions ou des navires.

Les inconvénients du radar primaire sont:

- ✓ l'émetteur émet une puissance électromagnétique suffisante pour assurer le retour du signal de la cible. Seule une portion minimale du signal est renvoyée au récepteur, le signal réfléchi peut être perturbé par le bruit provenant de divers facteurs. Il ne peut pas fournir d'amples informations sur la cible, telles que la taille et l'emplacement, avec une bonne précision.

Table. 1. 1 : Bandes standards des fréquences de radar

Bande de fréquence	Plage de fréquence nominale	Utilisation typique
HF	3-30 MHz	Radar de recherche
VHF	30-300 MHz	-
UHF	300-1000 MHz	-
L	1-2 GHz	Radar de recherche & radar de poursuite
S	2-4 GHz	-
C	4-8 GHz	-
X	8-12 GHz	Radar imageur & radar de poursuite
Ku	12-18 GHz	Radar de détection de missiles & radar aéroporté
K	18-27 GHz	-
Ka	27-40 GHz	-
V	40-75 GHz	-
W	75-110 GHz	-

1. 5. 2 Radars secondaires

Le radar secondaire est également appelé radar de surveillance secondaire. Ceci est également appelé système d'identification ami (Identification Friend), signifie qu'il peut différencier entre des cibles amies de la cible ennemie. Son fonctionnement repose sur un système de répondeur actif. Le radar secondaire transmet des impulsions hyperfréquences

(appelées interrogations). La cible étant équipée d'un transpondeur (transmetteur répondeur) compatible qui reçoit le code et le traite. Ensuite, le transpondeur met en forme et émet un message de réponse qui peut être reçu et décodé par le radar secondaire. La cible envoie les informations utiles sous forme de code. Cette réponse peut contenir beaucoup plus d'informations utiles concernant la cible, tels que l'emplacement, et l'altitude.

Les avantages du radar secondaire par rapport au radar primaire sont les suivants:

- ✓ Le signal reçu est beaucoup plus puissant et n'est atténué par aucun facteur.
- ✓ La station de base peut obtenir des informations appropriées sur les aéronefs / navires.

Les inconvénients du radar secondaire sont:

- ✓ La station de base ne peut pas obtenir d'informations de la part d'un aéronef dépourvu de transpondeur en fonctionnement et d'aéronefs non coopératifs [N.P. Bhatta, M. G. Priya 2017] [M. Barkat, 2005].

1. 5. 3 Radars à impulsions

Le principe de base d'un radar à impulsions consiste à envoyer des paquets d'impulsions puissantes très brèves dans le temps, **Figure. 1.3**, transformées en un faisceau tel que, lorsque l'antenne tourne, les ondes peuvent être dirigées dans une direction choisie à l'avance. Les ondes radioélectriques sont donc émises dans l'espace par des impulsions répétitives à des intervalles réguliers appelés périodes de répétition des impulsions TR (Pulse Répétition Intervalle, PRI). La PRI du radar est un paramètre important dans le calcul de la distance maximale de détection (D_{max}) car les échos qui reviennent au radar après un temps supérieur à la PRI apparaissent sur le scope à des positions erronées (fausses distances). Ils sont alors appelés échos du 2^{ème} balayage (ou du n^{ème} balayage). Les échos revenant au radar au-delà de la PRI se traduisent par une "ambiguïté-distance" (erreur de visualisation) alors que ceux qui reviennent dans un délai inférieur à la PRI sont affichés à la distance correcte (non ambiguë). Afin d'éviter l'effet dit du deuxième retour d'écho (n^{ème} retour d'écho), le récepteur partageant la même antenne avec l'émetteur (radar à impulsions mono statique), doit être non seulement inhibé pendant toute la durée τ de chaque impulsion radiofréquence émise mais aussi, il faudrait que celle-ci ait une puissance et une fréquence de répétition des impulsions (Pulse Répétition Fréquence, PRF) de manière à minimiser tout risque afférent à une anomalie de propagation. Cette dernière peut provenir de l'emplacement du radar et/ou de conditions météorologiques particulières. A chaque fois qu'un objet se situant dans l'espace de balayage (faisceau principal) du radar est percuté par l'onde RF [A. Mezache, 2007].

Une partie de l'énergie électromagnétique est réfléchiée puis analysée par le récepteur devenant opérationnel pendant l'intervalle séparant deux impulsions successives appelé temps d'écoute ($TR-\tau$). C'est particulièrement de cette proportion d'énergie que dépend la qualité du signal reçu. Une cible est dite parfaitement localisée si sa distance (range) et sa direction (azimut et élévation) sont connues. Les radars à impulsions subissent malheureusement des limitations tels que : ils n'ont pas accès directement à la vitesse instantanée de la cible et ils ont des difficultés pour mesurer des faibles distances et nécessitent des puissances crête importantes.

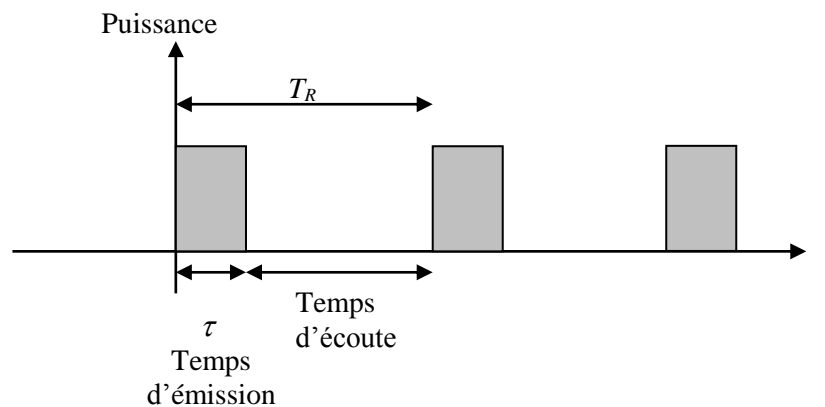


Figure. 1. 3 : Train d'impulsions produit par le radar

1. 5. 4 Radars à onde continue

Les radars à onde continue transmettent et reçoivent simultanément un signal continu, modulées ou non en fréquence [G. Richard_Curry, 2012]. Ils utilisent un décalage de fréquence Doppler pour détecter les cibles en mouvement. Si la fréquence de l'onde continue est modifiée (onde continue modulée en fréquence), la plage cible peut également être mesurée. Il est principalement utilisé dans la détection de la vitesse du véhicule. Ce type de radar émet et reçoit :

- ✓ Soit avec deux antennes différentes (radar bistatique).
- ✓ Soit par la mesure de l'écart de fréquence entre les deux signaux en utilisant la même antenne (radar monostatique).

La **Figure 1.4** montre le principe d'un radar à onde continue [N.P. Bhatta, M. G. Priya 2017].

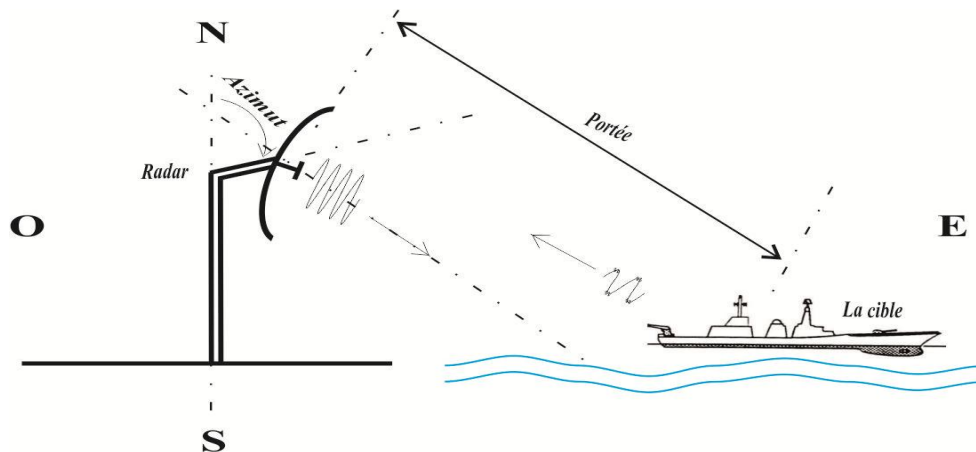


Figure. 1. 4 : Principe d'un radar à onde continue

1. 6 Surface équivalente et équation du radar

La surface équivalente du radar (SER), ou Section Efficace Radar, est une propriété physique inhérente des objets indiquant l'importance relative de la surface de réflexion d'un faisceau électromagnétique qu'ils provoquent. La surface équivalente du radar est fonction de la forme de l'objet, de la nature de ses matériaux constitutifs ainsi que de la longueur d'onde, des angles d'incidence et de réflexion du rayonnement. La SER est un paramètre spécifique à un objet quelconque (en fait un véhicule, avion ou navire) influant grandement sur sa susceptibilité d'être détecté par un radar, représenté dans une formule mathématique. Elle est désignée par la lettre grecque σ exprimée en mètre carré. Des technologies de furtivité ont par conséquent été mises au point dans le but de réduire la SER. La SER d'un objet est en règle générale un secret militaire et n'est pas divulguée.

La SER d'un objet se mesure de manière typique à l'aide de radars. Cela peut s'effectuer en plein air ou dans une chambre échoïque absorbant dans leur totalité les ondes électromagnétiques de la fréquence émise.

Valeurs typiques mesurées à l'aide d'un radar à ondes centimétriques :

- avions furtifs : 0.01 à 0.02 m².
- missiles anti-aériens : environ 0.1 m².
- avions de chasse : 0.1 à 1 m².
- bombardiers : 1 à 2 m².
- avions de transport lourds et avions commerciaux civils : jusqu'à 50 m².

La SER est fonction de nombreux facteurs. Son calcul n'est possible que pour des objets de forme simple. Elle dépend de la forme de l'objet et de la longueur d'onde, plus précisément du rapport entre les dimensions de la structure illuminée et la longueur d'onde.

Quantitativement, la SER exprime une surface effective qui réfléchit le faisceau incident de manière isotrope (homogène) dans l'espace. En trois dimensions, la SER σ est définie comme égale à :

$$\sigma = \frac{P_s}{P_i} \quad (1.1)$$

où P_i est la densité de puissance par unité de surface, au niveau de la cible illuminée par le radar et P_s la puissance dissipée par la cible par unité d'angle solide. Cela peut s'écrire aussi de la manière suivante :

$$\sigma = \lim_{R \rightarrow \infty} 4\pi R^2 \frac{|E_s|^2}{|E_i|^2} \quad (1.2)$$

où $|E_s|$ représente l'amplitude du champ émis et $|E_i|$ l'amplitude du champ renvoyé à la distance R .

L'équation du radar est un bilan des puissances sur le trajet aller-retour d'une onde émise par un radar. Celle-ci dépend des caractéristiques du radar (antenne, circuits électroniques, guide d'onde, pertes de signal, ...etc), de celles de la cible et du milieu traversé le long du trajet. Les premières sont constantes alors que les deuxièmes et troisièmes varient dans le temps et l'espace.

La puissance reçue P_r par l'antenne réceptrice d'un radar est donnée par [M.I. Skolnik, 2008] :

$$P_r = P_t \frac{G_t G_r \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 R_t^2 R_r^2} \quad (1.3)$$

Avec

P_t : puissance transmise (watts)

G_t : gain de l'antenne émettrice (dB)

G_r : gain de l'antenne réceptrice (dB)

λ : longueur d'onde (m)

R_t : distance cible-radar émetteur (m)

R_r : distance cible-radar récepteur (m)

On voit que l'équation est fonction de plusieurs constantes et variables. Du côté du radar, on a la puissance transmise, le gain d'antenne soit le rapport entre la puissance rayonnée dans le lobe principal et la puissance rayonnée par une antenne isotrope et la longueur d'onde utilisée . Ces valeurs sont en général constantes. La réponse d'une cible est liée à sa surface équivalente définie dans l'équation (1.3) et sa distance. La cible est une composition de

surfaces élémentaires. Comme elle est en mouvement, cette surface équivalente évolue à chaque instant et donne un retour qui varie. Une surface élémentaire, s_k produit un signal élémentaire e_k reçu au niveau du radar :

$$e_k = a_k \cos(2\pi f_0 t + \varphi_k) \quad (1.4)$$

Le signal total sera de la somme $\sum e_k$

Dans la plus part des cas, l'émetteur et le récepteur constituent le même dispositif (on parle alors de radar mono-statique) l'antenne d'émission est utilisée comme antenne de réception et (i.e., $R_t = R_r$ et $G_t = G_r = G$) l'équation (1.3) devient

$$P_r = P_t \frac{G^2 \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 R^4} \quad (1.5)$$

L'équation (1.5) est une simplification ne tenant pas compte des interférences et du bruit. En situation réelle, les pertes doivent être prises en considération, tout autant que les autres facteurs de transmission.

On définit la portée utile maximale, la distance pour laquelle le bilan de puissance fera apparaître le signal minimum, noté, S_{min} que l'on peut détecter, en puissance reçue :

$$R_{max}^4 = \frac{P_t G^2 \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 P_{rmin}} \quad (1.6)$$

1. 7 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 :

$$\begin{cases} \text{Hypothèse nulle : } H_0 \rightarrow \text{cible absente} \\ \text{Hypothèse alternative : } H_1 \rightarrow \text{cible présente} \end{cases} \quad (1.7)$$

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 :

$$\begin{cases} H_1 : s_1(t) = s(t) + n(t) \\ H_0 : s_0(t) = n(t) \end{cases} \quad (1.8)$$

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

Les fonctions densité de probabilité 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. 7. 1 Tests 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 [M. Barkat, 2005]

$$\mathfrak{R}_j = \sum_{i=0}^1 C_{ij} p(D_i / H_j) \quad (1.9)$$

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,

$$\begin{aligned} \mathfrak{R}_{\text{moy}} &= \sum_{j=0}^1 \mathfrak{R}_j p(H_j) = \sum_{j=0}^1 \sum_{i=0}^1 C_{ij} p(D_i / H_j) p(H_j) \\ &= C_{00} p(D_0 / H_0) p(H_0) + C_{10} p(D_1 / H_0) p(H_0) + \\ &\quad C_{01} p(D_0 / H_1) p(H_1) + C_{11} p(D_1 / H_1) p(H_1) \end{aligned} \quad (1.10)$$

Puisque $p(D_0 / H_0) + p(D_1 / H_0) = p(D_0 / H_1) + p(D_1 / H_1) = 1$, l'équation (1.10) devient

$$\begin{aligned} \mathfrak{R}_{\text{moy}} &= C_{10} p(H_0) + C_{11} p(H_1) + \\ &\quad \int_{Z_0} \left\{ \left[p(H_1) (C_{01} - C_{11}) p_{Q/H_1}(q) \right] - \left[p(H_0) (C_{10} - C_{00}) p_{Q/H_0}(q) \right] \right\} dq \end{aligned} \quad (1.11)$$

La règle de décision de Bayes consiste à rendre minimal le risque moyen exprimé par la relation (1.11). 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 [M. Barkat, 2005]

$$\Lambda(q) = \frac{p_{Q|H_1} > p(H_0)(C_{10} - C_{00})}{p_{Q|H_0} < p(H_1)(C_{01} - C_{11})} = \eta \quad (1.12)$$

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 :

$$\begin{cases} H_1 : p(q|H_1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(q-m)^2}{2\sigma^2}\right) \\ H_0 : p(q|H_0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma^2}\right) \end{cases} \quad (1.13)$$

où m est une constante et σ^2 est la variance du bruit.

A partir de (1.12), le rapport de vraisemblance est formée comme

$$\Lambda(q) = \frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(q-m)^2}{2\sigma^2}\right)}{\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma^2}\right)} \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} p(H_0)(C_{10} - C_{00}) \\ p(H_1)(C_{01} - C_{11}) \end{matrix} = \eta \quad (1.14)$$

Après simplification, on obtient

$$q \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} \sigma^2 \\ m \end{matrix} \log \eta + \frac{m}{2} = \gamma \quad (1.15)$$

Les régions de décision et les surfaces qui correspondent la P_{FA} et la P_D sont montrées dans la **Figure. 1. 5.**

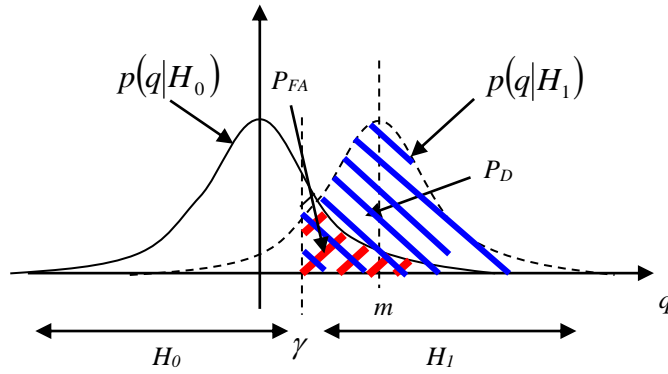


Figure. 1.5 : Régions de décision et calcul de la P_{FA} (surface en rouge) et la P_D (surface en bleu)

La P_{FA} et la P_D sont déterminées par

$$\begin{aligned}
 P_{FA} &= pr[q > \gamma/H_0] = \int_{\gamma}^{+\infty} p(q|H_0) dq = \int_{\gamma}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma^2}\right) dq \\
 &= \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{\gamma}{\sqrt{2}\sigma}\right)
 \end{aligned} \tag{1.16}$$

et

$$\begin{aligned}
 P_D &= pr[q > \gamma/H_1] = \int_{\gamma}^{+\infty} p(q|H_1) dq = \int_{\gamma}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(q-m)^2}{2\sigma^2}\right) dq \\
 &= \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{\gamma-m}{\sqrt{2}\sigma}\right)
 \end{aligned} \tag{1.17}$$

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.

1.7.2 Test de 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 [M. Barkat, 2005]

$$\mathfrak{R}(\eta_0) = C_{11}P_1P_D(\eta_0) + C_{01}P_1P_M(\eta_0) + C_{00}P_0(1 - P_F(\eta_0)) + C_{10}P_0P_F(\eta_0) \tag{1.18}$$

où η_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_I . D'où

$$\mathfrak{R}(\eta_0) = C_{00}(1 - P_F(\eta_0)) + C_{10}P_F(\eta_0) + P_1[(C_{11} - C_{00}) + (C_{01} - C_{11})P_M(\eta_0) - (C_{10} - C_{00})P_F(\eta_0)] \quad (1.19)$$

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_I . Ce test est le test optimal si la relation suivante est vérifiée.

$$C_{11} - C_{00} + (C_{01} - C_{11})P_M - (C_{10} - C_{00})P_F = 0 \quad (1.20)$$

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

$$\eta_0 = \frac{P_0(C_{10} - C_{00})}{P_1(C_{01} - C_{11})} = \frac{(1 - P_1)(C_{10} - C_{00})}{P_1(C_{01} - C_{11})} \quad (1.21)$$

avec

$$P_{FA} = P_r \{ \Lambda(q) > \eta_0 / H_0 \} \quad (1.22)$$

et

$$P_M = P_r \{ \Lambda(q) < \eta_0 / H_1 \} = (1 - P_D(\eta_0)) \quad (1.23)$$

Exemple : On revient à l'exemple de la Section 1. 7. 1 dont P_0 et P_1 sont inconnues, on veut calculer la probabilité d'erreur minimale $p(\varepsilon)$ pour que $C_{00} = C_{11} = 0$, $C_{01} = C_{10} = 1$

$$p(\varepsilon) = p_0 P_{FA} + p_1 P_M \quad (1.24)$$

Puisque P_0 et P_1 sont inconnues, on applique le critère de minimax donné par la règle (1.20). D'où

$$\begin{cases} P_{FA} = P_M \\ \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{\gamma}{\sqrt{2}\sigma}\right) = 1 - \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{\gamma - m}{\sqrt{2}\sigma}\right) \end{cases} \quad (1.25)$$

avec $\gamma = P_0 / P_1$. En simplifiant (1.25), 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, (1.24) devient

$$\begin{aligned} p(\varepsilon) &= p_0 P_F + p_1 P_M = (p_0 + p_1) P_{FA} \\ &= \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(-\frac{m}{2\sqrt{2}\sigma}\right) \end{aligned} \quad (1.26)$$

1. 7. 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

$$J(\lambda) = P_M + \lambda(P_{FA} - \alpha_0) \quad (1.27)$$

où λ est le multiplicateur de Lagrange. Nous pouvons écrire

$$\begin{aligned} J &= \int_{Z_0} p(q/H_1) dq + \lambda \left(\int_{Z_1} p(q/H_0) dq - \alpha_0 \right) \\ &= \lambda(1 - \alpha_0) + \int_{Z_0} (p(q/H_1) - \lambda p(q/H_0)) dq \end{aligned} \quad (1.28)$$

$J(\lambda)$ sera minimale si Z_0 est choisi de façon que l'intégrante soit négative, d'où la règle de décision

$$\Lambda(q) = \frac{p_{Q/H_1}(q)}{p_{Q/H_0}(q)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \lambda \quad (1.29)$$

où le seuil, λ est déterminé de façon à vérifier la contrainte

$$P_{FA} = \int_{\lambda}^{\infty} p(\Lambda/H_0) d\Lambda = \alpha_0 \quad (1.30)$$

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 :

$$\begin{cases} p(n) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_0} \exp\left(-\frac{n^2}{2\sigma_0^2}\right) \\ p(s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left(-\frac{s^2}{2\sigma_1^2}\right) \end{cases} \quad (1.31)$$

où σ_0^2 et σ_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

$$\begin{aligned}
 p(y|H_1) &= p(n) * p(s) \\
 &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma^2}\right)
 \end{aligned}
 \tag{1.32}$$

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

A partir de (1.12), le rapport de vraisemblances est donnée par

$$\frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0}} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma_0^2}\right)}{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma^2}\right)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \frac{p_0(C_{10} - C_{00})}{p_1(C_{01} - C_{11})} = \eta
 \tag{1.33}$$

Après simplification, (1.33) devient

$$|q| = \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \sqrt{\frac{2\sigma_0^2}{\sigma_1^2} (\sigma_0^2 - \sigma_1^2) \log\left(\eta \frac{\sigma}{\sigma_0}\right)} = \gamma
 \tag{1.34}$$

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

$$P_{FA} = 2 \int_{\gamma}^{\infty} p(y|H_0) dy = 2Q(\gamma\sigma_0)
 \tag{1.35}$$

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 γ en

fonction de la $P_{FA} = \alpha_0$. Les régions de décisions sont montrées par la **Figure. 1. 6**.

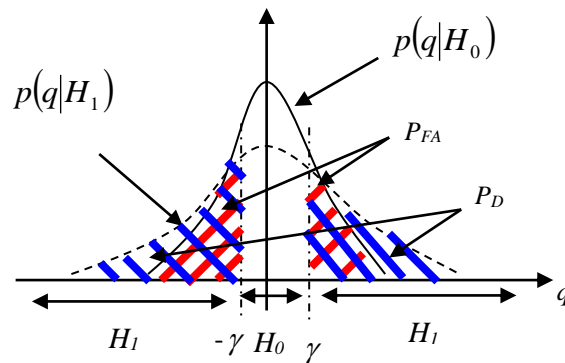


Figure. 1. 6 : Détermination des régions de décision, la P_{FA} (surfaces en rouge) et la P_D (surfaces en bleu)

1. 8 Modèles des cibles

En présence d'une cible, le signal de retour contient à la fois le signal de la cible et le bruit. Généralement, les cibles radars ont des structures compliquées [A.M. Balakhder, 2015]. Dans la technologie des radars, la phénoménologie de diffusion est quantifiée par le paramètre

de la cible appelé SER. La modélisation des cibles dépend du calcul du SER. La variation de position de cible due aux mouvements naturels et aux vibrations provoque un phénomène appelé fluctuation. Une description d'une bonne estimation des modèles de réflexion de cible a été introduite par [P. Swerling, 1960]. Il 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 présenté les expressions exactes d'une cible dans les échos radar pour deux situations. En revanche, la fluctuation rapide et la fluctuation lente d'une cible peuvent se produire dans les échos radar. Récemment, Guolong *et al* [C. Guolong, *et al*, 2014] ont introduit le modèle de Weibull pour décrire les fluctuations de la cible. Ce domaine reste toujours riche et ouvert pour diriger des recherches systématiques approfondies afin de découvrir d'autres modèles statistiques de la cible. Dans ce qui suit, nous présentons les modèles de Swerling et de Weibull.

1. 8. 1 Modèles de Swerling

Il y a pratiquement quatre modèles de Swerling qui décrivent les fluctuations de la cible [P. Swerling, 1960]. Ce modèle exploite la PDF de Rayleigh. En fait, les quatre modèles de la cible découlent de la formule générale suivante [M. Barkat, 2005] [I. Chalabi, 2016] :

$$p(s) = \frac{1}{\Gamma(k)} \frac{k}{m_s} \left(\frac{ks}{m_s} \right)^{k-1} \exp\left(-\frac{ks}{m_s}\right) \quad (1.36)$$

où m_s est la puissance moyenne du signal reçu S .

Le modèle de Swerling a été proposé pour déterminer 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). On envisage quatre cas possibles:

(i) **Swerling I**: Dans ce cas, la cible est lentement fluctuante (scan-to-scan), la PDF du signal cible suit une loi exponentielle (i.e., le détecteur quadratique est utilisé) donnée comme suit:

Afin de donner une explication exhaustive du Swerling I, il est impératif de passer par le cas général et prendre $k = 1$. Par remplacement de k par 1 dans l'équation (1.36), nous obtenons

$$p(s) = \frac{1}{m_s} \exp\left(-\frac{s}{m_s}\right) \quad (1.37)$$

(ii) **Swerling II**: Dans ce cas, la cible est rapidement fluctuante (pulse-to-pulse), la PDF du signal cible est la même du cas de Swerling I (1.36). Ces deux types de modélisation peuvent caractériser les statistiques des avions et des navires.

(iii) *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 pour ($k=2$) :

$$p(s) = \frac{4s}{m_s^2} \exp\left(-\frac{2s}{m_s}\right) \quad (1.38)$$

(iv) *Swerling IV*: Dans ce cas, la cible est également rapidement fluctuante (pulse-to-pulse) et la PDF du signal cible est la même que le troisième modèle de Swerling (1.38). Ces deux derniers types de modélisation peuvent caractériser les statistiques des missiles.

1. 8. 2 Modèle de Weibull

Récemment, dans le cas de la détection radar non-cohérente, Guolong *et al* [C. Guolong, *et al*, 2014] ont discuté le cas de la présence de plusieurs cibles indépendantes mais non identiquement distribuées. Ils ont trouvé que le modèle Weibull serve convenablement pour décrire les fluctuations des cibles. La PDF de l'amplitude de la cible est donnée par :

$$p(s) = \frac{c}{b} \left(\frac{s}{b}\right)^{c-1} \exp\left(-\left(\frac{s}{b}\right)^c\right) \quad (1.39)$$

ou c et b représentent, respectivement, les paramètres de forme et d'échelle de la distribution Weibull.

1. 9 Types de clutter

Le volume de détection d'un radar est limité par la présence d'échos indésirables, provenant de perturbations atmosphérique, nuages, pluie, neige, ou dus à la réflexion des ondes sur le sol ou la mer. L'ensemble de ces échos perturbateurs est désigné sous le nom de clutter (ou fouillis). On peut donc classer le clutter en deux catégories principales à savoir le clutter de volume qui représente le clutter atmosphérique et le clutter de surface qui désigne le clutter du sol ou de la mer. En général, le signal rétrodiffusé est un mélange de signaux provenant de plusieurs source telles que les cibles, bruit thermique propre aux composants des systèmes radar et le clutter [J. Darricau, Y. Blanchard, 1973].

1. 9. 1 Puissance de clutter vu par un radar

Dans le lobe principal, le gain d'une antenne peut être exprimé en utilisant l'approximation du lobe Gaussien, soit la relation :

$$G = G_0 \exp\left(-2.8\left(\frac{\theta_s^2}{\theta_{0s}^2} + \frac{\theta_g^2}{\theta_{0g}^2}\right)\right) \quad (1.40)$$

Les angles en site et gisement sont représentés par la **Figure. 1.7**

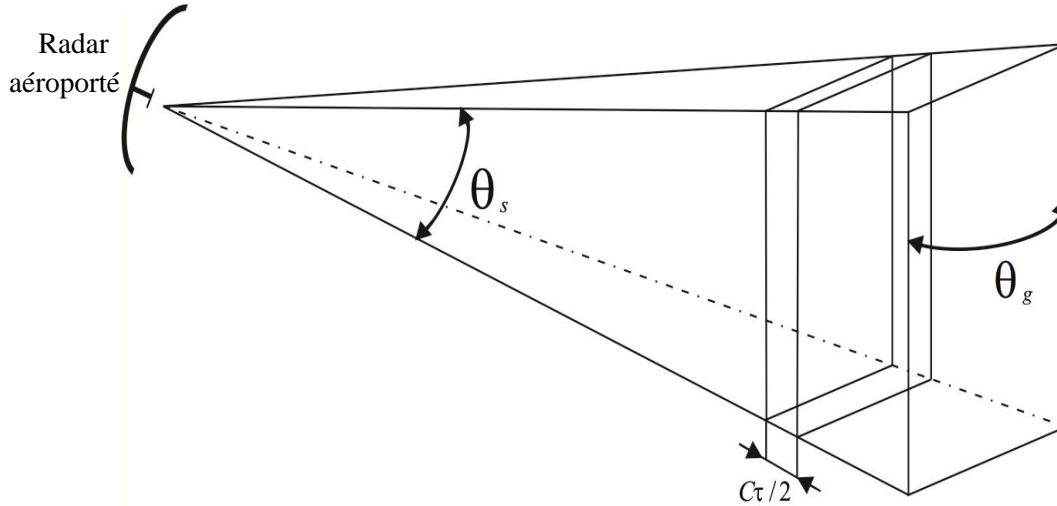


Figure. 1.7 : Représentation des angles en site et en gisement

où θ_s et θ_g sont les angles en site et gisement entre l'axe du faisceau et la direction visée. θ_{0s} et θ_{0g} sont les ouvertures à -3dB du lobe radar en site et gisement. G_0 est le gain maximal. La puissance élémentaire de clutter vu par un radar à impulsions courtes est donnée par

$$dW = KG^2(\theta_s, \theta_g) d\theta_s d\theta_g \quad (1.41)$$

où K est un coefficient. Soit la puissance totale de clutter reçu par l'aérien (antenne)

$$W = KG_0^2 \int_{-\pi}^{\pi} \exp\left(-5.6 \frac{\theta_s^2}{\theta_{0s}^2}\right) d\theta_s \int_{-\pi}^{\pi} \exp\left(-5.6 \frac{\theta_g^2}{\theta_{0g}^2}\right) d\theta_g \quad (1.42)$$

Si θ_{0s} et θ_{0g} sont suffisamment faibles, (1.42) devient

$$W = KG_0^2 \frac{\theta_{0s} \theta_{0g}}{2} \quad (1.43)$$

1.9.2 Clutter atmosphérique

L'origine du clutter de volume est liée aux phénomènes atmosphériques. Ce type de clutter peut être produit par la pluie, la neige, la paille, les oiseaux, les insectes, ...etc. Les précipitations réduisent la portée des radars, en venant atténuer les ondes et également en

réfléchissant une certaine part de l'énergie émise. On calcul les perturbations dues aux précipitations, qui amèneront à la définition du rapport :

$$\frac{P_U}{P_C} = \frac{\text{Puissance utile reçue de la cible}}{\text{Puissance issue de la précipitation}} \quad (1.44)$$

Considérant le cas schématisé par la **Figure. 1. 8**. L'aérien est très directif et la cellule élémentaire radar est supposée totalement incluse dans la précipitation. Le volume équivalent de précipitation intercepté est limité par le pouvoir séparateur ($\Delta D = C\tau/2$) et l'angle solide équivalent ($\Omega_e = \theta_{0s}\theta_{0g}/2$). D'où son expression

$$V = D^2 \Omega_e \frac{C\tau}{2} \quad (1.45)$$

où D est la distance d'observation. Si η est le pouvoir réflecteur de la précipitation, en m^2/m^3 , la surface équivalente du clutter s'écrit

$$\sigma_c = \eta D^2 \frac{\theta_{0s}\theta_{0g}}{2} \frac{C\tau}{2} \quad (1.46)$$

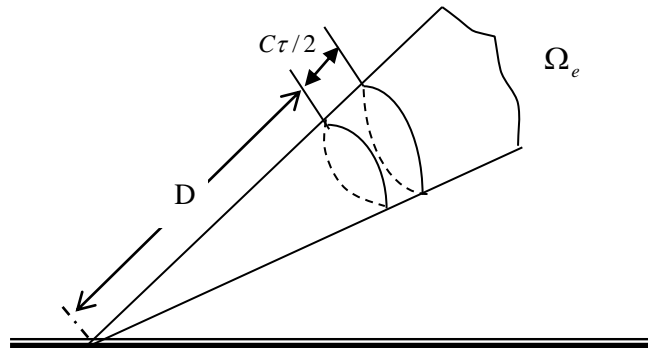


Figure. 1. 8 : Volume intercepté par le radar

Le rapport puissance cible sur puissance clutter dans le cas d'une cible intérieure au volume intercepté est :

$$\frac{P_U}{P_C} = \frac{\sigma}{\sigma_c} = \frac{4\sigma}{\eta\theta_{0s}\theta_{0g}C\tau L D^2} \quad (1.47)$$

Avec :

σ : surface équivalente de la cible.

L : perte de dépointage sur le signal utile (en moyenne égale à 2).

Le calcul du pouvoir réflecteur du clutter de pluie est lié au calcul de la surface équivalente d'un nuage de gouttes d'eau. L'étude de la surface équivalente de la goutte d'eau, exprimée par la relation

$$\sigma_i = \frac{\pi^5}{\lambda^4} |K|^2 d_i^6 \quad (1.48)$$

où d_i est le diamètre de la goutte d'eau, λ est la longueur d'onde et $|K|$ est un coefficient de l'ordre 0.9. La surface équivalente d'un nuage de gouttes d'eau est alors, dans un volume unitaire, la somme des surfaces équivalentes de chacune d'elles, soit :

$$\eta = \sum \sigma_i = \frac{\pi^5}{\lambda^4} |K|^2 \sum d_i^6 \quad (1.49)$$

η est la surface équivalente par unité de volume. Il reste à exprimer $\sum d_i^6$ en fonction de l'intensité de la précipitation. La loi pratique reliant ces deux paramètres est :

$$\sum d_i^6 \cong 200I^{1.6} \quad (1.50)$$

avec $\sum d_i^6$ en mm^6/m^3 et I est l'intensité de la précipitation en mm/heure . D'où la relation pratique pour la surface équivalente de la pluie est :

$$\eta = \sum \sigma_i = 5.10^{-6} \frac{I^{1.6}}{\lambda^4} \quad (1.51)$$

En ce qui concerne du calcul du pouvoir réflecteur ou surface équivalente de clutter de neige en m^2/m^3 , la relation (1.48) reste valable pour les cristaux de neige, à condition de prendre $|K| \cong 0.2$ et $\sum d_i^6 \cong 2000I^2$. D'où la relation :

$$\eta = 2,5.10^{-6} \frac{I^2}{\lambda^4} \quad (1.52)$$

1. 9. 3 Clutter de sol ou de la mer

Le clutter de surface est généralement produit par les surfaces de la terre et de la mer. Le clutter de terre est plus difficile à modéliser car il dépend des propriétés diélectriques de la terre. De plus, il comprend les arbres, les végétations, le relief du terrain, les structures artificielles, ...etc. Les échos de sol ou de la mer sont des échos de surface, la puissance réfléchiée par ce type de clutter peut être considérée comme proportionnellement à la surface interceptée par le signal radar. Le pouvoir séparateur du radar à impulsion peut venir limiter la surface de clutter éclairée ou illuminée (footprint). En se basant sur la **Figure. 1. 9**, l'étendue (résolution) en distance de clutter ne peut être supérieure à $C\tau/2\cos\Psi$. Deux cas peuvent alors se produire

$$\frac{C\tau}{2 \cos \Psi} \geq \frac{D\theta_{es}}{\sin \Psi} \Rightarrow \Sigma = D^2 \theta_{0s} \theta_{0g} \frac{1}{2 \sin \Psi} \quad (1.53)$$

et

$$\frac{C\tau}{2 \cos \Psi} < \frac{D\theta_{es}}{\sin \Psi} \Rightarrow \Sigma = D \frac{\theta_{0g}}{\sqrt{2}} \frac{C\tau}{2 \cos \Psi} \quad (1.54)$$

Où Σ la surface de clutter interceptée, Ψ est l'angle d'incidence du lobe radar (grazing angle). L'angle limite séparant les deux cas est alors défini par la relation

$$t_g \Psi_0 = \frac{2\theta_{es} D}{C\tau} = \frac{\sqrt{2}\theta_{0s} D}{C\tau} \quad (1.55)$$

On peut en outre considérer, dans le cas du radar à impulsion, que la cible et le clutter ne sont confondus que s'ils se trouvent à la même distance et comparer directement les surfaces équivalentes de cible et de clutter. D'où les rapports puissance cible, puissance clutter :

$$\frac{P_U}{P_C} = \frac{2\sigma \sin \Psi}{\sigma_0 \theta_{0s} \theta_{0g} D^2 L}, \text{ pour } \Psi \geq \Psi_0 \quad (1.56)$$

et

$$\frac{P_U}{P_C} = \frac{2\sqrt{2}\sigma \cos \Psi}{\sigma_0 \theta_{0s} C\tau DL}, \text{ pour } \Psi < \Psi_0 \quad (1.57)$$

où σ_0 est le pouvoir réflecteur unitaire du clutter (m^2/m^2)

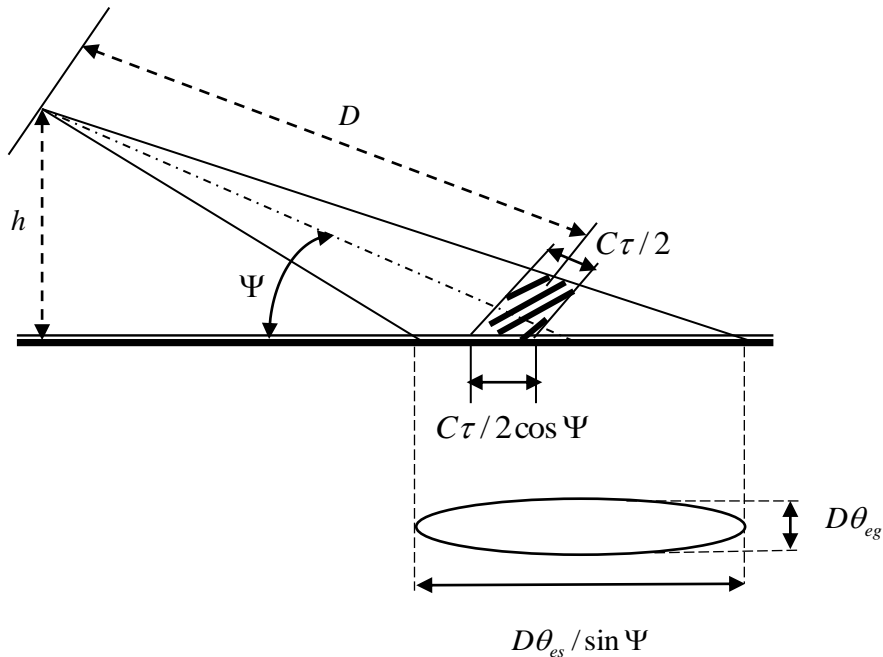


Figure 1.9 : Surface intercepté par le radar

Le pouvoir réflecteur du clutter de mer, dépend de plusieurs paramètres qui sont :

- L'incidence de l'onde.
- La hauteur des vagues, elle-même liée à la vitesse du vent.
- La longueur d'onde utilisée.

L'analyse du phénomène est assez complexe, et les résultats d'expérience ne coïncident pas toujours, les conditions de mesure étant difficiles à reproduire. En conséquence, les modèles proposés ne pourront être qu'approximatifs.

Aux incidences élevées (supérieures à 60°), le pouvoir réflecteur de la mer est très important. Il semble que l'agitation de la mer, et la longueur d'onde utilisée n'étaient pas une influence nettement établie. D'autres paramètres peuvent intervenir, en particulier l'ouverture angulaire du faisceau radar. Nous pourrions retenir comme valeur moyenne $\sigma_0 = 5m^2 / m^2$. Les valeurs observées se situent entre 1 et $30 m^2/m^2$.

Aux incidences faibles et moyennes ($0, 1$ à 60°), l'agitation de la mer et la longueur d'onde utilisée ont une influence certaine. Les expressions dont les résultats sont publiés montrent que :

- σ_0 croît avec l'agitation de la mer.
- σ_0 décroît avec la longueur d'onde.

