

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHER SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA

FACULTE DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQU

N :.....



DOMAINE : SCIENCE ET TECHNOLOGIE
FILIERE : COMMUNICATIONS
OPTION : INGENIEUR DE
TELECOMMUNICATION

**Mémoire présenté pour l'obtention
Du diplôme de Master Académique**

Par :

Mohammed Manel

et

Hammache Malek

Intitulé

**Estimation et Détection CFAR dans
un Clutter CG-LNT par la Technique
d'Intelligence Artificielle**

Soutenu devant le jury composé de:

Pr. Oudira Houcine

Pr. Mezache Amar

Dr. Benahcene Madani

Dr. Kahlouche Ahmed

Président

Encadreur

Co-Encadreur

Examineur

Département d'Electronique

Département d'Electronique

Département d'Electronique

Département d'Electronique

Année universitaire: 2023 / 2024

Résumé

Dans ce travail, nous présentons en premier lieu le principe de fonction du radar avec les citations des modèles de fluctuation de cibles et du clutter de la surface. En particulier, nous considérons les distributions CG-LNT sans et avec bruit thermique pour la modélisation du clutter IPIX (Intelligent PIXEL X-band). Pour ce faire, nous utilisons les approches d'estimation existantes HOME, FOME, $z\log(z)$ et PCFE (Parametric Curve Fitting Estimation). Dans le but d'améliorer les performances d'estimation, nous proposons les méthodes MLE (Maximum Likelihood Estimator) et ANN (Artificial Neural Network). Ce dernier est construit à partir de trois étapes ; apprentissage (via des données simulées), test (via des données simulées) et validation (via des données réelle IPIX). Les résultats numérique montre que l'approche ANN offre des estimés précis avec un temps de calcul réduit. Enfin, nous analysons les performances des détecteurs CA (Cell Averaging)-CFAR, SO (Smallest Of)-CFAR, GO (Greatest Of)-CFAR et OS (Order Statistic)-CFAR dans un clutter CG-LNT sans bruit homogène et hétérogène avec un paramètre d'écart type connu *a priori*.

Mot clés : Modélisation, Clutter, Estimation, CG-LNT, Détection CFAR

Abstract

In this work, we first present the principle function of the radar with the citations of target and surface clutter models. In particular, we consider the CG-LNT distributions without and with thermal noise for the modeling of IPIX clutter (Intelligent PIXEL X-band). To do this, we use existing estimation approaches HOME, FOME, $z\log(z)$ and PCFE (Parametric Curve Fitting Estimation). In order to improve the estimation performance, we propose the MLE (Maximum Likelihood Estimator) and the ANN (Artificial Neural Network) techniques. The latter is constructed from three stages; learning task (via simulated data), test task (via simulated data) and validation task (via real IPIX data). The numerical results show that the ANN approach offers precise estimates with a reduced calculation time. Finally, we analyze the performances of CA (Cell Averaging)-CFAR, SO (Smallest Of)-CFAR, GO (Greatest Of)-CFAR and OS (Order Statistic)-CFAR detectors in a homogeneous and heterogeneous CG-LNT clutter with known standard deviation parameter.

Key words: Modeling, Clutter, Estimation, CG-LNT, CFAR detection.

ملخص

في هذا العمل، نقدم أولاً الوظيفة الأساسية للرادار مع ذكر نماذج الهدف والفوضى السطحية. على وجه الخصوص، نأخذ بعين الاعتبار النماذج CG-LNT بدون ومع الضوضاء الحرارية من أجل دراسة فوضى IPIX (Intelligent PIXEL X-band). للقيام بذلك، نستخدم طرق تقدير الثوابت الحالية HOME، FOME، $z \log(z)$ و PCFE (Parametric Curve Fitting Estimation). من أجل تحسين أداء التقدير، نقترح التقنيات MLE (تقدير الاحتمالية القصوى) و ANN (الشبكة العصبية الاصطناعية). هذه الأخيرة تبنى على ثلاث مراحل؛ مرحلة التعلم (عن طريق البيانات المحاكاة)، ومرحلة الاختبار (عن طريق البيانات المحاكاة) ومرحلة التحقق (عن طريق بيانات IPIX الحقيقية). تظهر النتائج بأن المقدر ANN يقدم تقديرات دقيقة مع وقت حساب منخفض. أخيراً، نقوم بتحليل محاسن الكواشف SO (Smallest Of)-CFAR، GO (Greatest Of)-CFAR، CA (Cell Averaging)-CFAR و OS (Order Statistic)-CFAR في وسط ضجيج البحر متجانس وغير متجانس CG-LNT و مع ثابت الانحراف للنموذج المذكور أعلاه معروف مسبقاً.

كلمات المفتاح: النمذجة، الفوضى، التقدير، CG-LNT، الكشف CFAR

Remerciements

Tout d'abord, nous devons remercier **ALLAH** qui nous à donner la santé et la volonté au cours de notre étude et la réalisation de ce mémoire.

Nous adressons notre gratitude et nous remercions infiniment notre encadreur **Pr. Mezache Amar** et **Dr. Benhcen Madani** pour leurs conseils, et leurs recommandations tout au long de ce travail et sur toutes les heures consacrées à diriger ce travail, pour leurs suivi scientifique, pour leurs confiance et pour leurs efforts.

Nos sincères remerciements vont également aux membres de Jury, **Pr. Oudira Houcine** en tant que président et **Dr. Kahlouche Ahmed** en tant que examinateur pour la confiance et l'intérêt qu'ils nous ont accordé en acceptant d'évaluer ce travail.

Enfin, nous souhaiterions aussi adresser nos gratitudes aux enseignants du département d'Electronique qu'ils nous ont appris et soutenus notre formation de Master en Electronique spécialité « Ingénieur de Télécommunications.

إهداء

الحمد لله على لذة الانجاز والحمد لله عند البدء وعند الختام، إلى والدي الذي أضاء دروبي وطريقي وقدوتي في كل خطوة أخطوها ، إلى أمي الحنونة الحزن الدافئ وسمائي التي لم تتركني يوما ، ولا يكتمل يومي بدونها، إلى إخوتي الذين وقفوا معي دائما وساندوني خلال مسيرتي التعليمية إلى جميع أساتذتي الأعزاء الذين علموني ووجهوني وأرشدوني، أهدىكم جميعا هذا العمل المتواضع وثمره جهدي والله ولي التوفيق.

محمد منال

إهداء

الحمد لله الذي وفقنا لهذا وهدانا لنتبع خطى نبيه وصاحبه
الحمد لله الذي سيرنا على سبيل الحق بعدما أبصرناه ، الحمد لله ومهما حمدنا فضله وشكرنا
نعمه فلن نوفيه حقه

الحمد لله والصلاة والسلام على خاتم الأنبياء محمد صلى الله عليه وسلم
أهدي ثمرة جهدي إلى الذي كان دائما منطلق كبريائي وصمودي إلى من أنار دربي وكرس
حياته لأجلي ومهد لي سبيل النجاح لأشق طريقي إلى الشمعة التي تحترق لتضيء دربي إلى
من جد وكد من أجل سعادتني إلى قرّة عيني وروح قلبي أبي العزيز "العربي" أطال الله في
عمره

إلى الصدر الرحب الذي ألوذ إليه ساعة أفراحي و أحزاني إلى أعز وأثمن ما في الوجود
التي تحيي قلبي بحبها إلى نبع فؤادي و إلى أجمل هدية في هذه الدنيا نبض الحنان ورمز
العطاء إليك أمي...أمي...أمي الغالية "وردة" أطال الله في عمرها
إلى شمعة السعادة المضاءة حولي وزهور البيت و عطورها سهام ، الطاوس ، هنييدة ، إكرام
، أكرم ، محمد أمين ، أسيل

وأزواج أخواتي عبد العزيز و خالد ونبيل
وبراعم البيت وبسمته إياد، رهف، معاذ ، نورسين، نهال، عبد الصمد، ساجد، نيراس و
فراشتي إسراء
والى أجمل وأروع صديقات عشت معهن منال محمد و نوارة طاجين و حياة علاوي وياسمين

هماش ملاك

Sommaire

Résumé.....	i
Abstract.....	ii
ملخص.....	iii
Remerciements.....	iv
إهداء.....	v
Sommaire.....	vii
Liste des Figures.....	x
Liste des Tableaux.....	xiii
Liste des Abréviations.....	xiv

Introduction générale.....1

1. Introduction	1
2. Etat de l'art	2
3. Travaux du mémoire.....	3
4. Organisation du mémoire.....	3

Chapitre 1 : les Radars5

1. 1 Introduction.....	6
1. 2 Historique du radar.....	6
1. 3 Principe de fonctionnement.....	7
1. 4 Types de radar et leurs différences.....	8
1. 4. 1 Radar primaire.....	9
1. 4. 2 Radar à impulsions.....	9
1. 4. 3 Radars à onde continue.....	10
1. 4. 4 Radars secondaire.....	10
1. 4. 5 Radars bi-statiques.....	11
1. 4. 6 Radars imageurs/Radars non-imageurs.....	11
1.5 Eléments de base du radar	11
1. 5. 1 Antenne.....	12
1. 5. 2 Duplexeur.....	12
1. 5. 3 Emetteur.....	12

1. 5. 4 Modulateur.....	13
1. 5. 6 Récepteur.....	13
1. 5. 7 Synchronisation.....	13
1. 6 Applications du radar.....	14
1. 7 Modèles de Swerling de cibles.....	15
1. 8 Modélisation du clutter.....	16
1. 8. 1 Clutter de volume	17
1. 8. 2 Clutter de surface	18
1. 9 Conclusion.....	22

Chapitre 2 : Estimation du Clutter CG-LNT basée sur le ANN.....23

2. 1 Introduction.....	24
2. 2 Distribution CG-LNT.....	24
2. 3 Méthodes d'estimation classiques.....	26
2. 3. 2 Méthode HOME.....	26
2. 3. 2 Méthode FOME.....	26
2. 3. 3 Méthode $\text{zlog}(z)$	26
2. 4 Méthodes d'estimation proposées.....	27
2. 4. 1 Méthode MLE.....	27
2. 4. 2 Méthode ANN.....	28
2. 5 Résultats numériques.....	31
2. 5. 1 Tâche d'apprentissage de l'estimateur ANN.....	31
2. 5. 2 Estimation au moyen de données artificielles.....	32
2. 5. 3 Estimation à partir de données réelles.....	35
2. 5. 6 Modélisation en présence du bruit thermique.....	37
2. 6 Conclusion.....	41

Chapitre 3 : Détection CFAR dans un Clutter CG-LNT Distribué.....42

3. 1 Introduction.....	43
3. 2 Détection classique.....	43
3. 3 Détection automatique CFAR.....	49
3. 4 Détection CFAR dans un clutter CG-LNT distribué.....	51
3. 5 Résultats numériques.....	52

3. 6 Conclusion.....	58
Conclusion générale.....	59
Bibliographie.....	61

Liste des Figures

Figure 1.1 Schéma du parcours de l'onde du radar primaire.....	8
Figure 1.2 Types du système radar.....	8
Figure 1.3 Radar primaire typique à faisceau plat d'un aéroport.....	9
Figure 1.4 Antenne du radar secondaire.....	10
Figure 1.5 Radar bi-statique.....	11
Figure 1.6 Bloc fonctionnel d'éléments de base de radar.....	12
Figure 1.7 Conception du RCS (avions et navires).....	15
Figure 1.8 Conception du RCS (missiles).....	16
Figure 1.9 Détecteur d'amplitude des échos radar.....	17
Figure 1.10 Définition of a resolution volume.....	17
Figure 1.11 Echos radar à partir de la surface de la mer (i.e., empreinte radar).....	18
Figure 2.1 Procédure générale ANN MLP.....	29
Figure 2.2 Apprentissage de l'estimateur ANN des paramètres de clutter CG-LNT....	30
Figure 2.3 Apprentissage de l'estimateur ANN pour $M = 10000$	32
Figure 2.4 Performances d'estimation des méthodes HOME, FOME, $z\log(z)$, MLE et ANN pour $M = 1000$	33
Figure 2.5 Performances d'estimation des méthodes HOME, FOME, $z\log(z)$, MLE et ANN pour $M = 10000$	34
Figure 2.6 Performances d'estimation des méthodes HOME, FOME, $z\log(z)$, MLE et ANN en fonction de M et σ .	34
Figure 2.7 Approximation aux données réelles IPIX avec la polarisation HH, résolution 3m et 5 ^{ème} cellule de portée.....	36
Figure 2.8 Approximation aux données réelles IPIX avec la polarisation HH, résolution 15m et 7 ^{ème} cellule de portée.....	36