Le modèle de pouvoir réflecteur proposé est un modèle de la forme :

$$\sigma_0 = k \frac{W^\alpha}{\lambda^\beta} \quad (1.58)$$

où k est un coefficient et W est la vitesse du vent.

Les relations état de la mer-hauteur des vagues sont bien établies, par contre on rencontre une certaine dispersion dans les relations état de la mer-vitesse du vent. A partir de la relation pratique entre hauteur moyenne des vagues et vitesse du vent ($H=2,4.10^{-2}W^2$), la **Table 1. 2** résume la relation entre l'agitation de la mer, la vitesse du vent et la hauteur des vagues.

Aux incidences élevées ($>60^\circ$), le pouvoir réflecteur du clutter de sol peut atteindre des valeurs de l'ordre de 1 à $10 m^2/m^2$, dépendant de la longueur d'onde et de la nature du sol. Différents modèles théoriques ont été proposés, qui recourent la réalité à quelques décibels près.

Table. 1. 2 : Relation entre l’agitation de la mer, la vitesse du vent et l’hauteur des vagues

Force du vent en N	Etat de la mer		Hauteur des vagues en m	Vitesse du vent en m/sec
0-1	0	Calme	<0.07	<1.75
2	1	Faible à modérée	0.07 à 0.3	1.75 à 3.5
3	2		0.3 à 0.9	3.5 à 6
4	3		0.9 à 1.5	6 à 8
5	4	Agitée	1.5 à 2.4	8 à 10
6	5	Très agitée	2.4 à 3.7	10 à 12.5
7	6	Forte	3.7 à 6.1	12.5 à 16
8-9	7	Très forte	6.1 à 12.2	16 à 22.5
10-12	8	Tempête	>12.2	>22.5

Rappelant que la force du vent en Newton (N) est $F=S.P.C$ où S est la surface projetée en m^2 , P est la pression du vent en (N/ m^2) et C représente le coefficient de trainée qui dépend de la forme de l’objet.

1. 9. 4 Propriétés du clutter

Deux paramètres sont considérés pour caractériser la puissance du clutter ; la densité de probabilité (ou distribution) du clutter et le spectre du clutter.

(i) *Modèles statistiques du clutter* : La réflexion des ondes sur la mer et le clutter atmosphérique, est le cas type de la réflexion sur une cible complexe composée d’un grand nombre de réflecteurs élémentaires indépendants. Les mesures pratiques montrent que les statistiques du clutter atmosphérique obéissent à la loi de Gauss. Spécifiquement, les deux composantes du signal reçu en phase I et en quadrature de phase Q ont la même loi de Gauss donnée par

$$p_I(i) = p_Q(q) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma^2}\right) \tag{1.59}$$

où σ^2 est la variance du clutter. Comme montré dans la **Figure. 1. 10**, la densité de probabilité de la puissance reçue suit la loi de Laplace (exponentielle) suivante :

$$p(x) = \frac{1}{2\sigma^2} \exp\left(-\frac{x}{2\sigma^2}\right) \tag{1.60}$$

Il en résulte que l’amplitude Y du signal réfléchi suit la loi de Rayleigh

$$p(y) = \frac{2y}{2\sigma^2} \exp\left(-\frac{y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1.61)$$

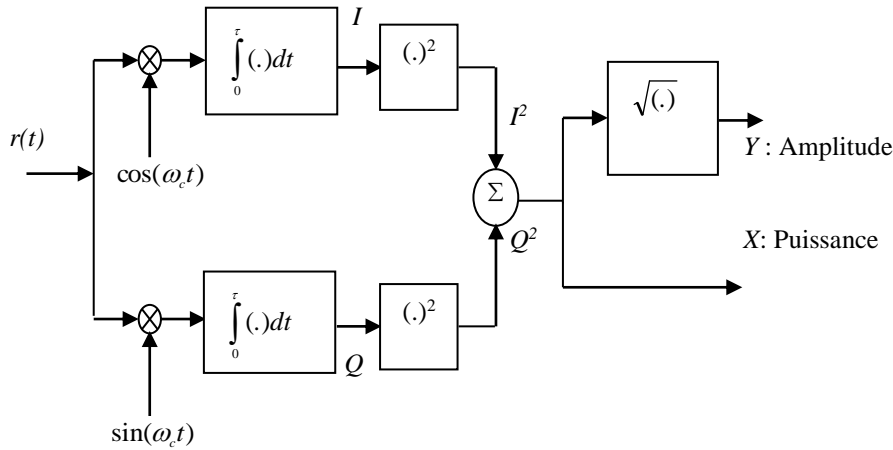


Figure. 1. 10 : Détection d’enveloppe et quadratique

Dans le cas des échos de sol ou la mer, les lois précédentes ne sont pas entièrement vérifiées, en effet, à la composante aléatoire du signal, se superpose une composante stable due à la réflexion diffuse sur des éléments dont la fluctuation de position est faible devant la longueur d’onde du radar, ou due à la réflexion des ondes sur des réflecteurs bien définis. Différents modèles de fluctuation ont été proposés, le plus couramment utilisé consiste à conserver la loi de Laplace pour l’élément fluctuant. Pour produire une description complète des échos de la mer, le modèle composé-général (GC : generalized compound) a été proposé par [V. Anastassopoulos, *et al*, 1999]. La composante speckle et la composante texture sont modélisées par la loi gamma généralisée.

$$\begin{cases} p(x|y) = \frac{b_1}{y\Gamma(\nu_1)} \left(\frac{x}{y}\right)^{b_1\nu_1-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{y}\right)^{b_1}\right) \rightarrow \text{le modèle de la composante speckle} \\ p(y) = \frac{b_2}{y\Gamma(\nu_2)} \left(\frac{y}{a}\right)^{b_2\nu_2-1} \exp\left(-\left(\frac{y}{a}\right)^{b_2}\right) \rightarrow \text{le modèle de la composante texture} \end{cases} \quad (1.62)$$

où $\Gamma(\cdot)$ est la fonction gamma, a est le paramètre d’échelle, $\nu_{1,2}$ sont les paramètres de forme et $b_{1,2}$ sont les paramètres de puissance. La distribution globale du clutter de mer ou du sol est donnée par

$$\begin{aligned}
 p(x) &= \int_0^{\infty} p(x|y)p(y)dy \\
 &= \frac{b_1 b_2}{\Gamma(v_1)\Gamma(v_2)} \frac{x^{b_1 v_1 - 1}}{a^{b_2 v_2}} \int_0^{\infty} y^{b_2 v_2 - b_1 v_1 - 1} \exp\left(-\left(\frac{x}{y}\right)^{b_1} - \left(\frac{y}{a}\right)^{b_2}\right) dy
 \end{aligned}
 \tag{1.63}$$

La **Table 1.3** récapitule des cas particuliers du modèle GC qui représentent les fluctuations des échos provenant de la surface de la mer ou du sol en fonction de plusieurs paramètres tels que la polarisation de l'antenne, la longueur d'onde, la résolution en distance, angle rasant (grazing angle), ...etc. Les modèles les plus connus de Rayleigh, gamma, Weibull, log-normal, K , K généralisée (GK) sont tirés de la distribution (1.63).

(ii) **Spectre de clutter** : Un autre paramètre caractéristique du clutter est son spectre. Le spectre de puissance des échos de clutter suit approximativement une loi de Gauss :

$$\Phi(f) = \Phi_0 \exp\left(-a\left(\frac{f}{f_0}\right)^2\right)
 \tag{1.64}$$

Avec :

Φ : en Watts/Hz

Φ_0 : densité de puissance à la fréquence émise f_0

f : déviation de fréquence mesurée à la fréquence f_0 .

a : coefficient

Une forme mieux adaptée à l'analyse physique du phénomène s'écrit

$$\Phi(f) = \Phi_0 \exp\left(-\frac{f^2}{2\sigma_f^2}\right)
 \tag{1.65}$$

où $\sigma_f = f_0 / \sqrt{2a}$ est l'écart type de la déviation de la fréquence. On peut alors relier ce paramètre à l'écart type de la vitesse du clutter, en appliquant l'équation, $\sigma_f = 2\sigma_v / \lambda$, où

$\sigma_v = \frac{C\sigma_f}{2f_0} = \frac{C}{\sqrt{8a}}$ est un paramètre qui est normalement indépendant de λ , et peut donc servir

plus aisément à quantifier le spectre des échos de clutter.

Table 1. 3 : Distributions du clutter inspirées à partir du modèle GC

Distribution	Paramètres	Speckle	Texture
GC	ν_1, ν_2, b_1, b_2 et a	Gamma généralisée	Gamma généralisée
GK	$\nu_1, \nu_2, b_1 = b_2 = b$ et a	Gamma généralisée	Gamma généralisée
K	$\nu_1 = 1, \nu_2 = \nu, b_1 = b_2 = b = 2$ et a	Rayleigh	gamma
WG (Weibull speckle, gamma mean)	$\nu_1 = 1, \nu_2 = \nu, b_1 = b, b_2 = 2$ et a	Weibull	gamma
Weibull	$\nu_1 = 1, \nu_2 = 1/2, b_1 = b_2 = b$ et a	Weibull	Gamma généralisée
Rayleigh	$\nu_1 = 1, \nu_2 = 1/2, b_1 = b_2 = b = 2$ et a	Rayleigh	-
Exponential	$\nu_1 = 1, \nu_2 = 1/2, b_1 = b_2 = b = 1$ et a	Exponential	-
HG (Hypergeometric gamma)	ν_1, ν_2, b_1, b_2 et a où b_1 and b_2 sont des entiers	Gamma généralisée	Gamma généralisée

1. 10 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. Il est judicieux avant de traiter extensivement les équations radars de donner leurs classifications. La théorie de décision trouve sa place irréprochable dans le domaine de détection de cibles radar. Dans ce contexte, nous avons donnons une présentation non exhaustive des modèles des cibles les plus fréquents dans la littérature radar. Le calcul de la puissance de clutter atmosphérique et clutter de sol ou de la mer vu par un radar à impulsions courtes est présenté. Les propriétés des échos du clutter interprétées par les densités de probabilité et le spectre de clutter ont été évoquées. Pour se faire, on a donné un modèle statistique général composé dont plusieurs modèles populaires trouvés dans la littérature sont des cas particuliers de cette distribution générale.

Modélisation du Clutter de Mer basée sur la Technique EMD et la Texture Gamma Généralisée

Sommaire du chapitre :

2. 1 Introduction.....	38
2. 2 Distribution de Pareto généralisée et estimation des paramètres	39
2. 3 Méthode de décomposition modale empirique (EMD).....	43
2. 4 Résultats de la modélisation du clutter de mer IPIX.....	46
2. 5 Distribution Rayleigh-gamma généralisé et estimation des paramètres ...	52
2. 6 Evaluation de l'estimation et la modélisation du clutter de mer IPIX.....	58
2. 7 Conclusion.....	64

2.1 Introduction

Dans les applications radars de surveillance maritime, les cibles sont noyées dans un clutter de mer non-stationnaire. La caractérisation statistique des données rétrodiffusées est fortement liée à la dynamique de la surface de la mer et les paramètres du radar lui-même (i.e., polarisation de l'antenne, cellules de résolution, angle d'incidence,...etc). Au cours des deux dernières décennies, plusieurs travaux ont été entrepris sur la modélisation des échos de la mer à l'aide de distributions Gaussiens-composées [A. Mezache, *et al.* 2017]. Les modèles K , GP (Pareto généralisé) et CGIG (Gaussien Composé et Gaussien Inverse) à queues lourdes représentent de bons exemples pour l'ajustement des données empiriques du clutter de la mer. Spécifiquement, si nous considérons la loi gamma inverse comme une distribution de la composante de texture, le modèle analytique GP à deux paramètres nommé Pareto type II est obtenu [A. Balleri, *et al.* 2007].

Des études expérimentales utilisant la base de données du radar polarimétrique à bande X (IPIX : Intelligent Pixel Processing) ont montré que la distribution GP permet d'ajuster la queue de ces données réelles dans plusieurs cas lorsque les conditions du canal varient telles que la résolution de la cellule distance, la polarisation de l'antenne, angle d'indécence, ... etc) [A. Balleri, *et al*, 2007] [L. Rosenberg, S. Bocquet, 2013].

Dans ce chapitre, nous nous focalisons en premier temps sur la minimisation des erreurs d'ajustement de la queue (tail Fitting errors) entre le modèle théorique GP et les données empiriques IPIX. Quatre distributions statistiques sont inspirées du modèle GP. Les estimateurs basés sur les méthodes ML et $[z \log z]$ sont également présentés pour le calcul des paramètres du modèle Pareto type II à partir des échantillons. Après avoir exposé quelques définitions de la technique non-stationnaire de décomposition modale (EMD) dans le domaine temps-fréquence, les étapes correspondantes de cette dernière sont évoquées [A. Bentoumi, A. Mezache, 2017]. Cette approche est exploitée au début pour le débruitage des composantes en phase et en quadrature de phase des échos complexes reçus. Ensuite, la méthode d'estimation MLE est utilisée pour déterminer les paramètres de forme et d'échelle du modèle GP. Les performances de modélisation sont comparées expérimentalement avec et sans l'analyse par l'EMD. La deuxième partie de ce chapitre concerne l'étude des caractéristiques des données radar par la distribution Rayleigh-Gamma Généralisée (R-G Γ) à trois paramètres. Les expressions des différents moments d'ordre entiers, non-entiers et logarithmiques sont développées de telle sorte que le paramètre d'échelle de la distribution R-G Γ est éliminé et les estimateurs bidimensionnels HOME, NIOME et $[z \log(z)]$ sont obtenus. En raison de la présence de la fonction gamma avec des variables fractionnaires, ces estimateurs ne peuvent pas être donnés sous des formes analytiques. Les méthodes d'estimation proposées sont d'abord testées à base des données synthétiques. L'ajustement de la queue du modèle R-G Γ et du modèle standard K (i.e., cas particulier du modèle R-G Γ) est examiné par rapport aux données réelles IPIX. Enfin, la Section 2.7 présente les principales remarques de modélisation du clutter de la mer illustrée dans ce chapitre.

2. 2 Distribution de Pareto généralisée et estimation des paramètres

Des travaux expérimentaux récents sur la modélisation de l'intensité des échos de la mer qui utilisent des radars de haute résolution à bande X ont montré que la distribution non-Gaussienne GP offre des descriptions statistiques convenables aux données observées [A. Bentoumi, A. Mezache, 2017] [L. Rosenberg, S. Bocquet, 2013].

2. 2. 1 Modèle de Pareto généralisé

La fonction de densité de probabilité (PDF) pour la distribution GP avec un paramètre de forme (indice de la queue) $k \neq 0$, un paramètre d'échelle, σ , et un paramètre de seuil θ , est donnée par [P. Embrechts, *et al*, 1997] [S. Kotz, S. Nadarajah.2000].

$$p_x(x|k, \sigma, \theta) = \left(\frac{1}{\sigma}\right) \left(1 + k \frac{x - \theta}{\sigma}\right)^{-1-\frac{1}{k}} \quad (2.1)$$

Pour, $\theta < x$, lorsque $k > 0$, ou pour $\theta < x < -\sigma/k$ lorsque $k < 0$.

A partir de cette distribution, la moyenne et la variance ne sont pas définies lorsque $k \geq 1$, et $k \geq 1/2$ respectivement. Pour $k \geq 0$, le modèle de GP a une densité positive. Quatre distributions qui sont largement utilisées dans la détection des cibles radar peuvent être inspirées à partir de (2.1).

(i) Distribution de Pareto type II : Si $\theta=0$, (2.1) prend la forme de la distribution Pareto (GP) généralisée à deux paramètres ou Pareto type II donnée par

$$p_x(x|k, \sigma) = \left(\frac{1}{\sigma}\right) \left(1 + k \frac{x}{\sigma}\right)^{-1-\frac{1}{k}} \quad (2.2)$$

En remplaçant $\alpha = 1/k$ et $\beta = \sigma/k$ dans (2.2), (2.2) devient

$$\begin{aligned} p_x(x|\alpha, \beta) &= \frac{\alpha}{\beta} \left(1 + \frac{x}{\beta}\right)^{-1-\alpha} \\ &= \frac{\alpha \beta^\alpha}{(x + \beta)^{\alpha+1}} \end{aligned} \quad (2.3)$$

Dans le cas de la détection quadratique avec une seule impulsion, (2.3) 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 (2.3) peut être calculée par

$$p_x(x) = \int_0^\infty p_{x/Y}(x/y) p_Y(y) dy \quad (2.4)$$

Avec

$$\begin{cases} p_{X|Y}(x/y) = \frac{1}{y} \exp\left(-\frac{x}{y}\right) \\ p_Y(y) = \frac{\beta^\alpha y^{-\alpha-1}}{\Gamma(\alpha)} \exp(-\beta/y) \end{cases} \quad (2.5)$$

(ii) Distribution de Pareto type I : Un autre cas particulier du modèle (2.1) est de choisir ($k = 1/\alpha > 0$) et $\theta = \sigma/k$ ($\theta = \beta$). La PDF résultante est appelée distribution de Pareto ou Pareto type I

$$p_X(x, \alpha, \beta) = \begin{cases} \frac{\alpha\beta^\alpha}{x^{\alpha+1}}, & x \geq \beta \text{ et } \alpha, \beta > 0 \\ 0, & \text{par ailleurs} \end{cases} \quad (2.6)$$

(iii) Distribution exponentielle décalée : Dans le cas où $k = 0$ (i.e., $\alpha \rightarrow \infty$), le modèle (2.1) est simplifié pour donner la distribution exponentielle décalée.

$$p_X(x|\sigma, \theta) = \frac{1}{\sigma} e^{-\frac{(x-\theta)}{\sigma}}, \quad x > \theta \quad (2.7)$$

(iv) Distribution exponentielle : Quand $k = 0$ et $\theta = 0$, l'équation (2.1) est simplement équivalente à la distribution exponentielle (cas du clutter Gaussien) donnée par

$$p_X(x|\sigma) = \frac{1}{\sigma} e^{-\frac{x}{\sigma}} \quad (2.8)$$

Comme le cas de la distribution exponentielle, le modèle GP est souvent utilisé pour modéliser les queues des autres distributions. Il assure un bon ajustement aux queues de données complexes où les distributions exponentielle et Pareto sont des cas particuliers. En plus, la distribution GP nous permet de "laisser les données décider" de la distribution la plus appropriée. En règle générale, cette loi a trois formes de base, chacune correspondant à une distribution limite des données de dépassement d'une classe différente de distributions [P. Embrechts, *et al*, 1997] [S. Kotz, S. Nadarajah, 2000] :

- Les distributions dont les queues diminuent de manière exponentielle, telle que la distribution normale qui conduit à un paramètre de forme du modèle Pareto généralisé égal à zéro.
- Les distributions dont les queues diminuent sous la forme d'un polynôme, telle que la distribution de l'étudiant t (t -student), qui conduit à un paramètre de forme positif.

- Les distributions dont les queues sont finies, telles que la distribution bêta qui conduit à un paramètre de forme négatif.

2. 2. 2 Estimation des paramètres

Dans les applications de modélisation radar, la distribution GP mentionnée par (2.3) est bien adaptée aux échos de clutter de la mer soumis à de faibles angles d'incidence (grazing angle) [A. Balleri, *et al*, 2007]. Cette dernière nécessite une estimation des paramètres α et β à partir des données. Pour ce faire, deux approches d'estimation efficaces peuvent être appliquées à savoir la méthode MLE et la méthode des moments logarithmique nommée [zlog(z)].

(i) **Méthode MLE :** Cette approche est construite à partir de deux étapes; le calcul de la fonction log de vraisemblance du modèle GP donné par (2.3) (LLGP : log likelihood GP model) et le calcul de ses dérivées partielles par rapport à α, β et les mettre égales à zéros. Pour un ensemble de M échantillons indépendants et identiquement distribués (iid), i.e., X_i avec $i = 1, \dots, M$, la fonction LLGP s'écrit :

$$\begin{aligned}
 LLGP &= \sum_{i=1}^M \log(p_{X_i}(x_i|\alpha, \beta)) \\
 &= \sum_{i=1}^M [\log(\alpha) + \alpha \log(\beta) - (\alpha + 1) \log(x_i + \beta)]
 \end{aligned}
 \tag{2.9}$$

Les dérivées partielles de (2.9) par rapport à α et β sont

$$\begin{cases}
 \frac{\partial LLGP}{\partial \alpha} = \frac{M}{\alpha} + M \log(\beta) - \sum_{i=1}^M \log(x_i + \beta) = 0 \\
 \frac{\partial LLGP}{\partial \beta} = \frac{M\alpha}{\beta} - \sum_{i=1}^M \frac{\alpha + 1}{x_i + \beta} = 0
 \end{cases}
 \tag{2.10}$$

La solution de l'équation (2.10) donne

$$\begin{cases}
 \hat{\alpha} = \left[\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \log(x_i + \hat{\beta}) - \log(\hat{\beta}) \right]^{-1} \\
 \left[\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \log(x_i + \hat{\beta}) - \log(\hat{\beta}) \right]^{-1} \left(\frac{M}{\hat{\beta}} - \sum_{i=1}^M \frac{1}{x_i + \hat{\beta}} \right) = \sum_{i=1}^M \frac{1}{x_i + \hat{\beta}}
 \end{cases}
 \tag{2.11}$$

A partir de (2.11), il est bien noté que les estimés de β sont obtenus via des routines numériques alors que l'estimation de α est calculée directement en fonction de $\hat{\beta}$ et les échantillons x_i .

(i) **Méthode [zlog(z)]** : Afin de réduire le temps de calcul avec des résultats approximatifs par rapport à ceux obtenus par la méthode MLE, la procédure [zlog(z)] a été développée en fonction de la moyenne $\langle x \rangle$ et les moments logarithmiques $\langle \log(x) \rangle$ et $\langle x \log(x) \rangle$ [L. Rosenberg, S. Bocquet, 2013]. Cela est réalisé à partir de l'expression compacte du moment d'ordre r

$$\langle x^r \rangle = \int_0^{\infty} x^r p_x(x) dx = \frac{\beta^r \Gamma(1+r) \Gamma(\alpha-r)}{\Gamma(\alpha)} \quad (2.12)$$

Si nous dérivons (2.12) par rapport à r et en prenant $r = 0$ et $r = 1$, nous trouvons

$$\begin{cases} \left. \frac{\partial \langle x^r \rangle}{\partial r} \right|_{r=0} = \langle \log(x) \rangle = \log(\beta) + \psi(1) + \psi(\alpha) \\ \left. \frac{\partial \langle x^r \rangle}{\partial r} \right|_{r=1} = \langle x \log(x) \rangle = \frac{\beta}{\alpha-1} (\log(\beta) + \psi(2) + \psi(\alpha-1)) \end{cases} \quad (2.13)$$

Utilisant l'équation de récurrence, $\psi(x+1) = \psi(x) + 1/x$, où $\psi(\cdot)$ est la fonction Psi la combinaison de (2.13) donne

$$\begin{cases} \hat{\alpha} = 1 + \left[\frac{\langle x \log(x) \rangle}{\langle x \rangle} - \langle \log(x) \rangle - 1 \right]^{-1} \\ \hat{\beta} = \langle x \rangle (\hat{\alpha} - 1) \end{cases} \quad (2.14)$$

Les formes explicites de (2.14) montrent que l'estimateur [zlog(z)] est important dans les applications en temps réel.

2. 3 Méthode de décomposition modale empirique (EMD)

Récemment, Huang *et al* [Y. H. Wang, *et al*, 2014] [A. Yashodhan, S. Krishnan, 2019] a introduit une méthode empirique qui traite généralement les singularités dans les signaux. Cette méthode est dite transformée de Huang ou décomposition modale empirique (EMD). L'EMD décompose d'une façon adaptative un signal en une somme de composantes oscillantes, chacune ayant une forme d'onde de moyenne nulle, modulée en amplitude et en fréquence. La base de l'EMD est intrinsèque au signal. Cette dernière a montré ses capacités d'analyse adaptative multi-échelle des signaux non-stationnaires. L'idée de base de ceci est de décomposer un signal en une somme de composantes nommées IMF (Intrinsic Mode Function) plus un résidu. L'addition de toutes les IMF avec le résidu permet de reconstruire le signal original sans perte d'information.

L'extraction des IMFs est une opération non-linéaire, mais leur recombinaison pour la reconstruction du signal est linéaire. Le principe de cette approche est défini par un algorithme qui ne possède pas de fondement théorique.

2. 3. 1 Décomposition en mode empirique

L'EMD décompose d'une façon adaptative un signal en une somme de composantes oscillantes par l'utilisation d'un processus de tamisage. Chaque composante est une forme d'onde de moyenne nulle, modulée en amplitude et en fréquence nommée IMFs traduite par la fonction modale intrinsèque (Sifting Process). Contrairement aux représentations temps-fréquence, la décomposition EMD est locale, itérative et entièrement pilotée par les données (Data driven approach) intrinsèque au signal. L'extraction des IMFs est non linéaire, mais leur recombinaison pour la reconstruction exacte du signal est linéaire, [N. E. Huang, *et al*, 1998].

2. 3. 2 Mode de fonction intrinsèque (IMF)

L'IMF est une fonction qui doit être [H. Mahgoun, 2013]:

- a) De moyenne nulle.
- b) Les nombres d'extrema et de passages à zéro diffèrent au plus de un (en d'autres termes, cela signifie qu'entre un minimum et un maximum successifs, une IMF passe par zéro). Cette condition est nécessaire pour que la fréquence instantanée n'a pas de fluctuations indésirables dues à l'asymétrie du signal.

Les deux conditions précédentes assurent l'unicité du mode oscillatoire de l'IMF à chaque instant.

- c) Une IMF suit une loi de modulation en amplitude et en fréquence (comportement oscillant) naturellement de type mono-composante.

2. 3. 3 Tamisage (sifting process)

Pour calculer les IMFs d'un signal, nous suivons l'algorithme suivant :

- Le premier pas de la décomposition consiste à identifier les maxima et minima locaux du signal.
- Les enveloppes supérieures et inférieures sont calculées par interpolation. L'interpolation utilisée est basée sur les splines cubiques.
- L'enveloppe moyenne locale $m(t)$ est déterminée à partir des enveloppes supérieure et inférieure.

- L'enveloppe moyenne est soustraite du signal d'entrée $h(t) = x(t) - m(t)$.

Ce processus correspond alors à la première itération du tamisage.

La première IMF contient la composante haute fréquence du signal.

Un critère d'arrêt doit être défini pour assurer que le signal obtenu vérifie bien les propriétés d'une fonction modale intrinsèque tout en limitant le nombre d'itérations. Le critère proposé par Huang est basé sur le calcul de la variation relative du signal entre 2 itérations consécutives de l'algorithme, [G. Rilling, 2007] [H. Sharabaty, 2007].

$$SD = \sum_{t=0}^T \frac{|h_{1(k-1)}(t) - h_{1k}(t)|^2}{h_{1(k-1)}^2(t)} \quad (2.15)$$

Si $h(t)$ est une IMF, le résidu est $r(t) = x(t) - h(t)$, alors il faut vérifier si le résidu a un nombre suffisant d'extrema (supérieur à deux). Si cette condition est vérifiée, alors le nouveau signal sera, $x(t) = r(t)$.

Si $h(t)$ n'est pas une IMF, le nouveau signal sera $x(t) = h(t)$.

Le processus d'extraction des IMF est terminé lorsque le résidu ne contient plus d'extrema. Cela signifie que le résidu est une fonction monotone qui correspond à la dérivé ou tendance du signal initial $h(t)$.

L'organigramme de l'algorithme de l'EMD est illustré dans la **Figure 2.1**. Cet algorithme comporte deux boucles imbriquées. La boucle principale qui correspond au concept même. Elle s'arrête lorsqu'il n'est plus possible d'extraire de résidu. Cela permet de définir le niveau N de profondeur de la décomposition. D'après la deuxième condition de la définition de l'IMF, les deux enveloppes env-min et env-max doivent être symétriques par rapport à zéro. D'où la nécessité d'ajouter une boucle supplémentaire qui correspond à une opération appelée processus de tamisage (ou sifting). L'arrêt de cette boucle est lié à un critère qu'il convient de définir précisément [H. Mahgoun, 2013].

2. 3. 4 Reconstruction de signal

Le signal $x(t)$ peut s'écrire :

$$x(t) = \sum_{n=1}^N IMF_n(t) + r(t) \quad (2.16)$$

où $IMF_n(t)$ est le $n^{\text{ème}}$ mode, $r(t)$ le résidu de la décomposition et $N \in N^*$ est le nombre des IMFs.

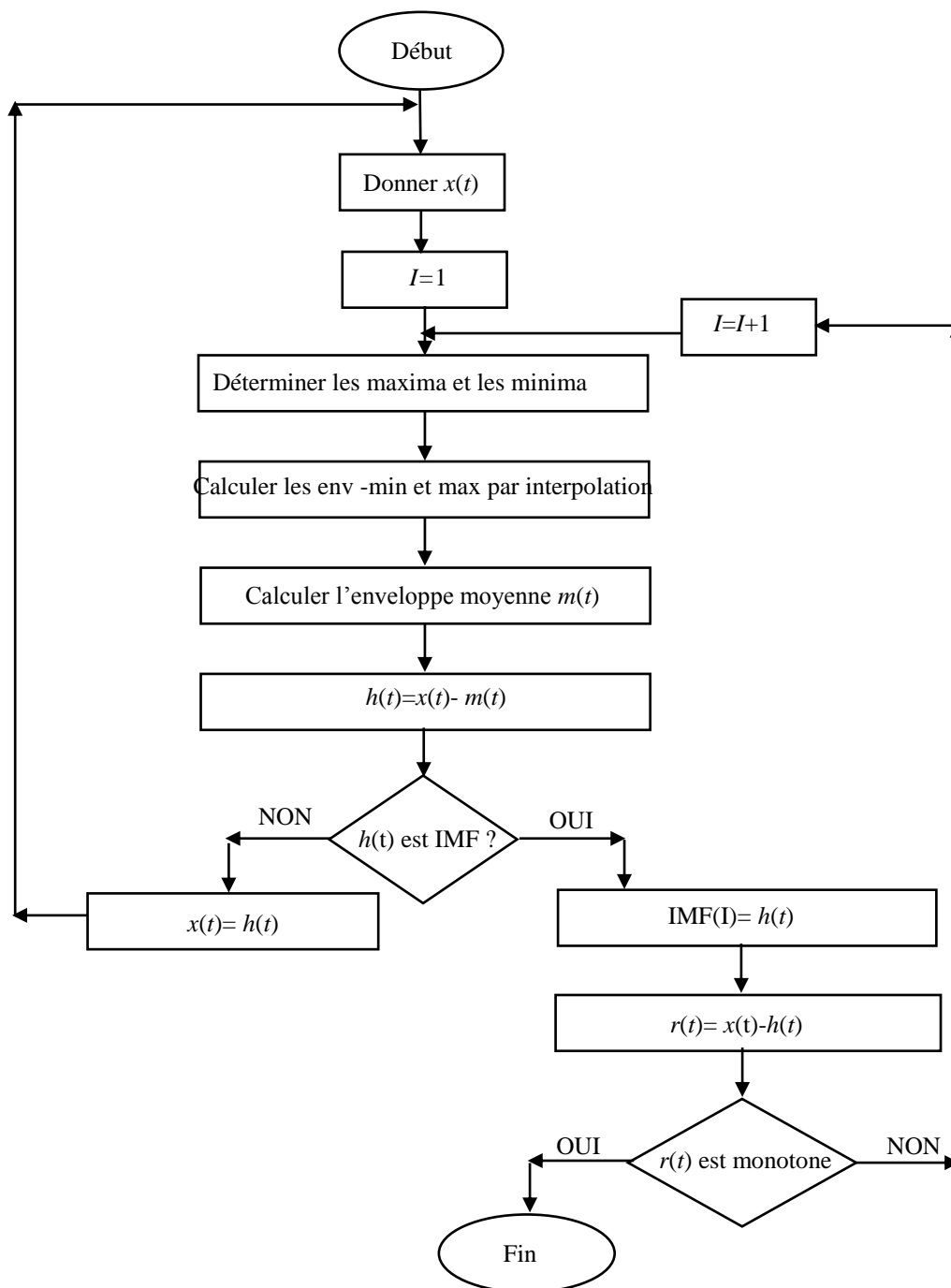


Figure 2. 1 : Organigramme de l’algorithme de l’EMD [H. Mahgoun, 2013].

2. 4 Résultats de la modélisation du clutter de mer IPIX

Dans cette section, nous évaluons les performances de la modélisation des données réelles IPIX par la loi Pareto type II sans bruit thermique. Comme il est montré par la Figure. 2. 2, les puissances du clutter de mer sont calculées à la sortie du détecteur quadratique, dans

lesquels les composantes en phase (I) et en quadrature de phase (Q) sont traitées par l'outil de débruitage EMD présenté dans la Section 2. 3. Les techniques de traitement du signal et en particulier l'EMD trouvent leurs applications lorsque les composantes I et Q sont des processus aléatoire non-stationnaires.

Le radar IPIX est un radar expérimental de recherche à fort pouvoir de résolution et à quatre polarisations (HH, HV, VH et VV), situé à l'Est de "la place polonaise", Grimsby, Ontario, Canada. Il a été à l'origine développé en 1984 pour la détection des icebergs. L'acronyme IPIX constitue l'abréviation de "Ice multiParameter Imaging X-Band" Radar. Après les avancements réalisés entre 1993 et 1998, les données de haute résolution collectées par le radar IPIX sont devenues un benchmark pour examiner les algorithmes intelligents de détection. Par conséquent, la signification de l'acronyme a été changée à "Intelligent Pixel processing X-band" Radar [S. Haykin, 2007]. Le radar IPIX a été positionné à une hauteur de 20m au-dessus du niveau du lac d'Ontario et éclaire la zone avec un angle d'incidence faible. Il émet en bande de fréquence X (8–12 GHz) et fonctionne avec une fréquence de répétition d'impulsion de 1 KHz. La largeur du faisceau d'antenne est de 0.9° , le nombre de cases distance (ou de cellule de résolution) est 34 et le nombre d'impulsions par case distance est 60000. De plus, la base de données IPIX se compose de plusieurs fichiers de différentes résolutions en distance (3 m, 9m, 15 m et 30m) dont quelques uns ont été utilisés pour effectuer cette analyse expérimentale. Les données expérimentales du radar IPIX que nous avons utilisées ont été collectées à Grimsby, Ontario par le laboratoire CRL « Communication research laboratory) de l'Université McMaster [R.B. Bakker, B. Currie]. Comme déjà mentionné, les données collectées par le radar IPIX de haute résolution constituent une référence pour le test des algorithmes de détection intelligents. En outre, Le radar IPIX est un système radar entièrement cohérent, polarimétrique, en bande X, doté de fonctions de contrôle par ordinateur et d'acquisition de données numériques. Les détails sur les caractéristiques du radar IPIX et les conditions environnementales dans lesquelles les échos radar assemblés sont présentés dans [R. B. Bakker, B. Currie] [S. Haykin, 2007].

Dans l'étude suivante, on considère la modélisation du clutter de mer en fonction de résolutions cellulaires de 3 m et 15 m, polarisations d'antennes HH et VV et l'estimation ML des paramètres α et β du modèle Pareto type II à partir de $M = 60000$ échantillons. Dans les résultats qui se suivent, l'adaptation des PDF et des CCDF (Complementary Cumulative Distributed Function) théoriques aux données IPIX est effectué avec et sans débruitage par l'EMD. La CCDF correspondante du modèle GP est donnée par :

$$CCDF(T) = P_{FA}(T) = \int_T^{\infty} p_X(x|\alpha, \beta) dx = \frac{\beta}{(T + \beta)^\alpha} \quad (2.17)$$

où T dénote le seuil normalisé.

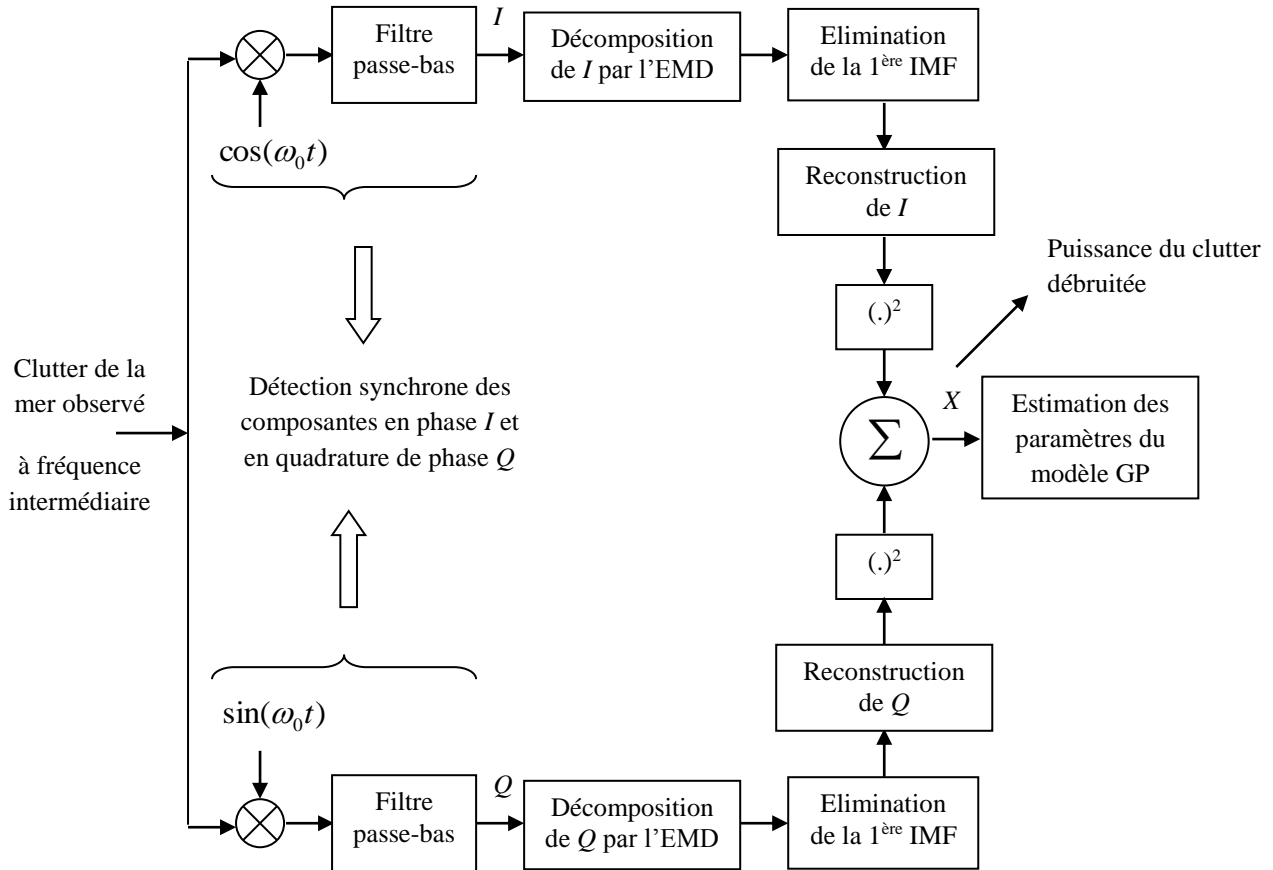


Figure. 2. 2 : Débruitage par la technique EMD pour la modélisation du clutter de mer

La **Figure. 2. 3** illustre les différentes courbes des PDFs et CCDFs dans le cas de la première case distance, pour une résolution de 3 m et une polarisation HH de l'antenne radar. En prospectant chaque figure, nous observons que les meilleures performances en termes d'ajustement de la queue sont obtenues lorsque le modèle GP modélise les données débruitées par la méthode EMD. A partir de 9 IMFs générées, nous avons éliminé la première IMF comportant la haute fréquence et présentant ainsi la plus grande quantité du bruit thermique. Le reste des IMFs est utilisé pour reconstruire les composantes en phase et en quadrature de phase (I et Q). Dans le cas de la 5^{ème} case distance, pour une résolution de 3 m et une polarisation de l'antenne radar HH, la **Figure. 2. 4** montre les PDFs et les CCDFs réelles ainsi que leurs courbes théoriques correspondantes obtenues par les modèles GP avec et sans

application de la technique EMD. Aussi, il est clair que, lorsque les composantes I et Q sont débruitée par la technique EMD, une bonne performance de modélisation est fournie par le modèle GP. Pour la 17^{ème} case distance, avec une résolution de 3m et une polarisation HH, comme le montre la **Figure. 2. 5**, les meilleures performances de modélisation sont clairement illustrées par la distribution GP sans utilisation de la technique de débruitage EMD. Cela peut être dû au fait que la puissance de bruit est faible devant la puissance du clutter dans les deux composantes du clutter de mer reçu. La **Figure. 2. 6** illustre les mêmes courbes que précédemment, mais avec la 19^{ème} case distance, pour une résolution de 3m et une polarisation HH. On constate que, le modèle GP avec l'application de l'approche de réduction de bruit basée sur l'EMD est bien adapté à ce scénario de données. Une autre expérience, illustrée à la **Figure. 2. 7**, est également réalisée dans cette étude pour la 5^{ème} case distance, pour une résolution de 15m et une polarisation VV. Les ajustements de la queue illustrés sont presque similaires. Une analyse minutieuse de la **Figure. 2. 8** montre que les deux courbes obtenues par les modèles GP présentent des erreurs d'ajustement de la queue remarquables. Enfin, la méthode proposés de traitement de données radar à l'aide de l'outil EMD est efficace dans plusieurs cas surtout dans le cas de faible résolutions de la case distance. Ce processus de débruitage basé par l'EMD peut être appliqué à la détection de cible radar.

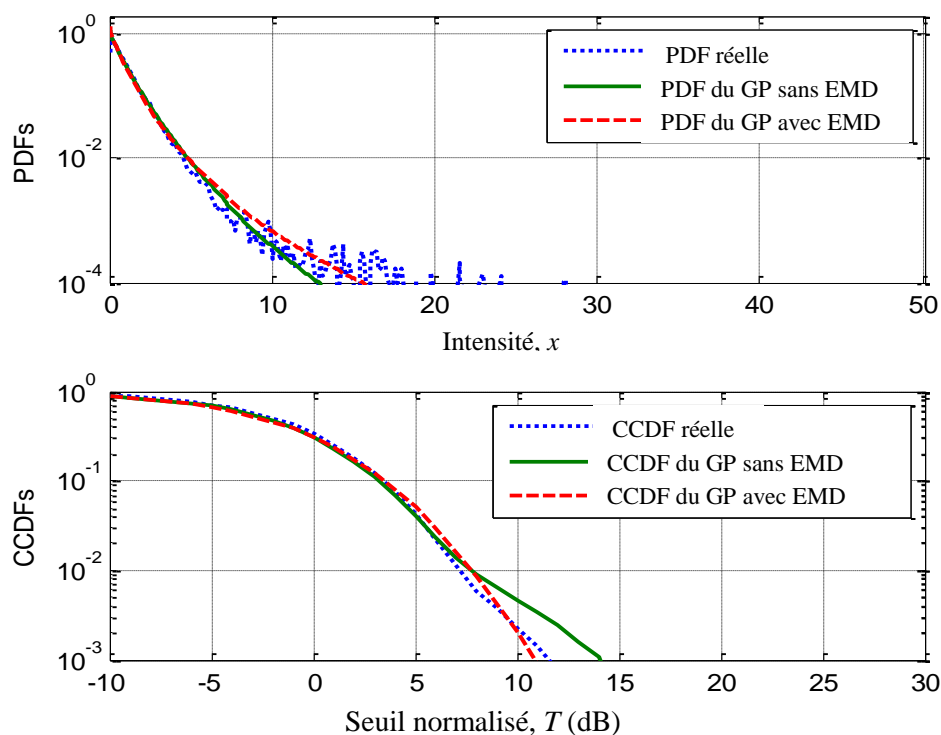


Figure. 2. 3 : Modélisation par la loi GP des données réelles IPIX de la 1^{ère} case distance, polarisation HH et résolution 3m.

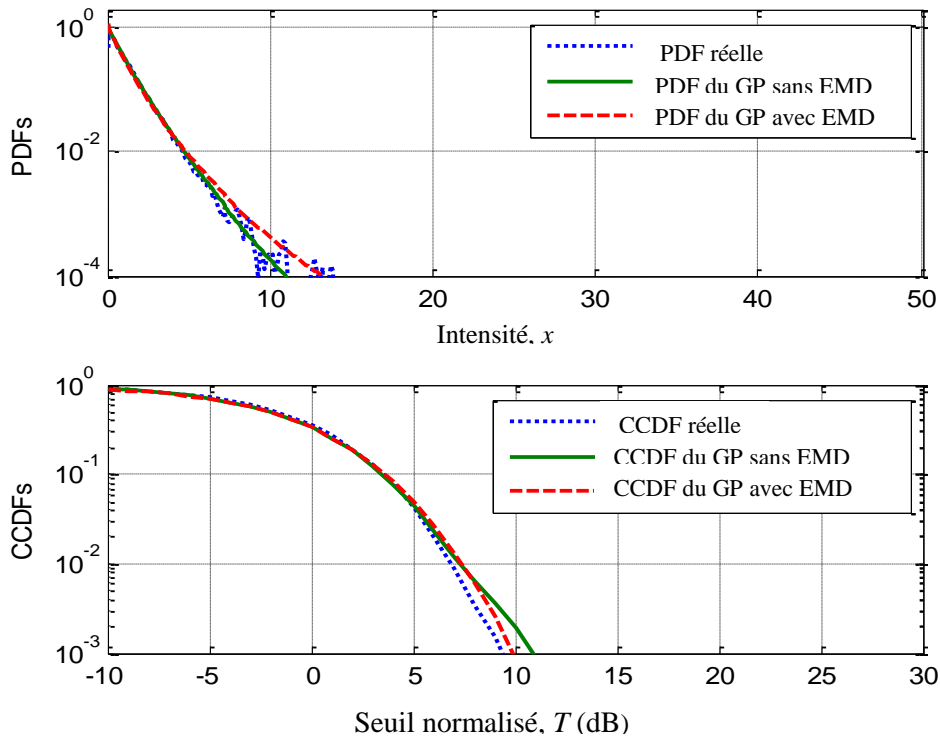


Figure. 2. 4 : Modélisation par la loi GP des données réelles IPIX de la 5^{ème} case distance, polarisation HH et résolution 3m.

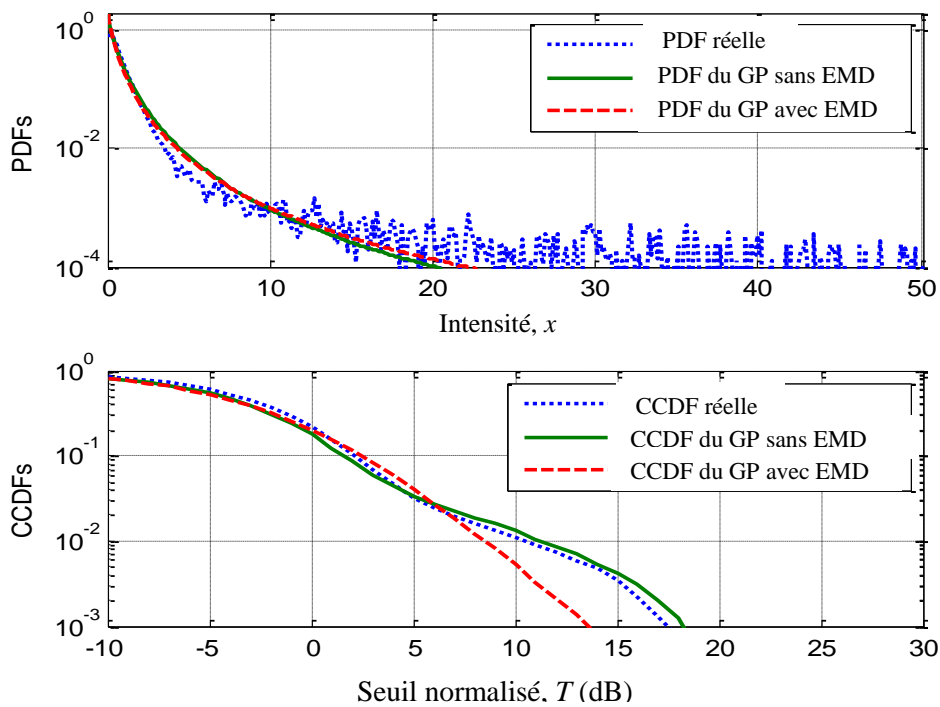


Figure. 2. 5 : Modélisation par la loi GP des données réelles IPIX de la 17^{ème} case distance, polarisation HH et résolution 3m.

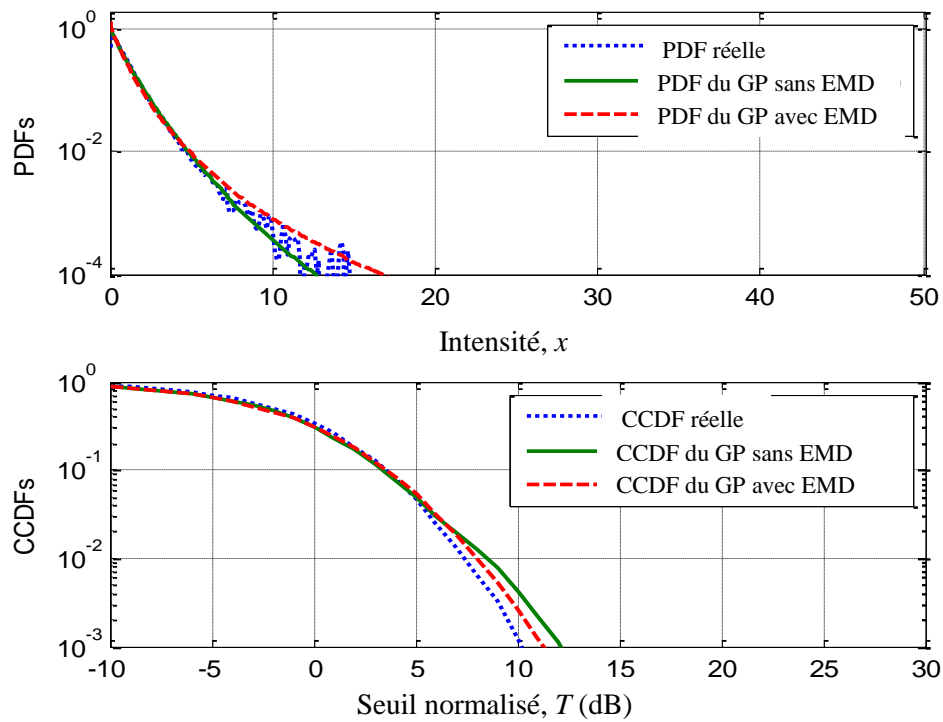


Figure. 2. 6 : Modélisation par la loi GP des données réelles IPIX de la 29^{ème} case distance, polarisation HH, et résolution 3m.

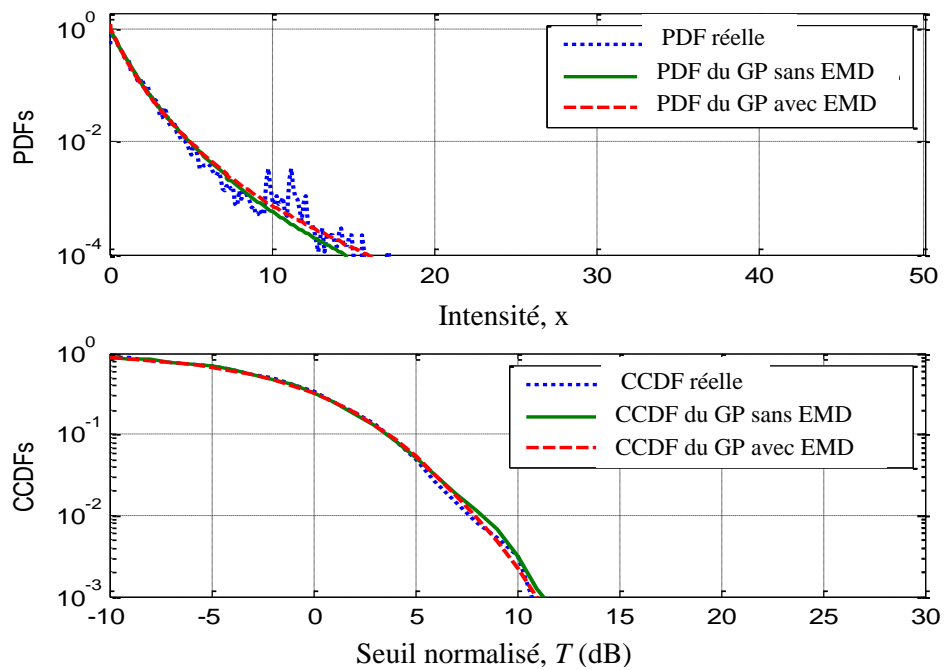


Figure. 2. 7 : Modélisation par la loi GP des données réelles IPIX de la 5^{ème} case distance, polarisation VV, et résolution 3m.

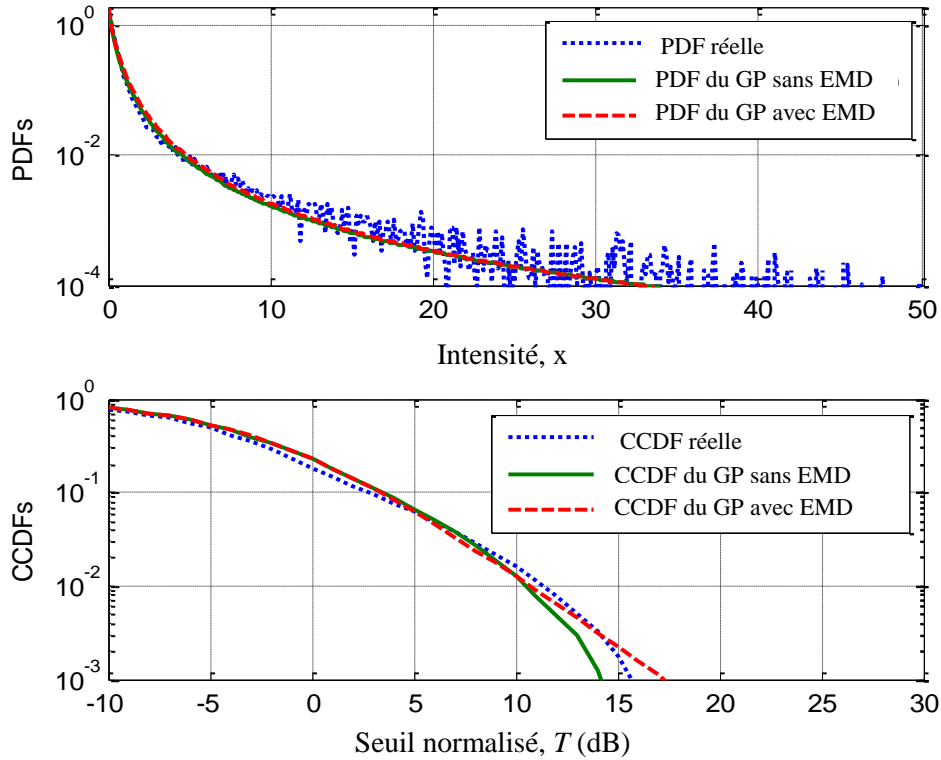


Figure. 2. 8 : Modélisation par la loi GP des données réelles IPIX de la 12^{ème} case distance, polarisation VV, et résolution 15m.

2.5 Distribution Rayleigh-gamma généralisé et estimation des paramètres

Le problème d'estimation de trois paramètres de la distribution R- Γ est adressé dans cette section. Les expressions des divers moments d'ordre entiers, non-entiers et logarithmiques sont présentées sans paramètre d'échelle de la PDF R- Γ . Ensuite, les estimateurs bidimensionnels nommés HOME, NIOME et $[z\log(z)]$ sont obtenus. Les formes compactes de ces derniers sont difficile à trouvés à cause de la présence de la fonction gamma avec des variables fractionnaires. La fonction objective pour chaque estimateur est formulée par une somme des erreurs quadratiques de deux équations non-linéaires correspondantes. L'optimisation de la fonction fitness est effectuée par l'approche de recherche simplexe basé sur l'algorithme de Nelder-Mead. Les méthodes d'estimation proposées sont d'abord examinées via des données artificielles. A partir des données observées IPIX, des comparaisons des erreurs d'ajustement sont effectuées utilisant le modèle proposé R- Γ et la distribution K . La précision du modèle R- Γ avec la méthode d'estimation $[z\log(z)]$ par rapport aux données réelles a été remarquée.

2. 5. 1 Distribution Rayleigh-gamma généralisé (R-G Γ) :

Dans les applications de détection radar, plusieurs modèles statistiques du clutter de mer ont été proposés tels que les distributions Weibull, log-normal, Gamma, K , GP, CGIG, ... etc [M. Sekine, Y. Mao, 1988] [V. Anastassopoulos, *et al*, 1999] [D. A. Abraham, *et al*, 2010] [A. Mezache, *et al*, 2013]. Dans une situation donnée du clutter, la distribution statistique sélectionnée a un effet significatif sur les performances de la détection des cibles qui se déplacent au-dessus de la mer. C'est pour cette raison que le modèle GC a été proposé lorsque les statistiques des composantes speckle, $X|Y$ et texture Y suivent la loi gamma généralisée mais avec des paramètres de valeurs différentes [M. Sekine, Y. Mao, 1988] [A. Bentoumi, *et al*, 2020]

$$\begin{cases} p(x|y) = \frac{b_1}{y\Gamma(v_1)} \left(\frac{x}{y}\right)^{b_1 v_1 - 1} \exp\left(-\left(\frac{x}{y}\right)^{b_1}\right) \\ p(y) = \frac{b_2}{a\Gamma(v_2)} \left(\frac{y}{a}\right)^{b_2 v_2 - 1} \exp\left(-\left(\frac{y}{a}\right)^{b_2}\right) \end{cases} \quad (2.18)$$

Le modèle du clutter R-G Γ est un cas particulier de (2.18) si $b_1 = 2$ et $v_1 = 1$. Par conséquent, (2.18) devient

$$\begin{cases} p(x|y) = \frac{2x}{y^2} \exp\left(-\frac{x^2}{y^2}\right) \\ p(y) = \frac{b_2}{a\Gamma(v_2)} \left(\frac{y}{a}\right)^{b_2 v_2 - 1} \exp\left(-\left(\frac{y}{a}\right)^{b_2}\right) \end{cases} \quad (2.19)$$

En prenant $b_2 = b$ et $v_2 = v$, la PDF globale de (2.19) est

$$\begin{aligned} p(x; a, b, v) &= \int_0^{+\infty} p(x|y)p(y)dy \\ &= \frac{2b}{\Gamma(v)} \frac{x}{a^{bv}} \int_0^{+\infty} y^{bv-3} \exp\left(-\left(\frac{y}{a}\right)^b - \left(\frac{x}{y}\right)^2\right) dy \end{aligned} \quad (2.20)$$

L'expression des moments d'ordre k est donnée par

$$\begin{aligned} \langle x^k \rangle &= \mu_k = \int_0^{+\infty} x^k p(x) dx \\ &= a^k \frac{\Gamma(k/2 + 1)\Gamma(k/b + \nu)}{\Gamma(\nu)} \end{aligned} \quad (2.21)$$

Où, $\langle \cdot \rangle$ signifie la moyenne. La puissance du clutter est donnée par l'expression $\mu_2 = a^2 \Gamma(2/b + \nu) / \Gamma(\nu)$. La CCDF correspondante est donnée par

$$\begin{aligned} CCDF(T; a, b, \nu) &= \int_T^{+\infty} p(x) dx \\ &= \frac{b}{a\Gamma(\nu)} \int_0^{+\infty} \left(\frac{y}{a}\right)^{b\nu-1} \exp\left(-\left(\frac{y}{a}\right)^b - \left(\frac{T}{y}\right)^2\right) dy \end{aligned} \quad (2.22)$$

Où, T représente le seuil de détection normalisé.

Quelques scénarios artificiels de la distribution R-G Γ sont illustrés dans la **Figure 2. 9** avec $b = 1$ et plusieurs valeurs de ν . Il est bien noté que la distribution Rayleigh est déduite lorsque ν est important.

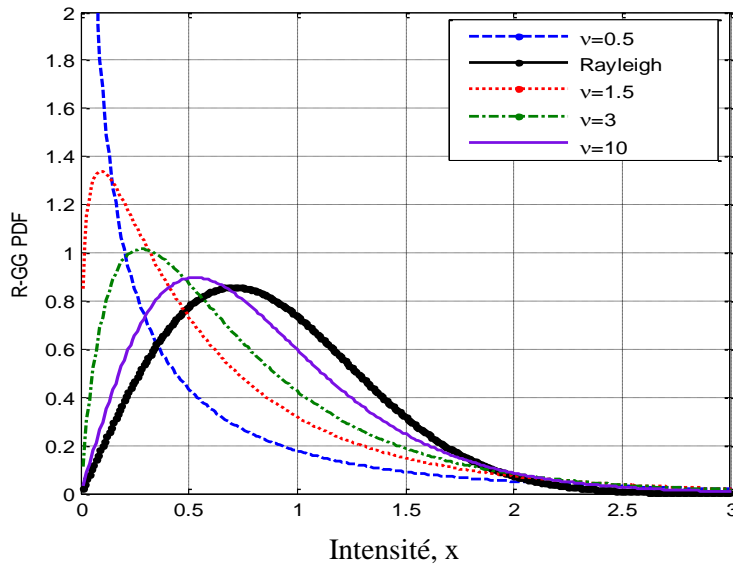


Figure. 2. 9 : Distribution R-G Γ pour $b = 1$ et $E[x^2] = 1$ (i.e., $a = \sqrt{\Gamma(\nu) / \Gamma(2/b + \nu)}$).

Il est bien noté que la distribution K est inspirée à partir de la distribution R-G Γ avec $b = 2$.
D'où

$$\begin{aligned}
 p(x; a, \nu) &= \frac{4}{\Gamma(\nu)} \frac{x}{a^{2\nu}} \int_0^{+\infty} y^{2\nu-3} \exp\left(-\left(\frac{y}{a}\right)^2 - \left(\frac{x}{y}\right)^2\right) dy \\
 &= \frac{4a^{-\nu-1} x^\nu}{\Gamma(\nu)} K_{\nu-1}\left(2\frac{x}{a}\right)
 \end{aligned}
 \tag{2.23}$$

où, $K(.)$ est la fonction de Bessel modifiée du second espèce d'ordre $\nu-1$ [M. Abramowitz, I. Stegun, 1972]. La CCDF reliée à (2.23) est

$$CCDF(T; a, \nu) = \frac{2a^{-\nu}}{\Gamma(\nu)} T^\nu K_\nu\left(2\frac{T}{a}\right)
 \tag{2.24}$$

2. 5. 2 Estimateurs

Dans ce qui suit, les combinaisons des moments sont présentée en se basant sur un ensemble d'échantillons indépendant, x_1, x_2, \dots, x_M , où M représentent les amplitudes à la sortie du détecteur d'enveloppe. À partir de (2.21), le rapport des moments d'ordres 3 et 4 notés par μ_3 et μ_4 produit la formule suivante [A. Bentoumi, et al, 2020] :

$$\frac{\mu_3 \Gamma(3)^{3/4}}{\mu_4^{3/4} \Gamma(5/2)} = \frac{\Gamma(3/b + \nu) \Gamma(\nu)^{-1/4}}{\Gamma(4/b + \nu)^{3/4}}
 \tag{2.25}$$

Aussi, la manipulation des deux premiers moments entiers, μ_1 et μ_2 donne

$$\frac{\mu_1}{\sqrt{\mu_2}} = \frac{\Gamma(1.5) \Gamma(1/b + \nu)}{\sqrt{\Gamma(\nu) \Gamma(2/b + \nu)}}
 \tag{2.26}$$

Si nous combinons μ_1, μ_k et μ_{k+1} avec $0 < k < 1$, l'expression suivante est obtenue en fonction de ν de b

$$\frac{\mu_{k+1} \Gamma(3/2) \Gamma(k/2 + 1)}{\mu \mu_k \Gamma((k+1)/2 + 1)} = \frac{\Gamma(\nu) \Gamma((k+1)/b + \nu)}{\Gamma(1/b + \nu) \Gamma(k/b + \nu)}
 \tag{2.27}$$

A partir de (2.25)-(2.27), on observe que la complexité d'estimation est simplifiée par l'élimination du paramètre d'échelle a . [A. Bentoumi, et al, 2020].

Dans un autre côté, les moments logarithmiques peuvent être également exploités pour obtenir d'une nouvelle expression sans a . Pour ce faire, nous prenons d'abord la dérivée de (2.21) par rapport à k .

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial \langle x^k \rangle}{\partial k} &= \langle x^k \log(x) \rangle \\
 &= \frac{a^k \log(a) \Gamma(k/2+1) \Gamma(k/b+\nu)}{\Gamma(\nu)} \\
 &+ \frac{\frac{1}{2} a^k \Gamma(k/2+1) \psi(k/2+1) \Gamma(k/b+\nu)}{\Gamma(\nu)} \\
 &+ \frac{\frac{1}{b} a^k \Gamma(k/2+1) \Gamma(k/b+\nu) \psi(k/b+\nu)}{\Gamma(\nu)}
 \end{aligned} \tag{2.28}$$

Pour $k = 0$, (2.28) devient

$$\langle \log(x) \rangle = \log(a) + \frac{1}{2} \psi(1) + \frac{1}{b} \psi(\nu) \tag{2.29}$$

Pour $k = 1$, (2.28) a la forme suivante

$$\begin{aligned}
 \langle x \log(x) \rangle &= \frac{a \Gamma(1/2+1) \Gamma(1/b+\nu)}{\Gamma(\nu)} \\
 &\left[\log(a) + \frac{1}{2} \psi(1/2+1) + \frac{1}{b} \psi(1/b+\nu) \right]
 \end{aligned} \tag{2.30}$$

La combinaison de $\mu_1 = \langle x \rangle$ avec (2.29) et (2.30) mène à obtenir

$$\frac{\langle x \log(x) \rangle}{\langle x \rangle} - \langle \log(x) \rangle - 1 + \log 2 = \frac{1}{b} (\psi(1/b+\nu) - \psi(\nu)) \tag{2.31}$$

Où la relation $\frac{1}{2} (\psi(1/2) - \psi(1)) = -\log 2$ est utilisé [M. Abramowitz, I. Stegun, 1972]. Notez que, $\mu_1 = \langle x \rangle$ ce qui signifie que le moment du premier ordre est combiné par (2.28) et (2.29) pour produire l'estimateur [zlog(z)] en fonction de b et ν comme donné par (2.31). Cette combinaison a été utilisée pour réduire le nombre de variables d'une telle procédure d'estimation. Si $b = 2$ qui signifie le cas de clutter K distribué, la forme analytique de l'estimateur [zlog(z)] est obtenu lorsque $k = 2$ dans (2.28). D'où

$$\hat{\nu} = \left[2 \left(\frac{\langle x^2 \log(x) \rangle}{\langle x^2 \rangle} - \langle \log(x) \rangle \right) - 1 \right]^{-1} \tag{2.32}$$

A partir de (2.25), (2.26), (2.27) et (2.31), on va montrer par la suite que trois estimateurs peuvent être obtenus [A. Bentoumi, A et al, 2020].

2. 5. 2. 1 Estimation par des moments d'ordre supérieur

Cette méthode d'estimation est appelée HOME où les équations (2.25) et (2.26) sont utilisées simultanément pour la résolution du système d'équation non linéaire ci-dessous :

$$\begin{cases} \frac{\mu_3 \Gamma(3)^{3/4}}{\mu_4^{3/4} \Gamma(5/2)} - \frac{\Gamma(3/\hat{b} + \hat{\nu}) \Gamma(\hat{\nu})^{-1/4}}{\Gamma(4/\hat{b} + \hat{\nu})^{3/4}} = 0 \\ \frac{\hat{\mu}_1}{\sqrt{\hat{\mu}_2}} - \frac{\Gamma(1.5) \Gamma(1/\hat{b} + \hat{\nu})}{\sqrt{\Gamma(\hat{\nu}) \Gamma(2/\hat{b} + \hat{\nu})}} = 0 \end{cases} \quad (2.33)$$

2. 5. 2. 2 Estimation par des moments d'ordres non-entiers

Cet estimateur est appelé NIOME où les équations (2.26) et (2.27) sont également combinées pour résoudre le système non-linéaire suivant :

$$\begin{cases} \frac{\mu_{k+1} \Gamma(3/2) \Gamma(k/2 + 1)}{\mu \mu_k \Gamma((k+1)/2 + 1)} - \frac{\Gamma(\hat{\nu}) \Gamma((k+1)/\hat{b} + \hat{\nu})}{\Gamma(1/\hat{b} + \hat{\nu}) \Gamma(k/\hat{b} + \hat{\nu})} = 0 \\ \frac{\hat{\mu}_1}{\sqrt{\hat{\mu}_2}} - \frac{\Gamma(1.5) \Gamma(1/\hat{b} + \hat{\nu})}{\sqrt{\Gamma(\hat{\nu}) \Gamma(2/\hat{b} + \hat{\nu})}} = 0 \end{cases} \quad (2.34)$$

2. 5. 2. 3 Estimation par des moments logarithmiques

Cet estimateur est appelé [zlog (z)] où les équations (2.26) et (2.31) sont considérées pour optimiser le système d'équations ci-dessous :

$$\begin{cases} A + \log(2) - \frac{1}{b} (\psi(1/\hat{b} + \hat{\nu}) - \psi(\hat{\nu})) = 0 \\ \frac{\hat{\mu}_1}{\sqrt{\hat{\mu}_2}} - \frac{\Gamma(1.5) \Gamma(1/\hat{b} + \hat{\nu})}{\sqrt{\Gamma(\hat{\nu}) \Gamma(2/\hat{b} + \hat{\nu})}} = 0 \end{cases} \quad (2.35)$$

où $A = \frac{\langle x \log(x) \rangle}{\langle x \rangle} - \langle \log(x) \rangle - 1$

Après la solution des systèmes (2.33), (2.34) ou (2.35), le paramètre a est simplement estimé en utilisant μ_1 . [A. Bentoumi, et al, 2020].

$$\hat{a} = \frac{\Gamma(\hat{\nu}) \hat{\mu}_1}{\Gamma[3/2] \Gamma(1/\hat{b} + \hat{\nu})} \quad (2.36)$$

où $\hat{\mu}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i)^k$ est calculé à partir des données radar.

2. 6 Evaluation de l'estimation et la modélisation du clutter de mer IPIX

Afin d'analyser la qualité d'estimation, il est judicieux de comparer les performances de nouveaux estimateurs donnés par (2.33) - (2.36). Pour ce faire, on doit générer un clutter de distribution R-G Γ , avec des valeurs de paramètres de forme discrètes comprises entre 0.1 et 1.5. Pour certaines valeurs de $b = 0.5, 1, 2$ et 3 , la puissance du clutter est normalisée à un de tel sorte que, $a = \sqrt{\Gamma(\nu)/\Gamma(2/b+\nu)}$. Ces valeurs ont été sélectionnées pour couvrir les situations de clutter fortement impulsif ou pointu. Pour résoudre les systèmes d'équations non-linéaires évoqués précédemment, des applications des routines numériques sont nécessaires. Pour cela, les fonctions objectives sont déterminées en fonction de la somme des erreurs quadratiques pour chaque équation non-linéaire. Pour le cas de la méthode HOME, on peut écrire. [A. Bentoumi, et al, 2020].

$$\begin{aligned}
 Fitness(\hat{b}; \hat{\nu}) = & \left[\frac{\hat{\mu}_3 \Gamma(3)^{3/4}}{\hat{\mu}_4^{3/4} \Gamma(5/2)} - \frac{\Gamma(3/\hat{b} + \hat{\nu}) \Gamma(\hat{\nu})^{-1/4}}{\Gamma(4/\hat{b} + \hat{\nu})^{3/4}} \right]^2 \\
 & + \left[\frac{\hat{\mu}_1}{\sqrt{\hat{\mu}_2}} - \frac{\Gamma(1.5) \Gamma(1/\hat{b} + \hat{\nu})}{\sqrt{\Gamma(\hat{\nu}) \Gamma(2/\hat{b} + \hat{\nu})}} \right]^2
 \end{aligned} \tag{2.37}$$

De même, la fonction fitness liée à la méthode NIOME est donnée par

$$\begin{aligned}
 Fitness(\hat{b}; \hat{\nu}) = & \left[\frac{\hat{\mu}_{k+1} \Gamma(3/2) \Gamma(k/2 + 1)}{\hat{\mu} \hat{\mu}_k \Gamma((k+1)/2 + 1)} \right. \\
 & \left. - \frac{\Gamma(\hat{\nu}) \Gamma((k+1)/\hat{b} + \hat{\nu})}{\Gamma(1/\hat{b} + \hat{\nu}) \Gamma(k/\hat{b} + \hat{\nu})} \right]^2 \\
 & + \left[\frac{\hat{\mu}_1}{\sqrt{\hat{\mu}_2}} - \frac{\Gamma(1.5) \Gamma(1/\hat{b} + \hat{\nu})}{\sqrt{\Gamma(\hat{\nu}) \Gamma(2/\hat{b} + \hat{\nu})}} \right]^2
 \end{aligned} \tag{2.38}$$

Enfin, la fonction d'erreur pour le cas de l'estimateur [zlog (z)] devient

$$\begin{aligned}
 Fitness(\hat{b}; \hat{\nu}) = & \left[\hat{A} + \log(2) - \frac{1}{b} (\psi(1/\hat{b} + \hat{\nu}) - \psi(\hat{\nu})) \right]^2 \\
 & + \left[\frac{\hat{\mu}_1}{\sqrt{\hat{\mu}_2}} - \frac{\Gamma(1.5) \Gamma(1/\hat{b} + \hat{\nu})}{\sqrt{\Gamma(\hat{\nu}) \Gamma(2/\hat{b} + \hat{\nu})}} \right]^2
 \end{aligned} \tag{2.39}$$

2. 6. 1 Estimation à partir des données simulées

Pour résoudre les équations (2.37) - (2.39), nous avons utilisé la fonction Matlab "fminsearch" pour obtenir une optimisation non-linéaire sans-conainte. Cette routine utilise

la méthode de recherche simplexe basée sur l'algorithme de Nelder-Mead. Les fonctions Matlab suivantes sont utilisées pour créer M échantillons iid de distribution R-G Γ .

$$\begin{cases} y = a[\text{gammaincinv}(\text{rand}(M,1),\nu)]^{\frac{1}{b}} \\ x = \text{raylrnd}\left(\frac{y}{\sqrt{2}}\right) \end{cases} \quad (2.40)$$

où $\text{gammaincinv}(\cdot,\cdot)$ et $\text{raylrnd}(\cdot)$ sont respectivement les fonctions inverses de gamma incomplète et Rayleigh. La taille d'échantillons M est fixée à 10000 et la simulation Monte-Carlo est utilisée pour estimer le biais, $\text{Bias} = [\nu - \hat{\nu}]$ et l'erreur quadratique moyenne $\text{MSE} = [(\nu - \hat{\nu})^2]$ en utilisant $n = 100$ essais. L'ordre fractionnaire est fixé à $k = 0.1$ dans toutes les simulations. [A. Bentoumi, et al, 2020].

La **Figure 2.10** montre les performances d'estimation en fonction de ν dans le cas d'une petite valeur du paramètre de puissance $b = 0.5$ avec $a = \sqrt{\Gamma(\nu)/\Gamma(2/b+\nu)}$. Il est clair que l'estimateur basé sur la méthode [zlog (z)] présente les meilleures performances. A partir de la **Figure 2.11**, on refait la même expérience, en changeant uniquement la valeur de b à 1. La méthode NIOME fournit presque les mêmes résultats par rapport à l'approche [zlog (z)]. La méthode HOME offre des valeurs MSE et de biais améliorées lorsque ν est proche de 0.2. Si le clutter est représenté par la distribution K avec $b = 2$, la **Figure 2.12** illustre les valeurs de MSE et le biais en termes de ν . En plus, des performances similaires sont obtenues par les procédures NIOME et [zlog (z)]. On peut observer qu'il y a un intervalle de ν dans lequel l'approche HOME donne des meilleures estimations. Si le paramètre b est grand ($b = 3$), la **Figure 2.13** illustre la comparaison des performances des estimateurs proposés. On constate que la méthode HOME offre la meilleure performance si $0.5 < \nu < 0.9$. En comparant les **Figures 2.10 à 2.13**, on conclut que l'estimateur (2.39) fonctionne avec des erreurs minimales, en raison de l'utilisation de moments logarithmiques. En général, à mesure que b augmente, il apparaît clairement que les méthodes NIOME et [zlog (z)] fonctionnent de manière comparable par rapport à la méthode HOME. En outre, ces figures montrent que lorsque le paramètre de puissance augmente de manière plus significative, les procédures NIOME et [zlog (z)] se comportent de manière très similaire.

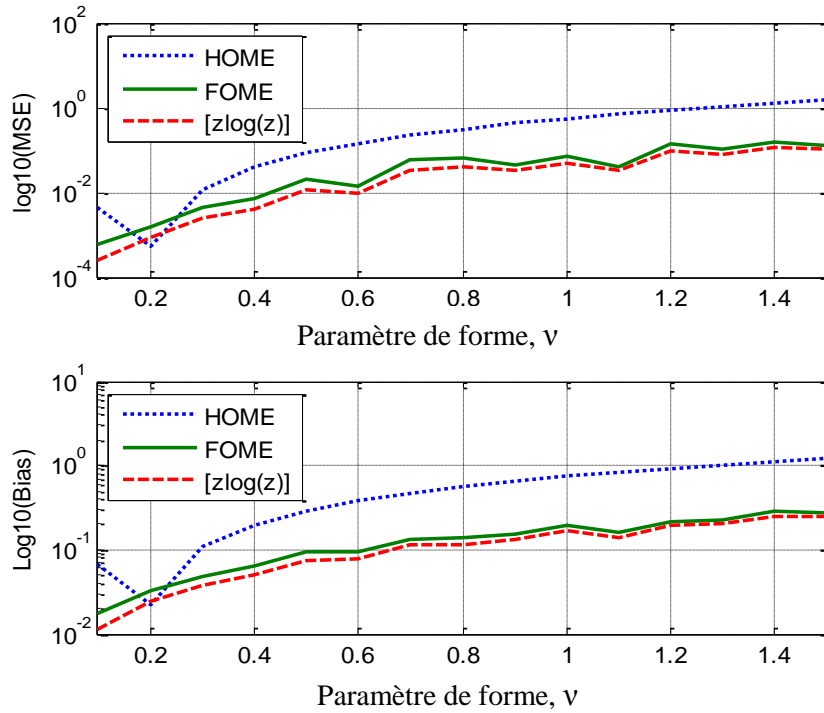


Figure. 2. 10 : MSE et biais estimées en utilisant les méthodes HOME, NIOME et [zlog (z)] pour $b = 0.5$ et $M = 10000$

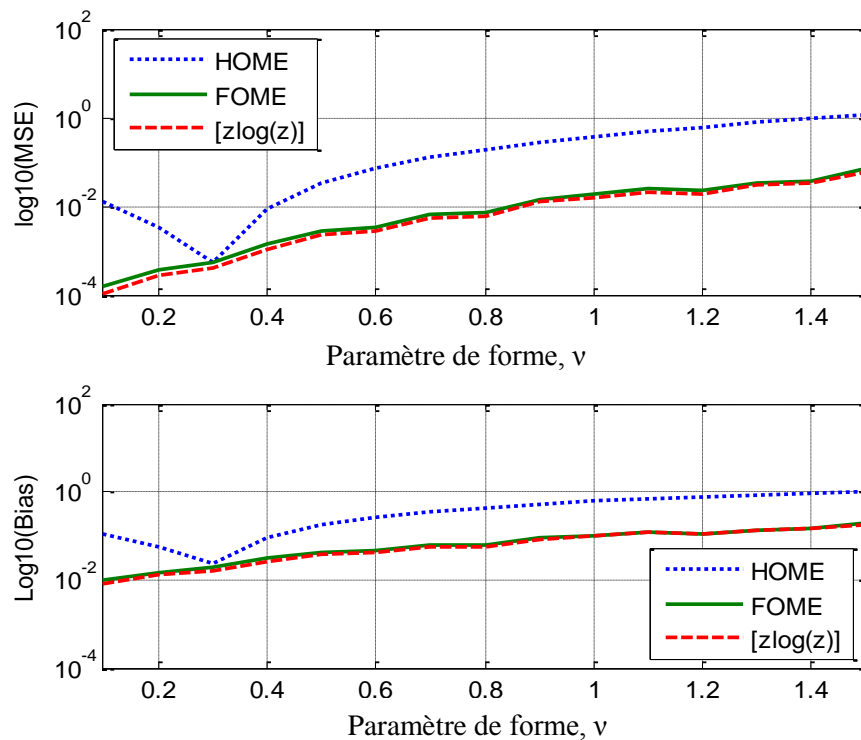


Figure. 2. 11 : Estimations du MSE et biais en utilisant les méthodes HOME, NIOME et [zlog (z)] pour $b = 1$ et $M = 10000$

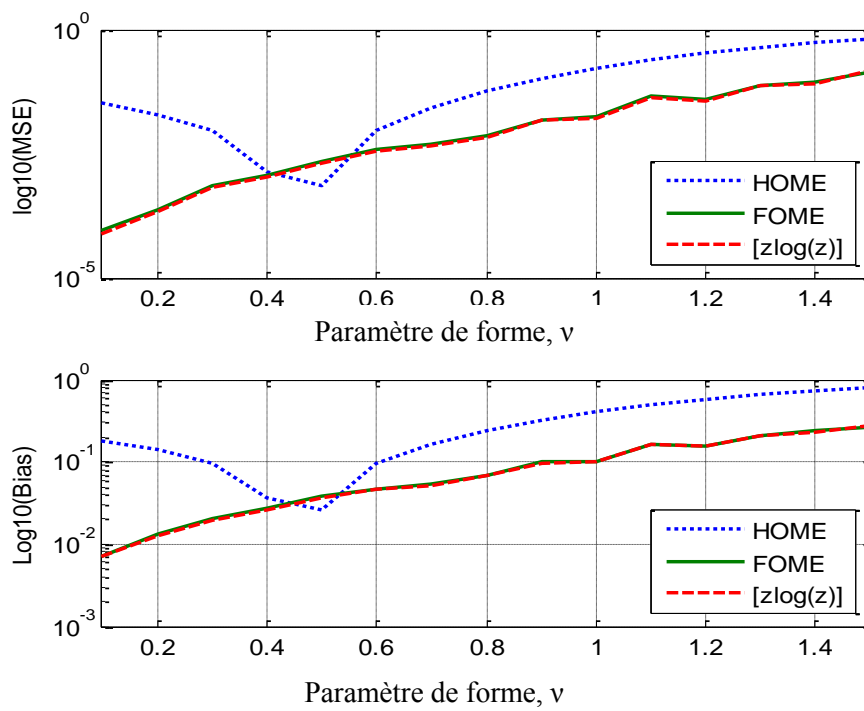


Figure. 2. 12 : Estimations du MSE et biais en utilisant les méthodes HOME, NIOME et $[z\log(z)]$ pour $b = 2$ (cas K -clutter) et $M = 10000$.