Figure 2. 9 Approximation aux données réelles IPIX avec la polarisation VV, résolution 30m et 17 ^{ème} cellule de portée.....	37
Figure 2. 10 Régression entre le modèle théorique et réel.....	38
Figure 2. 11 Approximation aux données réelles IPIX via des modèles CG-LNT sans et avec bruit avec la polarisation VV, résolution 3m et 17 ^{ème} cellule de portée.....	39
Figure 2. 12 Approximation aux données réelles IPIX via des modèles CG-LNT sanset avec bruit avec la polarisation HH, résolution 3m et 7 ^{ème} cellule de portée.....	39
Figure 2. 13 Approximation aux données réelles IPIX via des modèles CG-LNT sans et avec bruit avec la polarisation VV, résolution 15m et 10 ^{ème} cellule de portée.....	40
Figure 2. 14 Approximation aux données réelles IPIX via des modèles CG-LNT sans et avec bruit avec la polarisation HH, résolution 30m et 21 ^{ème} cellule de portée.....	40
Figure 3. 1 Détecteur d'enveloppe avec corrélations.....	44
Figure 3. 2 Matrice distance/vitesse d'un radar Doppler à impulsions.....	44
Figure 3. 3 Mécanismes (critères) de décision.....	45
Figure 3. 4 Régions de décision et calcul de la P_{FA} (surface en rouge) et la P_D (surface en bleu).....	47
Figure 3. 5 Détermination des régions de décision, la P_{FA} (surfaces en rouge) et la P_D (surfaces en bleu).....	49
Figure 3. 6 Détecteur CA-CFAR dans un clutter gaussien.....	50
Figure 3. 7 Procédures de la détection CFAR dans un clutter CG-LNT.....	51
Figure 3. 8 Propriété CFAR des détecteurs CFAR dans un clutter CG-LNT pour $M = 16$, $\sigma = 0.5$, $\delta = 1, 2$ et 3 (cas du clutter gaussien).....	53
Figure 3. 9 Propriété CFAR des détecteurs CFAR dans un clutter CG-LNT pour $M = 16$, $\sigma = 3$, $\delta = 1, 2$ et 3 (cas du clutter gaussien).....	54
Figure 3. 10 Performances des détecteurs CFAR pour $M = 16$, $\sigma = 0.5$, $\delta = 1, 2$ et 3 (Clutter homogène).....	55

Figure 3. 11 Performances des détecteurs CFAR pour $M = 16$, $\sigma = 0.5$, $\delta = 1, 2$ et 3 (Présence deux cibles interférentes dans une seule sous-fenêtre).....	55
Figure 3. 12 Performances des détecteurs CFAR pour $M = 16$, $\sigma = 0.5$, $\delta = 1, 2$ et 3 (Présence deux cibles interférentes dans deux sous-fenêtres).....	56
Figure 3. 13 Performances des détecteurs CFAR pour $M = 16$, $\sigma = 3$, $\delta = 1, 2$ et 3 (clutter homogène).....	56
Figure 3. 14 Performances des détecteurs CFAR pour $M = 16$, $\sigma = 3$, $\delta = 1, 2$ et 3 (Présence deux cibles interférentes dans une seule sous-fenêtres).....	57
Figure 3. 15 Performances des détecteurs CFAR pour $M = 16$, $\sigma = 3$, $\delta = 1, 2$ et 3 (Présence deux cibles interférentes dans deux sous-fenêtres).....	57

Liste des Tableaux

Tableau 1.1 Domaines d'applications du radar.....	14
Tableau 2.1 Paramètres des estimateurs MLE et ANN.....	31
Tableau 3.1 Critère de décisions classiques.....	45
Tableau 3.2 Détecteur CFAR pour un clutter homogène et hétérogène.....	50
Tableau 3.3 Valeurs de α en fonction de σ des détecteurs CFAR pour $M = 16$	54

Liste des Abréviations

RADAR	RAdio Detection And Ranging
CFAR	Constant False Alarm Rate
CG	Compound-Gaussian
CG-LNT	Compound Gaussian Log-Normal Texture
IPIX	Intelligent PIXel X-band
GC	General Compound
MLE	Maximum Likelihood Estimator
CNR	Clutter-to-Noise Ratio
CDF	Cumulative Distributed Function
CCDF	Complementary CDF
RCP	Range Clutter Profile
CUT	Cell Under Test
CA-CFAR	Geometric Mean CFAR
OS-CFAR	Order Statistic CFAR
PCFE	Parametric Curve Fitting Estimation
PDF	Probability Density Function
SO-CFAR	Smallest Of CFAR
GO-CFAR	Greatest Of CFAR
SCR	Signal-to-Clutter Ratio
RF	Radio Frequency

H_0	Null hypothesis
H_1	Alternate hypothesis
RCS	Radar Cross Section
iid	independent and identically distributed
SNR	Signal to Noise Ratio
NP	Neyman Pearson
LF	Likelihood Function
LLF	Log-LF
LE	Likelihood Equation
HOME	Higher order Moments Estimation
FOME	Fractional order Moments Estimation
MLP	Multi Layer Perceptron
ANN	Artificial Neural Networks
N-M	Nelder-Mead
MSE	Mean Square Error of Estimates
CW	Continuous Wave
ICR	Interfering-to-Clutter Ratio

Introduction Générale

1. Introduction

Le traitement du signal est la science qui couvre plusieurs applications technologiques telles que les systèmes radar (détection, poursuite), l'imagerie (médicale, sismique, biométrique), le traitement de la parole (reconnaissance, identification), les systèmes de communication (réseaux cellulaires, modems, téléphones), etc. Le radar est l'une des technologies les plus sophistiquées pour l'observation de la terre et l'exploration planétaire. Le terme "radar" est un acronyme anglophone pour "Radio Detection And Ranging", désignant un système qui émet des ondes électromagnétiques dans une zone de l'espace et reçoit les ondes réfléchies par les objets présents. Il permet ainsi de détecter leur existence et de déterminer certaines caractéristiques telles que la position, l'altitude, la vitesse et parfois la forme. Nous parlons alors des techniques de détection et de télédétection de cibles fixes ou mobiles. Ces techniques, dont la tâche principale est le traitement du signal utile extrait des signaux parasites appelés clutter, sont assujetties à plusieurs facteurs tels que le type du radar lui-même, l'environnement où il opère, le type de la cible, etc [1].

Dans les systèmes radar, le signal de la cible est séparé du clutter qui résulte de la réflexion d'objets indésirables tels que le sol, les arbres, l'océan, etc. Afin de supprimer ces perturbations, la méthode de détection traditionnelle basée sur l'utilisation d'un seuil fixe augmente significativement la probabilité de fausses alarmes (en croyant qu'un objet est présent alors qu'il ne l'est pas). L'adoption de méthodes adaptatives connus sous le nom de détecteurs CFAR (Constant False Alarm Rate) a été utilisée pour analyser et améliorer la détection radar [2, 3].

Les premiers radars météorologiques ont été développés après la seconde guerre mondiale. Aujourd'hui, les systèmes radar sont largement utilisés dans diverses applications civiles telles que la surveillance du trafic aérien, la météorologie et la sécurité automobile. Par conséquent, le radar est devenu un outil indispensable et largement utilisé pour la surveillance de territoires et la prévention des collisions. L'imagerie radar à synthèse d'ouverture est une technique d'imagerie active, utilisable de jour comme de nuit et permettant de « voir » à

travers les nuages. Elle consiste à émettre une onde électromagnétique de longueur d'onde centimétrique et à enregistrer les échos renvoyés du sol [4].

2. Etat de l'art

La modélisation des échos radar est un domaine vaste qui englobe un large éventail de techniques et d'applications. Plusieurs travaux de recherche autour de cet axe ont été élaborés [5, 6]. En revanche, l'estimation des paramètres des modèles statistiques du clutter est aussi très considérée dans littérature puisque la majorité des techniques de la détection CFAR de cibles sont basées sur celle-ci [7].

L'utilisation des lois statistiques pour les échos radar provenant à partir de la surface du sol ou de la mer est une tâche primordiale dans le traitement des données radar, car elles permettent de représenter de manière réaliste les statistiques du clutter en tenant compte de ses composantes gaussiennes et impulsionnelles. La détection de cibles se déplaçant au-dessus de la surface de la mer reste un sujet important dans les applications de la détection radar. Dans cet environnement, les échos radar présentent des caractéristiques complexes telles que la non-uniformité, la non-gaussiennalité et la non-stationnarité [8]. En outre, les cibles sont souvent cachées dans une zone de mer agitée et difficiles à détecter en raison de leur petite RCS (radar cross section) et de leurs faibles puissance de retours radar [9]. Les distributions gaussiennes composées (CG) avec différentes textures s'adaptent convenablement aux plusieurs scènes de clutter de la mer [10, 11]. Les modèles mélangés et composites sont également classés comme de bonnes distributions représentant ce type de clutter [12-14].

L'estimation des paramètres des modèles de clutter est essentielle, en particulier pour les processeurs de détection cohérents ou non-cohérents qui doivent respecter une propriété CFAR. Dans [15], les auteurs ont introduit diverses techniques basées sur les moments, y compris les moments d'ordre supérieur, les moments d'ordre fractionnel et les moments logarithmiques, pour estimer les paramètres de la distribution K . Ils ont également rapporté une méthode pour synthétiser des signaux aléatoires K -distribués corrélés. Dans [16, 17], les auteurs ont appliqué la méthode de quadrature de Gauss basée sur les polynômes de Legendre et de Laguerre à des moments d'ordre non-entiers contraints, des approches zlogz et MLE pour estimer les paramètres de clutter Pareto de type II, K et CGIG (compound Gaussian Inverse Gaussian). Dans [18], les formes compactes de HOME, [zlog(z)] et FOME sont développés pour les paramètres du modèle CG-LNT (Compound Gaussian Log-Normal Texture). L'estimation des paramètres peut être aussi effectuée à l'aide de techniques d'intelligence artificielle [19]. Les approches ANN et 'Deep learning' sont classées parmi les

procédures d'estimation puissantes pour des modèles complexes [19]. Cela permet une analyse plus approfondie et efficace des données, contribuant ainsi à améliorer et à rendre les applications radar plus précises et efficaces.

La détection CFAR fait référence à une forme moderne d'algorithme adaptatif utilisée dans les radars pour isoler le signal retour d'une cible d'un clutter homogène ou non homogène ou hétérogène (i.e., cibles interférentes, bord de clutter, etc) [20]. La prédiction des paramètres du modèle du clutter permet une meilleure adaptation du seuil de détection dans l'algorithme CFAR, ce qui se traduit par une diminution des fausses alarmes et une amélioration des performances de détection dans les systèmes radar. Dans ce contexte, plusieurs règles de décision ont été proposées basées sur les moyennes des échantillons, statistique d'ordre, etc [21, 22].

3. Travaux du mémoire

A partir de la discussion précédente, nous allons envisager et réaliser dans ce mémoire les travaux suivants :

- Modélisation du clutter de la mer IPIX (Intelligent PIXel X-band radar) utilisant les modèles CG-LNT sans et avec bruit thermique.
- Estimation des paramètres du modèle CG-LNT sans bruit thermique par la technique des ANN (Artificial Neural Network).
- Analyse de la détection CFAR dans un clutter CG-LNT sans bruit thermique à travers des algorithmes d'estimation de la moyenne du clutter, CA (Cell Averaging), SO (Smallest Of), GO (Greatest Of) et OS (Order Statistic).

4. Organisation du mémoire

Le mémoire est organisé comme suit :

Chapitre 1 résume en premier lieu l'historique du radar et explique brièvement son principe de fonctionnement. Après, il cite les applications du radar civils et militaires, puis, il discute les modèles statistiques des cibles et du clutter de haute résolution.

Chapitre 2 évoque au début la modélisation du clutter IPIX par les distributions CG-LNT sans et avec bruit thermique en se basant sur les approches d'estimation existantes nommées $zlog(z)$ et PCFE (Parametric Curve Fitting Estimation) respectivement. Puis, il présente la construction des estimateurs MLE (Maximum Likelihood Estimaor) et ANN via

des données simulées. Des comparaisons seront effectuées en fonction des méthodes d'estimation classiques et proposées.

Chapitre 3 présente d'abord la détection classique utilisant les critères de Bayes, Mini-max et Neyman-Pearson. Il montre que ce type de la détection n'est pas utile en temps réel, puisque l'environnement de surveillance possède des conditions atmosphériques aléatoires. Pour contourner ce problème, il explique le principe de la détection automatique CFAR en fonction du type d'environnement supposé (i.e., homogène ou hétérogène). Enfin, il applique les détecteurs CFAR célèbres, CA-CFAR, GO-CFAR, SO-CFAR et OS-CFAR pour la détection de cibles de type de Swerling 1 noyées dans un clutter CG-LNT sans bruit homogène et non-homogène.

Finalement, le mémoire est terminé par la présentation de quelques conclusions essentielles où des propositions pour des travaux futures concernant la modélisation, l'estimation des paramètres et la détection seront citées.

Les Radars

Sommaire du Chapitre :

1. 1 Introduction.....	6
1. 2 Historique du radar.....	6
1. 3 Principe du fonctionnement du radar.....	7
1. 4 Types de radar et leurs différences.....	8
1. 5 Eléments de base du radar.....	11
1. 6 Application du radar.....	14
1. 7 Modèles de Swerling de cibles.....	15
1. 8 Modélisation du clutter.....	16
1.9 Conclusion.....	22

1. 1 Introduction

L'outil radar signifie la détection et la localisation d'objets réfléchissants tels que les avions, les navires, les engins spatiaux, les personnes et l'environnement environnant. Il fonctionne en émettant de l'énergie dans l'espace et en détectant le signal d'écho réfléchi par une cible ou un objet. La position d'une cible et d'autres informations peuvent être déterminée en comparant le signal d'écho reçu avec le signal qui a été envoyé, ce qui se fait en réfléchissant l'énergie qui retourne vers le radar. Le radar peut remplir sa fonction sur une longue ou une courte distance et dans des environnements imperméables aux capteurs optiques et infrarouges. Il peut fonctionner dans l'obscurité, dans la pénombre, sous la pluie, dans la neige, etc [1, 2].

Dans ce chapitre, nous allons résumer en premier lieu l'historique du radar et on va expliquer brièvement son principe de fonctionnement. Après, nous mentionnons les applications du radar, puis, on va discuter les modèles statistiques des cibles et du clutter de haute résolution. Enfin, une conclusion des points essentiels abordés dans ce chapitre sont cités.

1. 2 Historique du radar

Le développement du radar est le fruit d'une collaboration internationale et d'une accumulation de recherches menées par des scientifiques de différents pays. Plusieurs jalons importants marquent cette histoire [19]:

- En 1865, James Clerk Maxwell, physicien anglais, élabore sa théorie de la lumière électromagnétique, jetant les bases théoriques du radar.
- En 1886, Heinrich Rudolf Hertz, physicien allemand, expérimente et confirme l'existence physique des ondes électromagnétiques, confirmant ainsi la théorie de Maxwell.
- En 1904, Christian Hülsmeier, technicien allemand spécialiste des ondes hertziennes, invente le "Telemobiloskop", un dispositif de prévention des collisions en mer, basé sur la mesure du temps de parcours des ondes électromagnétiques. C'est un précurseur du radar.
- En 1921, Albert Wallace Hull développe le magnétron, une source d'ondes radar à haut rendement (amplificateur et émetteur haute fréquence).

- En 1922, A. H. Taylor et L. C. Young, du Naval Research Laboratory (USA), détectent un navire en bois, réalisant ainsi une détection similaire à celle de Hülsmeier.
- En 1930, L. A. Hyland, également du Naval Research Laboratory, réalise la première détection d'un aéronef.
- En 1934, des essais sur des systèmes de détection par ondes courtes sont menés en France par la CSF, selon les principes de Nikola Tesla, conduisant au dépôt d'un brevet.
- En 1935, le brevet déposé par Robert Watson-Watt, considéré comme l'inventeur "officiel" du radar, aboutit à la commande du premier réseau de radars par les Britanniques, connu sous le nom de code "Chain Home".
- En 1936, Metcalf et Hahn développent le klystron, un équipement essentiel du radar utilisé comme amplificateur ou oscillateur [19].

1. 3 Principe du fonctionnement du radar

Le principe utilisé par les radars est voisin de celui de la réflexion des ondes sonores. Lorsque vous criez dans la direction d'un objet qui peut réfléchir le son de votre voix (dans un canyon ou dans une grotte par exemple), vous en entendez l'écho. Si vous connaissez la vitesse du son dans l'air, vous pouvez alors estimer la distance et la direction générale de l'objet. Le temps nécessaire à l'aller et au retour du son vers vous peut être converti en distance si vous connaissez sa vitesse. Le radar utilise des impulsions d'énergie électromagnétique à peu près de la même manière, comme le montre la **Figure 1. 1**. Le signal hyperfréquence est émis en direction de la cible. Une petite partie de l'énergie transmise est réfléchi par la cible dans la direction du radar. Cette énergie renvoyée par la cible jusqu'au radar est appelée ECHO, exactement comme lorsque l'on considère les ondes sonores. Un radar utilise l'écho afin de déterminer la direction et la distance de l'objet qui a réfléchi son signal. Le schéma ci-dessous illustre le principe de fonctionnement du radar primaire. Le signal transmis par le radar est généré par un émetteur puissant puis passe par un duplexeur qui l'aiguille vers l'antenne émettrice. Chaque cible réfléchit le signal en le dispersant dans un grand nombre de directions ce qui se nomme la diffusion. La rétrodiffusion est le terme désignant la partie du signal réfléchi diffusée dans la direction opposée à celle des ondes incidentes (émises). L'écho ainsi réfléchi par la cible vers l'antenne sera aiguillé par le duplexeur vers un récepteur très sensible [3, 4].

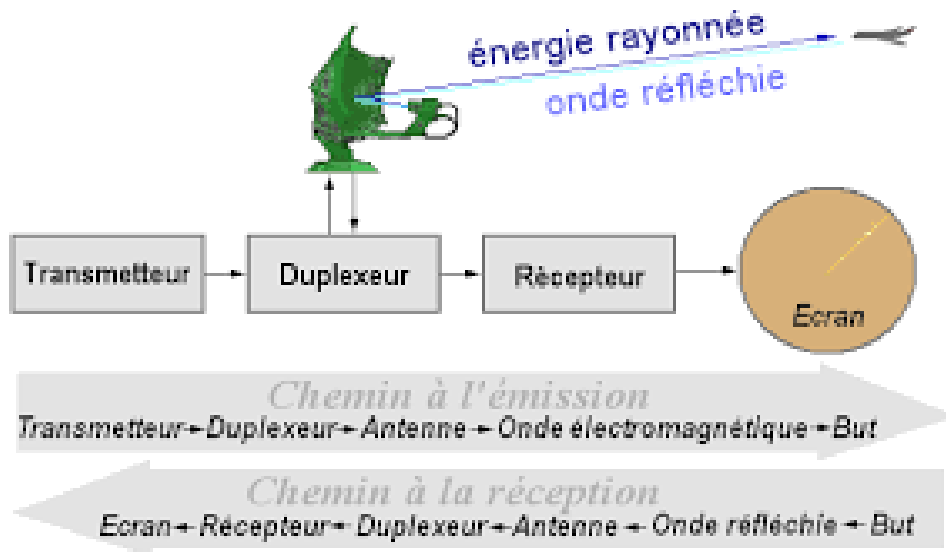


Figure 1.1 Schéma du parcours de l'onde du radar primaire.

1. 4 Types de radar et leurs différences

En réalité, il existe plusieurs types du système radar comme montrés par la Figure 1. 2 [9].

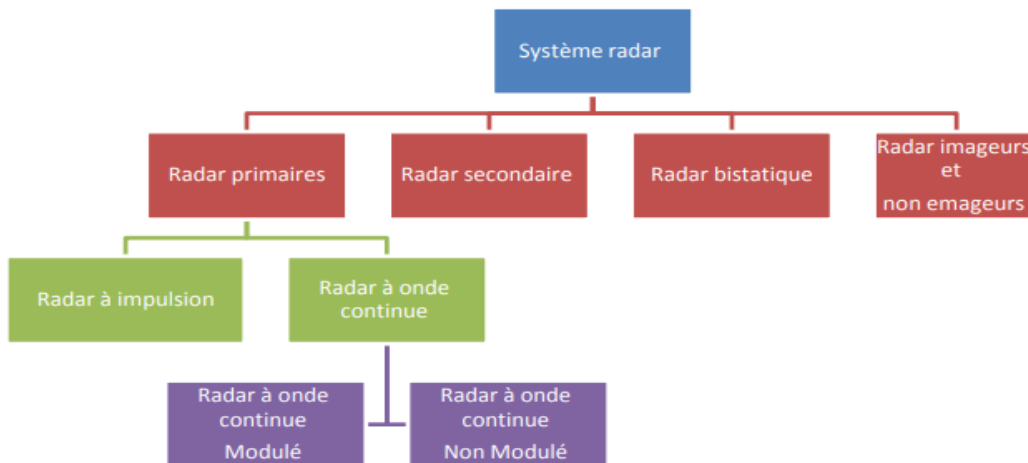


Figure 1. 2 Types du système radar.

1. 4. 1 Radar primaire

Le radar primaire, aussi appelé radar de veille, émet des signaux hyperfréquences pour détecter des cibles non-coopératives dans le contrôle aérien (voir [Figure 1. 3](#)). Contrairement au radar secondaire, il ne dépend pas du transpondeur de la cible. Utilisant une antenne à faible résolution verticale mais à bonne résolution horizontale, il fournit la distance et la vitesse radiale avec précision. Avantages : pas besoin d'équipement embarqué, peut surveiller les véhicules au sol. Inconvénients : ne peut identifier directement les cibles ni leur altitude, nécessite des signaux puissants limitant sa portée [\[9, 10\]](#).



Figure 1. 3 Radar primaire typique à faisceau plat d'un aéroport.

1. 4. 2 Radars à impulsions

Ce type de Radar transmet des impulsions à hautes fréquence avec une puissance très élevées vers la cible. Ensuite, il attend l'écho du signal transmis pendant un certain temps avant qu'il ne transmet une nouvelle impulsion. Le Radar à impulsions est généralement utilisé lorsque cela est nécessaire pour détecter des cibles au sein d'un certain volume de l'espace et de déterminer la distance et le relèvement et dans certains cas, la vitesse de chaque cible. Le système de radar pulsé nécessite généralement l'émission de grandes puissances et peut-être très complexe et coûteux [\[3\]](#).

1. 4. 3 Radars à onde continue

Les radars CW (Continuous Wave), le signal est émis de façon continue. Les radars utilisant ce type d'émission sont destinés à mesurer la vitesse en exploitant l'effet doppler. Les radars à ondes continues modulées émettent sans interruption un signal hyperfréquence, l'écho est donc reçu et traité continuellement. Le radar à ondes continues non modulées émet une seule fréquence à amplitude constante. Le radar CW qui transmet une puissance non modulée utilise aussi un signal codé. Cette réponse peut contenir beaucoup plus d'informations que celles qu'un radar primaire peut collecter, comme l'altitude, un code d'identification, ou même un rapport de problème à bord, tel qu'une panne totale des radiocommunications peut qu'en utilisant l'effet Doppler [4].

1. 4. 4 Radar secondaire

Les radars secondaires utilisent des signaux de réponse actifs (voir Figure 1. 4). En plus du radar primaire, ce type de radar intègre un transpondeur sur la cible. Avec ces radars, l'avion doit être équipé d'un transpondeur (transmetteur répondeur) qui répond à l'interrogation du radar en générant un signal codé. Cette réponse peut contenir beaucoup plus d'informations que celles qu'un radar primaire peut collecter (par exemple l'altitude, un code d'identification, ou encore un rapport de problème à bord comme une panne totale des radiocommunications).



Figure 1. 4 Antenne du radar secondaire

1. 4. 5 Radars bi-statiques

Le radar bistatique (voir [Figure. 1. 5](#)) se compose de deux installations considérablement éloignées l'une de l'autre. L'un des sites abrite les équipements dédiés à l'émission, tandis que l'autre est consacré à la réception. Ce type de radar utilise donc également deux antennes, une sur chaque site [\[9, 19\]](#).

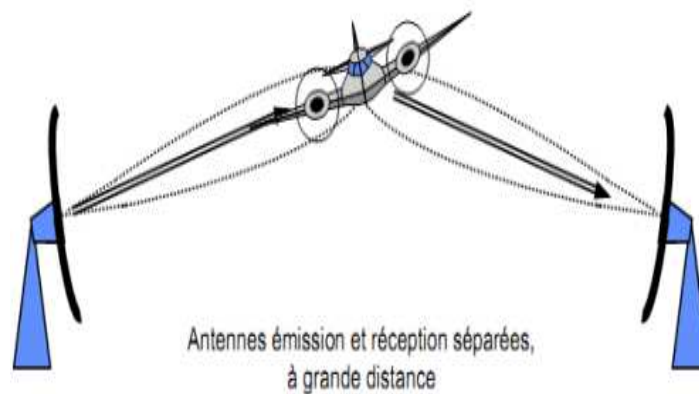


Figure 1. 5 Radar bi-statique

1. 4. 6 Radars imageurs/Radars non-imageurs

Les ensembles radar se divisent généralement en deux grandes catégories: les techniques de radar d'imagerie, qui visent à produire une image cartographique à partir des données reçues, et les techniques de radar non-imagerie, qui fournissent des mesures sous forme de valeurs numériques brutes. Les exemples courants de radar d'imagerie incluent le radar météorologique et le radar de surveillance aérienne militaire, tandis que les altimètres radar et les compteurs de vitesse sont des exemples typiques de radar non-imagerie. Les applications secondaires de cette dernière catégorie comprennent les systèmes d'immobilisation présents dans certains modèles de voitures récentes [\[10\]](#).

1. 5 Eléments de base du radar

Les modules essentiels constituant le système radar sont reliés comme montré dans la [Figure 1. 6](#). Chaque bloc représente un ensemble de circuits électroniques réalisé via des recherches et technologies très avancées.

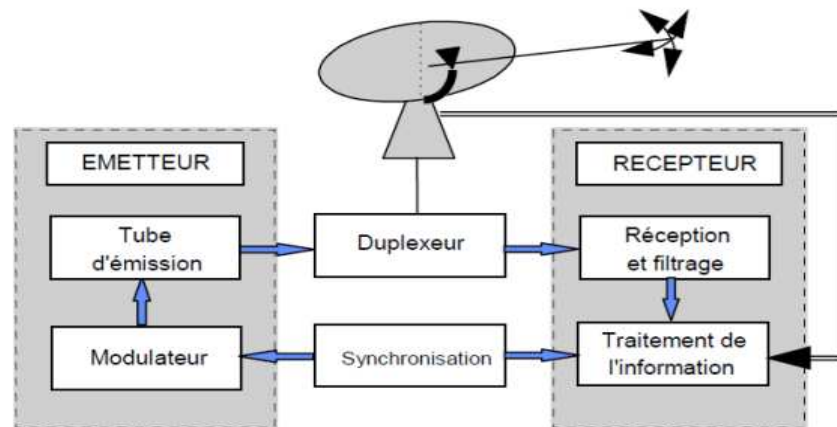


Figure 1. 6 Bloc fonctionnel d'éléments de base de radar.