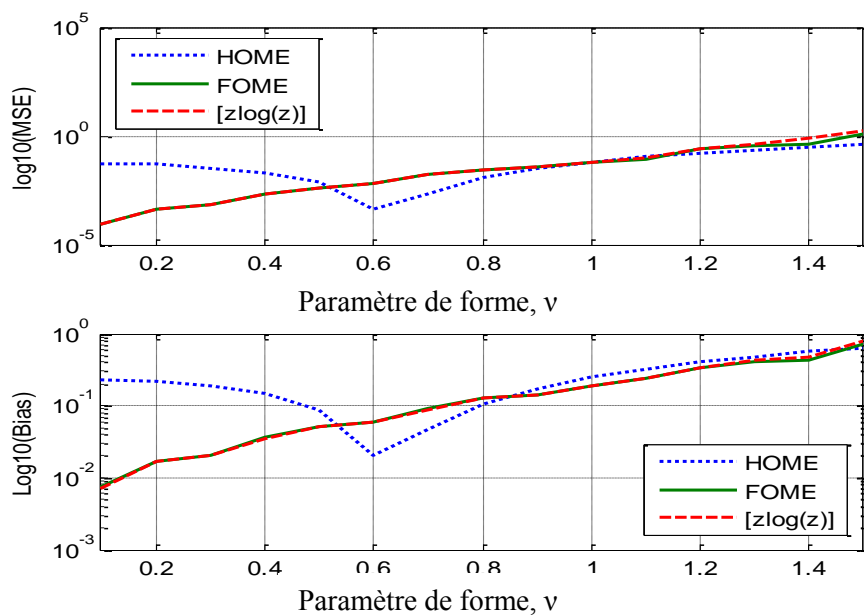


Figure. 2. 13 : Estimations du MSE et biais en utilisant les méthodes HOME, NIOME et $[z\log(z)]$ pour $b = 3$ et $M = 10000$.

2. 6. 2 Estimation à partir des données réelles

Le nouvel estimateur donné par (2.39) est appliquée pour ajuster le modèle R-G Γ aux données réelles IPIX. La distribution K est utilisée comme un modèle de comparaison avec le modèle CG-G Γ . Pour le cas de la polarisation HH, résolution de 3 m et 13^{ème} case distance, la **Figure 2.14** montre l'ajustement des modèles théoriques aux données réelles. Par rapport à la distribution K , il est clair que la PDF et la CCDF liées au modèle R-G Γ sont bien approchées à la PDF et à la CCDF réelles. Une autre étude est également faite lorsqu'un scénario de données est enregistré pour la polarisation HH, la résolution de 30 m et la 3^{ème} case distance. La **Figure 2.15** montre également la dégradation du modèle K par rapport au modèle R-G Γ proposé. Pour la polarisation VV, la résolution de 15 m et la 19^{ème} case distance, la **Figure 2.16** représente les résultats d'adaptation des distributions théoriques par rapport aux données empiriques. Ici, les erreurs d'ajustement de la queue sont remarquables dans ce scénario des données. Comme mentionné auparavant, le problème de la modélisation de clutter de mer réside dans la sélection de la distribution appropriée de la composante de texture. Il convient de noter qu'à partir des travaux précédents qu'il n'est pas possible d'obtenir la distribution universelle des données réelles dans tous les cas. La **Figure 2.17** représente les courbes PDF et CCDF pour le cas de la polarisation VV, une résolution de 3 m et la 26^{ème} case distance. Les courbes correspondantes à chaque modèle se chevauchent complètement. Cela signifie que ce scénario de données suit approximativement les distributions K et R-G Γ .

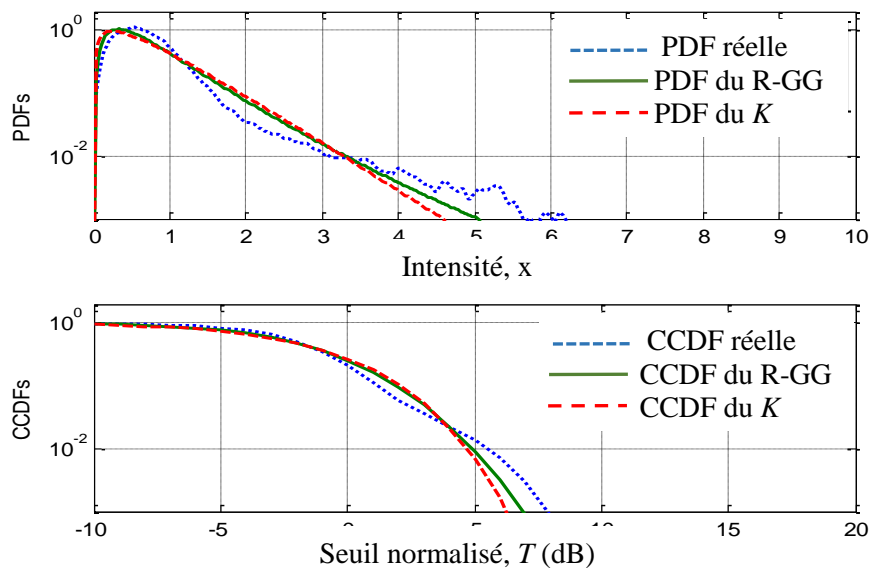


Figure. 2. 14 : Ajustement des distributions R-G Γ et K aux données empiriques avec polarisation HH, résolution 3 m et 13^{ème} case distance

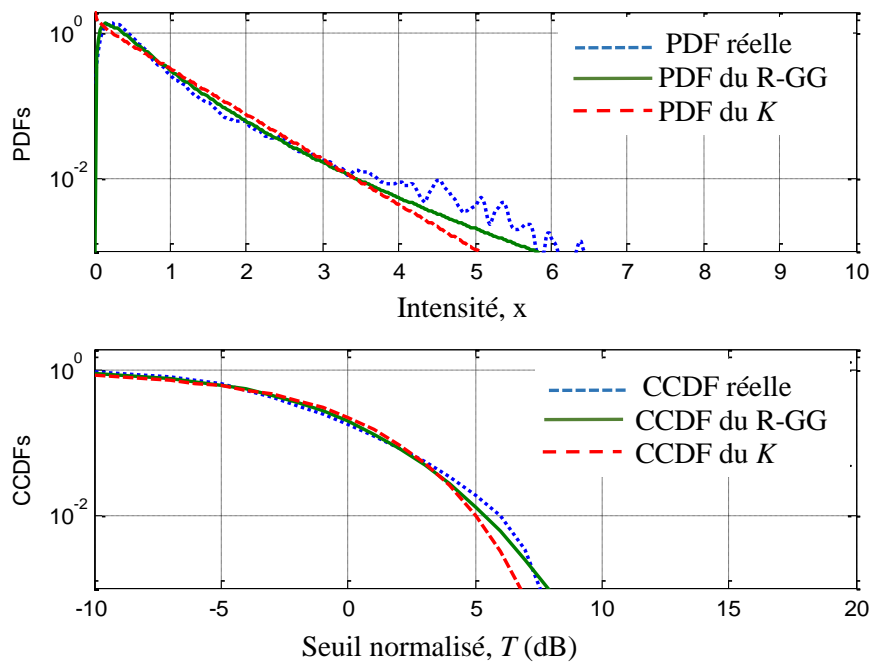


Figure. 2. 15 : Ajustement des distributions R-G Γ et K aux données empiriques avec polarisation HH, résolution 30 m et 3^{ème} case distance.

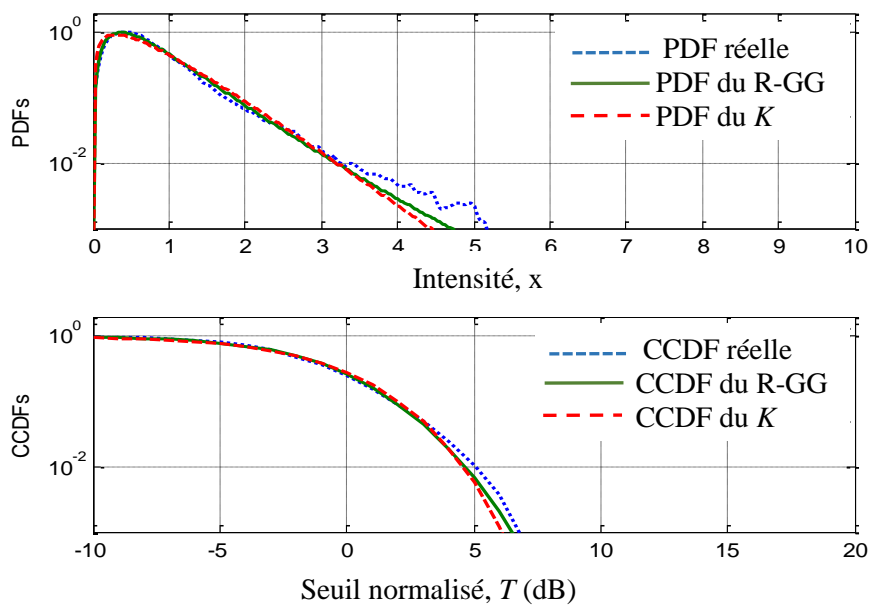


Figure. 2. 16 : Ajustement des distributions R-G Γ et K à des données empiriques avec polarisation VV, résolution de 15 m et 19^{ème} case distance.

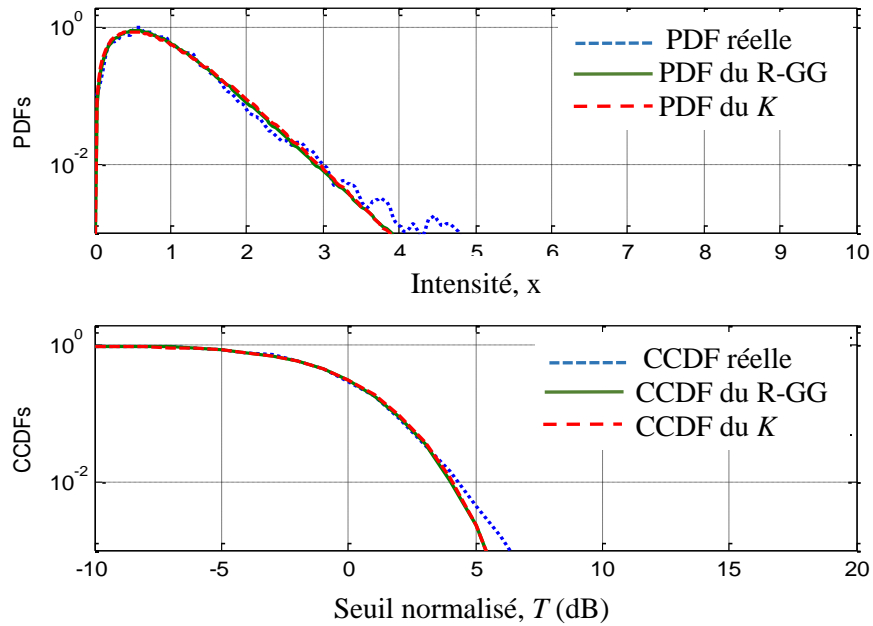


Figure. 2. 17 : Approximation des distributions R- Γ et K aux données empiriques avec polarisation VV, résolution de 3 m et 26^{ème} case distance.

2.7 Conclusion

Afin de donner un meilleur ajustement du modèle Pareto type II aux données réelles IPIX, la technique EMD a été proposée comme un processus de débruitage des composantes en phase et en quadrature de phase des signaux complexes reçus. Par le biais de ce filtre, les résultats expérimentaux ont montré de bonnes performances de modélisation des échos de la mer par le modèle Pareto type II. Cependant, dans certains cas, l'application de cette technique n'a aucune influence sur la qualité de modélisation par le modèle GP. Ensuite, trois expressions des moments de la distribution R- Γ ont été présentées en deux dimensions. Les méthodes d'estimation proposées HOME, NIOME et $[z\log(z)]$ sont exécutés à l'aide de l'algorithme de Nelder-Mead. Les performances de modélisation ont été examinées utilisant le modèle proposé R- Γ et la distribution standard K . La loi R- Γ avec la méthode d'estimation proposée $[z\log(z)]$ a montré globalement un bon modèle de regression dans la plus part des situations du clutter IPIX.

Estimateurs des Paramètres du Clutter CG-IG Distribué

Sommaire du chapitre :

3. 1 Introduction.....	65
3. 2 Distribution CG-IG	66
3. 3 Méthodes d'estimation du clutter CG-IG	68
3. 4 Analyse des performances d'estimation.....	75
3. 5 Conclusion.....	88

3. 1 Introduction

Les détecteurs de cibles radar nécessitent des méthodes d'estimation des paramètres des modèles de clutter afin de mettre à jour leur taux de fausse alarme. Lorsque la mer est observée à faible angle d'incidence avec un radar à haute résolution, les statistiques du clutter généré par le signal sont non-Gaussiennes, mais tendent à mieux s'adapter aux distributions Gaussiennes composées. Dans ce chapitre, le problème d'estimation des paramètres du clutter de mer de la distribution Gaussienne composée CG avec une texture Gaussienne inverse IG est adressée. Dans l'hypothèse de l'absence de bruit thermique, les approches d'estimation basées sur les moments non-entiers, les moments logarithmiques et le maximum de vraisemblance (MLE) sont développées pour obtenir des paramètres du modèle CG-IG, dans les cas de transmission d'une seule impulsion et l'intégration non-cohérente de plusieurs impulsions.

Ce chapitre est structuré par la manière suivante. La Section 3.2 présente une analyse concise de la fonction de densité de probabilité CG-IG et sa fonction de répartition. Dans la Section 3.3, nous développons de nouvelles expressions des estimateurs des

paramètres de la distribution CG-IG nommés NIOME, $[z\log(z)]$ et MLE. Dans la Section 3.4, nous évaluons la qualité de l'estimation au moyen des données simulées et expérimentales.

3. 2 Distribution CG-IG

Le phénomène du clutter de mer est fortement lié par un certain nombre de paramètres tels que l'agitation de la mer, la longueur des vagues, l'angle d'incidence, la fréquence de propagation et la polarisation de l'antenne radar. En se basant sur des études pratiques, il a été montré que ces conditions de fonctionnement ont une relation directe avec la fluctuation aléatoire de la puissance du clutter reçue. Pour cette raison, il y a deux lois pour caractériser le clutter de mer , le modèle de la puissance du clutter (texture) et le modèle de l'écho radar (speckle). Les distributions CG sont largement utilisées comme modèles caractérisant le clutter de surface de la mer [N. Valeyrie, R. Garello, 2009]. Ces modèles ont une composante de speckle à variation rapide modulée par une composante de texture à variation lente. Le modèle statistique qui se suit résume la distribution Gaussienne composée la plus adaptées aux données réelles du radar de haute résolution. Considérons un ensemble de N impulsions intégrées de manière non-cohérente, la densité globale du clutter, $Z = \sum_{i=1}^N X_i$ est donnée par

[K.D. Ward, *et al*, 2013] [S. Bocquet, 2015]

$$p_z(z) = \int_0^{\infty} p(z|y, N)p(y)dy \tag{3.1}$$

Rappelons que si le bruit additif aux données non-corrélées est supposé négligeable, la composante de speckle est modélisée par la loi gamma avec un paramètre de forme N et une puissance moyenne du clutter y [K.D. Ward, *et al*, 2013] [S. Bocquet, 2015].

$$p_z(z|y) = \frac{z^{N-1}}{y^N \Gamma(N)} \exp\left(-\frac{z}{y}\right) \tag{3.2}$$

Le modèle CG-IG est obtenu si la variable aléatoire, Y fluctue selon la loi Gaussienne inverse suivante [X. Shang, H. Song, 2011] [G.V. Weinberg, 2013], [D. Blacknell, R.J. Tough, 2001].

$$p_Y(y) = \frac{\lambda^{1/2}}{\sqrt{2\pi} y^{3/2}} \exp\left(-\lambda \frac{(y - \mu)^2}{2\mu^2 y}\right), \quad 0 < y < \infty \tag{3.3}$$

où μ est la moyenne et λ est le paramètre de forme de la distribution IG. Notant que λ dépend des conditions de la mer et les paramètres du radar. Pour un clutter de mer de haute

résolution, les valeurs de λ sont typiquement dans l'intervalle $[0.1 \infty]$, tandis que le clutter est pointu (spicky) pour des valeurs de $\lambda \in [0.1, 1]$ et la distribution exponentielle est atteinte pour $\lambda \rightarrow \infty$. En remplaçant (3.2) et (3.3) dans (3.1), nous déduisons la pdf globale de la puissance du clutter de mer.

$$p_z(z) = \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} \frac{e^{\lambda/\mu} z^{N-1}}{\Gamma(N)} \int_0^\infty y^{-N-3/2} \exp\left(-\frac{\lambda y}{2\mu^2} - \frac{\lambda + 2z}{2y}\right) dy \quad (3.4)$$

Pour résoudre l'intégrale dans (3.4) en utilisant $\int_0^\infty x^{\alpha-1} e^{-px-q/x} dx = 2\left(\frac{q}{p}\right)^{\alpha/2} K_\alpha(2\sqrt{pq})$

[A.P. Prudnikov, Y. Brychkov, 1986] [M. Abramowitz, I. Stegun, 1972], la pdf CG-IG est donnée en fonction de la fonction de Bessel modifiée, $K(\cdot)$, de seconde espèce d'ordre, $-N-1/2$

$$p_z(z) = \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} \frac{e^{\lambda/\mu} z^{N-1}}{\Gamma(N)} 2\left(\frac{\mu^2(\lambda + 2z)}{\lambda}\right)^{-\frac{2N+1}{4}} K_{-N-1/2}\left(\frac{\lambda}{\mu} \sqrt{1 + \frac{2z}{\lambda}}\right) \quad (3.5)$$

L'intégration de l'équation (3.5) de 0 à T donne la CDF suivante :

$$P(T) = 1 - \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} \frac{e^{\lambda/\mu}}{\Gamma(N)} \int_0^T \Gamma\left(N, \frac{T}{y}\right) y^{-3/2} \exp\left(-\frac{\lambda y}{2\mu^2} - \frac{\lambda}{2y}\right) dy \quad (3.6)$$

où $\Gamma(\cdot, \cdot)$ dénote la fonction gamma incomplète supérieure et T représente le seuil de détection normalisé. Dans le cas d'une transmission à une seule impulsion ($N = 1$), et en utilisant la

transformation, $K_{-3/2}(x) = K_{3/2}(x) = e^{-x} \sqrt{\frac{\pi}{2x}} \left(\frac{1}{x} + 1\right)$ [M. Abramowitz, I. Stegun, 1972],

l'équation (3.5) peut être exprimée en fonction de la fonction exponentielle

$$\begin{aligned} p_z(z) &= \sqrt{\frac{2\lambda}{\pi\mu}} \frac{e^{\lambda/\mu}}{\mu} \left(\sqrt{1 + \frac{2z}{\lambda}}\right)^{\frac{3}{2}} K_{-3/2}\left(\frac{\lambda}{\mu} \sqrt{1 + \frac{2z}{\lambda}}\right) \\ &= \left(\frac{\sqrt{\lambda}}{(\lambda + 2z)^{3/2}} + \frac{\lambda}{\mu(\lambda + 2z)}\right) \exp\left(\frac{\lambda}{\mu} \left(1 - \sqrt{1 + \frac{2z}{\lambda}}\right)\right) \end{aligned} \quad (3.7)$$

On outre, en utilisant la transformation $K_{1/2}(x) = e^{-x} \sqrt{\frac{\pi}{2x}}$, la CDF correspondante de (3.6) est donnée par [E. Ollila, et al, 2012] [V. Seshadri, 1999].

$$\begin{aligned}
 P(T) &= 1 - \sqrt{\frac{2\lambda}{\pi\mu}} e^{\lambda/\mu} \left(1 + \frac{2T}{\lambda}\right)^{-1/4} K_{1/2}\left(\frac{\lambda}{\mu} \sqrt{1 + \frac{2T}{\lambda}}\right) \\
 &= 1 - \left(1 + \frac{2T}{\lambda}\right)^{-1/2} \exp\left(\frac{\lambda}{\mu} \left(1 - \sqrt{1 + \frac{2T}{\lambda}}\right)\right)
 \end{aligned} \tag{3.8}$$

Utilisant l'équation (3.5), les deux premiers moments d'ordres entiers du clutter CG-IG distribué sont :

$$\begin{cases} \langle z \rangle = N\mu \\ \langle z^2 \rangle = N(N+1)\mu^2 \left(\frac{\mu}{\lambda} + 1\right) \end{cases} \tag{3.9}$$

3. 3 Méthodes d'estimation du clutter CG-IG

Afin d'appliquer la distribution CG-IG dans la détection des cibles radars, l'estimation des paramètres est une tâche primordiale. Dans le cas d'une transmission de N impulsions, nous déduisons tout d'abord des formules explicites des moments d'ordre r non-entiers et ceux basés sur le logarithme i.e. $\langle z^r \rangle$, $\langle \log(z) \rangle$, respectivement. Ensuite, ces quantités sont combinées pour développer des nouvelles expressions asymptotiques des estimateurs NIOME et $[z\log(z)]$. Pour $N \geq 1$, la méthode ML est ensuite présentée pour estimer les paramètres inconnus λ et μ du modèle CG-IG.

3. 3. 1 Méthode des moments

Étant donné M échantillons de clutter non-corrélés, $z_i, i=1, \dots, M$ de la variable aléatoire Z , la méthode des moments peut être simplement obtenue sous une forme analytique à partir de (3.9). Les paramètres λ et μ de la distribution CG-IG peuvent être estimés de la façon suivante :

$$\hat{\mu} = \frac{\langle z \rangle}{N} \tag{3.10a}$$

et

$$\hat{\lambda} = \hat{\mu} \left(\frac{\langle z^2 \rangle}{N(N+1)\hat{\mu}^2} - 1 \right)^{-1} \tag{3.10b}$$

À condition que $\frac{\langle z^2 \rangle}{N(N+1)\hat{\mu}^2} > 1$

3. 3. 2 Méthode des moments non-entiers

Cette méthode est basée sur le calcul de l'expression du moment en fonction de l'ordre non-entier r noté par $\langle z^r \rangle$ illustré comme suite

$$\langle z^r \rangle = \int_0^\infty z^r p_z(z) dz = \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} \frac{1}{\Gamma(N)} \int_0^\infty y^{-N-3/2} \exp\left(-\lambda \frac{(y-\mu)^2}{2\mu^2 y}\right) \left[\int_0^\infty z^{N+r-1} \exp\left(-\frac{z}{y}\right) dz \right] dy \quad (3.11)$$

L'intégrale entre crochets dans (3.11) peut être évaluée en utilisant la forme d'intégration suivante $\int_0^\infty x^{a-1} \exp(-bx) dx = \Gamma(a)/b^a$ [A.P. Prudnikov, Y. Brychkov, 1986] [M. Abramowitz,

I. Stegun, 1972]. En se basant sur ce résultat, $\langle z^r \rangle$ sera

$$\langle z^r \rangle = \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} \frac{\Gamma(N+r)e^{\lambda/\mu}}{\Gamma(N)} \int_0^\infty y^{r-3/2} \exp\left(-\frac{\lambda}{2\mu^2} y - \frac{\lambda}{2y}\right) dy \quad (3.12)$$

Similairement, comme dans (3.4), l'intégrale de (3.12) est résolue pour donner la formule de $\langle z^r \rangle$ en fonction de la fonction de Bessel d'ordre $r-1/2$

$$\langle z^r \rangle = \frac{\Gamma(N+r)}{\Gamma(N)} \sqrt{\frac{2\lambda}{\pi\mu}} \mu^r e^{\lambda/\mu} K_{r-1/2}\left(\frac{\lambda}{\mu}\right) \quad (3.13)$$

En outre, si nous définissons une nouvelle variable, $\hat{\theta} = \hat{\lambda} / \hat{\mu}$, l'estimateur NIOME de (3.13) peut être exprimé par un paramètre inconnu $\hat{\theta}$. Ainsi, en substituant $\hat{\theta}$ dans (3.13) devient

$$\hat{A} = \sqrt{\hat{\theta}} e^{\hat{\theta}} K_{r-1/2}(\hat{\theta}) \quad (3.14)$$

où $\hat{A} = \frac{\langle z^r \rangle N^r \Gamma(N)}{\langle z \rangle^r \Gamma(N+r)} \sqrt{\frac{\pi}{2}}$.

Une fois que $\hat{\theta}$ est estimé par (3.14) utilisant des méthodes numériques, les paramètres d'échelle et de forme sont ensuite estimés à travers, $\hat{\mu} = \langle z \rangle / N$ et $\hat{\lambda} = \hat{\mu} \hat{\theta}$ respectivement. Notant que, en fonction de l'ordre non-entier r que nous avons choisi d'utiliser, la partie droite de l'équation (3.14) augmente de façon strictement monotone par rapport à θ comme le montre dans la Figure. 3. 1. Il a été montré dans [D.R. Iskander, A.M. Zoubir, 1999] [A. Mezache ,M. Sahed , 2015] qu'une petite valeur de r (i.e., $r \approx 0.1$) permet d'obtenir des

meilleures estimations du paramètre de forme de la distribution K . En conséquence, les estimés de θ peuvent être facilement obtenues après le calcul de la fonction inverse de (3.14) utilisant la méthode d'interpolation (ou splines).

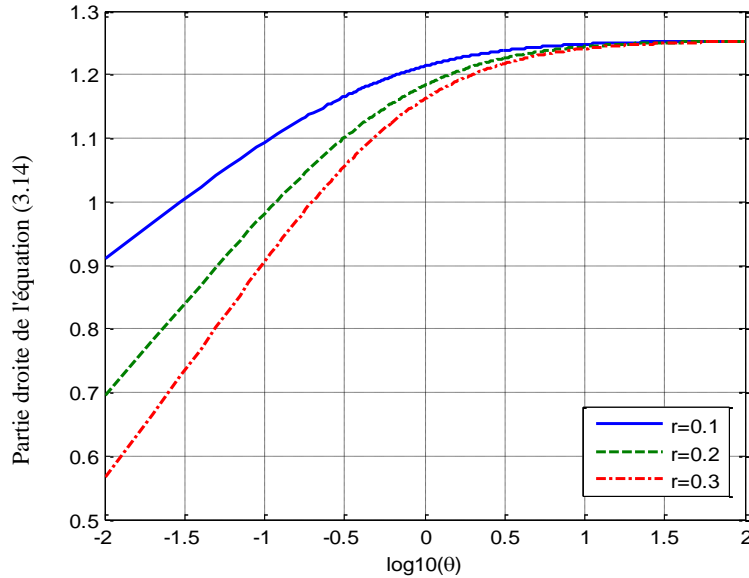


Figure. 3. 1 : Représentation de la partie droite de l'équation (3.14) en fonction de θ (méthode NIOME)

3. 3. 3 Méthode de [zlogz]

Notant que l'approche [zlog(z)] nécessite la combinaison des expectations des variables aléatoires Z , $\log(Z)$ et $Z\log(Z)$ désignées par $\langle z \rangle$, $\langle \log(z) \rangle$ et $\langle z \log(z) \rangle$ respectivement. Par conséquent $\langle z \log(z) \rangle$ est calculée par

$$\langle \log(z) \rangle = \int_0^\infty p(y) \left[\int_0^\infty \log(z) p(z|y, N) dz \right] dy \tag{3.15}$$

En remplaçant (3.2) et (3.3) dans (3.15), on obtient

$$\langle \log(z) \rangle = \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} \frac{1}{\Gamma(N)} \int_0^\infty y^{-N-3/2} \exp\left(-\lambda \frac{(y-\mu)^2}{2\mu^2 y}\right) \left[\int_0^\infty z^{N-1} \log(z) \exp\left(-\frac{z}{y}\right) dz \right] dy \tag{3.16}$$

La solution de l'intégrale entre crochets peut être déduite à partir de [S. Bocquet, 2013] [Y.C. Gao, Liao, 2013]

$$\int_0^{\infty} z^{N-1} \log(z) \exp\left(-\frac{z}{y}\right) dz = y^N \Gamma(N) (\psi(N) + \log(y)) \quad (3.17)$$

Où $\Psi(\cdot)$ est la fonction Psi. En insérant (3.17) dans (3.16), on obtient

$$\begin{aligned} \langle \log(z) \rangle &= \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} \int_0^{\infty} y^{-3/2} \exp\left(-\lambda \frac{(y-\mu)^2}{2\mu^2 y}\right) (\psi(N) + \log(y)) dy \\ &= \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} \exp(\lambda/\mu) \left[\psi(N) \int_0^{\infty} y^{-1/2-1} \exp\left(-\frac{\lambda}{2\mu^2} y - \frac{\lambda}{2y}\right) dy + \int_0^{\infty} y^{-1/2} \exp\left(-\frac{\lambda}{2\mu^2} y - \frac{\lambda}{2y}\right) \log(y) dy \right] \end{aligned} \quad (3.18)$$

Les deux intégrales dans (3.18) peuvent être évaluées de telle sorte que $\langle \log(z) \rangle$ peut être exprimée en fonction de la fonction exponentielle-intégrale, $E_i(\cdot)$ (voir Annexe A)

$$\langle \log(z) \rangle = \psi(N) + \log(\mu) + e^{\frac{2\lambda}{\mu}} E_i\left(-2\frac{\lambda}{\mu}\right) \quad (3.19)$$

Le développement de l'estimateur $[z \log(z)]$ nécessite encore l'évaluation de la moyenne de la variable aléatoire $z \log(z)$ notée par $\langle z \log(z) \rangle$,

$$\langle z \log(z) \rangle = \int_0^{\infty} p(y) \left[\int_0^{\infty} z \log(z) p(z/y) dz \right] dy \quad (3.20)$$

Similairement, on remplace (3.2) et (3.3) dans (3.20) et on calcule l'intégrale utilisant (3.17), on obtient

$$\begin{aligned} \langle z \log(z) \rangle &= \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} \frac{1}{\Gamma(N)} \int_0^{\infty} y^{-N-3/2} \exp\left(-\lambda \frac{(y-\mu)^2}{2\mu^2 y}\right) \left[\int_0^{\infty} z^N \log(z) \exp\left(-\frac{z}{y}\right) dz \right] dy \\ &= \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} N \int_0^{\infty} y^{-1/2} \exp\left(-\lambda \frac{(y-\mu)^2}{2\mu^2 y}\right) (\psi(N+1) + \log(y)) dy \end{aligned} \quad (3.21)$$

L'équation (3.21) est manipulée pour donner la formule suivante (voir Annexe A)

$$\langle z \log(z) \rangle = \mu N (\psi(N+1) + \log \mu - e^{2\lambda/\mu} E_i(-2\lambda/\mu)) \quad (3.22)$$

En combinant (3.19), (3.22) et en utilisant, $\langle z \rangle = N\mu$, l'estimateur $[z \log(z)]$ est finalement donné par

$$\frac{\langle z \log(z) \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \log(z) \rangle - \frac{1}{N} = -2e^{2\lambda/\mu} E_i(-2\lambda/\mu) \tag{3.23}$$

Aussi, si on met $\hat{\theta} = \hat{\lambda} / \hat{\mu}$, dans (3.23), (3.23) est simplifiée à un seul degré de liberté et peut être exprimée en fonction de la fonction hypergéométrique généralisée ${}_2F_0(\dots; \dots)$

$$\begin{aligned} \hat{B} &= -2e^{2\hat{\theta}} E_i(-2\hat{\theta}) \\ &= 2\hat{\theta} {}_2F_0(1, 1; ; -\hat{\theta}) \end{aligned} \tag{3.24}$$

Où $\hat{B} = \frac{\langle z \log(z) \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \log(z) \rangle - \frac{1}{N}$. De plus, la partie droite de (3.24) diminue de manière strictement monotone par rapport à θ comme le montre la **Figure. 3. 2**. La méthode des splines est un bon moyen d'aboutir les valeurs estimées de θ ($\hat{\theta}$) qui sont équivalentes aux calculs de la fonction inverse.

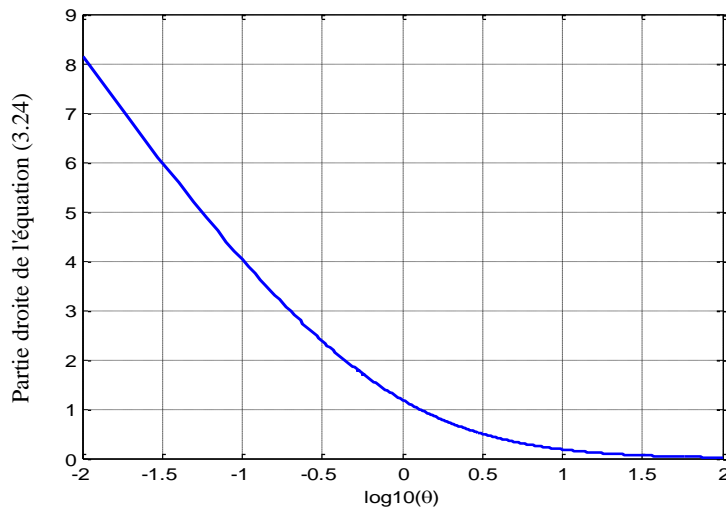


Figure. 3. 2 : Représentation de la partie droite de l'équation (3.24) en fonction de θ

3. 3. 4 Méthode MLE

L'estimation ML des paramètres est une méthode efficace lorsque la forme de la distribution à estimer est connue. À partir de (3.7), la fonction de vraisemblance correspondante à la distribution CG-IG est

$$p(z; \lambda, \mu) = \prod_{i=1}^M \left(\frac{\sqrt{\lambda}}{(\lambda + 2z_i)^{3/2}} + \frac{\lambda}{\mu(\lambda + 2z_i)} \right) \exp \left(\frac{\lambda}{\mu} \left(1 - \sqrt{1 + \frac{2z_i}{\lambda}} \right) \right) \quad (3.25)$$

Le logarithme naturel de (3.25) est

$$\log(p(z; \lambda, \mu)) = \sum_{i=1}^M \left[\log \left(\frac{\sqrt{\lambda}}{(\lambda + 2z_i)^{3/2}} + \frac{\lambda}{\mu(\lambda + 2z_i)} \right) + \frac{\lambda}{\mu} - \frac{1}{\mu} \sqrt{\lambda^2 + 2\lambda z_i} \right] \quad (3.26)$$

Afin de trouver le maximum de cette fonction de vraisemblance, nous calculons ses dérivées partielles par rapport à λ et μ et en mettant ces dérivées égales à zéro, on obtient

$$\frac{\partial \log(p(z; \lambda, \mu))}{\partial \lambda} = \frac{M}{\hat{\mu}} - \sum_{i=1}^M \left(\frac{1}{\hat{\lambda} + 2z_i} + \frac{\hat{\lambda} + z_i}{\hat{\mu} \sqrt{\hat{\lambda}^2 + 2\hat{\lambda} z_i}} - \frac{\hat{\mu} z_i + \sqrt{\hat{\lambda}} (\hat{\lambda} + 2z_i)^{3/2}}{\sqrt{\hat{\lambda}} (\hat{\lambda} + 2z_i) (\hat{\mu} \sqrt{\hat{\lambda}} + \hat{\lambda} \sqrt{\hat{\lambda} + 2z_i})} \right) = 0 \quad (3.27a)$$

et

$$\frac{\partial \log(p(z; \lambda, \mu))}{\partial \mu} = M - \sum_{i=1}^M \frac{\hat{\lambda} + 2z_i}{\hat{\mu} + \sqrt{\hat{\lambda}^2 + 2\hat{\lambda} z_i}} = 0 \quad (3.27b)$$

On observe que la méthode MLE donnée par (3.27) n'a pas de solutions analytiques. Autrement dit pour résoudre les équations (3.27a) et (3.27b), il faut utiliser des méthodes numériques. Ce qui entraîne un calcul numérique complexe et les solutions peuvent être approximatives, en particulier si le nombre d'échantillons M est petit. A cet effet, nous estimons indépendamment μ en utilisant (3.10a), puis nous le substituons dans (3.27a) pour obtenir $\hat{\lambda}$. Afin de comparer la qualité d'estimation utilisant (3.27a) avec (3.27b) ou (3.10a), la **Table. 3. 1** illustre les valeurs MSE de λ pour $N=1$ et plusieurs valeurs de M . Dans la plupart des cas, il nous montre clairement à partir de ces expériences que la méthode ML décrite par (3.27) n'est pas capable de fournir des meilleures estimations de λ . Ceci est dû à

la recherche à la fois des deux paramètres inconnues μ et λ . Par conséquent, nous avons simplifié le processus en utilisant la moyenne des données comme une estimation de μ .

Table. 3. 1 : Résultats des MSEs en fonction de λ et M , utilisant la méthode MLE avec les équations (3.10a) et (3.27b) pour $N=1$ et $n=1000$ itérations.