1. 5. 1 Antenne

L'antenne guide l'énergie émise par le transmetteur dans un faisceau qui éclaire les environs du radar. Elle recueille ensuite les échos de cette illumination pour les récepteurs. Fonctionnant comme un filtre principal, l'antenne atténue les signaux indésirables (interférences ou brouillage) provenant d'autres directions. Une fois que l'énergie radiofréquence quitte l'antenne, elle est affectée par la réfraction atmosphérique et l'atténuation.

1. 5. 2 Duplexeur

C'est un commutateur électronique qui permet, d'une part, au signal émis d'être dirigé vers l'antenne avec une perte minimale tout en isolant convenablement le récepteur, et d'autre part, au signal reçu d'être dirigé en totalité vers le récepteur, sans dérivation vers l'émetteur et toujours avec une perte minimale. La complexité du duplexeur dépend du niveau de puissance du signal émis, allant de quelques kilowatts à 20 MW dans les radars de moyenne et grande portée. Elle est liée à la limitation des fuites vers le récepteur, qui ne peut supporter sans détérioration des signaux supérieurs à environ 100 mW [20].

1. 5. 3 Emetteur

La partie active de l'émetteur est le tube d'émission où est générée l'impulsion hyperfréquence à la fréquence et à la puissance souhaitées. L'émetteur fonctionne également comme un type d'oscillateur de puissance. La chaîne d'amplification, quant à elle, est un autre

type d'émetteur où le signal est amplifié par des étages successifs, allant d'un niveau d'environ 1 watt à la puissance de sortie finale qui varie selon le tube utilisé et la longueur d'onde. Les tubes d'amplification radar tels que les klystrons, les tubes à ondes progressives et les tubes à champs croisés sont utilisés pour les niveaux de puissance élevés. Les amplificateurs à semi-conducteurs (diodes, transistors) sont utilisés dans les étages de base de puissance. En outre, l'émetteur comprend d'autres dispositifs tels que le système de refroidissement, l'alimentation électrique, les circuits de mise en marche et de contrôle, etc [21].

1. 5. 4 Modulateur

Le modulateur fournit la puissance nécessaire à la partie active de l'émetteur. Il permet de stocker l'énergie pendant les périodes séparant deux émissions successives, et de la restituer pendant le temps (très bref) de l'émission radar. Les puissances crête délivrées par le modulateur sont très importantes (3 MW par exemple, pour une puissance crête émise de 1 MW). Il y correspond des courants de plusieurs dizaines d'ampères sous des tensions de plusieurs dizaines de milliers de Volts. La qualité des signaux délivrés par le modulateur doit être contrôlée pour permettre d'éviter des effets parasites sur le signal émis [22].

1. 5. 5 Récepteur

Cet élément représente souvent le cœur délicat et complexe du radar, chargé de l'amplification, du filtrage et du traitement du signal radar. Sa sensibilité doit être extrêmement élevée, pouvant atteindre jusqu'à 10^{15} watts. Il amplifie les signaux à des proportions considérables, de l'ordre de 10^{10} à 10^{14} . De plus, il doit effectuer le filtrage du signal et d'autres traitements adaptés à l'information recherchée, tels que la vitesse ou la position angulaire. Sa conception nécessite une grande attention afin de minimiser toute distorsion involontaire du signal traité et de réduire les perturbations causées par le bruit accompagnant le signal radar [22].

1. 5. 6 Synchronisation

Le synchroniseur est le noyau du système radar. Il génère les signaux de base qui déterminent les moments d'émission, ainsi que divers autres signaux nécessaires pour les opérations en temps réel. À sa base se trouve une horloge d'une stabilité exceptionnelle, à partir de laquelle les signaux de synchronisation sont produits et distribués aux différents composants du système.

1.6 Applications du radar

Le radar a trouvé des applications variées, que ce soit au sol, dans les airs, sur l'océan ou même dans l'espace. Sur terre, son utilisation principale a été centrée sur la détection, la localisation et le suivi des aéronefs ou des objets spatiaux. En mer, il sert à la localisation des bouées, des lignes côtières et des navires, tout en assurant la surveillance des aéronefs. À bord des avions, il agit comme un outil de navigation essentiel et un dispositif de sécurité. Lorsqu'il est embarqué dans des aéronefs, le radar peut également être employé pour la détection d'autres avions, navires ou véhicules terrestres, ainsi que pour la cartographie des terrains, l'évitement des tempêtes et des obstacles, et bien sûr, la navigation. Dans le domaine spatial, le radar a joué un rôle crucial dans le guidage des engins spatiaux et dans la télédétection de la terre et de la mer [20].

Le principal utilisateur du radar, qui a contribué significativement aux coûts de son développement, a été l'armée, même s'il existe des applications civiles de plus en plus importantes, principalement dans le domaine de la navigation maritime et aérienne (Voir [Tableau 1. 1](#)) [21].

Tableau 1. 1 Domaines d'applications du radar

Application civil	Application militaire
- Contrôle du trafic aérien et gestion des vols.	- Surveillance terrestre, océanique et aérienne
- Systèmes intelligents de gestion du trafic.	- Détection et surveillance.
- Approche et atterrissage de précision.	- Classification et identification balistique.
- Gestion du trafic des navires (ports, voies navigables, détroits).	- Défense antimissile.
- Navigation et évitement des collisions.	- Alerte précoce aéroportée.
- Météorologie et surveillance des océans.	- Simulation et modélisation de détection multifonction.
- Surveillance au sol et alarmes anti-intrusion	- Contrôle de tir et guidage des missiles.
- Sondage au sol et imagerie souterraine	- Emplacement du mortier et de l'artillerie.
- Capteurs de vitesse et altimètres du véhicule	- Opérations de recherche et de sauvetage.
- Surveillance étendue multifonctionnelles.	- Sondage au sol et sous la surface.

1.7 Modèles de Swerling de cibles

Il y a quatre modèles de Swerling qui modélise les fluctuations des cibles. Ce modèle est basé sur la distribution Rayleigh. En fait, les quatre modèles de cibles sont dérivés de la fonction densité de probabilité (PDF) générale suivante [8, 10] :

$$p_k(s) = p_k(S) = \frac{1}{\Gamma(k)} \left(\frac{k}{m_s}\right)^{k-1} \exp\left(-\frac{kS}{m_s}\right) \quad S \geq 0 \quad (1.1)$$

Où m_s est la puissance moyenne du signal reçu S . Le modèle de Swerling montre 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

(i) **Swerling I** : Dans cette situation, bien que la puissance du signal renvoyé par impulsion reste constante à chaque balayage, les impulsions d'écho sont indépendantes d'un balayage à l'autre, c'est-à-dire qu'elles ne sont pas corrélées. Ainsi, un signal renvoyé de cette manière représente une fluctuation d'un balayage à l'autre. L'intensité de l'ensemble du train d'impulsions constitue une variable aléatoire indépendante distribuée selon une loi exponentielle unique, donnée pour $k = 1$ est pris dans (1.1) [8, 10] .

$$P(S) = \frac{1}{m_s} \exp\left(-\frac{S}{m_s}\right) \quad S \geq 0 \quad (1.2)$$

(ii) **Swerling II** : Dans cette situation, la cible présente une fluctuation rapide (de pulsation en pulsation), et la PDF du signal de la cible est similaire à celle du cas Swerling I. Ces deux types de modélisation peuvent être utilisés pour caractériser les statistiques des avions et des navires (voir Figure 1. 7).

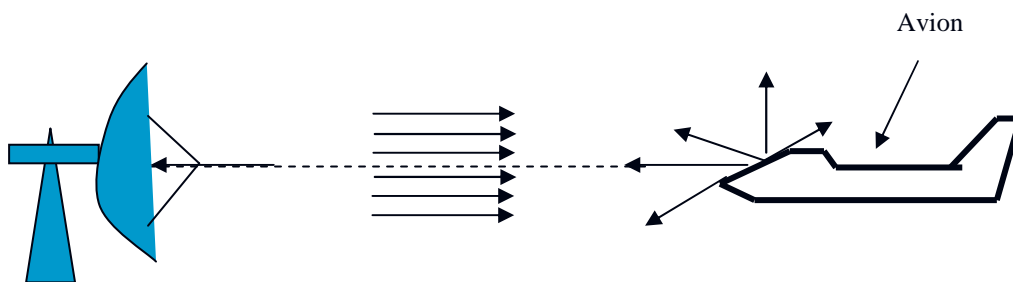


Figure 1. 7 Conception du RCS (avions et navires)

(iii) *Swerling III*: La cible affiche une fluctuation lente entre les balayages successifs, mais la PDF du signal de la cible ne suit pas une loi exponentielle. Au lieu de cela, elle est déterminée on met $k = 2$.

$$P(S) = \frac{4s}{m_s^2} \exp\left(-\frac{2s}{m_s}\right) \quad S \geq 0 \quad (1.3)$$

(iv) *Swerling IV*: Dans cette situation, la cible fluctue rapidement d'une impulsion à l'autre, et la PDF du signal de la cible est similaire au troisième modèle de Swerling. Ces deux types peuvent, par exemple, être utilisés pour caractériser les statistiques des missiles.

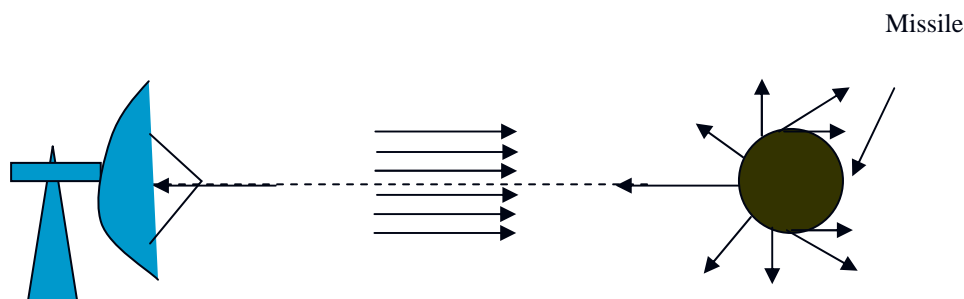


Figure 1. 8 Conception du RCS (missiles)

1. 8 Modélisation du clutter

Le clutter représente les échos d'un groupe de réflecteurs situés de façon arbitraire dans l'espace surveillé par le radar. En général, la puissance du clutter est beaucoup plus élevée que celle du bruit thermique (i.e., bruit due aux phénomènes d'agitation thermique des charges électriques). On désigne deux types de clutter: le clutter de surface (échos de la mer et de la terre) et de volume (généralement liés aux phénomènes météorologiques) [8]. La Figure 1. 9 présente le calcul de l'enveloppe des retours. Notant que le signal transmit est de la forme suivante [8].

$$q_e(T) = A \cos(\omega_c T) \quad (1.4)$$

Où A (amplitude) et w_c (fréquence intermédiaire) sont connus. L'écho reçu devient

$$q_r(T) = \tilde{A} \cos(w_c T + \tilde{\phi}) \quad (1.5)$$

\tilde{A} et $\tilde{\phi}$ sont des grandeurs aléatoires. L'amplitude reçue, $X = \tilde{A}$ est estimé après le calcul des deux composantes en-phase I et en quadrature Q, i.e., $X = \sqrt{I^2 + Q^2}$

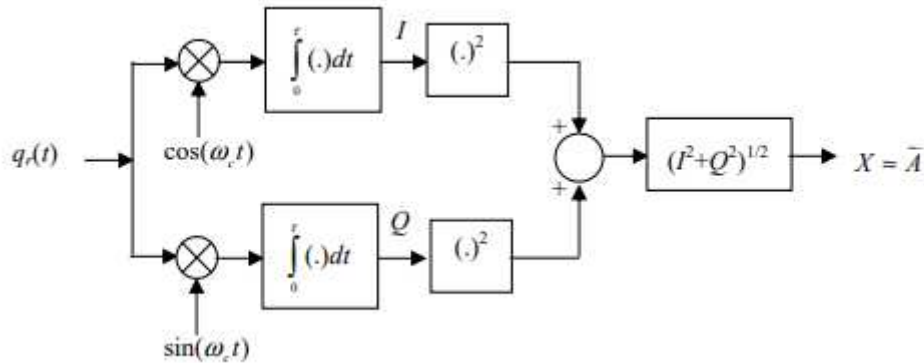


Figure 1. 9 Détecteur d'amplitude des échos radar.

1.8. 1 Clutter de volume

Le volume de désordre comprend généralement une grande étendue et inclut de la paille, de la pluie, de la neige, de la grêle, des oiseaux, et des insectes ainsi que d'autres particules en vol. Le désordre météorologique ou la pluie sont plus faciles à supprimer que la paille, car les gouttelettes de pluie peuvent être considérées comme des sphères parfaites [10, 19]. Un volume de résolution est illustré dans la Figure 1. 10 et est approximé par

$$V_w \approx \frac{\pi}{8} \theta_a \theta_e R^2 c \tau \tag{1.6}$$

Où θ_e et θ_a sont respectivement la largeur du faisceau d'antenne en azimut et en élévation.

Ce type de clutter obéit généralement le modèle gaussien (i.e., Rayleigh ou exponentiel).

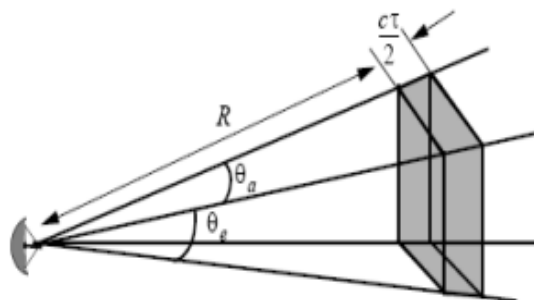


Figure 1. 10 Definition of a resolution volume

1.8.2 Clutter de surface

Le clutter de surface, généralement engendré par les surfaces terrestres et maritimes, est un phénomène complexe à modéliser. Le clutter provenant de la terre est particulièrement difficile à caractériser en raison de sa dépendance aux propriétés diélectriques spécifiques du sol. Ce clutter comprend une variété d'éléments tels que les arbres, la végétation, les variations de relief, les structures artificielles, etc. L'empreinte radar (voir Figure 1.11), qui désigne la zone éclairée par l'onde radar émise, est subdivisée en plusieurs surfaces élémentaires de dimension $(c\tau/2)\sec\psi_g$, alors la résolution en surface, A_c est exprimée par [19].

$$A_C = R\theta_{3dB} \frac{c\tau}{2} \sec\psi_g \tag{1.7}$$

où ψ_g est l'angle d'incidence (grazing angle) et $\sec(\psi_g) = 1/\cos(\psi_s)$.

Ce type de clutter peut obéir plusieurs distributions statistiques telles que :

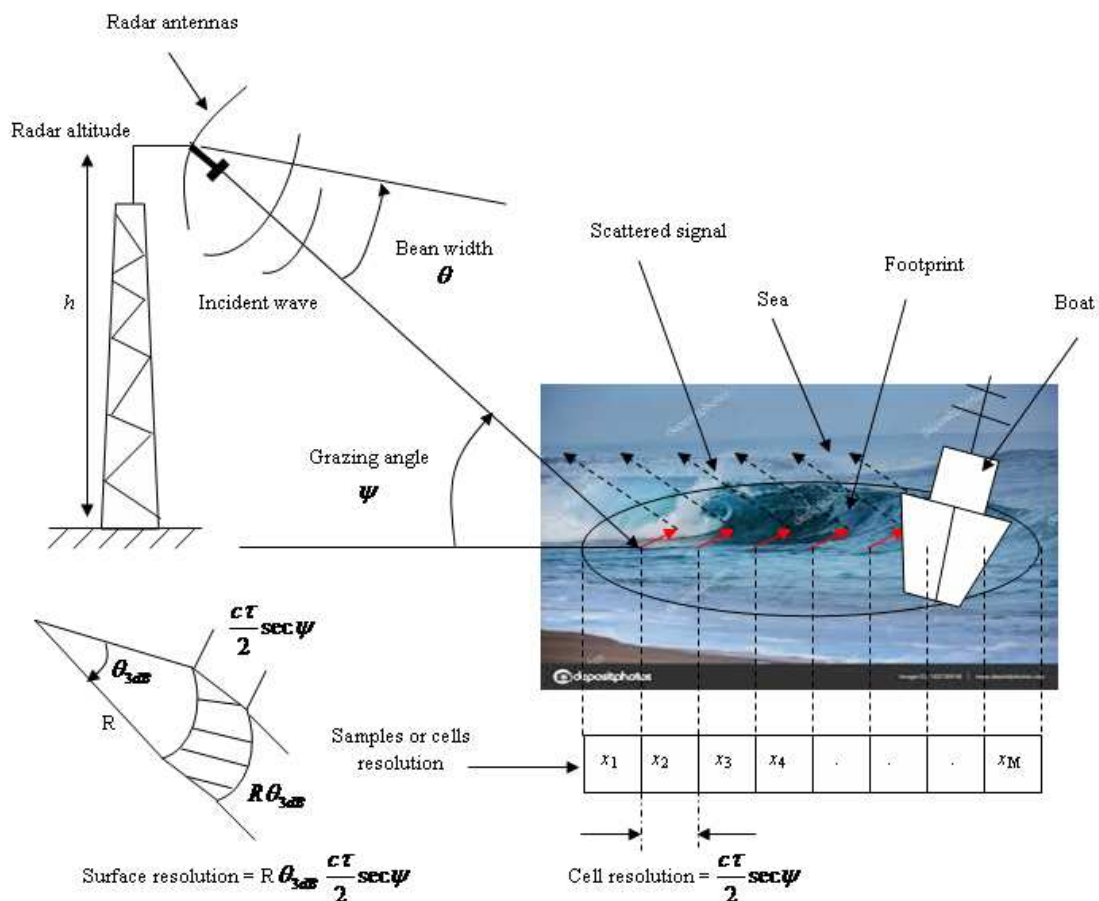


Figure 1.11 Echos radar à partir de la surface de la mer (i.e., empreinte radar).

(i) La distribution log-normal :

La distribution log-normal est caractérisée par une longue queue. Dans le but d'une détection CFAR robuste, ceci permet de modéliser le clutter de mer non-gaussien [8, 10]. La PDF de la distribution log-normal est donnée par

$$p(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi x}} \exp\left(-\frac{(\ln(x)-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1.8)$$

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

(ii) La distribution Weibull :

La distribution Weibull a été aussi utilisée pour modéliser le clutter de la mer de haute résolution [5]. Cette distribution bi-paramétrique a une expression de la PDF donnée par

$$p(x) = \frac{c}{b} \left(\frac{x}{b}\right)^{c-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right) \quad (1.9)$$

où b et c représentent les paramètres de forme et d'échelle, respectivement.

(iii) La distribution K :

La distribution K a été beaucoup utilisée par les radaristes pour décrire les variations du clutter de la mer ou du sol. Les résultats de plusieurs expériences prouvent évidemment que cette distribution donne une description convenable du clutter de la mer [15, 16]. Elle est définie par deux composantes; la première est connue sous le nom de texture. Elle représente le niveau local moyen du clutter et suit la loi gamma. La deuxième, appelée speckle suit la loi Rayleigh.

$$p(y) = \frac{2b^{2v-1}}{\Gamma(v)} \exp(-b^2 y^2) \quad \text{la texture} \quad (1.10)$$

$$p(x|y) = \frac{\pi x}{2y^2} \exp\left(-\frac{\pi x^2}{4y^2}\right) \quad \text{le speckle}$$

La PDF globale de la distribution K est obtenue en moyennant la composante speckle sur toutes les valeurs possibles de la composante texture comme suit :

$$p(x) = \int_0^\infty p(x|y)p(y)dy \quad (1.11)$$

$$= \frac{4c}{\Gamma(v)} (cx)^v k_{v-1}(2cx)$$

où $K(2cx)$ est la fonction de Bessel modifiée, c est le paramètre d'échelle ($c=b\sqrt{\pi/4}$) et v est le paramètre de forme and $\Gamma(\cdot)$ est la fonction gamma.

(iv) La distribution Pareto type II:

Ce modèle est obtenu pour une distribution gamma inverse de la composante texture, donnée par [15].

$$p(y) = \frac{1}{B^a \Gamma(a)} y^{-(a+1)} \exp(-1/\beta y) \quad (1.12)$$

Où a est le paramètre de forme et β est le paramètre d'échelle. A la sortie du détecteur d'enveloppe la distribution Pareto type II est donnée par

$$p(x) = \frac{2x\beta\Gamma(a+1)}{(\beta x^2 + 1)^{a+1}\Gamma(a)} \quad (1.13)$$

(v) La distribution GC (General Compound):

Pour adapter les échos radar avec une seule distribution, le modèle GC a été proposé dans [5]. Cette PDF est formée en utilisant deux lois gamma généralisée pour caractériser les composantes speckle et texture

$$p(x|y) = \frac{b_1}{y\Gamma(v_1)} \left(\frac{x}{y}\right)^{b_1 v_1 - 1} \exp\left(-\left(\frac{x}{y}\right)^{b_1}\right) \quad (1.14)$$

$$p(y) = \frac{b_2}{y\Gamma(v_2)} \left(\frac{y}{a}\right)^{b_2 v_2 - 1} \exp\left(-\left(\frac{y}{a}\right)^{b_2}\right)$$

où a est le paramètre d'échelle, v_1 et v_2 sont les paramètres de forme et b_1 et b_2 sont les paramètres de puissance. A partir de (1.14), la distribution GC de l'enveloppe X est donnée par [5].

$$P(x) = \frac{b_1 b_2}{\Gamma(v_1)\Gamma(v_2)} \frac{x^{b_1 v_1 - 1}}{a^{b_2 v_2 - 1}} \int_0^\infty y^{b_2 v_2 - b_1 v_1} \exp\left(-\left(\frac{x}{y}\right)^{b_1} - \left(\frac{y}{a}\right)^{b_2}\right) dy \quad (1.15)$$

(vi) La distribution mixture:

De nombreux modèles ayant une distribution unique ne décrivent pas certains cas de données réelles qui suivent deux densités ou plus (i.e., mélange de clutter Rayleigh et non-Rayleigh). Cela se produit lorsque des échos radar sont observés à partir de petites distances de cellules de portée. À cet effet, une distribution générale (une mixture de plusieurs distributions) peut fournir une approximation de la majorité de scénarios de données réelles [12, 13, 19]

$$p(x) = \sum_{i=1}^{\infty} k_i p_i(x) \quad (1.16)$$

où $0 < k_i < 1, i = 1, \dots, n$ sont des probabilités et la PDF $p_i(x)$ peut prendre la forme d'une des distributions ci-dessus (c.-à-d., log-normal, Weibull, K , etc.) avec différentes valeurs de ses paramètres.

(vii) La distribution composite:

On sait que le modèle de Pareto type I est caractérisé par une queue plus épaisse que la distribution normale. Pour avoir une bonne caractérisation statistiques des données, des distributions telles que exponentielle, log-normal, Weibull et gamma inverse ont été intégrées avec la distribution de Pareto type I nommée 'distribution composite' [14]. Par exemple, la PDF composite gamma inverse et Pareto est formulée comme suit:

$$p(x) = \begin{cases} cp_1(x) & 0 < x \leq \theta \\ cp_2(x) & \theta \leq x < +\infty \end{cases} \quad (1.17)$$

où

$$p(x) = \frac{\beta^a}{\Gamma(a)} x^{-a-1} \exp(-\beta/x) \quad (1.18)$$

et

$$p_2(x) = \frac{a\theta^a}{x^{a+1}} \quad x \geq \theta, a > 0, \theta > 0 \quad (1.19)$$

θ est une variable. Pour lisser la densité composite (1,17), on suppose que la PDF est continue et différentiable de θ . C'est-à-dire :

$$\begin{cases} p_1(\theta) = p_2(\theta) \\ \frac{dp_1(\theta)}{d\theta} = \frac{dp_2(\theta)}{d\theta} \end{cases} \quad (1.20)$$

En résolvant les équations ci-dessus simultanément et après de nombreuses manipulations algébriques, (1,17) devient

$$p(x) = \begin{cases} c \frac{(k\theta)^\alpha}{\Gamma(\alpha)} x^{-\alpha-1} \exp(-k\theta/x) & 0 < x \leq \theta \\ c \frac{(a-k)\theta^{a-k}}{x^{a-k+1}} & \theta \leq x < +\infty \end{cases} \quad (1.21)$$

1. 9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques concepts de base des systèmes radar ainsi que leurs applications. Le clutter radar incluant le clutter atmosphérique et le clutter mer/terre est expliqué en donnant leurs expressions de résolutions cellulaires. Comme la modélisation de clutter radar joue un rôle important dans de nombreux paradigmes de traitement du signal, en particulier la construction de détecteurs CFAR, nous avons présenté des modèles exprimés en fonction d'une seule distribution (i.e., Weibull, log-normal, etc) et de plusieurs distributions (i.e., Mixture et composite), des modèles de mélange et des modèles composites. Des modèles de fluctuation de Swerling de cibles (i.e., avion, navires, missiles, etc) ont également été donnés en utilisant des distributions gaussienne et non-gaussienne.

Estimation du Clutter CG-LNT basée sur le ANN

Sommaire du Chapitre :

2. 1 Introduction.....	24
2. 2 Distributions CG-LNT.....	24
2. 3 Méthodes d'estimation classiques.....	26
2. 4 Méthodes d'estimation proposées.....	27
2. 5 Résultats numériques.....	31
2. 6 Conclusion.....	41

2. 1 Introduction

La détection CFAR est une procédure efficace de traitement du signal pour la détection et la recherche de cibles se déplaçant au-dessus de la surface de la mer. Ce problème peut être divisé en deux aspects; d'abord trouver un meilleur modèle statistique du clutter et deuxièmement développer une règle de décision (test statistique) basée sur l'estimation des paramètres du clutter à partir de la fenêtre de données de références [1, 2].