λ	$M = 600$		$M = 700$		$M = 1000$		$M = 2000$	
	(3.27)	(3.10a)	(3.27)	(3.10a)	(3.27)	(3.10a)	(3.27)	(3.10a)
		(3.27a)		(3.27a)		(3.27a)		(3.27a)
0.1	1.13×10^{-4}	1.01×10^{-4}	9.47×10^{-5}	8.55×10^{-5}	6.44×10^{-5}	5.87×10^{-5}	3.16×10^{-5}	3.09×10^{-5}
0.6	0.082	0.0089	0.0065	0.0062	0.0045	0.0047	0.0022	0.0021
1.1	0.0443	0.0438	0.0322	0.0373	0.0232	0.0228	0.0109	0.0112
1.6	0.1523	0.1386	0.1032	0.1010	0.0733	0.0687	0.0322	0.0351
2.1	0.3510	0.3278	0.2726	0.2528	0.1557	0.1847	0.0704	0.0707
2.6	0.6917	0.6177	0.5420	0.5202	0.3447	0.3440	0.1398	0.1428
3.1	1.1533	1.1956	1.2996	0.9583	0.6375	0.5415	0.2805	0.2789

Nous avons constaté que, lorsque $M < 600$ (les résultats ne sont pas présentés dans la **Table. 3. 1**, la méthode ML de (3.27) est encore très coûteuse en calcul et elle a de valeurs importantes de MSE de λ . Pour une implémentation en temps réel, nous avons choisi l'estimation ML en utilisant (3.27a) et (3.10a) au lieu de (3.27a) et (3.27b). Dans le cas d'une intégration de N impulsions, il n'existe pas une forme analytique pour les dérivées partielles de (3.5) par rapport à λ et μ , donc les routines numériques sont indispensable pour trouver les estimations de λ calculées comme étant le maximum de la fonction de vraisemblance des données d'intensité sous l'hypothèse de données iid [E. Ollila, *et al*, 2012]. À cet effet, nous avons minimisé la fonction négative de log-vraisemblance (NLL) en utilisant la fonction «fminsearch» de la routine Matlab. Si $\hat{\mu} = \langle z \rangle / N$, la fonction NLL à optimiser selon (3.5) est donnée par:

$$\hat{\lambda} = \arg \min_{\lambda} \left(- \sum_{i=1}^M \log \left(\sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} \frac{e^{\lambda N / \langle z \rangle} z_i^{N-1}}{\Gamma(N)} 2 \left(\frac{\langle z \rangle^2 (\lambda + 2z_i)}{\lambda N^2} \right)^{\frac{2N+1}{4}} K_{-N-1/2} \left(\frac{N\lambda}{\langle z \rangle} \sqrt{1 + \frac{2z_i}{\lambda}} \right) \right) \right) \quad (3.28)$$

Contrairement aux estimateurs ML donnés par (3.27) et (3.28), les nouveaux estimateurs de (3.14) et (3.24) permettent un calcul plus rapide des paramètres de clutter CG-IG en utilisant la méthode d'interpolation. Il est utile de savoir que l'algorithme CFAR en présence de clutter K distribué n'a pas encore développé pour un paramètre de forme inconnu dans le cas d'une détection non-cohérente. Dans ce cas, le détecteur logt-CFAR n'assure pas la propriété CFAR pour que le paramètre de forme est inférieur à 1 [A. Jakubiak, 1983]. D'une autre manière, l'algorithme CA-CFAR n'est appliqué que dans le cas d'un paramètre de forme connu *a priori* [S. Watts, 2000]. Toutefois, comme le nombre d'échantillons étant généralement limité à un nombre maximal de 64 cellules, il n'est pas suffisant d'obtenir une bonne estimation du paramètre de forme. Pour la détection CFAR selon une distribution CG-IG, le détecteur CA-CFAR ne maintient pas la propriété CFAR. A cette raison, nous pouvons utiliser une procédure d'estimation parallèle (à temps différé) qui utilise un nombre suffisant d'échantillons, puis nous exploitons les valeurs estimées pour obtenir le seuil de détection. D'autre part, le meilleur moyen consiste à déduire une nouvelle expression du seuil de détection en fonction des paramètres estimés du modèle qui vérifie la propriété totale CFAR et pour un nombre d'échantillons inférieur ou égale à 64.

3. 4 Analyse des performances d'estimation

En se basant sur les données simulées et réelle, on va tester dans cette section les estimateurs (3.14) et (3.24) donnés dans la section précédente devant les estimateurs HOME et MLE donnés par (3.10), (3.27) et (3.28) respectivement. Pour ce faire, plusieurs tests sont effectués en fonction du nombre d'échantillons, du nombre d'impulsions transmises et les paramètres de la distribution CG-IG. Pour la simplicité, la puissance du clutter est normalisée à l'unité de sorte que le moment d'ordre 1, $\mu = \langle z \rangle / N \approx 1$. Les tests sont pris avec $N=1$ et 10, et $M=500$, 1000 et 60000. Les performances des estimateurs sont évaluées par le calcul de l'erreur quadratique moyenne MSE où un nombre de $n=1000$ d'itérations Monte-Carlo est considéré. Les méthodes NIOME et $[z \log(z)]$ sont exécutées à l'aide de la fonction d'interpolation "interp1" du logiciel Matlab.

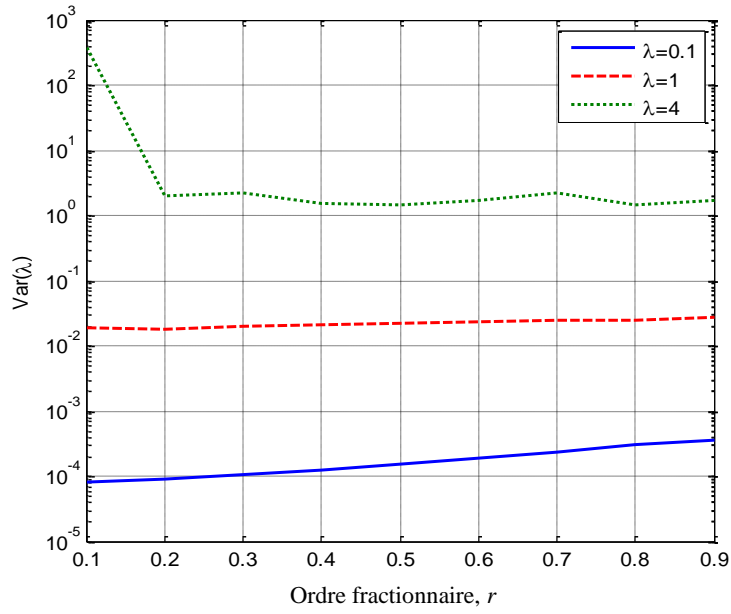
3. 4. 1 Estimation via des données synthétiques

Les données qui sont utilisées dans les expériences suivantes sont générées pour des valeurs du paramètre de forme appartenant dans l'intervalle $[0.1 - 3]$. Nous comparons les performances des méthodes proposées dans la Section 3. 3 pour estimer le paramètre de forme du modèle CG-IG.

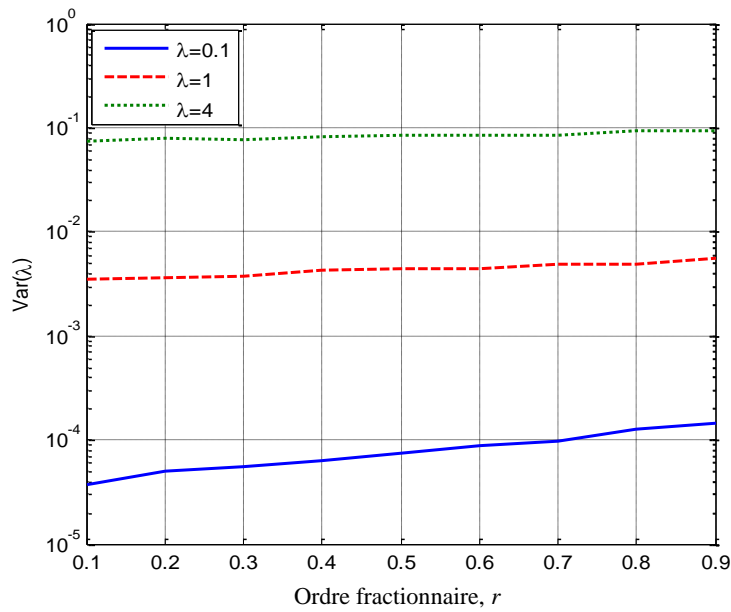
Comme r est un paramètre de la méthode NIOME donné par (3.14), il est nécessaire de chercher sa valeur optimale entre 0 et 1. Pour $N = 1$ et $N = 10$, nous constatons à partir des **Figure. 3. 3.a** et **Figure. 3. 3.b** que le paramètre r affecte effectivement l'erreur d'estimation du paramètre de forme λ . Dans la **Figure 3. 3a**, avec $N=1$, les petites valeurs de $\lambda < 1$ sont obtenu pour $r = 0.1$ dans le but de satisfaire des variances minimales des estimés. Autrement dit, r peut varier de 0.2 à 0.8 pour obtenir des meilleures estimations de λ . Pour $N=10$, la **Figure. 3. 3b** montre que la valeur optimale de r peut être fixée à 0.1 pour obtenir de meilleures variances de λ .

Pour le cas d'une impulsion unique, les **Figure. 3. 4a** et **Figure. 3. 4b** tracent les valeurs MSE obtenues pour chaque technique d'estimation. Ces résultats montrent que, les meilleures estimations de λ sont obtenues par la méthode MLE, mais il est intéressant de noter que la méthode NIOME offre presque les mêmes résultats des MSE à ceux obtenus par l'algorithme MLE lorsque $\lambda < 2$. Si λ dépasse 2, la méthode $[z \log(z)]$ fournit une meilleure approximation par rapport à la méthode MLE. Notons que l'approche MLE possède un temps de calcul important.

Dans le cas de plusieurs impulsions $N=10$, les **Figure. 3. 5a** et **Figure. 3. 5b**, illustrent les estimations de MSE pour deux valeurs de M ($M = 500$ et $M = 1000$). En examinant les résultats des MSEs, nous constatons que toutes les courbes progressent de façon monotone, et que la méthode MLE reste toujours la meilleure.



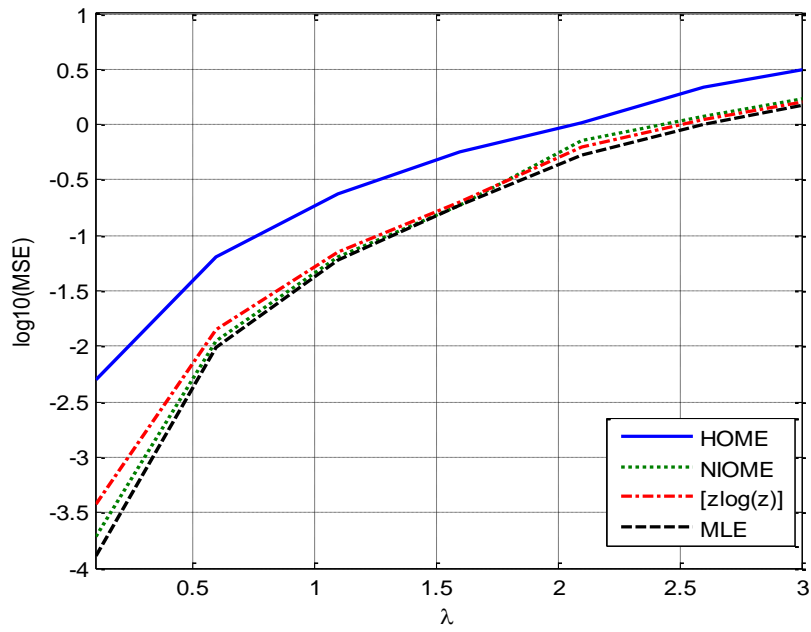
(a)



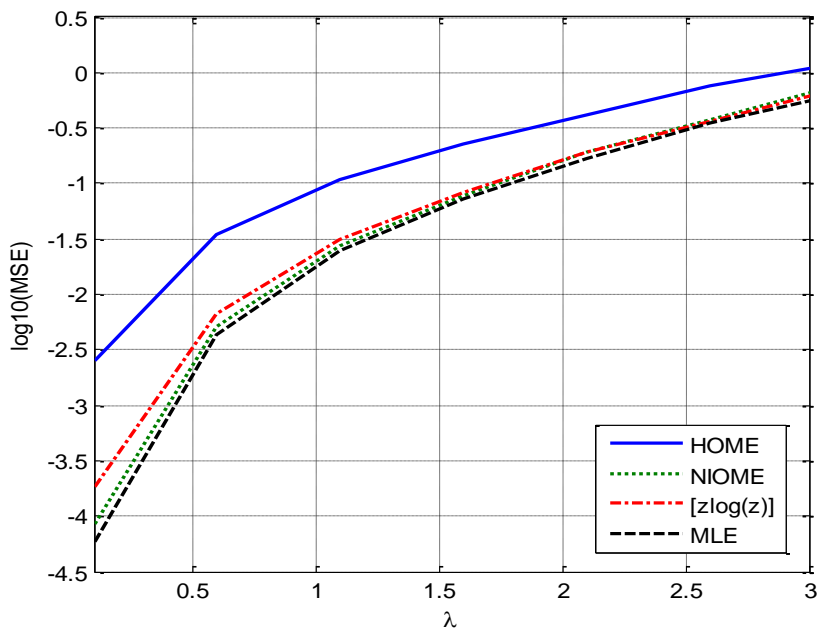
(b)

Figure. 3.3 : Variance du paramètre de forme, λ du model CG-IG en fonction de r avec un nombre d'échantillons $M = 1000$

(a) Cas d'une seule impulsion, $N = 1$; (b) Cas de multi-impulsions, $N = 10$



(a)



(b)

Figure. 3. 4 : MSE en fonction du paramètre de forme, λ pour la distribution CG-IG avec $r = 0.2$ et $N = 1$

(a) Nombre d'échantillons, $M = 500$; (b) Nombre d'échantillons, $M = 1000$

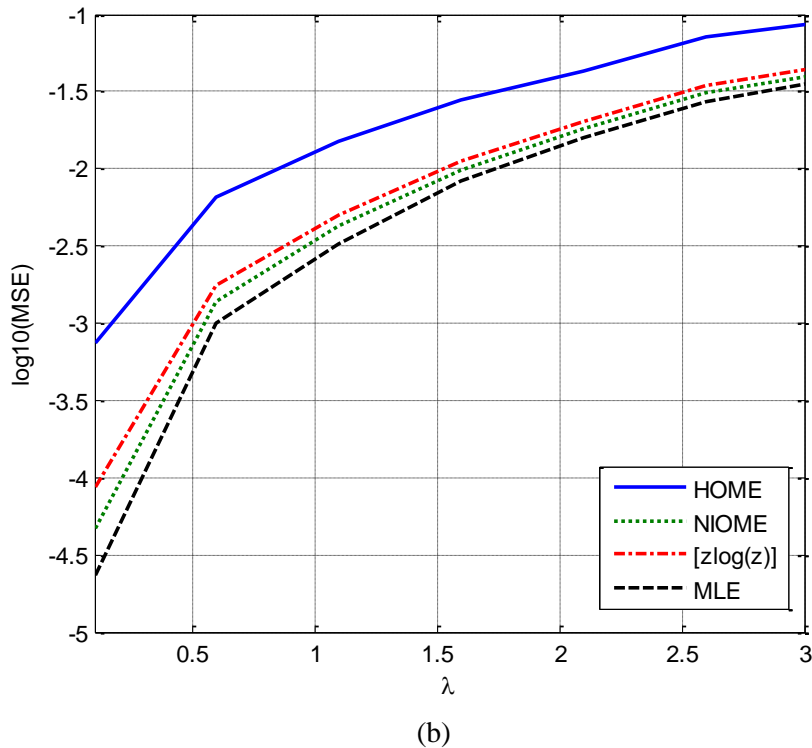
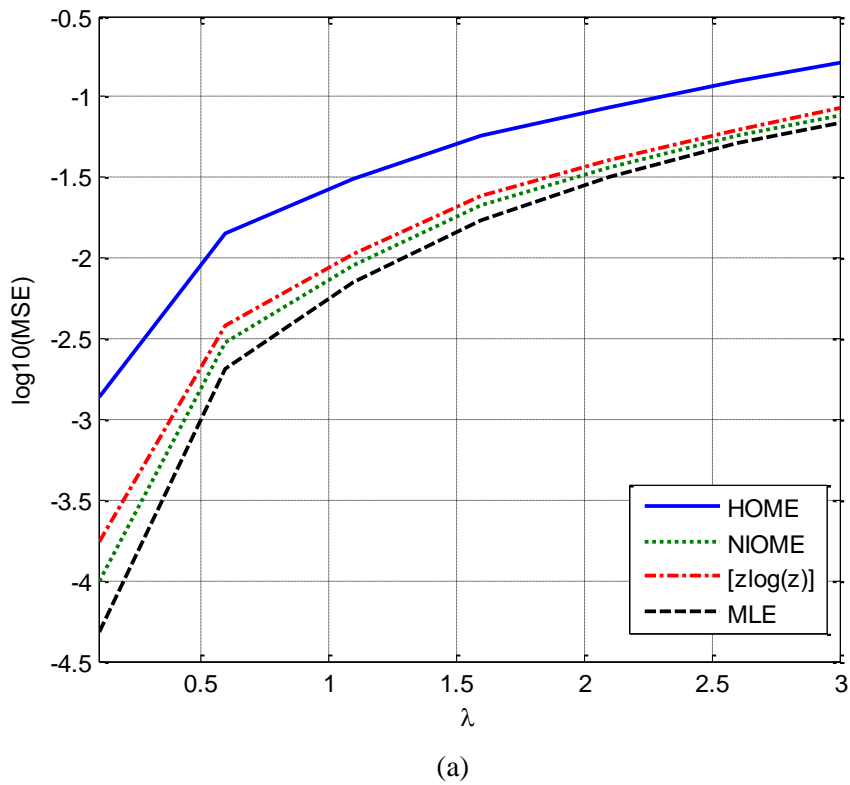


Figure. 3. 5 : MSE en fonction du paramètre de forme, λ pour la distribution CG-IG avec $r = 0.2$ et $N = 10$

(a) Nombre d'échantillons, $M = 500$; (b) Nombre d'échantillons, $M = 1000$

3. 4. 2 Estimation via des données réelles IPIX

Dans cette section, nous validons l'applicabilité des estimateurs développés dans la Section 3.3 à l'aide des données réelles IPIX. Dans les expériences suivantes, les estimés des paramètres ont été calculée pour un nombre d'échantillons, $M = 60000$. La **Figure. 3. 6** illustre les valeurs des MSEs calculées à partir des courbes CCDF théoriques et empiriques pour différents ensembles de données. Dans le but de comparer les performances d'estimation des méthodes NIOME et $[z\log(z)]$, on a utilisé des données réelles IPIX avec intégration de la 1^{ère} cellule aux 10^{ème} cellules de résolution. En se basant sur ces résultats obtenus à partir de valeurs spécifiques des CCDFs entre 10^{-3} et 10^{-2} (c'est-à-dire la région de la queue), la méthode NIOME donne les plus basses valeurs de MSE, permettant ainsi une meilleure adaptation de la queue aux données réelles.

Pour une polarisation HH, une résolution de 3 m, et une cellule de 3^{ème} case distance en prenant, $N=1$, les PDF et les CCDF de la distribution CG-IG correspondantes sont ajustées aux données empiriques illustrées dans les **Figure. 3. 7a** et **Figure.3. 7b** respectivement. Sauf les méthodes HOME, NIOME, $[z\log(z)]$ et MLE, qui présentent la même poursuite de la queue avec les données réelles.

De même, si $N = 10$, les **Figure. 3. 8a** et **Figure. 3. 8b** présentent une comparaison des PDFs et CCFDs ajustées pour une polarisation HH et une intégration de la 21^{ème} .30^{ème} des cellules de résolution. En faisant une analyse des courbes, on constate que, les données réelles IPIX ne suivent pas toujours le modèle CG-IG et que les courbes ajustées obtenues par la méthode NIOME sont légèrement meilleurs que ceux obtenues par la méthode $[z\log(z)]$. En d'autres termes, les données réelles peuvent diverger de la PDF CG-IG. De plus, afin d'apprécier les performances de chaque méthode d'estimation, il est judicieux d'examiner les propriétés statistiques des données, en étendant à une comparaison de la CCDF empirique avec les CCDF théoriques CG-IG, K et GP. Les expressions de leurs estimateurs basées sur la méthode NIOME et $[z\log(z)]$ sont rapportées à l'annexe B.

Pour une résolution de 3 m et une 17^{ème} case distance, les résultats de la CCDF réelle et de la CCDFs ajustée sont représentés sur les **Figure. 3. 9a** et **Figure. 3. 9b** en utilisant les méthodes NIOME correspondantes à chaque modèle pour les deux polarisations HH et VV. En comparant avec les CCDFs des modèles CG-IG et K , il est utile d'apprécier que la CCDF reliée au modèle GP offre un meilleur accord aux données réelles.

Pour examiner la bonne qualité de l'ajustement pour d'autres scénarios de données dans le cas d'une résolution de 15 m, 5^{ème} case distance et $N = 1$, les **Figures. 3. 10a** et **3. 10b**

illustrent les différentes courbes de CCDF dans le cas des polarisations HH et VV. En substituant les paramètres estimés à l'aide des méthodes NIOME vers leurs CCDF théoriques, les résultats montrent un très bon ajustement à la queue des données pour une polarisation HH de la CCDF du modèle CG-IG, mais la CCDF de la distribution K parvient au meilleur ajustement à la queue lorsque les données VV sont prises en compte.

Pour montrer l'effet du nombre d'impulsions successives ($N=10$) sur la performance de l'estimation, nous considérons une résolution de 30 m avec une intégration de la 1^{er} à la 10^{ème} cellule et en utilisant les estimateurs $[z\log(z)]$ donnés dans l'annexe B. La **Figure. 3. 11a** montre clairement que la CCDF du modèle CG-IG est celle qui convient mieux aux ensembles de données HH. D'une autre manière, pour une polarisation VV représentée comme montré par la **Figure. 3. 11b**, la courbe CCDF obtenue du model K présente des erreurs d'ajustement de la queue plus petites par rapport aux résultats CCDFs des modèles CG-IG et GP ajusté.

La **Table. 3. 2** montre les valeurs des paramètres de forme et d'échelle trouvées par les méthodes NIOME, $[z\log(z)]$ et MLE.

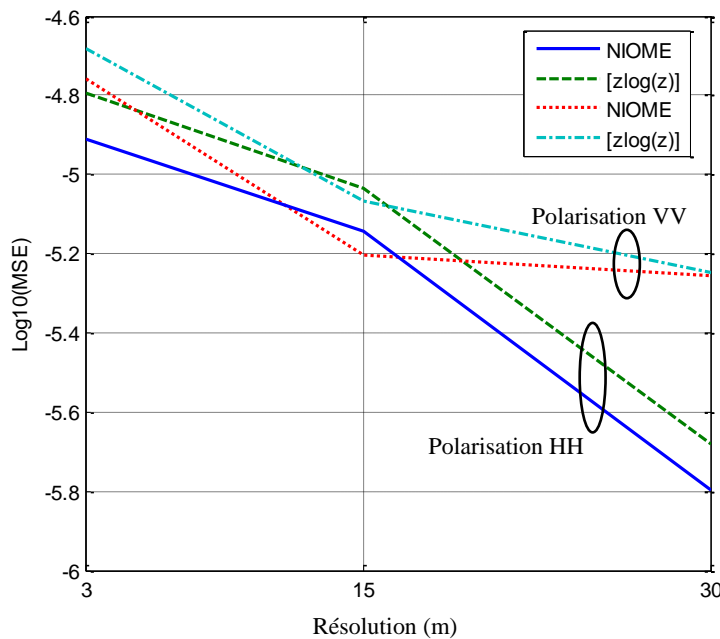
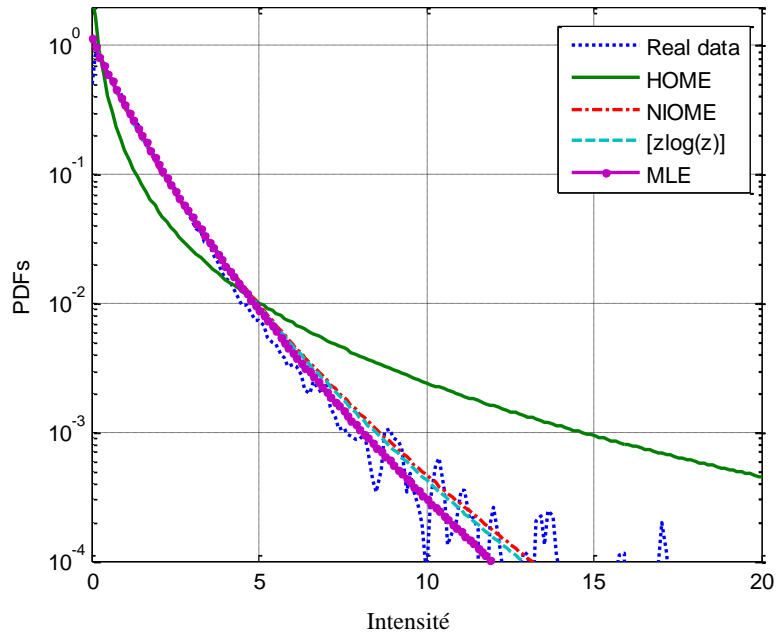
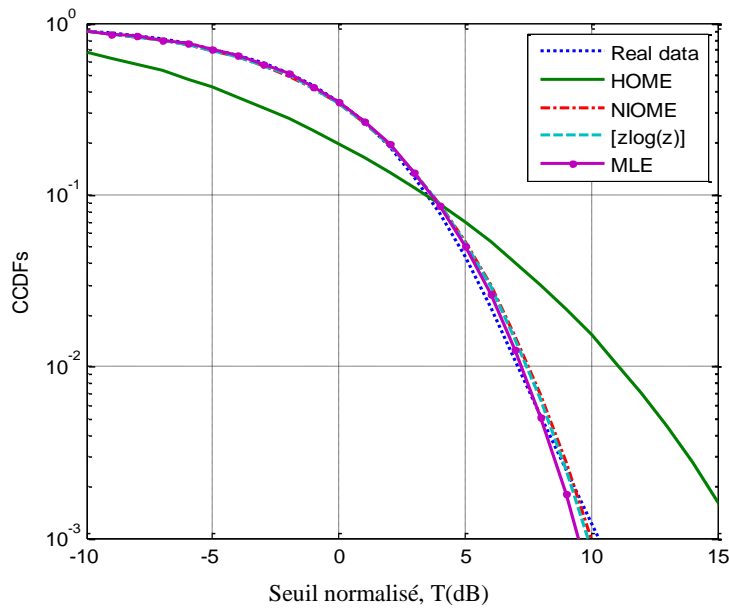


Figure. 3. 6 : Valeurs des MSEs entre les CCDFs théoriques et empiriques en fonction de différent scénarios de données réelles pour $10^{-3} < CCDFs < 10^{-2}$



(a)

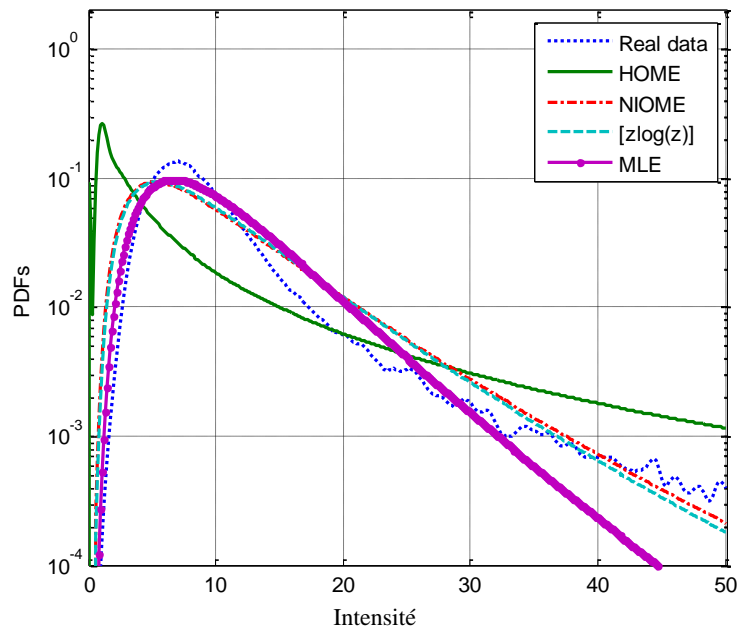


(b)

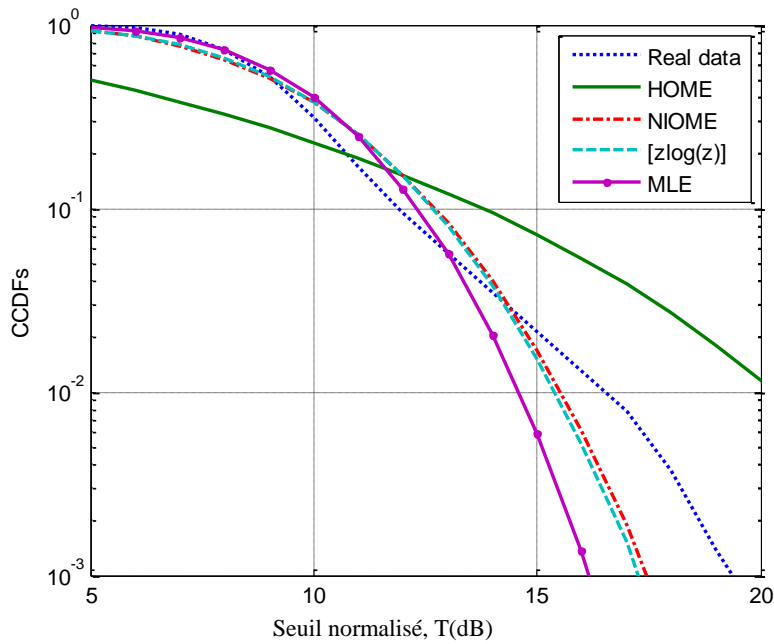
Figure. 3. 7 : PDF et la CCDF de la distribution CG-IG pour une polarisation HH, une résolution de 3 m, et 3^{ème} case distance, $r = 0.8$ et $N = 1$.

HOME: $\hat{\lambda} = 0.23$, NIOME: $\hat{\lambda} = 4.81$, $[z\log(z)]$: $\hat{\lambda} = 5.29$ et MLE: $\hat{\lambda} = 7.49$

(a) PDFs en fonction de l'intensité de la variable, Z ; (b) CCDFs en fonction du seuil normalisé, T



(a)



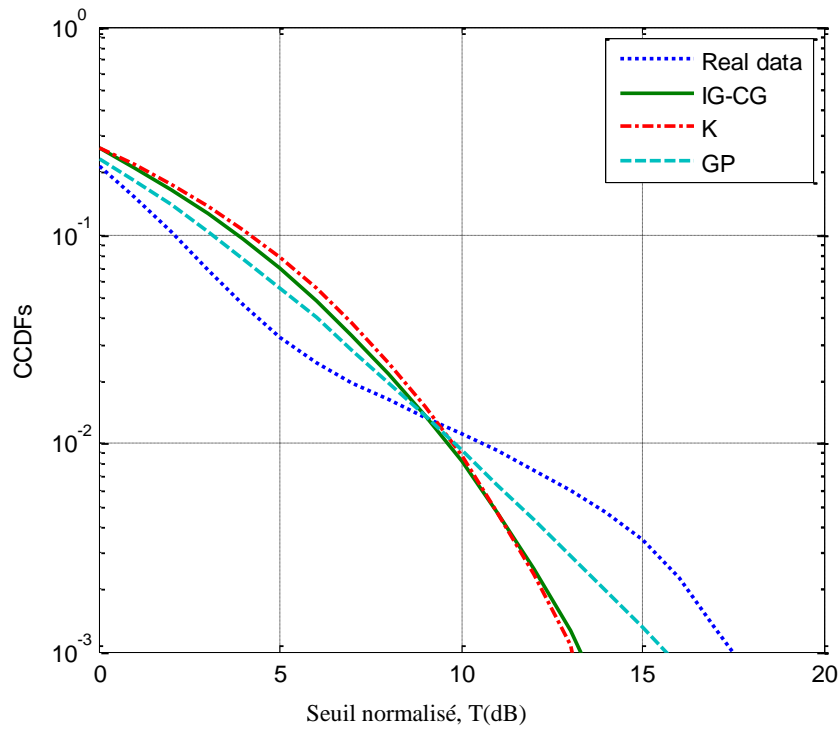
(b)

Figure. 3. 8 : PDFs et CCDFs de la distribution IG-CG pour une polarisation HH, une résolution de 3 m, et 21^{ème} à 30^{ème} cases distance, $r = 0.8$ et $N = 10$.

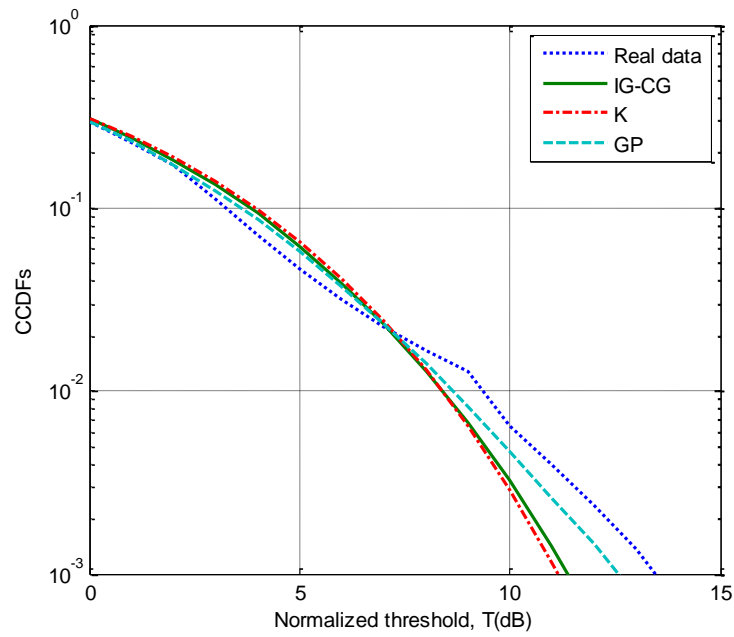
HOME: $\hat{\lambda} = 0.23$, NIOME: $\hat{\lambda} = 2.74$, $[z\log(z)]$: $\hat{\lambda} = 2.97$ et MLE: $\hat{\lambda} = 5.33$

(a) PDFs en fonction de l'intensité de la variable, Z

(b) CCDFs en fonction du seuil normalisé, T



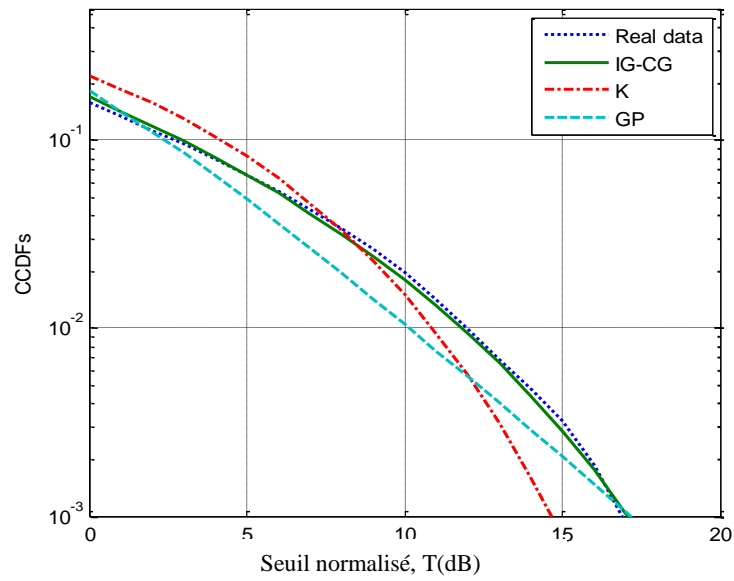
(a)



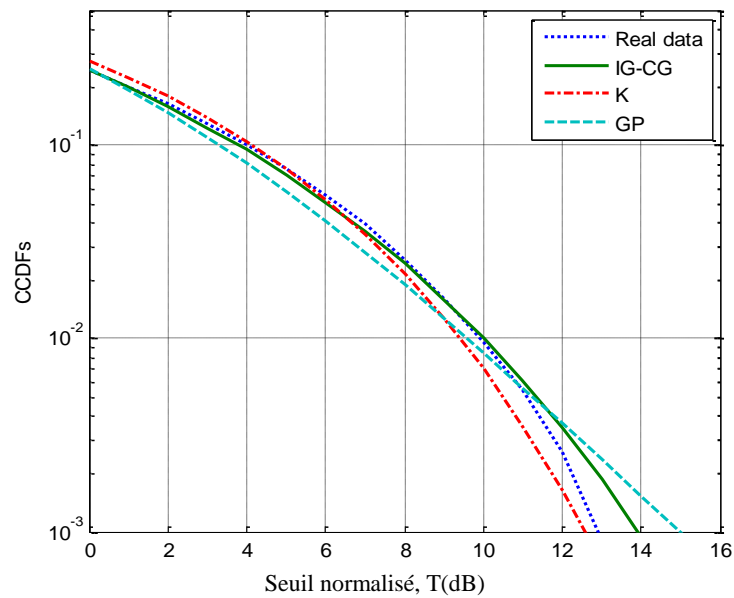
(b)

Figure. 3. 9 : CCDFs ajustées utilisant la méthode NIOME pour une résolution de 3 m, 17^{ème} case distance, $r = 0.2$, $N=1$ et $M = 60000$

(a) Polarization HH; (b) Polarization VV



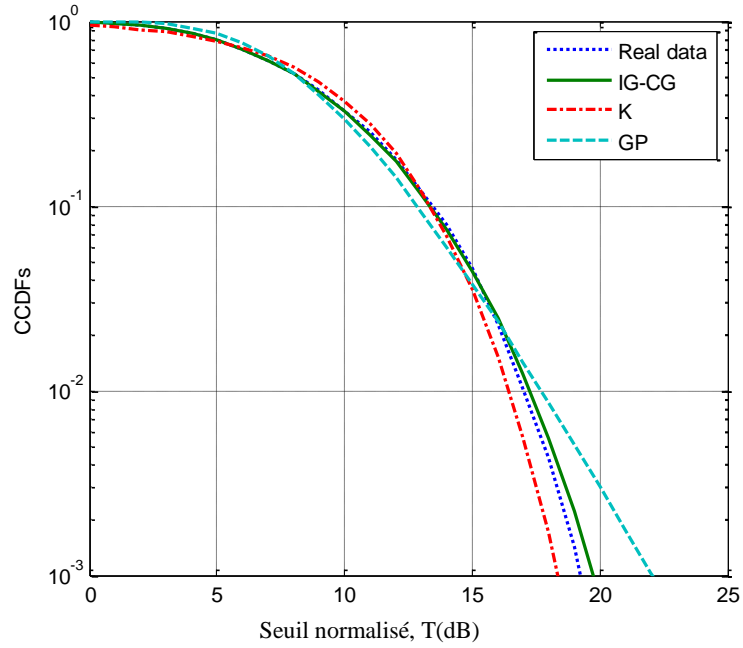
(a)



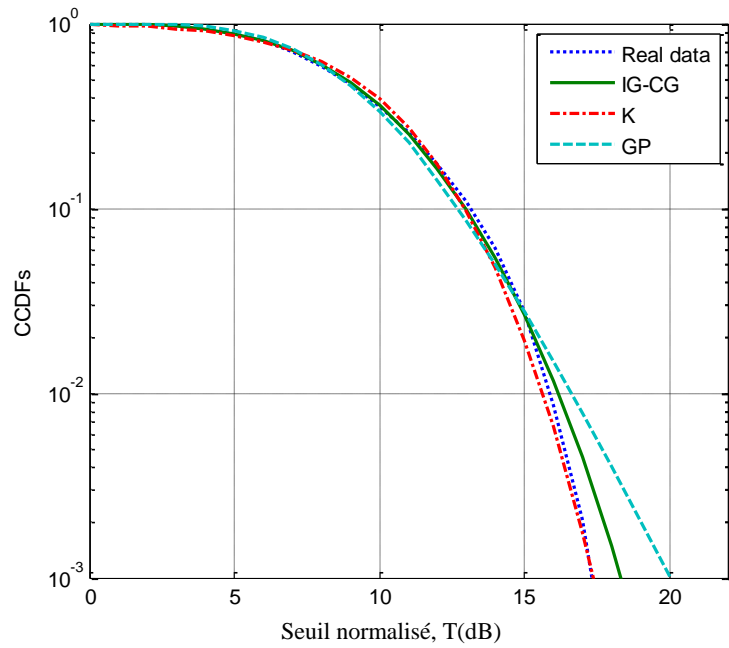
(b)

Figure. 3. 10 : Ajustement des CCDFs en utilisant la méthode NIOME pour une résolution de 15 m, 5^{ème} case distance, $r = 0.2$, $N=1$ et $M = 60000$

(a)HH polarization; (b) VV polarization



(a)



(b)

Figure. 3. 11 : Ajustement des CCDFs en utilisant la méthode $[z\log(z)]$ pour une résolution de 30 m, 1^{ère} à 10^{ème} cases distance, $N = 10$ et $M = 60000$

(a) HH polarization; (b) VV polarization

Table. 3. 2 : Paramètres estimés des distributions CG-IG, K et GP à partir des données réels normalisées IPIX utilisant les méthodes NIOME, $[z\log(z)]$ et MLE.

Données réelles IPIX et Méthodes d'estimations	Polarisation de l'antenne	CG-IG $\lambda, (\mu=1)$	K $\hat{\nu}, (\hat{b} = \hat{\nu})$	GP $\hat{\alpha}, (\hat{b} = \hat{\alpha} - 1)$
3m, 17 ^{ème} case, $N=1$ (NIOME)	HH	0.7093	0.6859	1.7853
	VV	1.8444	1.8746	2.9746
15m, 5 ^{ème} case, $N=1$ (NIOME)	HH	0.1361	0.3408	1.4408
	VV	0.5346	0.8616	1.9616
30m, 1 ^{ère} -10 ^{ème} cases, $N=10$ [zlog(z)]	HH	1.0398	1.4260	2.4260
	VV	1.8751	2.2949	3.2949

Il est à envisager que le problème prépondérant du NIOME et de $[z\log(z)]$ réside uniquement dans le calcul numérique de la technique des splines. Par contre, la méthode numérique MLE possède un temps d'estimation important. Ainsi, afin d'évaluer le temps d'exécution des estimateurs, nous avons recours au sous-programme MATLAB «cputime» sur une unité centrale de traitement Intel Pentium, G645 fonctionnant à 2,9 GHz. A titre d'exemple, nous simulons les données de clutter CG-IG avec $\lambda = 0.1, \mu = 1, M = 500$ et $N = 1$. Le temps de calcul est pris sur une moyenne de $n = 1000$ itérations indépendantes. À partir de cette expérience, les valeurs du temps de calcul est de $4,6875 \times 10^{-5}$ s pour la méthode HOME, $1,0000 \times 10^{-3}$ s pour la méthode NIOME, 0,0016 s pour la méthode $[z\log(z)]$ et 0,0379 s pour la méthode MLE. En résumé, la durée requise pour les programmes des approches HOME, NIOME et $[z\log(z)]$ est beaucoup plus basse que la méthode MLE. Dans le cas de plusieurs impulsions et selon les expériences d'estimation qui ont été présentées, on choisirait sans aucun doute l'estimateur NIOME pour la distribution CG-IG, en particulier pour les applications où l'efficacité et la rapidité de traitement sont recherchées. Dans le cas d'une transmission à une seule impulsion, les algorithmes NIOME et MLE constitueraient le meilleur choix si la précision est essentielle. En outre, il est montré que lorsque le paramètre de forme λ augmente, tous les estimateurs fournissent presque la même qualité d'estimation.

3. 5 Conclusion

Le problème de l'estimation des paramètres de la distribution CG-IG a été présenté et traité sous l'hypothèse d'un bruit thermique négligeable. Dans le cas d'une transmission de plusieurs impulsions, deux estimateurs ont été développés en termes de fonctions de Bessel et exponentielle-intégrale : à savoir les méthodes NIOME et $[z \log(z)]$. Dans le cas d'une transmission à une seule impulsion, l'algorithme MLE a été développé en utilisant le moment d'ordre « un » comme l'estimateur de la puissance moyenne du clutter. Pour les impulsions simples et multiples, nombreuses comparaisons d'estimation des paramètres des nouveaux estimateurs ainsi que l'estimateur basé sur le moment d'ordre supérieur ont été effectuées à l'aide de données simulées et réelles IPIX. D'un autre point de vue, concernant les données synthétiques, une amélioration de l'MSE est perceptible grâce à l'utilisation des estimateurs NIOME et MLE proposés. En outre, en ce qui concerne les applications réelles, la méthode NIOME offre un meilleur compromis entre précision et temps de calcul.

Détection CFAR dans un Clutter log-normal et K

Sommaire du chapitre :

4.1 Introduction.....	89
4.2 Architecture de la détection adaptative CFAR.....	90
4.3 Détecteurs CFAR non-paramétriques.....	92
4.4 Détecteurs CFAR paramétriques.....	96
4.5 Analyse des performances des détecteurs CFAR.....	99
4.6 Conclusion.....	117

4.1 Introduction

Dans un récepteur radar classique, l'écho de retour est reçu par l'antenne, amplifié, mélangé pour abaisser sa fréquence puis passé dans un détecteur pour séparer l'enveloppe du signal utile. La puissance de l'écho reçu contient à la fois le signal désiré de l'écho et des signaux non désirés comme le bruit du récepteur (bruit thermique), du clutter et des interférences électromagnétiques (cibles secondaires et bord de clutter).

L'avènement des détecteurs modernes CFAR fait remédier les problèmes d'augmentation du nombre de fausses alarmes lors du fonctionnement en temps réel des détecteurs à seuil fixe. Le rôle de l'algorithme CFAR consiste à déterminer le seuil de puissance au-dessus duquel chaque écho reçu peut être considéré comme venant

vraisemblablement d'une cible réelle. Si le seuil est trop bas, on détecte plus de cibles mais on augmente le nombre de fausses alertes. Inversement, si le seuil est trop élevé, on a moins de fausses alertes mais on détecte moins de cibles probables. Dans la plupart des cas, le seuil est choisi pour être compatible soit avec un taux déterminé de fausses alertes, soit pour un temps entre deux fausses alertes.

En détection de cible radar dans un environnement marin, des détecteurs paramétriques et non-paramétriques CFAR pour un clutter Weibull ont été mis au point pour garantir la propriété CFAR [R. Ravid, N. Levanon, 1992] [G.V. Weinberg, 2017]. Des fois, les performances des algorithmes CFAR sont évaluées par la perte CFAR (CFAR loss) par rapport au détecteur idéal ou optimal qui utilise un seuil connu et constant. Dans un environnement de clutter homogène, le détecteur logt-CFAR a été développé pour un clutter Weibull et log-normal [G.B. Goldstein, 1972]. La statistique de ce test est indépendante des paramètres de clutter et convient aux échantillons de clutter iid. Afin d'améliorer la perte CFAR due à la présence de cibles interférentes dans la fenêtre de référence, le détecteur WH-CFAR (Weber/hykin) est formé par une statistique à deux ordres [P. Weber, S. Haykin, 1985]. Dans ce contexte, Weinberg et al [G.V. Weinberg, 2017] ont développé récemment de nouveaux processus CFAR non-cohérents fonctionnant dans des situations homogènes et non-homogènes. Sous l'hypothèse de distributions invariantes en échelle et en puissance (SPI : Scale and power invariant distributions), les détecteurs GMOS, TMOS et IE ont été proposés. Ces détecteurs CFAR assurent la propriété CFAR en environnement homogène et qui nécessite aucune connaissance *a priori* des paramètres de la distribution Weibull.

Ce chapitre présente en premier temps la description de l'architecture de la détection CFAR. Ensuite, les règles de décision des détecteurs non-paramétrique et paramétrique nommés logt-CFAR, GMOS-CFAR, TMOS-CFAR, IE-CFAR, GM-CFAR, OS-CFAR et CA-CFAR sont présentées. Pour un clutter de distributions Weibull, log-normal et K , les performances de ces algorithmes sont analysés pour des environnements homogène et non-homogène causé par la présence de cibles interférentes et bord de clutter.

4. 2 Architecture de la détection adaptative CFAR

Depuis quelques décennies, l'un des principaux avancements technologiques qu'a connu le radar était la détection automatique à distance de cibles (la télédétection), qui permet une découverte sans l'intervention humaine. D'ailleurs, la télédétection n'a été possible sans le développement des calculateurs et des techniques du traitement de signal. Comme le signal

de la cible s'accompagne souvent du clutter, le détecteur classique à seuil fixe, provoque très éventuellement une augmentation considérable dans la probabilité de fausse alarme, ce qui est intolérable pour une bonne détection et donne lieu à de graves erreurs. Alors, les détecteurs à seuils fixes ne permettent pas de garantir le maintien d'un taux de fausse alarme constant et par conséquent en gendre une dégradation des performances de détection. De ce fait, les détecteurs adaptatifs sont utilisés dans le but de maintenir la propriété CFAR. L'architecture générale d'un détecteur CFAR est représentée dans la [Figure 4.1](#). Cette détection par le principe CFAR fait référence à une forme moderne d'algorithme adaptatif utilisée dans les radars pour isoler le signal retour d'une cible d'un bruit de fond important (clutter), de brouillage et d'interférences. Dans la plupart des systèmes de détection CFAR à seuil variable, le seuil est calculé en fonction de l'estimé du niveau ou de la puissance du clutter autour de la cellule testée. Pour cela, on prend une série de cellules autour de la cellule sous test (CUT) et on calcule le niveau moyen de puissance. Pour éviter que les résultats soient faussés par la puissance reçue dans la CUT, on élimine du calcul les cellules immédiatement adjacentes appelées cellules de garde. Une cible est considérée présente dans la CUT si son signal est à la fois supérieur aux cellules adjacentes et au niveau pondéré de la puissance moyenne calculée. Ce système de calcul assez simple s'appelle CA-CFAR [[H. M. Fimm, R. S. Johnson, 1968](#)]. D'autres systèmes sont basés sur le calcul de moyennes respectivement pour les cellules situées à droite et à gauche de la CUT considérée (détecteurs GO-CFAR et SO-CFAR). Les valeurs les plus hautes et les plus basses sont intégrées respectivement pour permettre d'améliorer la détection dans le cas où on se trouve à proximité d'une source de brouillage [[V. G. Hansen, J. H. Sawyers, 1980](#)]. Un autre aspect de la détection CFAR est basé sur l'utilisation d'une partie des cellules ordonnées afin de minimiser l'erreur d'estimation de la puissance du bruit en présences des cibles interférentes (détecteurs OS-CFAR, CMLD-CFAR et TM-CFAR) [[H. Rohling, 1983](#)] [[A. Mezache, 2007](#)]. Il existe des algorithmes plus sophistiqués qui permettent d'adapter automatiquement le seuil de détection en intégrant de façon rigoureuse les statistiques de l'espace dans lequel la cible doit être détectée. Comme montré dans la [Figure. 4. 1](#), le signal reçu est échantillonné en distance. Ce dernier est envoyé dans un registre à décalage pour former l'ensemble des cellules de référence. La détection se fait à travers une comparaison du signal contenu dans la CUT et le seuil adaptatif T obtenu selon le niveau de clutter Q calculé à partir des cellules de référence et un facteur multiplicative τ permettant de garantir le maintien de la P_{FA} de consigne.

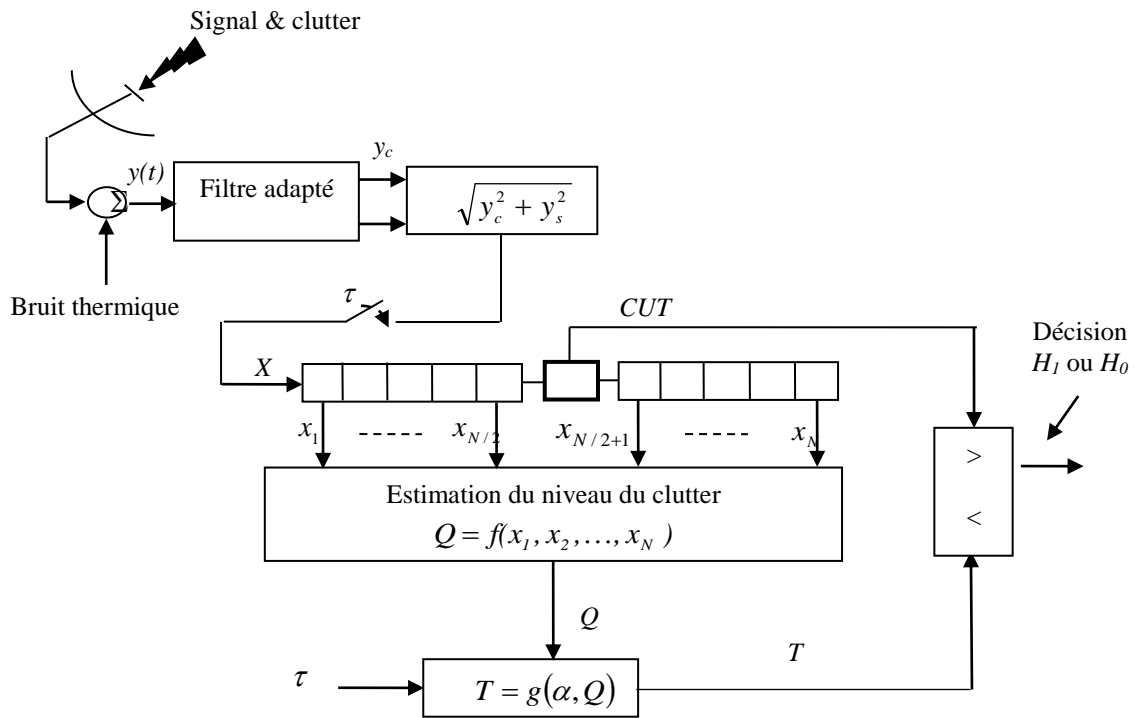


Figure 4. 1 : Principe de la détection adaptative CFAR

4. 3 Détecteurs CFAR non-paramétriques

Les performances de la détection des cibles sont dégradées si le modèle choisi du clutter est erroné. En pratique, le clutter est classé en deux classes; clutter Gaussien et clutter non-Gaussien. La détection en environnement non-Gaussien est très compliquée par rapport au cas du clutter Gaussien. Ceci est dû aux difficultés mathématiques lors du calcul des probabilités de fausse alarme et de la détection. Le radar doit alors adapter son seuil de détection selon l'environnement où le clutter doit avoir un modèle approprié. De nombreux auteurs se sont intéressés au comportement d'une autre classe de détecteurs en présence de clutter non-Gaussien [A. Jakubiak, 1983]. Les procédures de détection ainsi proposées sont principalement basées sur des tests statistiques non-paramétriques et paramétriques [A. Bentoumi, A. Mezache, 2018]. Dans le cas de la détection dans un environnement marin Figure. 4. 2, diverses techniques CFAR, issues d'un traitement non-cohérent sur les données radar, sont pour la plupart non-paramétriques.

Avant de présenter les différents tests statistiques non-paramétriques liés à la distribution Weibull du clutter, la variable aléatoire (l'enveloppe du signal), X est un membre de classe de distribution d'échelle et de puissance invariants. Si le test statistique de la détection CFAR est écrit par $T(X_0, X_1, \dots, X_N)$, où X_0 est la cellule de test (CUT) et $(X_1, X_2, \dots,$

X_N) sont les cellules de référence (données secondaires), la règle de décision générale est donnée par:

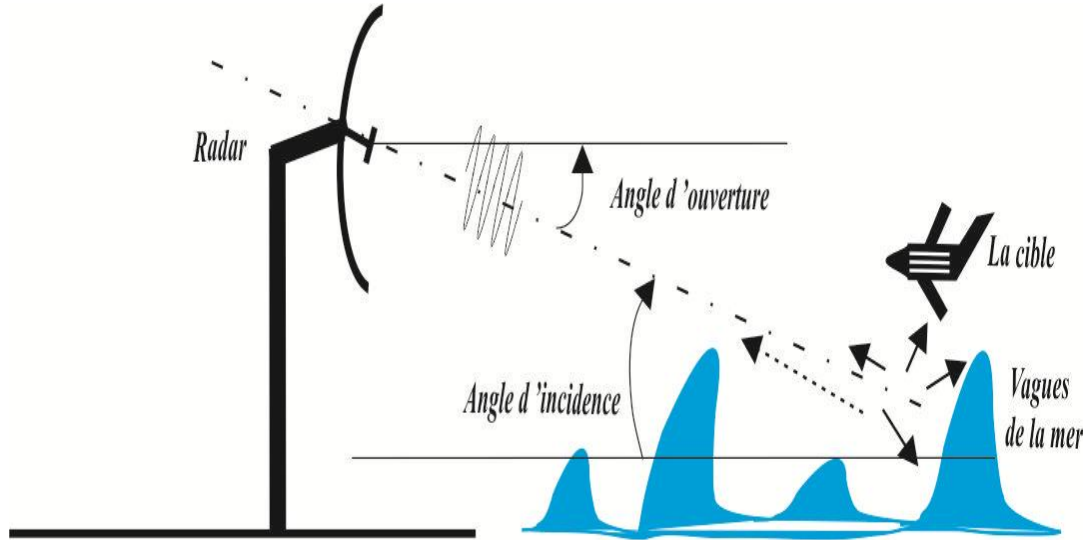


Figure 4. 2 : Détection radar dans un clutter de mer de nature non-Gaussienne

$$T(X_0, X_1, \dots, X_N) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \tau \tag{4.1}$$

où τ est le facteur d'échelle qui dépend de la valeur désirée de la P_{FA} , N est la taille des échantillons.

Lorsque le modèle de clutter appartient aux membres de classe de distributions d'échelle et de puissance invariante, il a été démontré dans [G. V. Weinberg, *et al*, 2018] que le seuil de détection adaptatif peut se formuler sous une forme générale de test d'hypothèses suivante:

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} h(x_1, x_2, \dots, x_N) e^{\tau g\left(\log\left(\frac{x_1}{h(x_1, x_2, \dots, x_N)}\right), \dots, \log\left(\frac{x_N}{h(x_1, x_2, \dots, x_N)}\right)\right)} \tag{4.2}$$

où $h(\cdot)$ est une fonction non-négative et $g(\cdot)$ est la fonction générique de la mesure du clutter qui est supposée d'être échelle et puissance invariants i.e., $g(\lambda x_1, \lambda x_2, \dots, \lambda x_N) = \lambda g(x_1, x_2, \dots, x_N)$. La propriété CFAR complète est obtenue en spécifiant les expressions adéquates de h et g . En se basant sur (4.2), trois détecteurs CFAR

ont été introduits pour un clutter Weibull à savoir les détecteurs GMOS-CFAR, TMOS-CFAR et IE-CFAR [G. V. Weinberg, *et al*, 2018].

4. 3. 1 Détecteur logt-CFAR

Goldstein a proposé un détecteur automatique appelé logt-CFAR dans un clutter de distributions log-normal et Weibull [G.B. Goldstein, 1972]. Ce dernier maintient la propriété CFAR où le nombre de fausses alarmes reste constant au cours du fonctionnement réel du radar. Ce test statistique est donnée par :

$$\log(X_0) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \log\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i\right) + \hat{\sigma}\tau \quad (4.3)$$

où $\hat{\sigma}$ est l'estimé de l'écart-type de la variable aléatoire $\log(X)$.

4. 3. 2 Détecteur GMOS-CFAR

Avec le choix de la fonction, $h(x_1, x_2, \dots, x_N) = x_{(K)}$ (i.e., la statistique d'ordre K) et la fonction, $g(x_1, x_2, \dots, x_N) = \sum_{j=1}^N x_j$, le détecteur de (4.2) devient :

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} X_{(K)}^{1-N\tau} \prod_{i=1}^N X_i^\tau \quad (4.4)$$

où K est le rang de la cellule ordonnée $X_{(K)}$. Pour $K=1$, ce détecteur a la même forme à celle du détecteur CFAR développé dans le cas du clutter de distribution Pareto type I [G. V. Weinberg, *et al*, 2018].

4. 3. 3 Détecteur TMOS-CFAR

La moyenne géométrique ajustée (Trimmed geometric mean) de la statistique d'ordre est considérée quand, $h(x_1, x_2, \dots, x_N) = \left(\prod_{i \in \mathcal{X}} x_{(i)}\right)^{\frac{1}{\|\mathcal{X}\|}}$ où $\mathcal{X} \subset \{1, 2, \dots, N\}$, et $\|\mathcal{X}\|$ est la cardinalité de \mathcal{X} (nombre d'éléments de l'ensemble). Avec ce choix de la fonction h et la fonction $g = X_{(K)}$, le détecteur TMOS-CFAR est obtenu à partir de (4.2) comme:

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} X_{(K)}^\tau \left(\prod_{i \in \mathcal{X}} X_{(i)}\right)^{\frac{1-\tau}{\|\mathcal{X}\|}} \quad (4.5)$$

4.3.4 Détecteur IE-CFAR

Dans ce détecteur, la fonction g est sélectionnée comme la somme et h est choisi comme, $h(x_1, x_2, \dots, x_N) = \left(\prod_{i \in \mathcal{Z}} x_{(i)} \right)^{\frac{1}{\|\mathcal{Z}\|}}$. Le fait que, $\sum_{i=1}^N x_i = \sum_{i=1}^N x_{(i)}$, la règle de décision équivalente de (4.2) sera :

$$X_0 \underset{H_0}{>} \left(\prod_{i \in \mathcal{Z}} X_{(i)} \right)^{\frac{1-N\tau+\|\mathcal{Z}\|\tau}{\|\mathcal{Z}\|}} \left(\prod_{i \notin \mathcal{Z}} X_{(i)} \right)^\tau \tag{4.6}$$

Le schéma de la **Figure 4.3** résume les détecteurs CFAR donnés par (4.3)-(4.6).

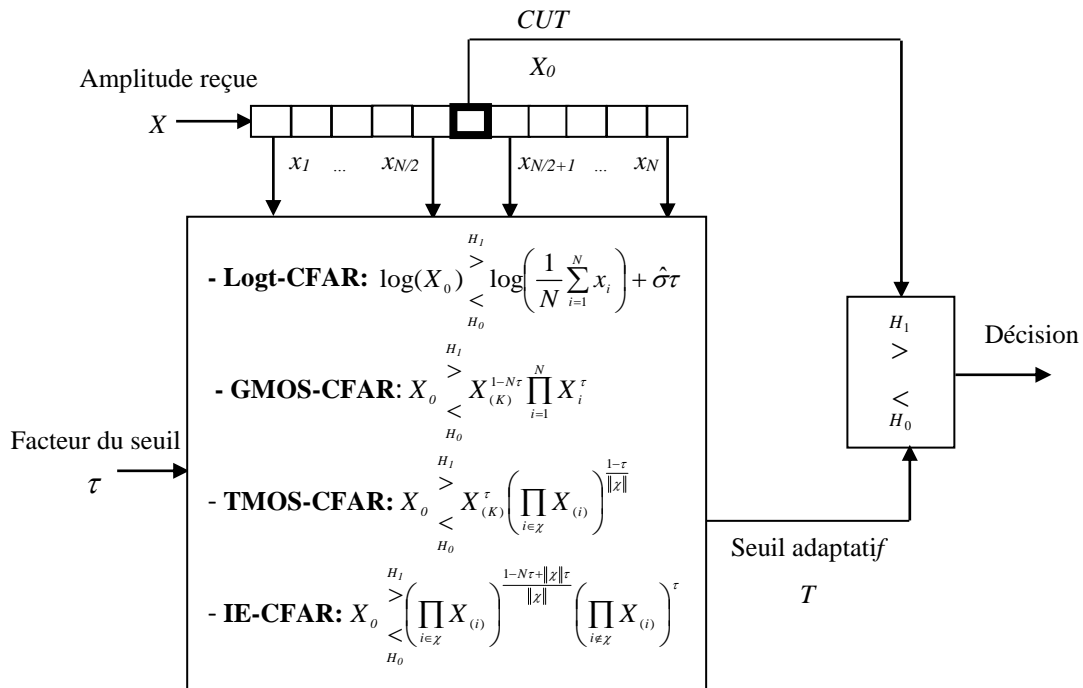


Figure 4.3 : Schéma block des détecteurs CFAR non-paramétriques pour un clutter Weibull et log-normal.

4. 4 Détecteurs CFAR paramétriques

Dans ce genre de détecteurs CFAR, la probabilité de fausse alarme dépend d'un ou plusieurs paramètres de la distribution du clutter. Les tests statistiques reliés au cas des détecteurs CFAR fonctionnant dans un clutter non-Gaussien peuvent être s'exprimés en fonction des paramètres réels du clutter (cas du clutter Pareto type II et K distribué). Ces paramètres ne peuvent pas être estimés à partir d'un nombre insuffisant d'échantillons qui ne dépasse pas en générale 64. En effet, le problème de la détection CFAR non-cohérente en présence du clutter de distributions K et CG-IG n'est pas encore résolut avec des paramètres d'échelle et de forme inconnus. Récemment, G. V. Weinberg a proposé un détecteur CFAR construit à partir du théorème de Bayes en présence du clutter Pareto type II homogène [G.V. Weinberg, 2019].

4. 4. 1 Cas du clutter Pareto type II

Dans le but de développer des détecteurs CFAR opérant dans un clutter Pareto type II, la transformation donnée dans (4.2) peut être aussi utilisée [G. V. Weinberg, 2017]. La CDF du clutter Pareto type II pour la variable aléatoire X est donnée par

$$F_X(t) = Pr(X \leq t) = 1 - \left(\frac{\beta}{t + \beta} \right)^\alpha \quad t \geq 0 \quad (4.7)$$

où t est le seuil de détection. La fonction inverse de (4.7) devient $F_X^{-1}(t) = Pr(X \leq t) = \beta(1-t)^{-1/\alpha} - \beta$ qui donne $H(t) = \beta(e^t - 1)$ et donc $H^{-1}(t) = \log(1 + t/\beta)$. La règle de décision pour ce détecteur est

$$\log\left(1 + \frac{X_0}{\beta}\right) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \tau g\left(\log\left(1 + \frac{X_1}{\beta}\right), \dots, \log\left(1 + \frac{X_N}{\beta}\right)\right) \quad (4.8)$$

La fonction g doit avoir la caractéristique échelle-invariante comme le cas de clutter Pareto type I. La même relation entre la P_{FA} et le multiplicateur du seuil τ est obtenue comme le cas du clutter de distribution exponentielle (clutter Gaussien) ou Pareto type I. Avec le choix de la fonction g comme une somme (cas du clutter homogène), la première règle de décision de (4.8) devient

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \beta \left(\prod_{n=1}^N (1 + x_n / \beta)^\tau - 1 \right) \quad (4.9)$$

où $\tau = (P_{PFA})^{-1/N} - 1$.

La deuxième règle de décision est basée sur la sélection de la fonction g par la $K^{\text{ème}}$ statistique d'ordre. Comme la fonction logarithmique est croissante et son argument dans le clutter donné par (4.8) démarre par l'unité. Prenant le $K^{\text{ème}}$ échantillon classé $\log(1 + x_{(K)} / \beta)$ dans le détecteur (4.8), (4.8) est simplifiée par

$$X_0 \underset{H_0}{>} \beta \left((1 + x_{(K)} / \beta)^\tau - 1 \right) \quad (4.10)$$

où τ est déterminé par l'inversion de l'équation de la P_{FA} suivante

$$P_{FA} = \frac{N!}{(N-K)!} \frac{\Gamma(\tau + N - J + 1)}{\Gamma(\tau + N + 1)} \quad (4.11)$$

En remarquant que les détecteurs donnés par (4.9) et (4.10) exigent la connaissance *a priori* de β , mais ils maintiennent la propriété CFAR par rapport à α .

4. 4. 2 Cas du clutter K -distribué

Un radar opérant dans un clutter de mer doit avoir une adaptation continue du seuil de détection afin de maintenir le caractère CFAR en fonction de plusieurs conditions et surtout quand les statistiques fluctuent selon d'autres distributions telles que le modèle K , CG-IG, ...etc. Avec la composante speckle, $p(x|y) = \frac{1}{y} \exp\left(-\frac{x}{y}\right)$ et la composante texture

$p(y) = \frac{b^\nu}{\Gamma(\nu)} y^{\nu-1} \exp(-by)$, la distribution K composée est donnée par

$$p(x) = \int_0^{+\infty} p(x|y)p(y)dy \quad (4.12)$$

$$= \frac{2b^{\frac{\nu+1}{2}}}{\Gamma(\nu)} x^{\frac{\nu-1}{2}} K_{\nu-1}(2\sqrt{bx})$$

où b est le paramètre d'échelle, ν le paramètre de forme, $K_{\nu-1}(\cdot)$ la fonction de Bessel modifiée d'ordre $\nu - 1$. La CDF du clutter K pour la variable aléatoire X est donnée par

$$F_X(\tau) = 1 - \frac{2}{\Gamma(\nu)} (\tau\nu)^{\nu/2} K_\nu(2\sqrt{\tau\nu}) \quad \tau \geq 0 \quad (4.13)$$

où $\tau = bt / \nu$ et t est le seuil de détection.

Le seuil est obtenu à partir du niveau moyen modifié par le multiplicateur, τ . La valeur approprié de ce dernier dépend des statistiques du clutter est doit être estimer d'une manière indépendante. L'algorithme CA-CFAR est utilisé pour estimer le niveau moyen inconnu du clutter. Dans le cas du clutter homogène, la règle de décision est donnée par

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \tau \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n \quad (4.14)$$

Cette estimation provoque une erreur due à l'utilisation de N échantillons. En présence de cibles secondaires, la règle de décision est formée à l'aide du $K^{\text{ème}}$ échantillon ordonné. C'est la cas du détecteur OS-CFAR

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \tau \cdot x_{(K)} \quad (4.15)$$

Les détecteurs donnés par (4.14) et (4.15) n'assurent pas la propriété CFAR quand ν varie. Le schéma de la **Figure. 4.4** résume les détecteurs CFAR donnés par (4.9), (4.10), (4.14) et (4.15).

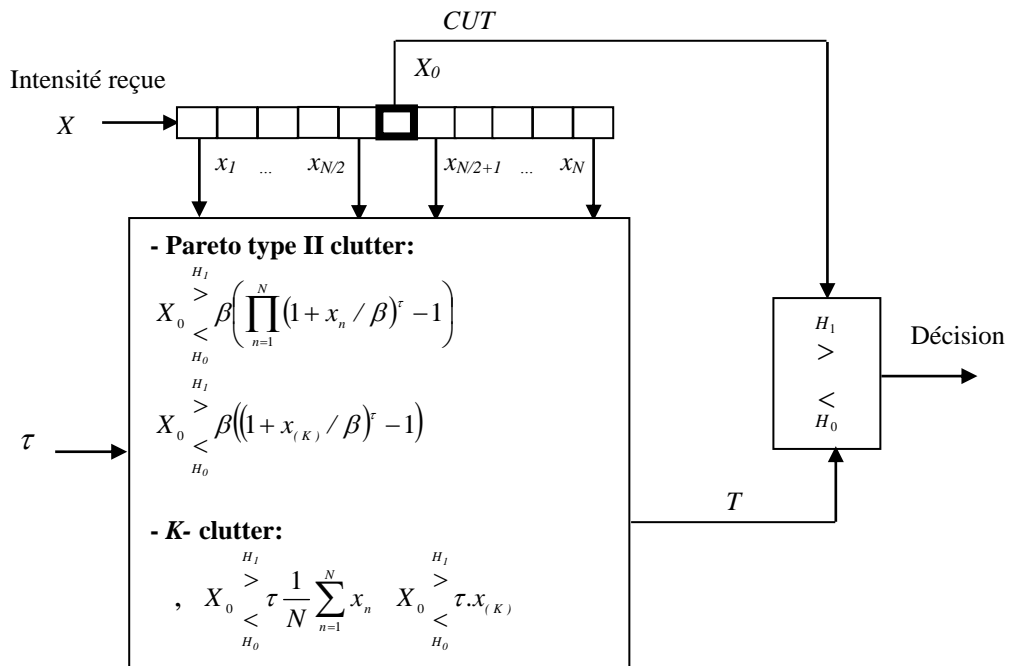


Figure 4. 4 : Schéma block des détecteurs CFAR paramétriques Pour un clutter Pareto type II et K -distribué.

4.5 Analyse des performances des détecteurs CFAR

La conception d'un système radar performant et robuste repose essentiellement sur la connaissance exacte des modèles statistiques du clutter et des cibles où l'opération de la détection est effectuée. Une modélisation adéquate du clutter est donc exigée afin de garantir une détection fiable. Dans les détecteurs CFAR, la distribution du clutter est considérée comme un élément fondamental dans la construction du seuil adaptatif ainsi que les expressions des probabilités de fausse alarme et de détection. Parmi les modèles non-Gaussiens les plus utilisés dans la détection radar jusqu'à ce jour et sur lequel nous allons travailler sont les distributions Weibull, log-normal et K .

L'étude de robustesse des détecteurs CFAR en fonction des paramètres des distributions du clutter, présence de cibles interférentes et présence de bord de clutter est une tâche primordiale dans l'analyse et le choix adéquat des détecteurs CFAR considérés. Le but de cette section est donc d'étudier les performances des algorithmes logt-CFAR, GMOS-CFAR, TMOS-CFAR et IE-CFAR en présence d'un clutter de distributions Weibull, log-normal ou K . Pour se faire, un nombre fini d'échantillons est fixé à $N = 32$ pour examiner la dépendance de la probabilité de fausse alarme sur les paramètres du clutter. Ceci est accompli via la méthode de simulations Monte-Carlo qui utilise n tests statistiques indépendants où $n=100/P_{FA}$ (P_{FA} est la probabilité de fausse alarme désirée). On suppose que la cible et les cibles interférentes fluctuent selon le modèle de Swerling 1 comme donné dans le Chapitre 1.

Par la suite, aucune méthode d'estimation des paramètres des distributions Weibull, log-normal et K n'est effectuée. Les seuils des détecteurs cités ci-dessus sont calculés directement à partir des échantillons non-ordonnés (i.e., x_1, \dots, x_N), ordonnés (i.e., $x_{(1)}, \dots, x_{(K)}, \dots, x_{(N)}$) et le facteur τ . Notant que ces détecteurs CFAR sont utiles pour la détection des cibles qui se déplacent au-dessus des surfaces de la mer et du sol. Dans certain cas, le comportement du clutter est pointu (spiky clutter) et possède des distributions à queues lourdes (heavy tailed models). Une série de tests va examiner pour confirmer l'efficacité des détecteurs présentés dans la Section précédente dans des situations de clutter homogène et non-homogène. Nous allons évaluer les performances des détecteurs proposées à travers des comparaisons successives en fonction des conditions de fonctionnement du radar. En général, l'étude de n'importe quel détecteur CFAR repose sur les points suivants :

- Etude en environnement homogène (les échantillons sont iid en changeant uniquement les valeurs de paramètres des distributions du clutter).

- Etude en environnement non-homogène causé par la présence de cibles interférentes (injection d'un certain nombre de cibles secondaires dans les cellules de référence).
- Etude en environnement non-homogène causé par la présence du bord de clutter (injection du clutter de puissance différente dans un certain nombre de cellules de référence).

4. 5. 1 Détection CFAR en environnement homogène

Dans le cas du clutter Weibull distribué, les résultats de la P_{FA} par rapport au facteur d'échelle sont simulés et présentés dans la **Figure 4.5** pour différentes valeurs du paramètre de forme, $c=0.1, 0.5, 1, 2$. La puissance du clutter est normalisée à 1 de telle sorte que le paramètre d'échelle vaut $b = \sqrt{\Gamma(1 + 2/c)}$. La matrice des échantillons, $x_{ij}, i=1, \dots, n$ et $j=1, \dots, N + 1$ est générée par la fonction Matlab suivante :

$$x = \text{weibrnd}(b^{-c}, c, n, N + 1) \tag{4.16}$$

D'après ces résultats illustrés, il est clairement observé que toutes les courbes des P_{FA} sont confondues qui indiquent que tous les détecteurs logt-CFAR, GMOS-CFAR, TMOS-CFAR et IE-CFAR ont la propriété complète CFAR. Autrement dit, la robustesse est assurée en dépit de variations des paramètres ou des statistiques du clutter Weibull. En fixant la valeur désirée de la $P_{FA} = 10^{-3}$, la **Table. 4. 1** montre la valeur correspondante du facteur de seuil de détection, $\tau_i, i=1, \dots, 4$ associée pour chaque détecteur CFAR.

Pour le cas du clutter log-normal, on répète la même procédure de simulations. La commande Matlab pour l'obtention des sorties des cellules de référence est donnée par,

$$x = \text{lognrnd}(\mu, \sigma, n, N + 1) \tag{4.17}$$

Comme montré dans la **Figure. 4. 6**, les détecteurs Logt- GMOS-, TMOS- et IE-CFAR maintiennent aussi le caractère CFAR quand les statistiques du clutter de distribution log-normal avec des paramètres inconnus sont variables. La **Table. 4. 1** donne les valeurs correspondantes des facteurs des seuils des divers algorithmes CFAR avec $P_{FA}=10^{-3}$.

Maintenant, nous étudions la robustesse des détecteurs CFAR en présence du clutter K distribué. Pour cela, on a utilisé la commande Matlab ci-dessous pour avoir des mesures de clutter non-corrélés et indépendants.

$$x = \text{raylrnd}(\sqrt{\text{gamrnd}(v, 1/b, n, N + 1)/2}) \tag{4.18}$$

En comparant avec les Figures 4. 5 et 4. 6, la propriété CFAR illustrée dans la Figure 4. 7 n'est pas maintenue et les performances des détecteurs sont dégradées. Alors, les procédures Logt- GMOS-, TMOS- et IE-CFAR ne s'adaptent pas au clutter K distribué et plus précisément de distributions Gaussiennes composées. Les moyennes des seuils de détection τ_i peuvent être utilisées pour minimiser un petit peu le nombre de fausses alarmes dû aux situations du clutter de mer ou du sol pointu. La Table. 4. 1 montre la moyenne des facteurs des seuils reliée à chaque détecteurs CFAR fonctionnant dans un clutter K distribué.

Table 4. 1 : Valeurs des facteurs d'échelles pour les détecteurs logt-, GMOS-, TMOS- et IE-CFAR en présence du clutter Weibull, log-normal et K avec $P_{FA}=10^{-3}$

Modèle	GMOS-CFAR (dB) τ	TMOS-CFAR (dB) τ	IE-CFAR (dB) τ
Weibull	-11.8	1	-6
log-normal	-11	2.1	-5
K	-13.2	0.66	-7

Afin de tracer les valeurs des probabilités de détection P_D , les facteurs des seuils sont d'abord calculés à partir des Figures. 4. 5, 4. 6 et 4. 7 pour une P_{FA} souhaitée égale à 10^{-3} comme indiqué dans la Table. 4. 1. En général, les performances de détection sont évaluées en fonction du rapport signal-sur-clutter (SCR : Signal-to-Clutter Ratio). Pour le cas du clutter Weibull, le SCR en dBs est donné par

$$SCR_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{A}{b^2 \Gamma(1 + 2/c)} \right) \quad (4.19)$$

où A est la puissance de la cible. Après la fixation du SCR en dBs et pour le cas du clutter Weibull, le vecteur du signal de la cible sachant H_1 est généré par la fonction Matlab suivante :

$$s = raylrnd \left(\sqrt{0.5 SCR . b^2 . \Gamma(1 + 0.5c)}, n, 1 \right) \quad (4.20)$$

Pour le cas du clutter log-normal, le vecteur du signal de la cible sachant H_1 est calculé par

$$s = raylrnd \left(\sqrt{0.5 . SCR . (\exp(2\mu) + 2\sigma^2)}, n, 1 \right) \quad (4.21)$$

Pour le cas du clutter K , le vecteur du signal de la cible sachant H_1 est calculé par

$$s = \text{raylrnd}(\sqrt{0.5 \cdot SCR \cdot \nu / b}, n, 1) \quad (4.22)$$

L'enveloppe du CUT qui forme la somme vectorielle des deux vecteurs x et s est obtenu par

$$CUT = \sqrt{s^2 + x^2 + 2s \cdot x \cdot \cos(2\pi \cdot \text{rand}(n, 1))} \quad (4.23)$$

où x représente le vecteur du clutter.