Ce Chapitre propose les méthodes MLE et ANN pour estimer les paramètres du clutter radar CG-LNT sans bruit thermique. La procédure MLE est exécutée numériquement et prend plus de temps pour la convergence. Pour surmonter cette complexité, nous nous référons à l'utilisation de la technique d'intelligence artificielle ANN où les estimés sont obtenus directement via des opérations mathématiques simples (sommées pondérées). La tâche d'apprentissage de ce dernier est réalisée d'abord à l'aide de données synthétiques et de valeurs réelles des paramètres du clutter CG-LNT.

Dans ce chapitre, nous allons discuter en premier lieu la modélisation du clutter IPIX par les distributions CG-LNT sans et avec bruit thermique en se basant sur les approches d'estimation existantes nommées $z_{log}(z)$ et PCFE respectivement. Puis, nous allons construire l'estimateur MLE et l'estimateur ANN via des données simulées. Des comparaisons sont effectuées en fonction des méthodes d'estimation classiques et proposées. Enfin, nous octroyons quelques conclusions sur les résultats simulés et expérimentaux obtenus.

2. 2 Distributions CG-LNT

Généralement, les distributions gaussiennes composées avec différentes composantes de la texture peuvent s'adapter aux propriétés statistiques du clutter de la mer (i.e., échos provenant entre deux états de la mer; très agitée et calme). Dans ce contexte, on cite d'abord la distribution CG-LNT sans bruit thermique qui est donnée en fonction de deux paramètres [18, 23]. Ce dernier représente la sortie du détecteur linéaire dont l'enveloppe, Z suit la loi CGLNT suivante

$$p(z) = \frac{2z}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_0^{+\infty} y^{-2} \exp\left(-\frac{[\ln(y/\delta)]^2}{2\sigma^2} - \frac{z^2}{y}\right) dy \quad (2.1)$$

Où $\ln(\delta)$ et σ représente respectivement la moyenne et l'écart type de la variable aléatoire Z . Le moment théorique d'ordre r est déterminé à partir de (2.1)

$$\langle z^r \rangle = \delta^{r/2} \Gamma(1+r/2) \exp\left(\frac{1}{2}\left(\frac{r\sigma}{2}\right)^2\right) \quad (2.2)$$

où $\langle \cdot \rangle$ est l'expectation et $\Gamma(\cdot)$ est la fonction gamma. Donnant M échantillons indépendants du clutter de la mer CG-LNT distribué, i.e., $z_i, i = 1, \dots, M$, le moment empirique (statistique) d'ordre r équivalent à (2.2) est donné par

$$\langle z^r \rangle \equiv \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M z_i^r \quad (2.3)$$

La fonction CCDF liée au modèle (2.1) est donnée par la relation suivante

$$\begin{aligned} P(T) &= \int_T^{+\infty} \left[\int_0^{+\infty} p(x|y) p(y) dy \right] dx \\ &= \int_0^{+\infty} \left[\int_T^{+\infty} p(x|y) dx \right] p(y) dy \\ &= \int_0^{+\infty} \exp\left(-\frac{T^2}{y}\right) p(y) dy \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \int_0^{+\infty} y^{-1} \exp\left(-\frac{[\ln(y/\delta)]^2}{2\sigma^2} - \frac{T^2}{y}\right) dy \end{aligned} \quad (2.4)$$

En considérant maintenant la présence du bruit thermique dans des les échos de la mer, le modèle CG-LNT plus bruit est simplement obtenu à partir des deux composantes suivantes

$$\begin{cases} p(x|y) = \frac{2x}{y + p_n} \exp\left(-\frac{x^2}{y + p_n}\right) & \rightarrow \text{Speckle} \\ p(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma y}} \exp\left(-\frac{[\ln(y/\delta)]^2}{2\sigma^2}\right) & \rightarrow \text{Texture} \end{cases} \quad (2.5)$$

Où p_n désigne la puissance du bruit thermique qui est constante et inconnue.

Le modèle CG-LNT globale est alors calculé comme

$$\begin{aligned} p(x) &= \int_0^{+\infty} p(x|y) p(y) dy \\ &= \frac{2x}{\sqrt{2\pi\sigma}} \int_0^{+\infty} \frac{y^{-1}}{y + p_n} \exp\left(-\frac{[\ln(y/\delta)]^2}{2\sigma^2} - \frac{x^2}{y + p_n}\right) dy \end{aligned} \quad (2.6)$$

La fonction CCDF pour ce cas est donnée par

$$\begin{aligned} P(T) &= \int_T^{+\infty} \left[\int_0^{+\infty} p(x|y) p(y) dy \right] dx \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \int_0^{+\infty} y^{-1} \exp\left(-\frac{[\ln(y/\delta)]^2}{2\sigma^2} - \frac{T^2}{y + p_n}\right) dy \end{aligned} \quad (2.7)$$

Le moment d'ordre r devient

$$\begin{aligned} \langle z^r \rangle &= \int_0^{+\infty} x^r p(x) dx \\ &= \frac{2\Gamma(1+r/2)}{\sqrt{2\pi\sigma}} \int_0^{+\infty} (y + p_n)^{r/2} y^{-1} \exp\left(-\frac{[\ln(y/\delta)]^2}{2\sigma^2}\right) dy \end{aligned} \quad (2.8)$$

2. 3 Méthodes d'estimation classiques

Les méthodes ci-dessous concernent l'estimation des paramètres σ et δ du modèle (2.1) sans bruit.

2. 3. 1 Méthode HOME

À partir de M échantillons CG-LNT distribué, les moments d'ordre supérieur sont combinés pour obtenir les estimations de σ et δ comme [18]

$$\begin{cases} \hat{\sigma} = \sqrt{\ln\left(\frac{\langle z^4 \rangle}{2\langle z^2 \rangle^2}\right)} \\ \hat{\delta} = \langle z^2 \rangle \exp\left(-\frac{\hat{\sigma}^2}{2}\right) \end{cases} \quad (2.9)$$

Des valeurs importantes de M sont sollicitées pour la précision de l'estimation.

2. 3. 2 Méthode FOME

Pour améliorer les résultats d'estimation donnés par (2.9) pour des petites valeurs de M , les moments d'ordre non-entiers (fractionnaires) sont exploités pour fournir une forme compacte de la méthode FOME [18]

$$\hat{\sigma} = 2\sqrt{\frac{1}{r} \ln\left(\frac{\langle z^{r+1} \rangle}{\langle z \rangle \langle z^r \rangle} \frac{0.5r\sqrt{\pi}\Gamma(0.5r)}{(r+1)\Gamma(0.5r+0.5)}\right)} \quad (2.10)$$

Où $0 < r < 1$.

2. 3. 3 Méthode $\mathbf{zlog(z)}$

Pour obtenir des résultats approximatifs par rapport à la méthode MLE avec un temps de calcul minimum, l'approche $\mathbf{zlog(z)}$ est développée. Les dérivées des deux côtés de (2.2) par rapport à l'ordre fractionnel, r conduisent à trouver l'estimateur analytique $\mathbf{zlog(z)}$ comme [18]

$$\hat{\sigma} = 2 \sqrt{\frac{\langle z \ln z \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \ln z \rangle - 1 + \ln 2} \quad (2.11)$$

Une fois $\hat{\sigma}$ est obtenu, $\hat{\delta}$ est simplement calculé en termes du moment d'ordre 1. D'où

$$\hat{\delta} = \left(\frac{\langle z \rangle}{\Gamma(1+1/2)} \exp\left(-\frac{\hat{\sigma}^2}{8}\right) \right)^2 \quad (2.12)$$

L'objectif de la section suivante est d'obtenir des estimations améliorées par rapport aux estimateurs ci-dessus. Pour cela, deux estimateurs différents basés sur les procédures MLE et ANN sont proposés.

2. 4 Méthodes d'estimation proposées

La description et les formules explicites des méthodes MLE et ANN sont données ci-dessous.

2. 4. 1 Méthode MLE

La procédure MLE est couramment utilisée comme une approche efficace lorsque la forme de la distribution statistique du clutter à estimer est connue et non-mathématiquement compliquée [19]. Elle est obtenue à partir de la fonction de vraisemblance (LF) de la distribution de clutter. En utilisant (2.1), la LF est donnée par

$$LF = \prod_{i=1}^M \frac{2z_i}{\sqrt{2\pi\sigma}} \int_0^{+\infty} y^{-2} \exp\left(-\frac{[\ln(y/\delta)]^2}{2\sigma^2} - \frac{z_i^2}{y}\right) dy \quad (2.13)$$

Comme la fonction logarithme (log) est une fonction monotone croissante, le log LF (LLF) est utilisé au lieu de (2.13) de sorte que

$$LLF = \sum_{i=1}^M \ln \left[\frac{2z_i}{\sqrt{2\pi\sigma}} \int_0^{+\infty} y^{-2} \exp\left(-\frac{[\ln(y/\delta)]^2}{2\sigma^2} - \frac{z_i^2}{y}\right) dy \right] \quad (2.14)$$

Pour trouver le maximum de (2.14), des dérivés partiels par rapport à σ et δ sont nécessaires. Cependant, cela n'est pas possible car une intégrale définie est présentée dans (2.14). Les routines intégrales numériques sont essentielles pour l'évaluer. Pour minimiser le domaine de recherche dans une seule dimension, (2.12) est substitué dans (2.14). L'exécution de la procédure MLE numérique basée sur (2.14) est équivalente à la minimisation du LLF négatif (NLLF) qui est considérée comme la fonction objective suivante

$$NLLF = \arg \min_{\hat{\sigma}} \left(- \sum_{i=1}^M \ln \left[\frac{2z_i}{\sqrt{2\pi\hat{\sigma}}} \int_0^{+\infty} y^{-2} \exp \left(- \frac{[\ln(y/\hat{\sigma})]^2}{2\hat{\sigma}^2} - \frac{z_i^2}{y} \right) dy \right] \right) \quad (2.15)$$

Dans les problèmes d'intégration numérique, nous nous concentrons toujours sur l'approximation des intégrales définies d'une fonction donnée $f(x)$ par la somme des n-points de la quadrature gaussienne

$$\int_a^b f(x) dx \approx \sum_{i=1}^n w_i f(x_i) \quad (2.16)$$

Où w_i , x_i sont respectivement les poids et les points d'évaluation de la fonction $f(x)$. Si l'intervalle $[a, b]$ est subdivisé, les points d'évaluation des nouveaux sous-intervalles ne coïncident jamais avec les points d'évaluation précédents et donc l'entier doit être évalué à chaque point [24, 25]. La méthode de quadrature adaptative de Gauss-Kronrod est utilisée dans ce travail pour l'évaluation de l'entier dans (2.15). Cette méthode est une extension de la formule de quadrature de Gauss. La différence entre une règle de quadrature de Gauss et son extension de Kronrod est souvent utilisée comme estimation de l'erreur d'approximation. Il tente d'approcher l'intégrale d'une fonction scalaire de 0 à infini en utilisant une quadrature adaptative globale d'ordre élevé et des tolérances d'erreur par défaut [24, 25].

En réalité, l'estimateur MLE de (2.15) est trop coûteux en temps de calcul, car à chaque valeur d'échantillon, z_i de clutter CG-LNT, nous devons exécuter deux routines numériques; l'intégrale numérique dans (2.15) et l'optimisation numérique de (2.15). Cette approche n'est utile que pour une estimation hors ligne lorsque les données enregistrées sont utilisées dans le domaine de la météorologie ou pour étudier la modélisation de clutter de la mer avec des conditions différentes. Pour cette raison, nous considérons dans la section suivante la procédure ANN adaptée permettant des estimations optimales et rapides de σ . Ces avantages sont caractérisés par la caractéristique cartographique de l'estimateur ANN appris avec une prédiction avancée du paramètre inconnu.

2. 4. 2 Méthode ANN

La forme générale du ANN MLP (Multi Layer Perceptron) est montrée dans la **Figure 2. 1** avec deux couches cachées. Le modèle neuronal et l'architecture d'un réseau de neurones décrivent comment un réseau transforme numériquement son entrée en sortie. Le transfert de l'information va de la couche d'entrée à la couche de sortie en utilisant les poids de connexion (c.-à-d., W_{1ij} , W_{2ij} et W_{3ij}) et le biais (c.-à-d., b_{1i} et b_{2i}). Un réseau de neurones est adapté via un algorithme d'apprentissage pour effectuer une fonction particulière (c'est-à-dire, le

comportement de cartographie) en ajustant leurs paramètres de connexion [26, 27].

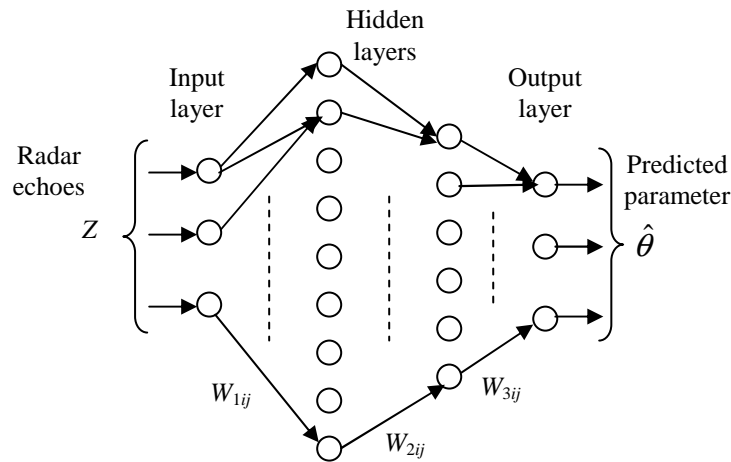


Figure 2. 1 Procédure générale ANN MLP.