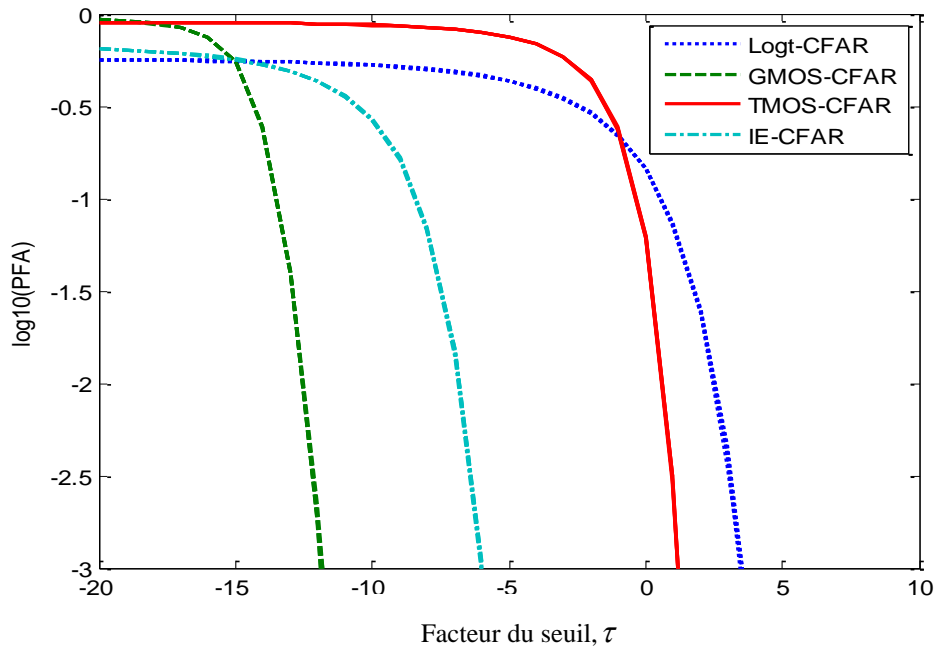


Figure 4. 5 : P_{FA} en fonction du facteur d'échelle dans le cas du clutter Weibull

$$b = \sqrt{\Gamma(1 + 2/c)} \text{ avec } N = 32, c = 0.1, 0.5, 1 \text{ et } 2$$

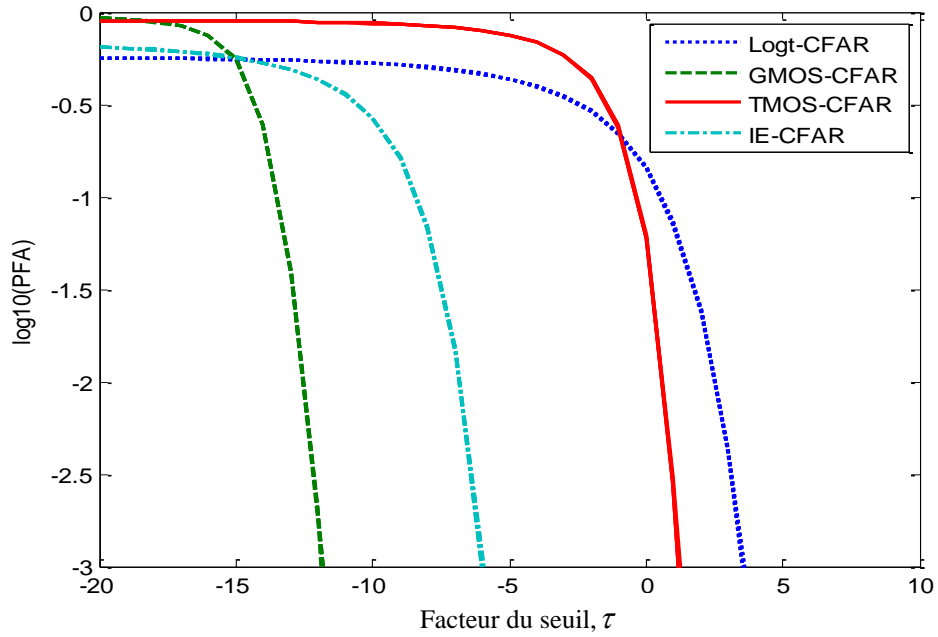


Figure 4. 6 : P_{FA} en fonction du facteur d'échelle pour un clutter log-normal $\mu = -\sigma^2$ et $\sigma = 0.1, 0.5, 1$ et 2 avec $N = 32$,

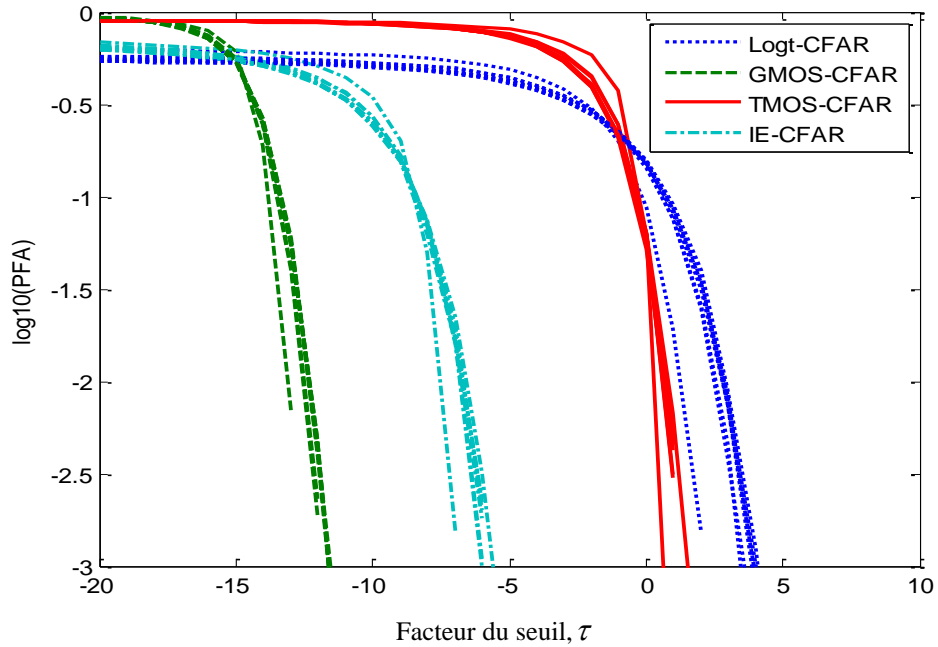


Figure 4. 7 : P_{FA} en fonction du facteur du seuil dans le cas du clutter K et $\nu = 0.1, 0.5, 1$ et 2 avec $N = 32$, $b = 1/\sqrt{\nu}$

Les Figures. 4.8-4.13 illustrent la P_D en fonction du SCR en dB pour un clutter de distributions Weibull et log-normal. On observe que les courbes de la P_D sont des fonctions croissantes en fonction du SCR , puisque le contenu de CUT a des valeurs importantes par rapport aux valeurs du seuil de détection. En outre, on remarque que les détecteurs logt-CFAR et IE-CFAR sont les plus performants. La dégradation de tous les détecteurs CFAR est remarquable quand le paramètre de forme de la distribution Weibull ou l'écart type de la distribution log-normal devient petit. Ce phénomène est réalisé lorsque le clutter devient pointu qui obscurcit la détection des cibles. Les Figures. 4.14-4.16 montrent les changements de la P_D en fonction du SCR dans le cas du clutter K -distribué. Aussi, les performances de détection est directement proportionnelle aux valeurs de ν . Dans cette étude, il n'est pas important de comparer les résultats de la P_D car la propriété CFAR n'est pas assurée par chaque détecteur CFAR.

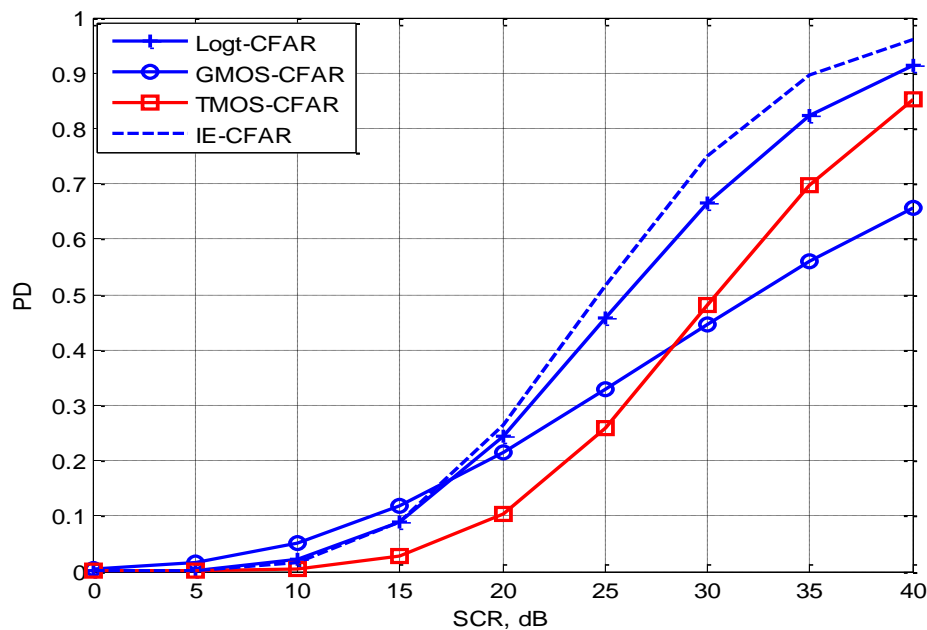


Figure 4. 8 : P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull

avec $N = 32$ et $c = 0.5$

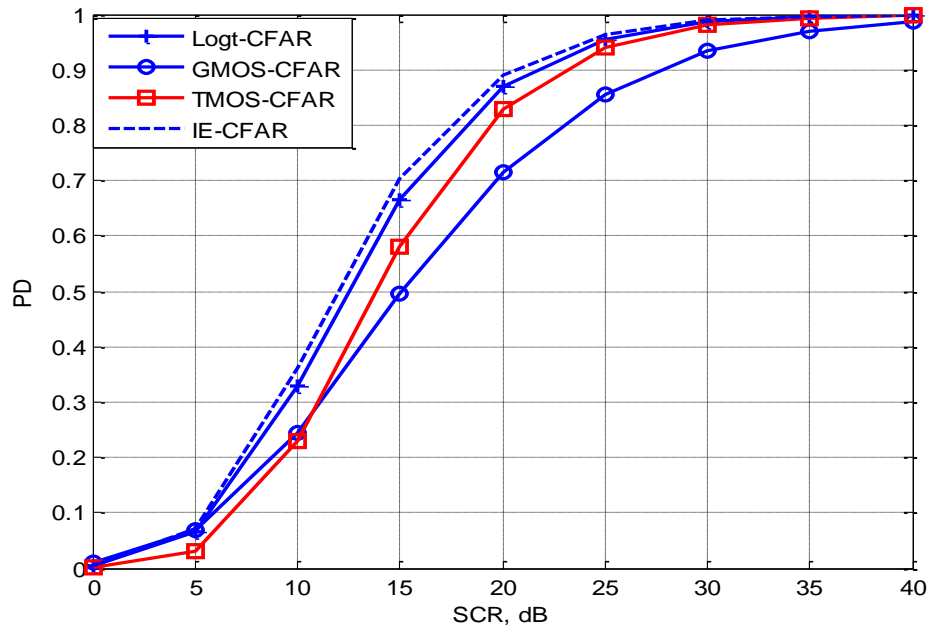


Figure 4. 9 : P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull avec $N = 32$ et $c = 1.5$.

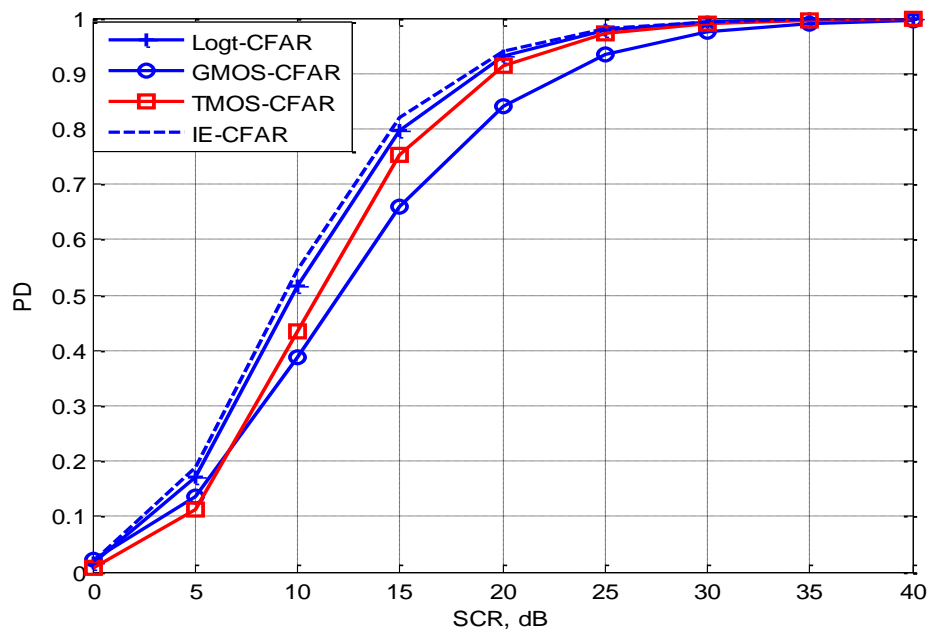


Figure 4. 10 : P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull avec $N = 32$ et $c = 2$.

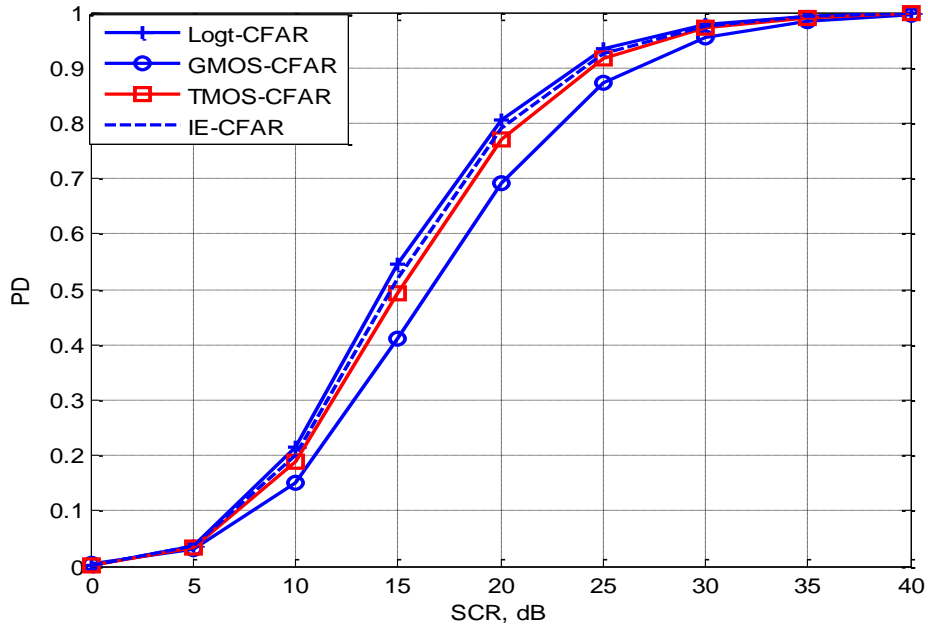


Figure 4.11 : P_D en fonction du SCR pour un clutter log-normal avec $N = 32$ et $\sigma = 0.5$

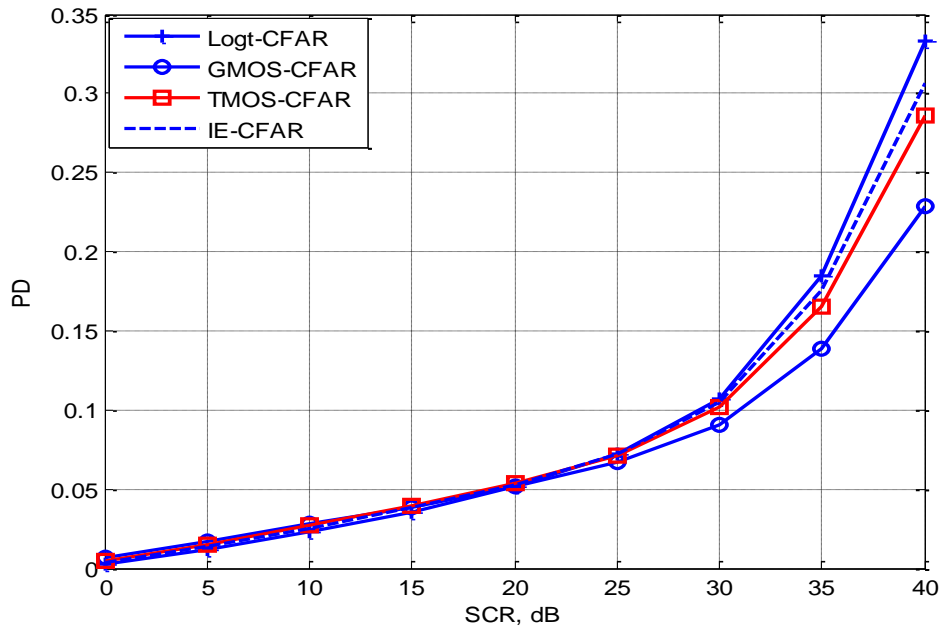


Figure 4.12 : P_D en fonction du SCR pour un clutter log-normal avec, $N = 32$ et $\sigma = 1.5$

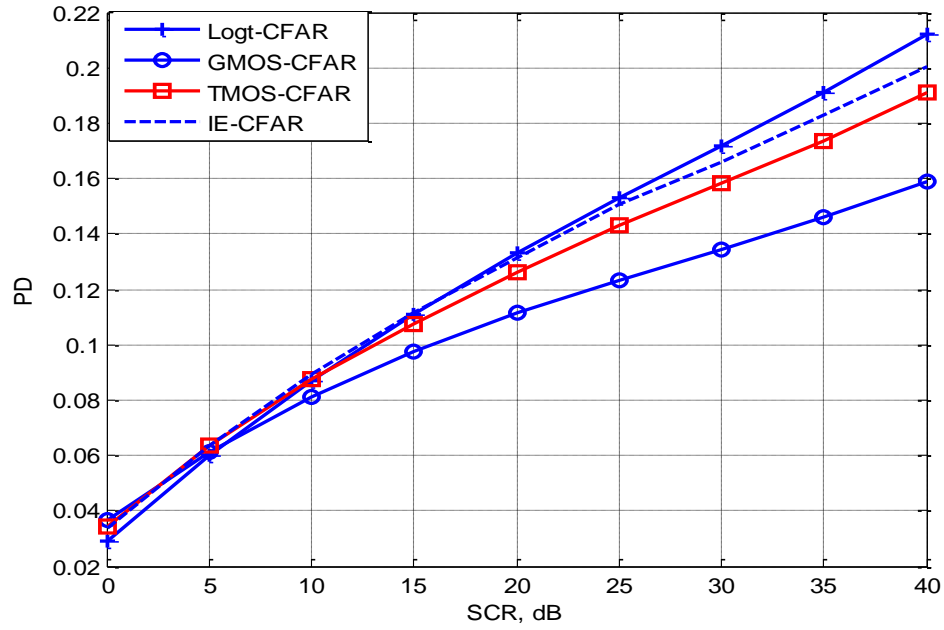


Figure 4.13 : P_D en fonction du SCR pour un clutter log-normal avec $N = 32$ et $\sigma = 2$

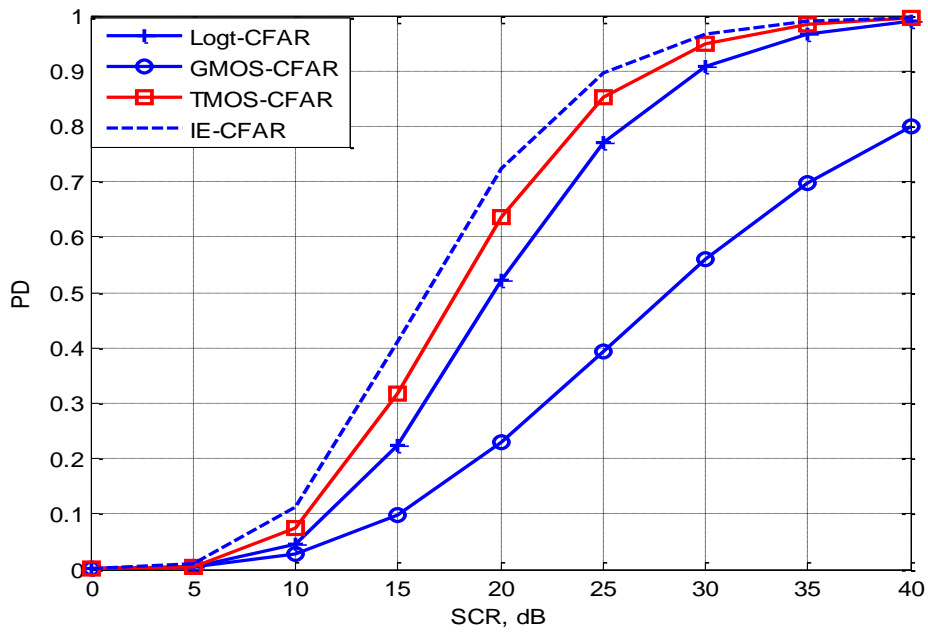


Figure 4.14 : P_D en fonction du SCR pour un clutter K avec $N = 32$ et $\nu = 0.5$

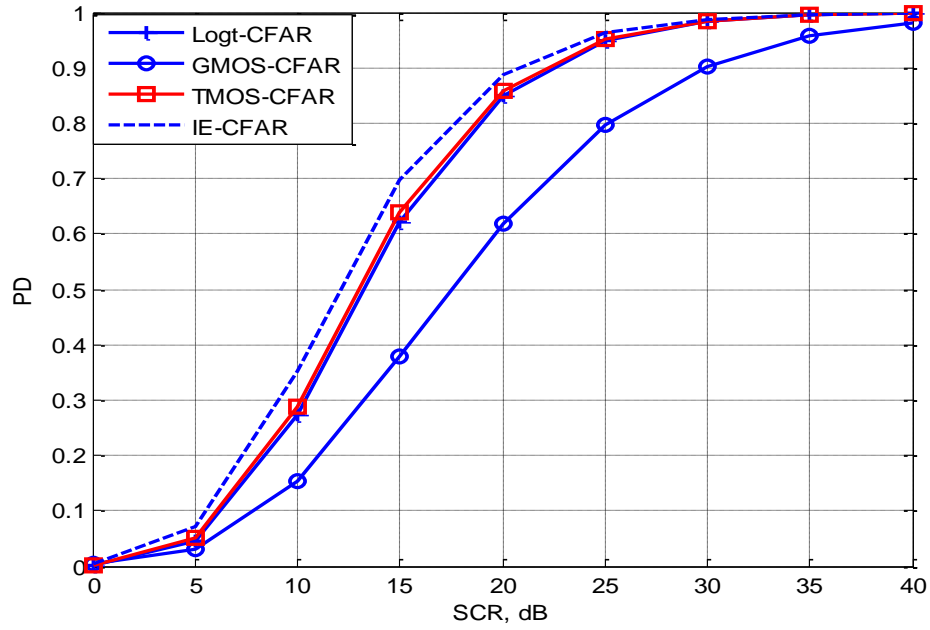


Figure 4. 15 : P_D en fonction du SCR pour un clutter K avec $N = 32$ et $\nu = 1.5$

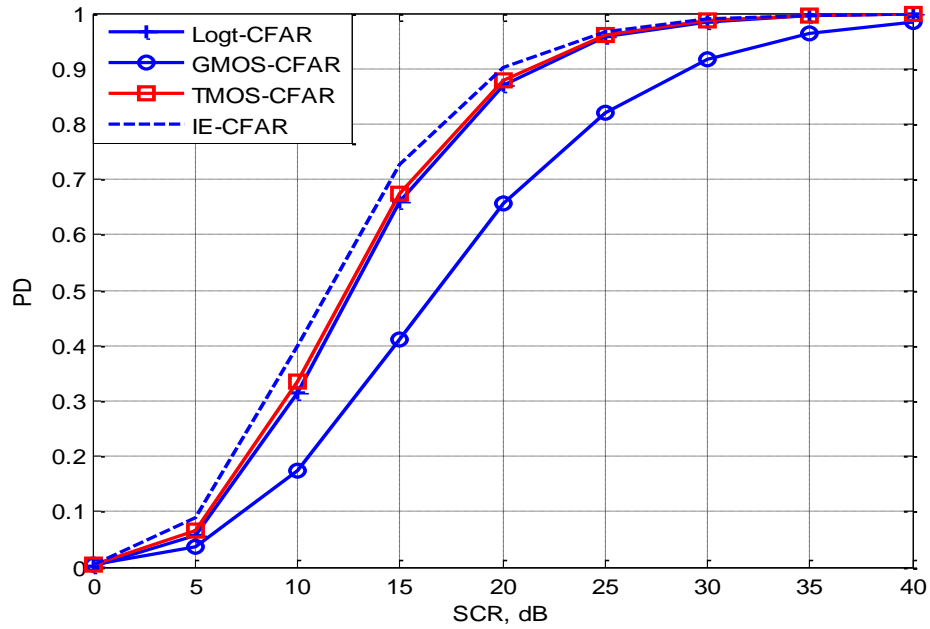


Figure 4. 16 : P_D en fonction du SCR pour un clutter K avec $N = 32$ et $\nu = 2$

4. 5. 2 Détection CFAR en environnement hétérogène (cibles interférentes)

C'est une situation dans laquelle l'environnement contient une ou plusieurs cibles qui apparaissent dans une ou plusieurs cellules de référence. Ces cibles interférentes peuvent être situées en amont ou en aval de CUT. Les performances de détection sont testées en fonction de SCR et du rapport Interférence-sur-clutter (ICR : Interfering-to-Clutter Ratio). Cette situation est connue sous le nom de l'effet de capture (capture effect). L'apparition des cibles interférentes conduit à une augmentation du seuil de détection, ce qui résulte en une dégradation des performances de la détection [M. Barkat, 2005]. Nous supposons également que le signal de la cible interférente s'ajoute de manière cohérente au clutter Weibul, log-normal ou K . Nous définissons alors le rapport ICR comme étant le rapport de la puissance de la cible interférente et celle du clutter.

Les Figures. 4.17- 4.21 présentent les résultats de la P_{FA} en fonction des facteurs des seuils, τ_i pour différentes positions des cibles interférentes avec $ICR = 50\text{dB}$. Quant les cibles secondaires se trouvent dans une demi-fenêtre (amont ou aval), le détecteur TMOS-CFAR est le plus performant. Dans ce cas, le détecteur GMOS-CFAR possède une propriété CFAR acceptable, par contre les détecteurs logt-CFAR et IE-CFAR perdent ses caractères CFAR. Lorsque les cibles interférentes se situent dans les deux cotés de la CUT, tous les détecteurs CFAR s'écartent la valeur souhaitée de la P_{FA} . Prenant les valeurs des seuils de détection dans la Table 4. 1, les Figures. 4.23-4.24 illustrent l'évolution de la P_D en fonction du SCR. Régulièrement, la détection s'améliore quand le SCR augmente pour quelques soit le type d'environnement et le type de détecteur CFAR.

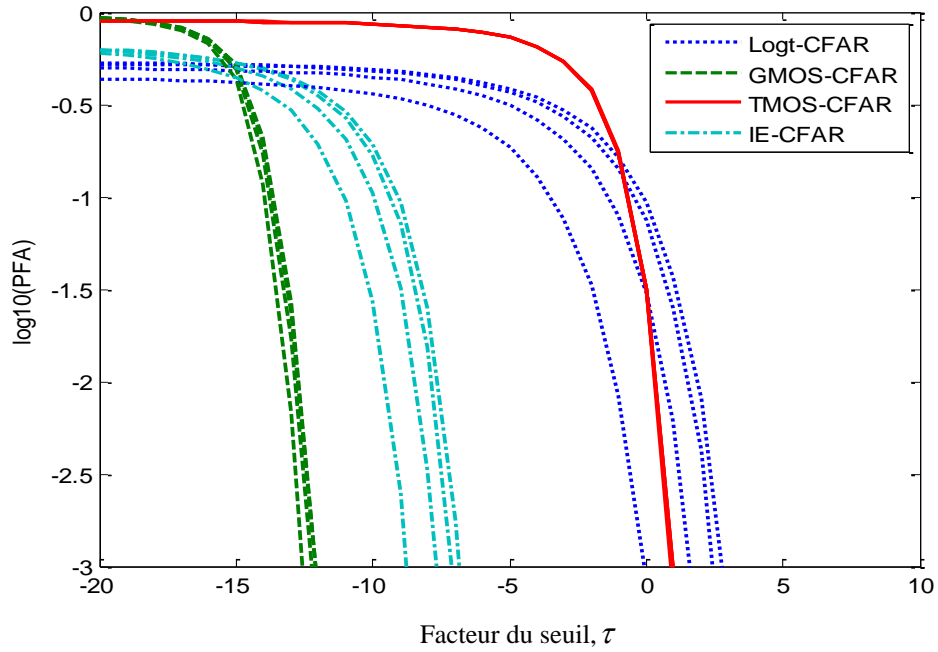


Figure 4. 17 : P_{FA} en fonction du facteur du seuil dans le cas d'un clutter Weibull avec $N = 32$, $c = 0.2, 0.5, 1, 2$, $ICR = 50\text{dB}$ et échantillon $n^\circ = 3$.

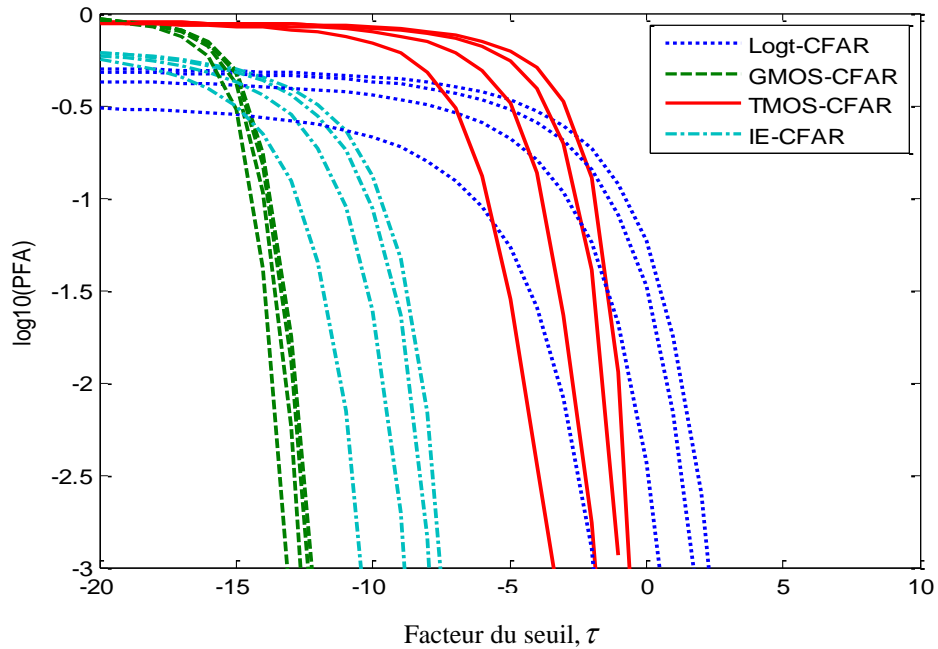


Figure 4. 18 : P_{FA} en fonction du facteur du seuil dans le cas d'un clutter Weibull avec $N = 32$, $c = 0.2, 0.5, 1, 2$, $ICR = 50\text{dB}$ et échantillons $n^\circ = 3$ et 6

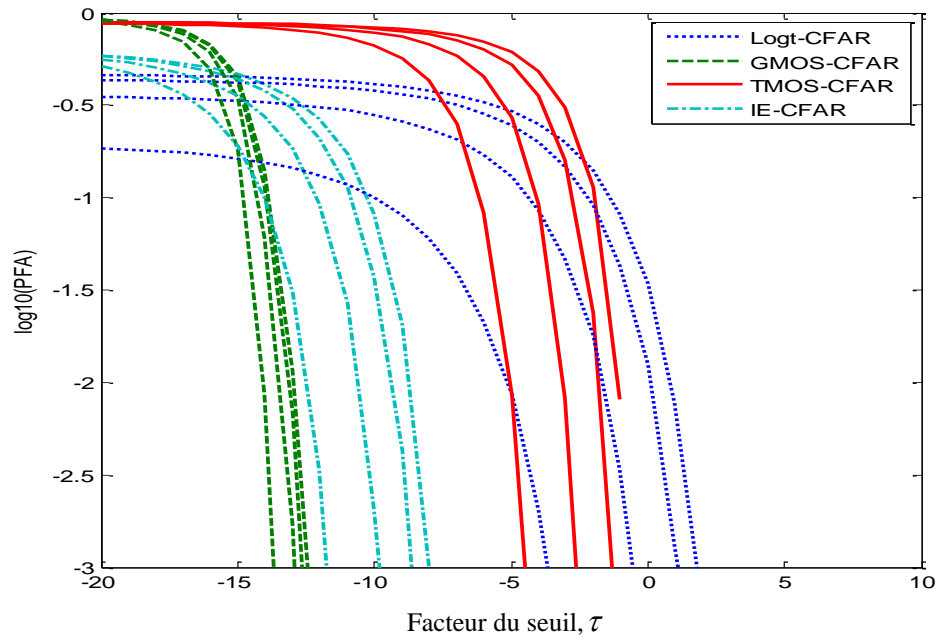


Figure 4.19 : P_{FA} en fonction du facteur du seuil dans le cas d'un clutter Weibull avec $N = 32$, $c = 0.2, 0.5, 1, 2$, $ICR = 50\text{dB}$ et échantillons $n^\circ = 3, 6$ et 22 .

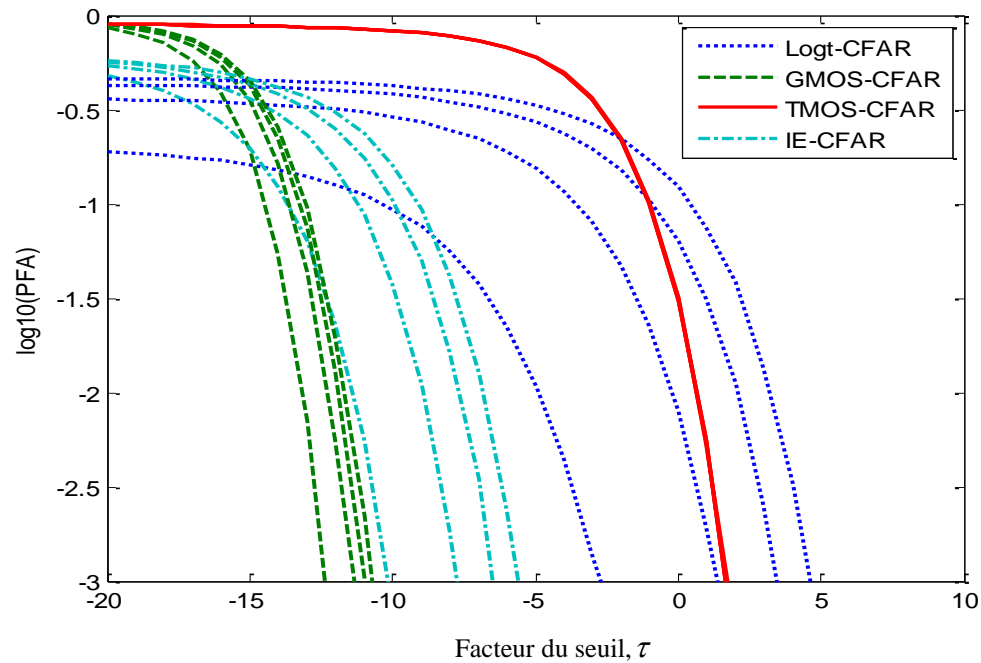


Figure 4.20 : P_{FA} en fonction du facteur du seuil dans le cas d'un clutter log-normal avec $N = 32$, $\sigma = 0.2, 0.5, 1$ et 2 , $ICR = 50\text{dB}$ et échantillon $n^\circ = 3$.

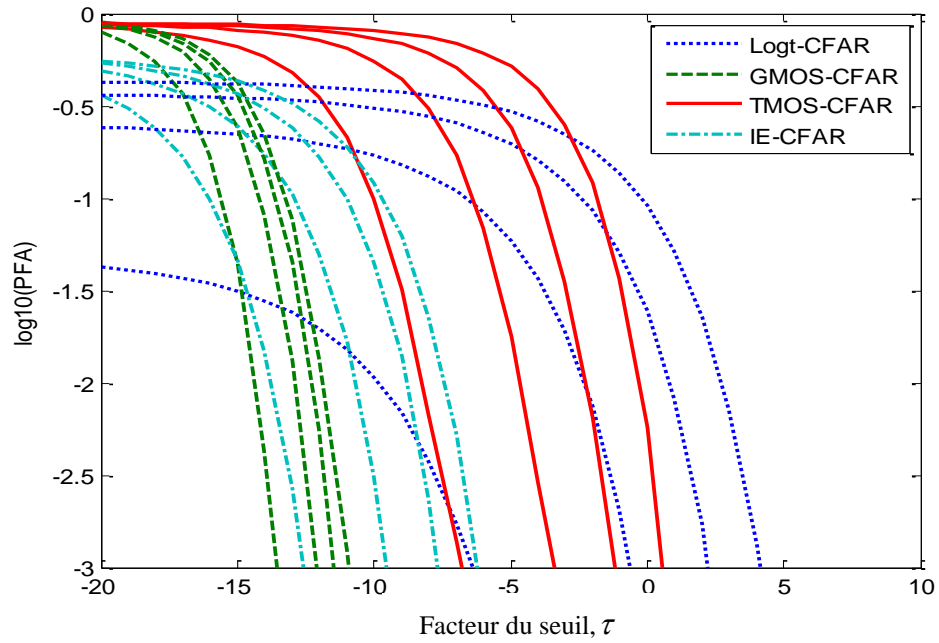


Figure 4. 21 : P_{FA} en fonction du facteur du seuil dans le cas d'un clutter log-normal avec $N = 32$, $\sigma = 0.2, 0.5, 1$ et 2 , $ICR = 50\text{dB}$ et échantillons $n^\circ = 3$ et 6 .

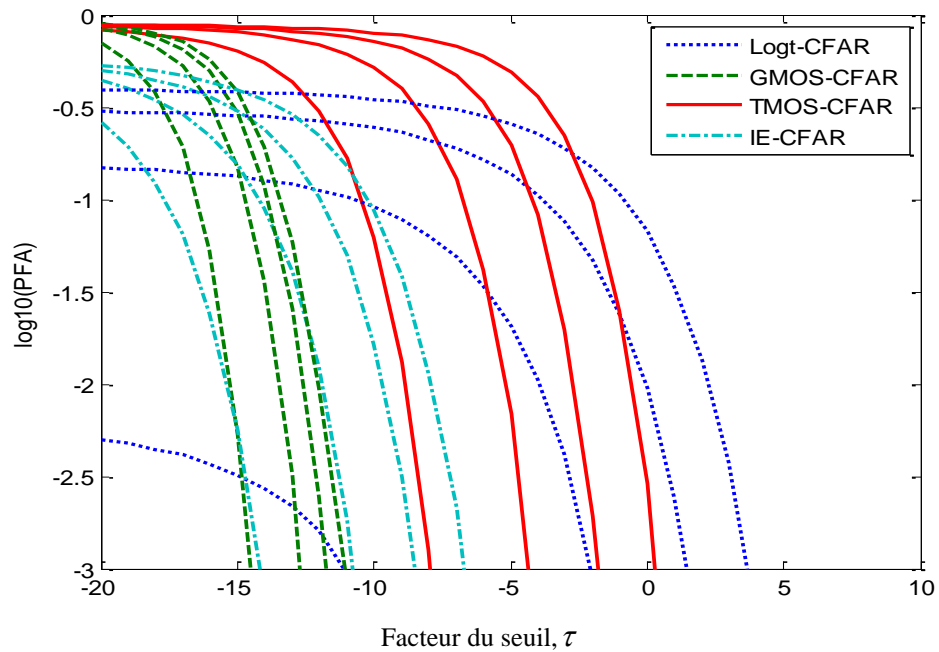


Figure 4. 22 : P_{FA} en fonction du facteur du seuil dans le cas d'un clutter log-normal avec $N=32$ $\sigma = 0.2, 0.5, 1$ et 2 , $ICR = 50\text{dB}$ et échantillons $n^\circ = 3, 6$ et 22 .

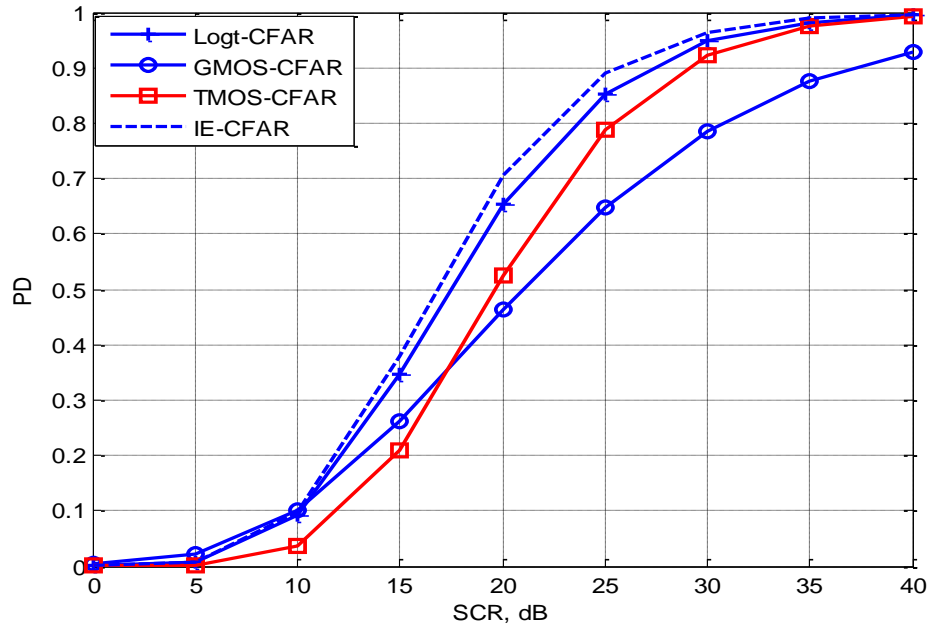


Figure 4. 23 : P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull avec $c = 1$, $ICR = 50\text{dB}$ et échantillon $n^{\circ}3$.