Dans ce travail, nous voulons approcher le modèle inverse ou la relation inverse entre les paramètres d’encombrement et les données en utilisant la technique ANN comme le montre la Figure 2. 2. Cette opération est effectuée au moyen de données simulées, z_i , $i = 1, \dots, M$ et valeurs de paramètre d’encombrement réel, c.-à-d., σ . Ces valeurs numériques sont nécessaires pour apprendre l’estimateur ANN. Après plusieurs essais, le vecteur d’entrée $X = [x_1 \ x_2]$ est calculé d’abord à partir des données en fonction des moments logarithmique et des moments d’ordres fractionnels

$$\begin{cases} x_1 = \frac{\langle z \log(z) \rangle}{\langle z \rangle} - \langle \log(z) \rangle \\ x_2 = \frac{\langle z^{r+1} \rangle}{\langle z \rangle \langle z^r \rangle} \end{cases}, r = 0,1 \quad (2.17)$$

Après un certain nombre de tests, une couche cachée avec poids, W_{1ij} , et biais b_{1i} , pour $i = 1, 2$ et $j = 1, \dots, 134$ est considérée. La fonction d’activation tangente hyperbolique est utilisée à la sortie de chaque couche. Cette dernière se compose de poids W_{2ij} et de biais b_{2i} , pour $i = 1, \dots, 134$ et $j = 1$. La sortie y_{1j} du neurone de couche cachée j est calculée par

$$y_{1j} = b_{1j} + \sum_{i=1}^2 W_{1ij} x_i \quad (2.18)$$

Ensuite, la fonction d’activation tangente hyperbolique est utilisée

$$Y_{1j} = \frac{e^{2y_{1j}} - 1}{e^{2y_{1j}} + 1} \quad (2.19)$$

La sortie y_{2j} ($j = 1$) du neurone de la couche de sortie $j = 1$ est calculée par

$$y_{2j} = b_{2j} + \sum_{i=1}^{134} W_{2ij} Y_{1i} \quad (2.20)$$

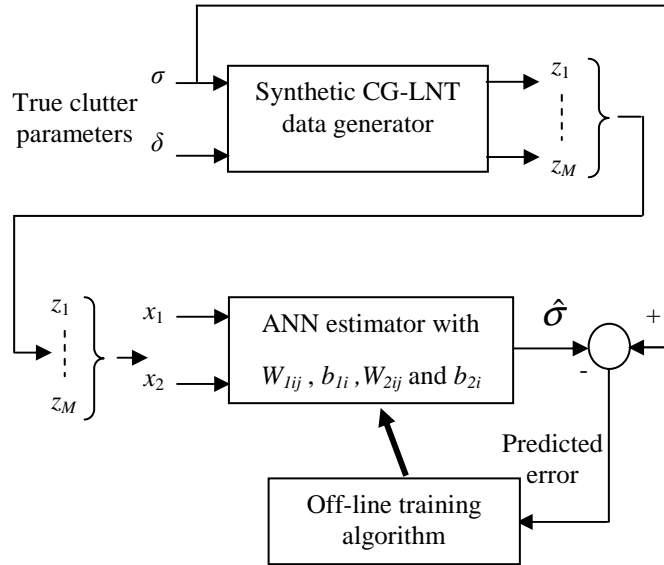


Figure 2. 2 Apprentissage de l'estimateur ANN des paramètres de clutter CG-LNT.

Le paramètre prédit (estimé) est finalement calculé à partir de la fonction d'activation de sorte que

$$\hat{\sigma} = \frac{e^{2y_{2j}} - 1}{e^{2y_{2j}} + 1} \quad (2.21)$$

Dans la phase d'entraînement, l'erreur prédite quadratique est considérée par l'algorithme d'apprentissage comme une fonction objective

$$E = \frac{1}{2}(\sigma - \hat{\sigma})^2 \quad (2.22)$$

2. 5 Résultats numériques

Par la suite, les procédures MLE et ANN sont exécutées pour estimer σ et δ à partir d'échantillons M de données synthétiques et réelles. Après quelques essais et erreurs, nous avons choisi les routines numériques et les paramètres comme présentés dans le **Tableau 2. 1**.

Tableau 2. 1 Paramètres des estimateurs MLE et ANN.

Méthode MLE		Méthode ANN	
Approche numerique	Routine Matlab	Parametre	Taille
Adaptive Gauss-Kronrod quadrature method (numerical integration)	'quadgk(.)'	Number of hidden layers	1
		Input layer	2
		Hidden layer	134
		Output layer	1
Nelder- Mead simplex search algorithm (NLLF optimization)	'fminsearch(.)'	Activation function	Hyperbolic tangent
		Learning algorithm	Levenberg-Marquardt
		Number of samples, M	10000
		Clutter parameter interval, σ	[0.5 7]
		Clutter parameter δ , $[z^2]=1$	$\delta = e^{-0.5\sigma^2}$

2. 5. 1 Tâche d'apprentissage de l'estimateur ANN

Comme indiqué ci-dessus, l'étape d'entraînement de la procédure ANN nécessite la connaissance des vecteurs entrées/sorties donnés par (2.17) et σ respectivement. Pour créer l'ANN pour cette application, la routine Matlab « newff » est utilisée. Dans cette étape, seules les données simulées sont considérées avec $M = 10000$ où 2500 valeurs aléatoires de σ entre 0,5 (clutter gaussien) et 7 (clutter très pointu) sont prises en compte. Pour chaque valeur réelle de σ , l'ANN calcule sa sortie $\hat{\sigma}$, et l'erreur quadratique, $(\sigma - \hat{\sigma})^2$ est ensuite utilisée dans l'algorithme d'apprentissage de « Marquardt-Levenberg ». Le nombre de poids et de biais inconnus est de $134 \times 4 + 1$. Après plusieurs itérations, la caractéristique de régression des

courbes cible et prédite de σ est obtenue comme indiqué dans la [Figure 2. 3](#). L'approche ANN qui en résulte est maintenant prête pour l'estimation à l'aide de données simulées ou réelles.

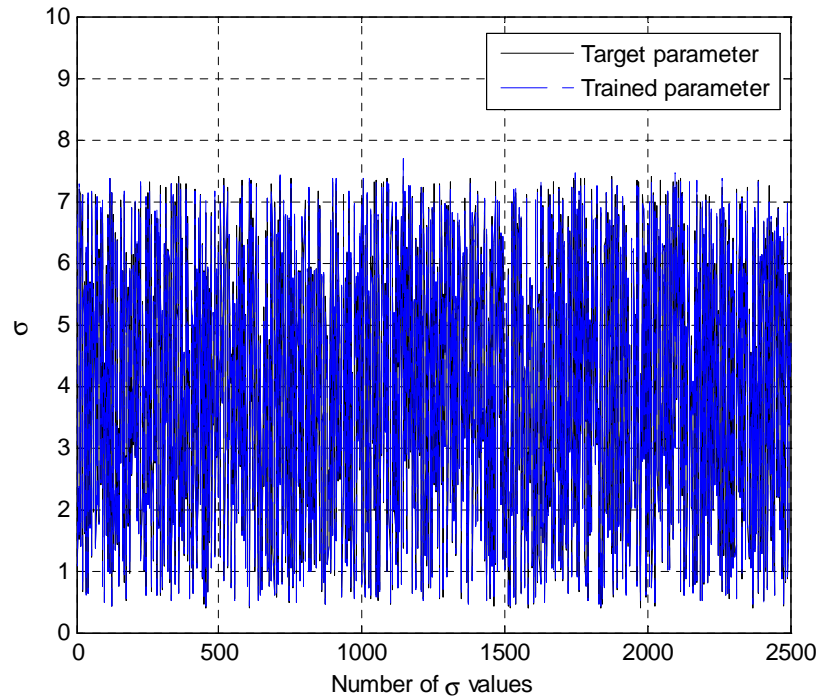


Figure 2. 3 Apprentissage de l'estimateur ANN pour $M = 10000$.

2. 5. 2 Estimation au moyen de données artificielles

Dans cette partie, tous les estimateurs ci-dessus donnés par (2.9), (2.10), (2.11), (2.15) et (2.21) sont comparés d'une manière ensemble en termes de valeurs réelles de σ . Le test de la performance considéré est l'erreur quadratique moyenne ($EQM = E[(\hat{\sigma} - \sigma)^2]$). Étant donné que la convergence de la méthode MLE prend plus de temps, nous avons défini $n = 100$ tests de Monte-Carlo pour l'estimation de l'EQM. C'est clair dans la [Figure 2. 4](#) que les estimateurs ANN et MLE surpassent les estimateurs HOME, FOME et $zlog(z)$. La méthode ANN fournit un calcul rapide avec des performances approximatives et optimales par rapport à la méthode MLE. La [Figure 2. 5](#) esquisse des courbes MSE pour $M = 10000$. Comparativement aux résultats de la [Figure 2. 4](#), il est évident que l'augmentation de M améliore sans aucun doute l'exactitude de tous les estimateurs. La [Figure 2. 6](#) montre bien la différence entre les performances d'estimation selon M . En conclusion, l'approche MLE est

complexe et prend plus de temps de convergence surtout pour des valeurs élevées de M et σ . Dans tous les cas, la méthode ANN est la meilleure en termes de simplicité, qualité d'estimation et exigences de calcul.

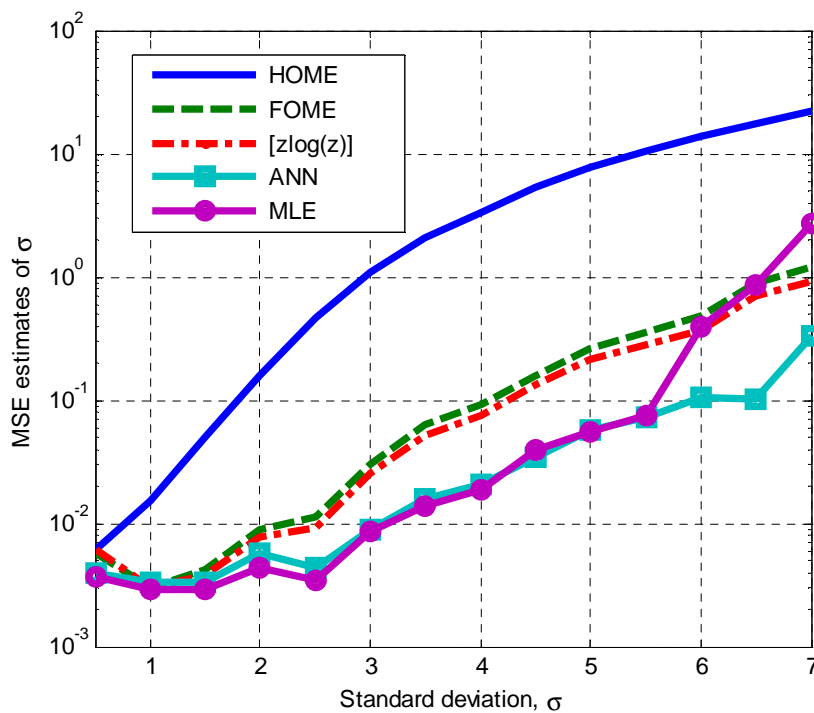


Figure 2. 4 Performances d'estimation des méthodes HOME, FOME, $z\log(z)$, MLE et ANN pour $M = 1000$.

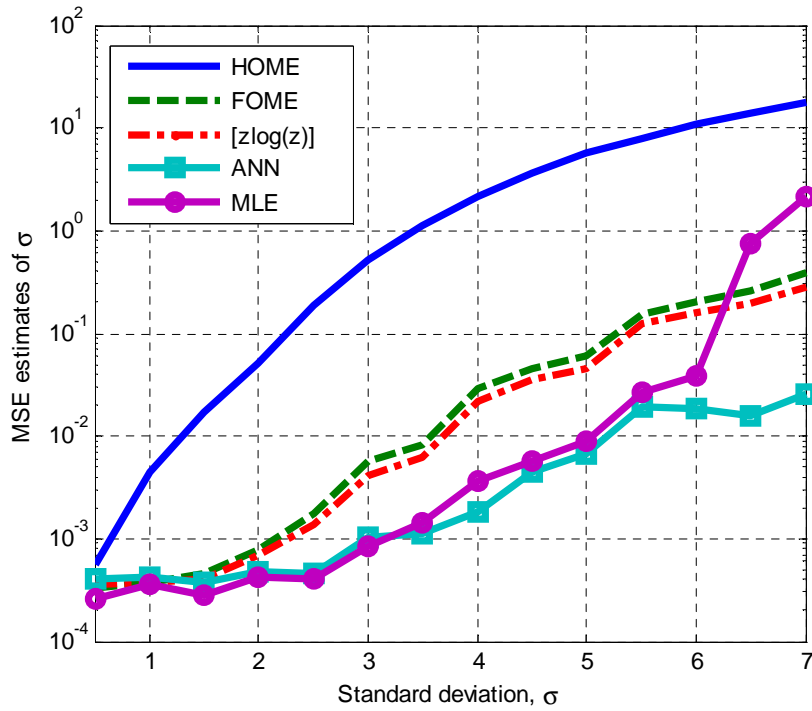


Figure 2. 5 Performances d'estimation des méthodes HOME, FOME, $z\log(z)$, MLE et ANN pour $M = 10000$.