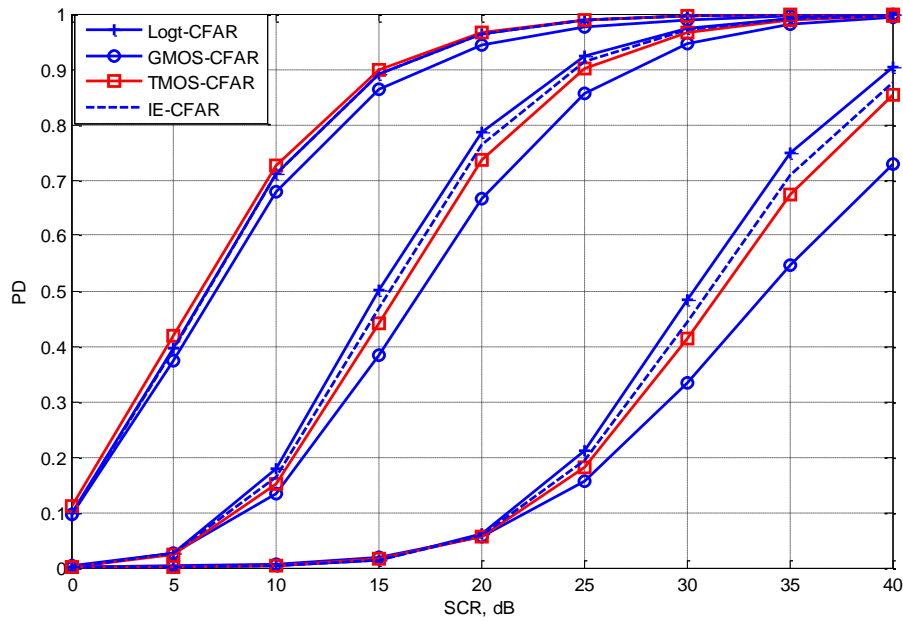


Figure 4. 24 : P_D en fonction du SCR pour un clutter log-normal avec $\sigma = 0.5$, $ICR = 50\text{dB}$ et échantillon $n^{\circ}3$

4. 5. 3 Détection CFAR en environnement hétérogène (bord de clutter)

Une autre situation réelle causée par la présence de bord de clutter peut aussi influencer sur les performances des détecteurs logt- GMOS-, TMOS- et IE-CFAR. Le bord de clutter ou encore l’effet de masque est connu en détection radar par une transition entre deux environnements de natures différentes par exemple une transition terre-mer ou inversement. Les deux environnements sont caractérisés par des pouvoirs réflecteurs différents. Les puissances de clutter de chaque région sont donc différentes ce qui provoque une discontinuité dans la puissance du clutter. Elle apparait, au niveau de la fenêtre de référence, sous la forme de deux régions adjacentes une région de clutter de puissance faible et l’autre de puissance élevée. Donc, deux configurations du clutter peuvent être rencontrées. Dans la première, la CUT peut se trouver dans une région où le clutter est de puissance faible alors qu’un groupe de cellules de référence se trouve immergé dans une région où le clutter a une puissance élevée. Dans ce cas, si toute la fenêtre est utilisée pour estimer le seuil de détection, alors celui-ci est élevé, induisant une réduction des probabilités de fausse alarme et de détection. Ce phénomène est appelé effet de masque (masking effect). Dans la deuxième, la CUT peut se trouver immergée dans une région où le clutter a une puissance plus élevée que celle où se trouvent certaines cellules de référence. Dans ce cas, si toute la fenêtre est utilisée pour estimer le seuil de détection, alors celui-ci est bas, induisant une augmentation de la P_{FA} ce phénomène est connu sous le nom de l’effet de capture (capture effect).

Dans le cas du clutter Weibull, le rapport clutter-sur-clutter (CCR :clutter-to-clutter ratio) est considéré pour tester la robustesse des détecteurs CFAR.

$$CCR_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{b^2 \Gamma(1 + 2/c_2)}{b^2 \Gamma(1 + 2/c_1)} \right) \tag{4.25}$$

où, c_1 et c_2 représentent respectivement les paramètre de forme de clutter de puissance élevée et faible. Après la fixation du CCR en dBs, la matrice du clutter de puissance élevée est donnée en utilisant les fonctions Matlab suivantes :

$$\begin{cases} c_2 = \text{fminsearch}(@(\text{c})(\text{gamma}(1 + 2/\text{c}) - \text{CCR}.\text{gamma}(1 + 2/c_1))^2, [0, 1]), \\ x = \text{weibrnd}(b^{-c_2}, c_2, n, m) \end{cases} \tag{4.26}$$

Afin de tester la constance de la P_{FA} des détecteurs GMOS, TMOS, LOGT et IE-CFAR en présence du clutter Weibull et log-normal, nous avons tracé les courbes de cette dernière en fonction de la position du bord de clutter comme montrées dans les **Figures. 4. 25-4.28**. D’après ces résultats, pour $CCR = 10\text{dB}$, il est bien remarqué que la propriété CFAR

n'est pas maintenue et les détecteurs CFAR ne sont pas convenables pour les situations du bord de clutter.

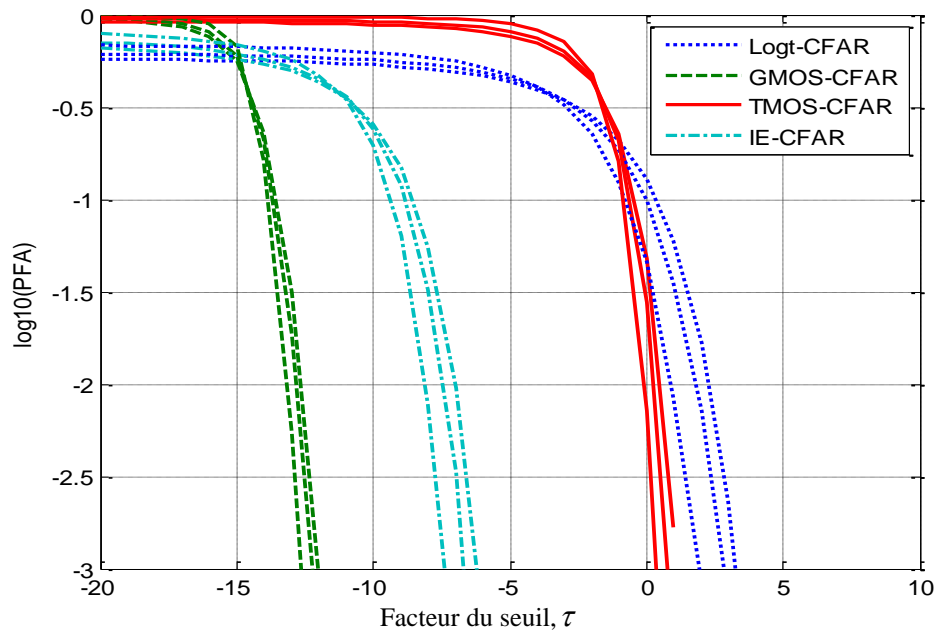


Figure 4. 25 : Effet du bord de clutter sur la P_{FA} pour un clutter Weibull avec $P_{FA} = 10^{-3}$, $N = 32$, $c = 0.2, 0.5, 1$, $CCR = 10\text{dB}$ et positions 6 à 32.

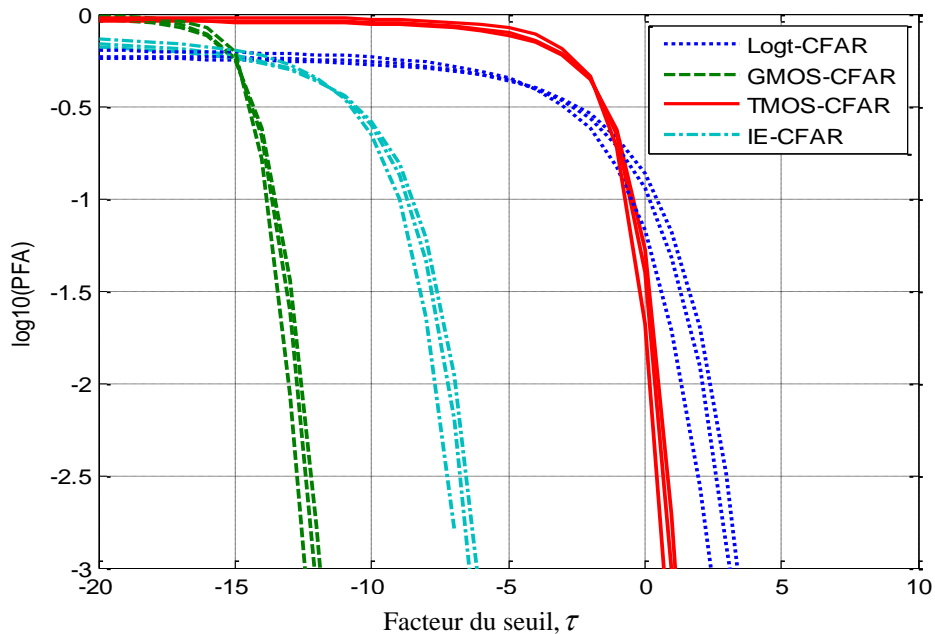


Figure 4. 26 : Effet du bord de clutter sur la P_{FA} pour un clutter Weibull avec $P_{FA} = 10^{-3}$, $N = 32$, $c = 0.2, 0.5, 1$, $CCR = 10\text{dB}$ et positions 18 à 32.

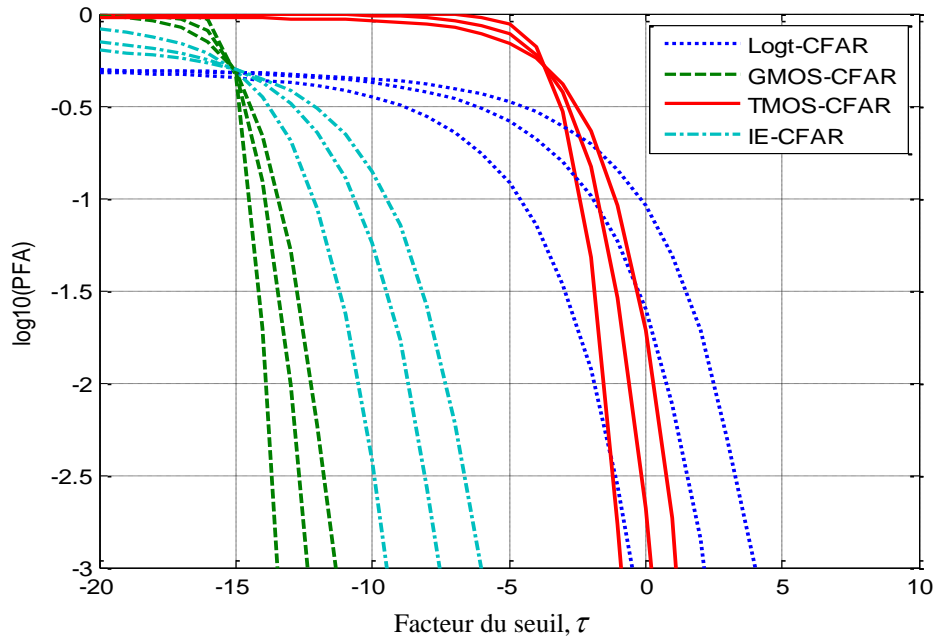


Figure 4. 27 : Effet du bord de clutter sur la P_{FA} pour un clutter log-normal avec $P_{FA}=10^{-3}$, $N=32$, $\sigma = 0.2, 0.5, 1$, $CCR=10\text{dB}$ et positions 6 à 32.

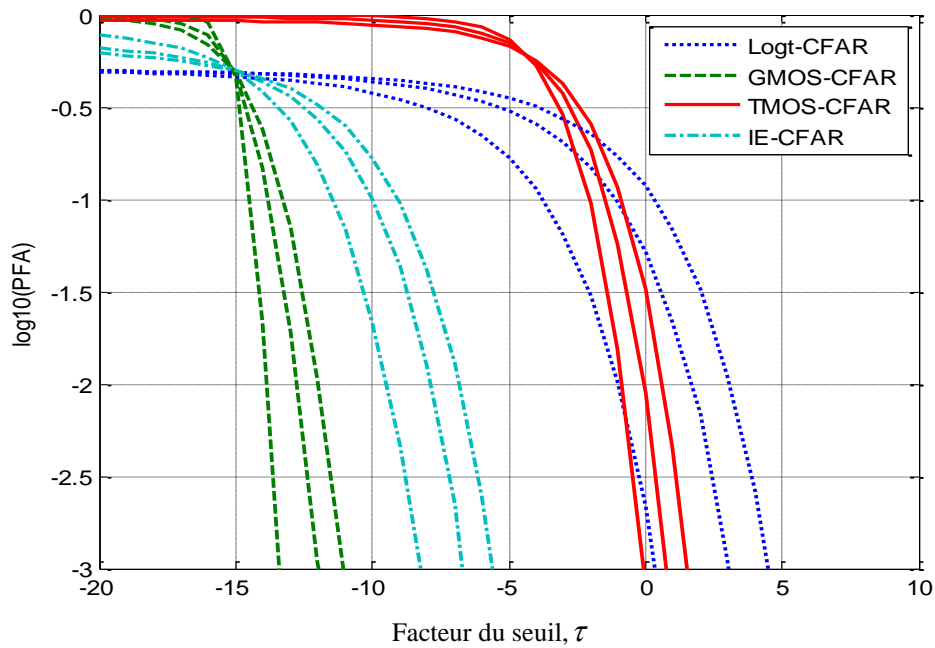


Figure 4. 28 : Effet du bord de clutter sur la P_{FA} pour un clutter log-normal avec $P_{FA}= 10^{-3}$, $N= 32$, $CCR = 10\text{dB}$ et positions 18 à 32 et $\sigma = 0.2, 0.5$ et 1

4. 6 Conclusion

Les détecteurs GMOS-, TMOS-, Logt- et IE-CFAR présentés dans ce chapitre ont été examinés en présence du clutter de mer ou du sol de distributions Weibull, log-normal et K . Initialement, les résultats des simulations de la P_{FA} ont montré que la propriété CFAR est assurée lorsque le clutter est homogène de distributions Weibull et log-normal. Lorsque l'environnement est non-homogène causé par la présence des cibles secondaires, l'algorithme TMOS-CFAR était le plus robuste dans le cas où les cibles se situent dans l'une des fenêtres adjacentes de CUT. Dans le cas de présence de bord de clutter, les performances des détecteurs CFAR étaient dégradées. En présence du clutter pointu ($0 < \nu < 1$) de distribution K , la constance de la P_{FA} n'était pas maintenue.

Conclusion Générale

Cette thèse traitait principalement la modélisation statistique du clutter de mer, l'estimation des paramètres des distributions CG-IG et R-G Γ sans bruit qui ont été classées parmi les modèles représentant le clutter de la mer de haute résolution ainsi que l'étude des performances de certains détecteurs CFAR fonctionnant dans un environnement marin homogènes et hétérogènes.

Dans le chapitre 1, 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 présentation du calcul de la surface équivalente du radar ainsi que l'équation radar a été aussi envisagée dans ce chapitre. La théorie de décision trouve sa place dans le domaine de détection de cibles radar. Dans ce contexte, nous donnons une présentation non-exhaustive des modèles des cibles les plus populaires dans la littérature radar. La détermination de la puissance de clutter atmosphérique et du clutter de sol ou de lamer vu par le radar à impulsions courtes a été présenté. Les propriétés des échos du clutter représentées par les densités de probabilité et le spectre de clutter ont été évoquées. Pour ce faire, on a donné un modèle statistique général composé dont plusieurs modèles trouvés dans la littérature sont des cas particuliers de cette distribution universelle.

Dans le Chapitre 2, la modélisation des données radar IPIX par la loi Pareto généralisé à deux paramètres a été considérée en premier lieu utilisant l'approche MLE pour l'estimation de paramètre de forme et de paramètre d'échelle. Afin de donner une meilleure approximation possible aux données réelles, la méthode EMD a été proposée en tant que processus de débruitage des composantes en phase et en quadrature de phase. Les résultats expérimentaux ont montré que l'intégration de la technique EMD dans le processus de la détection quadratique augmente considérablement les performances de modélisation des échos de la mer avec la distribution GP. Ensuite, trois expressions des moments de la distribution R-G Γ ont été présentées en deux dimensions. Les méthodes d'estimation proposées HOME, NIOME et $[z \log(z)]$ sont exécutés à l'aide de l'algorithme de Nelder-Mead. Les performances de modélisation ont été également examinées utilisant le modèle proposé R-G Γ et la distribution

standard K . La loi R- Γ avec la méthode d'estimation proposée [zlog(z)] a montré un bon ajustement dans la plus part des situations du clutter IPIX.

Dans le Chapitre 3, le problème d'estimation des paramètres de la distribution CG-IG a été adressé sous l'hypothèse de l'absence du bruit thermique. Dans le cas d'une transmission de plusieurs impulsions, deux différents estimateurs ont été développés en termes de fonctions de Bessel et exponentielle-intégrale : à savoir les méthodes NIOME et [zlog(z)]. Dans le cas d'une transmission à une seule impulsion, l'algorithme MLE a été développé en utilisant le moment d'ordre « un » comme l'estimation de la puissance moyenne du clutter. Pour une transmission des impulsions simples et multiples, nombreuses comparaisons d'estimation des paramètres des nouveaux estimateurs ainsi que l'estimateur basé sur le moment d'ordre supérieur ont été effectuées à l'aide de données simulées et réelles IPIX. D'un autre point de vue, concernant les données synthétiques, une amélioration de l'MSE est perceptible grâce à l'utilisation des estimateurs NIOME et MLE proposés. En outre, en ce qui concerne les applications réelles, la méthode NIOME offre le meilleur compromis entre précision et temps de calcul.

Dans le Chapitre 4, les détecteurs GMOS, TMOS, LOGT et IE-CFAR proposés dans la littérature ont été examinés en présence du clutter de mer ou du sol de distributions Weibull, log-normal et K . Initialement, les résultats des simulations de la P_{FA} ont montré que la propriété CFAR est obtenue lorsque le clutter est homogène de distributions Weibull et log-normal. Lorsque l'environnement est non-homogène provoqué par la présence des cibles secondaires, l'algorithme TMOS-CFAR était le plus robuste dans le cas où les cibles se situent dans l'une des fenêtres adjacentes de CUT. Dans le cas de présence de bord de clutter, les performances des détecteurs CFAR étaient dégradées. En présence du clutter pointu de distribution K , la constance de la P_{FA} n'était pas assurée dans toutes les situations.

Perspectives

En fait, les sujets traités dans cette thèse sont vraiment très vastes et restent donc loin d'être complètement cernés dans un seul manuscrit. D'ailleurs, suites aux travaux présentés et résultats encourageants obtenus dans ce document, différentes perspectives peuvent être envisagées dans le futur :

- Sur le plan modélisation, il a été montré dans cette thèse qu'il n'y a pas un modèle statistique universel pour tout type de données réelle. La proposition d'une technique de sélection d'un modèle approprié est souhaitable.
- Sur le plan estimation, nous suggérons l'application de la technique « Deep learning » pour éviter les calculs numériques des méthodes présentées dans cette thèse. Et surtout la méthode de MLE à deux dimensions.
- Sur le plan détection, il serait également intéressant de développer des détecteurs CFAR utilisant l'approche Bayésienne pour un environnement de clutter de distribution CG-IG.

Annexes

Annexe A :

1. Evaluation de $\langle \log(z) \rangle$:

Utilisant les résultats des intégrales suivantes données dans [A.P. Prudnikov, Y. Brychkov, 1986],

$$\int_0^{\infty} x^{\alpha-1} e^{-px-q/x} dx = 2 \left(\frac{q}{p} \right)^{\alpha/2} K_{\alpha} (2\sqrt{pq}) \quad (\text{A.1})$$

et

$$\int_0^{\infty} x^{-1/2} e^{-px-q/x} \log(x) dx = \sqrt{\frac{\pi}{p}} \left(\frac{p}{q} \right)^{1/2} \left[\frac{1}{2} e^{-2\sqrt{pq}} \log(p/q) + e^{2\sqrt{pq}} E_i(-4\sqrt{pq}) \right] \quad (\text{A.2})$$

Les intégrales dans l'équation (3.18) sont calculées par

$$\int_0^{\infty} y^{-1/2-1} \exp\left(-\frac{\lambda}{2\mu^2} y - \frac{\lambda}{2y}\right) dy = 2\mu^{-1/2} K_{-1/2}(\lambda/\mu) = \sqrt{\frac{2\pi}{\lambda}} \exp(-\lambda/\mu) \quad (\text{A.3})$$

et

$$\int_0^{\infty} y^{-1/2} \exp\left(-\frac{\lambda}{2\mu^2} y - \frac{\lambda}{2y}\right) \log(y) dy = \sqrt{\frac{2\pi}{\lambda}} \left[\frac{1}{2} \exp(-\lambda/\mu) \log(\mu^2) + \exp(\lambda/\mu) E_i(-2\lambda/\mu) \right] \quad (\text{A.4})$$

Remplaçant (A.3) and (A.4) dans (3.18), (3.18) est donnée après quelques manipulations par

$$\langle \log(z) \rangle = \psi(N) + \log(\mu) + e^{\frac{\lambda}{\mu}} E_i\left(-2\frac{\lambda}{\mu}\right) \quad (\text{A.5})$$

Où $\psi(\cdot)$ est la fonction Psi et $E_i(\cdot)$ est la fonction intégrale-exponentielle [A.P. Prudnikov, Y. Brychkov, 1986] [M. Abramowitz, I. Stegun, 1972],

2. Evaluation de $\langle z \log(z) \rangle$:

A partir de (3.21), nous avons

$$\begin{aligned}
 \langle z \log(z) \rangle &= \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} \frac{1}{\Gamma(N)} \int_0^{\infty} y^{-N-3/2} \exp\left(-\lambda \frac{(y-\mu)^2}{2\mu^2 y}\right) y^{N+1} \Gamma(N+1) (\psi(N+1) + \log(y)) dy \\
 &= \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi}} N e^{-\lambda/\mu} \left[\psi(N+1) \int_0^{\infty} y^{-1/2} \exp\left(-\frac{\lambda}{2\mu^2} y - \frac{\lambda}{2y}\right) dy + \right. \\
 &\quad \left. \int_0^{\infty} y^{-1/2} \exp\left(-\frac{\lambda}{2\mu^2} y - \frac{\lambda}{2y}\right) \log(y) dy \right]
 \end{aligned} \tag{A.6}$$

Aussi, utilisant (A.1) et (A.2), (A.6) est simplifiée par

$$\langle z \log(z) \rangle = \mu N (\psi(N+1) + \log \mu - e^{2\lambda/\mu} E_i(-2\lambda/\mu)) \tag{A.7}$$

Annexe B :

1. Les estimateurs NIOME et $[z \log(z)]$ des paramètres de la distribution K :

La distribution K dans le cas de N impulsions intégrées est donnée par [K.D. Ward, *et al*, 2013].

$$p(z) = \frac{2b^\nu z^{N-1}}{\Gamma(N)\Gamma(\nu)} \left(\frac{z}{b}\right)^{\frac{\nu-N}{2}} K_{\nu-N}(2\sqrt{bz}) \tag{B.1}$$

où ν est le paramètre de forme et b est le paramètre d'échelle. Les estimateurs correspondants NIOME et $[z \log(z)]$ sont respectivement donnés par [D. R. Iskander, A.M. Zoubir, 1999] [D. Blacknell, R.J. Tough, 2001]

$$\hat{\nu} = \frac{r(N+r)}{N \frac{\langle z^{r+1} \rangle}{\langle z \rangle \langle z^r \rangle} - N - r} \tag{B.2}$$

et

$$\hat{\nu} = \left[\frac{\langle z \log(z) \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \log(z) \rangle - \frac{1}{N} \right]^{-1} \tag{B.3}$$

où $r=0.1$ et b est estimé utilisant le moment d'ordre un ($\hat{b} = N\hat{\nu}/\langle z \rangle$).

2. Les estimateurs NIOME et $[z \log(z)]$ des paramètres de la distribution GP :

La distribution Pareto type II dans le cas de N impulsions intégrées est donnée par [X. Shang , H. Song, 2011] [S. Bocquet, 2013]

$$p(z) = \frac{b^\alpha z^{N-1} \Gamma(N + \alpha)}{\Gamma(N) \Gamma(\alpha) (z + b)^{\alpha + N}} \quad (\text{B.4})$$

où α est le paramètre de forme et b est le paramètre d'échelle. Les estimateurs NIOME et $[z \log(z)]$ prenant respectivement les formes suivantes [S. Bocquet, 2013] [A. Mezache, *et al*, 2016]

$$\hat{\alpha} = 1 + \frac{r}{(N + r) \langle z \rangle \langle z^r \rangle - N \langle z^{r+1} \rangle} \quad (\text{B.5})$$

et

$$\hat{\alpha} = 1 + \left[\frac{\langle z \log(z) \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \log(z) \rangle - \frac{1}{N} \right]^{-1} \quad (\text{B.6})$$

Aussi, r est fixé à 0.1 et b est estimé par, $\hat{b} = \langle z \rangle (\hat{\alpha} - 1) / N$.

Bibliography

[A. Balleri, A. Nehorai, J. Wang, 2007] A. Balleri, A. Nehorai, J. Wang, “Maximum Likelihood Estimation for Compound-Gaussian Clutter with Inverse Gamma Texture”, IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, Vol. 43, N°. 2, pp. 775-7794, 2007.

[A. Jakubiak, 1983] A. Jakubiak, “False-alarm Probabilities for a Log-t Detector in K -Distributed Clutter”, Electronics Letters, Vol.19, N°. 18, pp. 725-726, 1983.

[A. Mezache, 2007] A. Mezache, “Optimisation de la Détection Décentralisée CFAR dans un Clutter Weibull utilisant les Algorithmes Génétiques et les Réseaux de Neurones-Flous”, Thèse de doctorat en sciences, Département d’Electronique, Université Mentouri de Costantine, Algérie, 2007.

[A. Mezache, A. Bentoumi, M. Sahed, 2017] A. Mezache, A. Bentoumi, M. Sahed, “Parameter Estimation for Compound-Gaussian Clutter with Inverse-Gaussian Texture,” IET Radar Sonar & Navigation, Vol. 11, N°. 4, pp. 586-596, 2017.

[A. Mezache, M. Sahed, 2015] A. Mezache, M. Sahed, F.Soltani, *et al* “Model for non-Rayleigh Clutter Amplitudes using Compound Inverse Gaussian Distribution: an Experimental Analysis”, IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, Vol. 51, N°. 1, pp. 142-153, 2015.

[A. Mezache, I. Chalabi, F. Soltani, 2016] A. Mezache, I. Chalabi, F. Soltani, *et al* “Estimating the Pareto plus noise Distribution Parameters using non-Integer Order Moments and $[z\log(z)]$ approaches”, IET Radar Sonar Navigation, Vol. 10, N°. 1, pp. 192-204, 2016.

[A. Bentoumi, A. Mezache, H. Oudira, 2020] A. Bentoumi, A. Mezache, H. Oudira, “Parameter Estimation of Rayleigh-Generalized Gamma Mixture Model ”, Instrumentation Mesure Métrologie, IIETA , Vol. 19, N°. 1, pp. 59-64, 2020.

[A. Bentoumi, A. Mezache, 2018] A. Bentoumi, A. Mezache, “Performance of Non-Parametric CFAR Detectors in Log-Normal and K Radar clutter”, 3 rd International Conference on Electrical Sciences and Technologies in Maghreb (CISTEM), 28-31, October 2018, Algiers, Algeria.

[A. Bentoumi, A. Mezache, 2017] A. Bentoumi, A. Mezache, “EMD based Denoising for Modeling Radar Sea Clutter using Generalized Pareto Distribution“, 2017 5th International Conference on Electrical Engineering (ICEE-B), 29-31 October, Boumerdes, Algeria.

[A. Gouri, A. Mezache, H. Oudira, A. Bentoumi, 2016] A. Gouri, A. Mezache, H. Oudira, A. Bentoumi, “Mixture of Compound-Gaussian Distributions for Radar Sea-Clutter Modeling “ 4th International Conference on Control Engineering & Information Technology (CEIT), December 16-18, Hammamet-Tunisia, 2016.

[A.P. Prudnikov, Y. Brychkov, 1986] A.P. Prudnikov, Y. Brychkov, “Integrals and Series”, Gordon and Breach Science Publishers, Amsterdam, 1986.

[A. Vohra, 2014] A. Vohra, “Study of Radar System”,
Online available: <https://fr.slideshare.net/atulishereonline/introduction-39556377>

[A. Yashodhan, S. Krishnan, 2019] A. yashodhan, S. Krishnan, “The Hilbert–Huang Transform and Empirical Mode Decomposition (EMD)” Encyclopedia of Biomedical Engineering, Vol. 3, N^o. 2, pp. 775-7794, 2019.

[A.M. Balakhder, 2015] A.M. Balakhder, “Intelligent Approach to Improve Standard CFAR Detection in non-Gaussian Sea Clutter”, Mémoire de Master en Electronique, Université d’ohio -USA, 2015.

[C. Guolong, D. Maio and P. Luca, 2014] C. Guolong, D. Maio, P. Luca, “Performance Prediction of the Incoherent Detector for a Weibull Fluctuating Target”, IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, Vol. 50, N^o. 3, pp. 2176-2784, 2014.

[D. Blacknell, R.J. Tough, 2001] D. Blacknell, R.J. Tough, “A Parameter Estimation for the K -distribution based on $[z \log(z)]$ ”, IEE Proceedings-Radar, Sonar & Navigation, Vol. 148, N^o. 6, pp.309-312, 2001.

[D. R. Iskander, A.M. Zoubir, 1999] D.R. Iskander, A.M. Zoubir, “Estimation of the Parameters of the K -distribution using Higher-Order and Fractional Moments”, IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, Vol. 35, N^o. 4, pp. 1453-1457, 1999.

[D. V. Nezhlin, V. I. Kostylev, 2007] D. V. Nezhlin, V. I. Kostylev, “Bistatic Radar: Principles and Practice”, John Wiley & Sons Ltd, England, 2007.

[E. Ollila, E. Tyler, D.E.V, Koivumen, 2012] E. Ollila, E. Tyler, D. E. V. Koivumen, “Compound-Gaussian Clutter Modeling with an Inverse Gaussian Texture Distribution”, IEEE Signal Processing Letters, Vol. 19, N^o. 12, pp. 876-879, 2012.

[G. Richard_Curry, 2012] G. Richard Curry, “Radar Essentials: A Concise Handbook for Radar Design and Performance Analysis”, SciTech Publishing, Inc,USA, 2012.

[G. V. Weinberg, L. Bateman, P. Hayden, 2018] G. V. Weinberg, L. Bateman, P. Hayden, “Development of non-Coherent CFAR Detection Processes in Weibull Background”, Digital Signal Processing, Vol. 75, pp. 96-106, 2018.

[G.B. Goldstein, 1972] G. B. Goldstein, “False-alarm Regulation in Log-Normal and Weibull Clutter”, IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, Vol. AES-9, N^o. 1, pp. 84-92, 1972.

[G.V. Weinberg, 2013] G.V. Weinberg, “Constant False Alarm Rate Detectors for Pareto Clutter Models”, IET Radar, Sonar & Navigation, Vol. 7, N^o. 2, pp. 153-163, 2013.

[G.V. Weinberg, 2011] G.V. Weinberg, “Assessing the Pareto Fit to High Resolution High Grazing Angle Sea Clutter”, IET Electron Letters, Vol. 47, pp. 516-517, 2011.

[G.V. Weinberg, 2017] G.V. Weinberg, “An Invariant Sliding Window Detection Process”, IEEE Signal Processing Letters, Vol. 24, pp. 1093-1097, 2017.

[G.V. Weinberg, 2019] G.V. Weinberg, “Bayesian Framework for Detector Development in Pareto Distributed Clutter”, IET Radar, Sonar & Navigation, Vol. 13, N°. 9, pp. 1548-1555, 2019.

[G. Rilling, 2007] G.Rilling, “Décompositions Modales Empiriques : Contributions à la Théorie, l'Algorithmie et l'Analyse de Performances”, Thèse de Doctorat, Ecole normale supérieure de Lyon, France, 2007.

[H. M. Finn, R. S. Johnson , 1968] H. M. Finn, R. S. Johnson, “Adaptive Detection Mode with Threshold Control as a Function of Spatially Sampled Clutter Level Estimates,” Radio Corporation of America Review, Vol. 29, N°. 3, pp. 414-465, 1968.

[H. Mahgoun, 2013] H. Mahgoun, “Analyse non-Stationnaire des Signaux Vibratoires dans la Surveillance des Machines et la Prevention des Defaillances”, Thèse de doctorat en sciences, Université Ferhat Abbas Setif1, Algérie, 2013.

[H. Sharabaty, 2007] H. Sharabaty, “Diagnostic de la Somnolence d'un Operateur : Analyse Automatique de Signaux Physiologiques“, Thèse de Doctorat, Université Paul Sabatier, Toulouse III, France, 2007.

[H. Rohling, 1983], H. Rohling, “Radar CFAR Thresholding in Clutter and Multiple Target Situations”, IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, Vol. AES-19, pp. 608-621, 1983.

[I. Chalabi, 2016] I. Chalabi, “Estimation et Détection Adaptative des Cibles pour Radars MIMO dans un Environnement de Clutter non-Gaussien”, Thèse de doctorat en sciences, Université Mohamed Boudiaf M'sila, Algérie, 2016.

[J. Darricau, Y. Blanchard, 1973] J. Darricau, Y. Blanchard, “Physique et Théorie du Radar”, SODIPE, Paris, Franch, 1973.

[J. L. Eaves, E. K. Reedy, 1987] J.L. Eaves, E. K. Reedy, “Principles of Modern Radar”, International Thomson Publishing, New York, 1987.

[J. Carretero-Moya, J. Gismero-Menoyo, A. Blanco-del-Campo , 2010] J. Carretero-Moya, J. Gismero-Menoyo, A. Blanco-del-Campo, “Statistical Analysis of a High-Resolution Sea-Clutter Database”, IEEE Transaction on Geosciences & Remote Sensing, Vol. 48, N°. 4, pp. 2024-2037, 2010.

[J. L. Folks, R. S, Chhikara, 1978] J. L. Folks, R. S, Chhikara, “The Inverse Gaussian Distribution and its Statistical Application”, Journal of the Royal Statistical Society. Series B, Vol. 40, N°. 3, pp. 263-289, 1978.

[K.D. Ward, R.J.A. Tough, S. Watts 2013] K.D. Ward, R.J.A. Tough, S. Watts, “Sea clutter: Scattering, the K distribution and Radar Performance”, 2nd Edition IET, London, UK, 2013.

[L. Rosenberg, S. Bocquet, 2013] L. Rosenberg, S. Bocquet, “The Pareto Distribution for High Grazing Angle Sea-Clutter,” Geoscience & Remote Sensing Conference, Melbourne, Australia, pp. 4209-4212, 2013.

[M. Abramowitz, I. Stegun, 1972] M. Abramowitz, I. Stegun, “Handbook of Mathematical Functions”, Dover, New York, 1972.

[M. Barkat, 2005] M. Barkat, “Signal Detection and Estimation”, 2nd edition, Artech House, Boston, USA, 2005.

[M.I. Skolnik, 2008] M.I. Skolnik, “Radar Handbook”, 3rd Edition, McGraw-Hill Companies, USA, 2008.

[M. Smith, K. Varshney, 2000] M. Smith, K. Varshney, “Intelligent CFAR Processor based on Data Variability”, IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, Vol. 36, N^o. 3, pp. 837-847, 2000.

[N. Valeyrie, R. Garello, 2009] N. Valeyrie, R. Garello, “Study of the Modeling of Radar Sea Clutter using the KA Distribution and Methods for Estimating its Parameters”, IEEE Radar Conference, 12-16, October 2009, Bordeaux, French.

[N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, 1998] N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, “ The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert Spectrum for Nonlinear and non-Stationary Time Series Analysis”, Proceedings of the Royal Society of London Series, Vol. 454, N^o. 1971, pp. 903-995, 1998.

[N.P. Bhatta, M. G. Priya 2017] N.P. Bhatta, M. G. Priya, “Radar and its Applications”, International Journal of Control Theorie and Applications, Vol. 10, N^o. 3, pp. 1-9, 2017.

[N. Nouar, 2013] N. Nouar, “Détection CFAR de Cibles Réparties dans un Clutter K Distribué de Paramètres Inconnus”, Mémoire de Magister en Electronique, Université de Constantine 1, 2013.

[Ö. Gültekin, I.S. Erer, 2009] Ö. Gültekin, I.S. Erer, “ Empirical Mode Decomposition based Denoising Resolution Direction of Arrival Estimation”, 17th European Signal Processing conference, 24-28, août r, 2009, Glasgow , Scotland.

[P. Swerling, 1960] P.Swerling, “Probability of Detection for Fluctuating Targets”, IRE Transactions on Information Theory, Vol. 16, N^o. 2, pp. 269-308, 1960.

[P. Weber, S. Haykin, 1985] P. Weber, S. Haykin, “Order Statistics CFAR for Two Parameters Distribution with Variable Skewness”, IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, Vol. AES-21, pp. 818-821, 1985.

[P. Embrechts, C. Klüppelberg, T. Mikosch, 1997] P. Embrechts, C. Klüppelberg, T. Mikosch, “Modelling Extremal Events for Insurance and Finance,” New York: Springer, 1997.

[R. B. Bakker, B. Currie] R. B. Bakker, B. Currie, “The McMaster IPIX Radar Sea Clutter Database”, Online available: <http://soma.crl.mcmaster.ca/ipix/>

- [R. Ravid, N. Levanon, 1992] R. Ravid, N. Levanon, “Maximum Likelihood CFAR for Weibull Background”, IEE Proceedings F-Radar and Signal Processing, Vol. 139, N°. 3, pp. 256-264, 1992.
- [S. Bocquet, 2015] S. Bocquet, “Parameter Estimation for Pareto and K -distributed Clutter with Noise”, IET Radar Sonar & Navigation, Vol. 9, N°.1, pp. 104-113, 2015.
- [S. Haykin, 2007] S. Haykin, “Adaptive Radar Signal Processing”, John Wiley, New Jersey, Canada, 2007.
- [S. Kotz, S. Nadarajah, 2000] S. Kotz, S. Nadarajah, “Extreme Value Distributions: Theory and Applications,” Imperial College Press, London, UK, 2000
- [S. Watts, 2000] S. Watts, “The performance of Cell-Averaging CFAR Systems in Sea Clutter”, International Radar Conference, 7-12, May, 2000, Alexandria, VA, USA.
- [S. Bocquet, 2013] S. Bocquet, “Simulation of Correlated Pareto Distributed Sea Clutter”, International Conference on Radar, 9-12, September, 2013, Adelaide, SA, Australia.
- [V. Anastassopoulos, G. A. Lampropoulos, A. Drosopoulos, 1999] V. Anastassopoulos, G. A. Lampropoulos, A. Drosopoulos, “High resolution Radar Clutter Statistics“, IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems , Vol. 35, N°. 1, pp. 43–60, 1999.
- [V. G. Hansen, J. H. Sawyers, 1980] V. G. Hansen, J. H. Sawyers, “Detectability Loss Due to Greatest-Of-Selection in a Cell Averaging CFAR,” IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, Vol. 16, N°. 1, pp. 115-118, 1980.
- [V. Seshadri, 1999] V. Seshadri, “The inverse Gaussian Distribution-Statistical Theory and Applications”, Springer-Verlag, Inc, New York, 1999.
- [X. Shang , H. Song, 2011] X. Shang, 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.
- [Y.C. Gao, G.S. Liao, S.Q. Zhu, 2013] Y.C. Gao, G.S. Liao, S.Q. Zhu, “Adaptive Signal Detection in Compound-Gaussian Clutter with Inverse Gaussian Texture”, IEEE 14th International Radar Symposium, 19-21 June, Dresden, Germany, 2013.
- [Y. H. Wang, C.H. Yeh, H. W.V. Young *et al*, 2014] Y. H. Wang, C.H. Yeh, H. W.V. Young, *et al*, “On the Computational Complexity of the Empirical Mode Decomposition Algorithm”, Journal of Physica A 400, pp. 159-167, 2014.
- [Z. Peyton, J.R. Peebles, 1998] Z. Peyton, J.R. Peebles, “Radar Principles”, John Wiley & Sons Ltd, New York, USA, 1998.