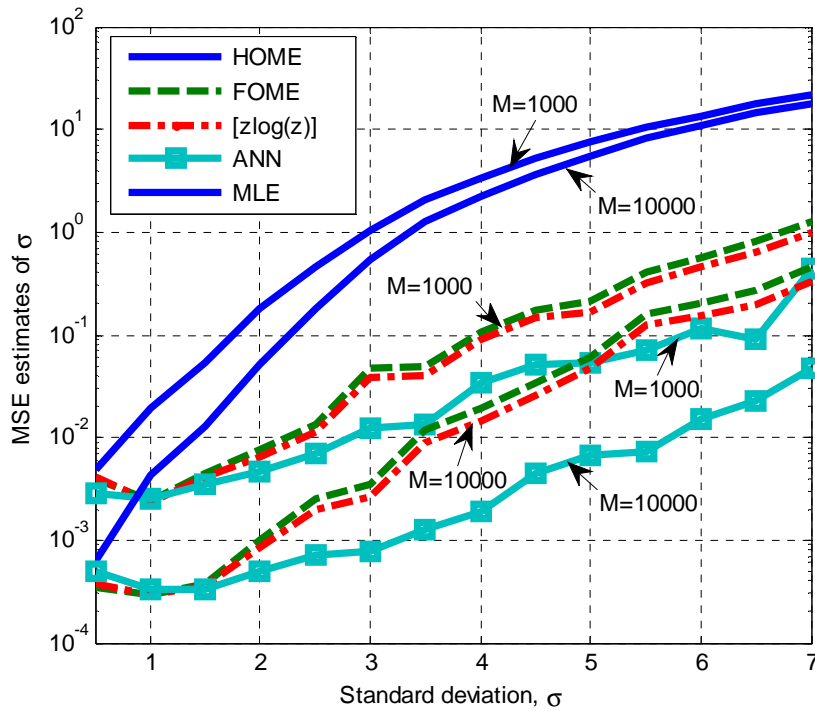


Figure 2. 6 Performances d'estimation des méthodes HOME, FOME, $z\log(z)$, MLE et ANN en fonction de M et σ .

2. 5. 3 Estimation à partir de données réelles

Dans cette sous-section, la base de données IPIX [28] est utilisée pour la validation des estimateurs proposés.

La description de cette base de données IPIX est trouvée dans [28]. Le clutter de la mer du radar IPIX de McMaster est disponible avec différents paramètres maritimes et radar. Il est destiné aux chercheurs pour évaluer leurs algorithmes développés dans la communauté de recherche radar. Le système radar IPIX est un radar en bande X entièrement cohérent avec deux antennes d'émission/réception, polarisation, agilité en fréquence et mode regard/surveillance. Les données IPIX utilisées dans ce travail concernent des mesures à haute résolution recueillies à Grimsby durant l'hiver 1998, sur les rives du lac Ontario. Grâce aux enregistrements, le radar émettait avec un PRF de 1000 Hz et une longueur d'impulsion de 0,06 us. Les données IPIX reçues sont traitées par l'ordre d'arrivée et enregistrées dans une matrice (60000x34) où 34 indique le nombre de cellules de portée et 60000 est le nombre d'impulsions émises. Ci-dessous, nous considérons 10000 cellules au lieu de 60000 impulsions.

Pour la polarisation de l'antenne radar HH, la résolution de cellules de 3m et la cellule 5, **Figure 2. 7** délivre les courbes CG-LNT CCDF en termes du seuil normalisé, T obtenu à partir des différents estimateurs. Il est observé que les méthodes ANN et MLE fournissent le meilleur ajustement aux données réelles. De plus, nous obtenons la même performance de modélisation des estimateurs proposés lorsque la résolution des cellules est diminuée (c.-à-d., 15 m), comme l'illustre dans la **Figure 2. 8**. Dans la **Figure 2. 9**, tous les estimateurs ont les mêmes performances et convergent vers les données empiriques.

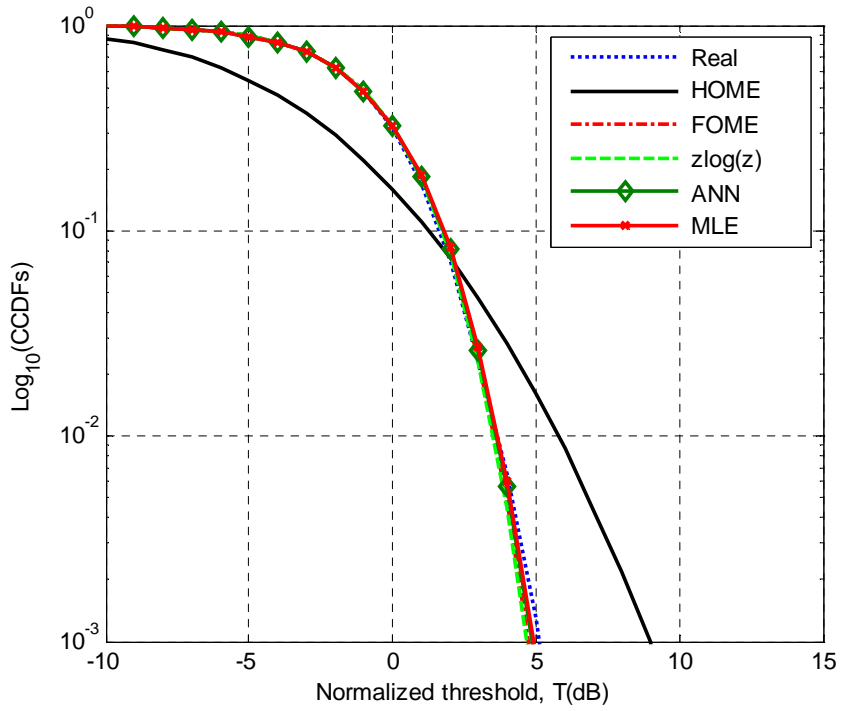


Figure 2. 7 Approximation aux données réelles IPIX avec la polarisation HH, résolution 3m et 5^{ème} cellule de portée.

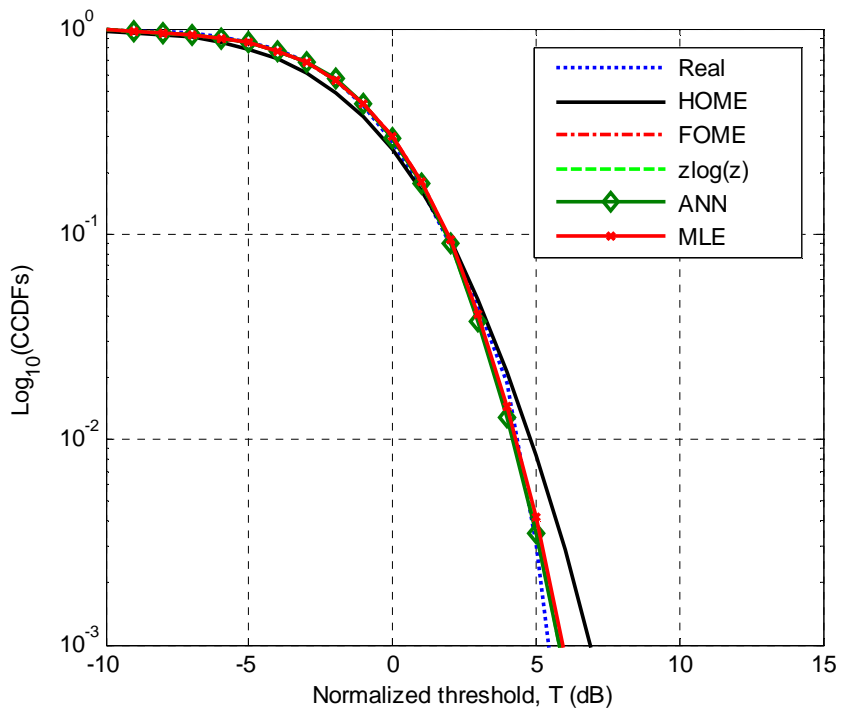


Figure 2. 8 Approximation aux données réelles IPIX avec la polarisation HH, résolution 15m et 7^{ème} cellule de portée.

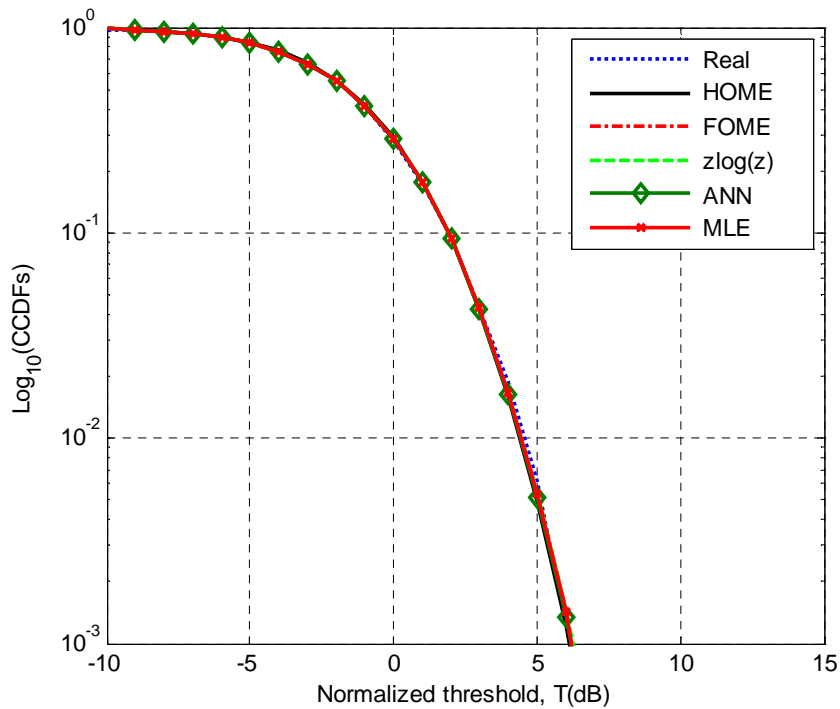


Figure 2. 9 Approximation aux données réelles IPIX avec la polarisation VV, résolution 30m et 17^{ème} cellule de portée.

2. 5. 4 Modélisation en présence du bruit thermique

Dans le but d'affiner beaucoup les erreurs de modélisation, le modèle CGNLT avec bruit est utilisé et comparé avec le modèle CG-LNT sans bruit. Puisque la distribution CG-LNT+bruit est complexe, l'approche PCFE est appliquée basée sur l'algorithme de Nelder-Mead. Parfois, la méthode PCFE est appelée méthode d'approximation des moindres carrés (LS). En analyse de régression, une méthode conventionnelle consiste à rapprocher la solution pour les systèmes sur-déterminés. Cela se fait en minimisant la somme des carrés des résidus. Un résidu représente la disparité entre une valeur observée et la valeur ajustée du modèle pour chaque équation individuelle (voir [Figure 2. 10](#)). À partir de [\[29\]](#), les courbes CCDF s'appliquent pour assurer la précision d'estimation de certaines distributions du clutter radar. Par conséquent, l'optimisation (minimisation) des résidus entre la CCDF théorique et sa contrepartie empirique est donnée par [\[13, 29\]](#).

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} \left(\int_T^{\infty} p_{theor}(x|\theta) dx - \int_T^{\infty} p_{empir}(x|\theta) dx \right)^2 \quad (2.23)$$

Où T est le seuil normalisé.

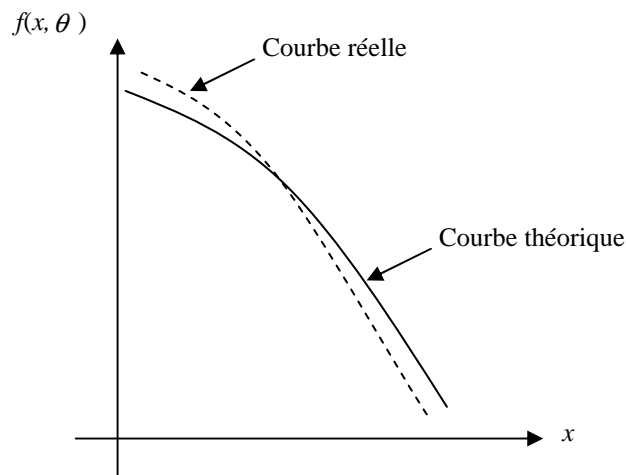


Figure 2. 10 Régression entre le modèle théorique et réel.

Pour une polarisation VV, résolution 3m et 17^{ème} cellule de portée, la **Figure 2. 11** montre bien la bonne régression du modèle CG-LNT+bruit par rapport au modèle CG-LNT sans bruit. Ce bruit est dû généralement par l'agitation thermique des charges électrique au niveau des composants. L'environnement peut aussi causer ce type de bruit (i.e., bruit atmosphérique). La **Figure 2. 12** trace les courbes des CCDF avec la polarisation HH, résolution 3m et 7^{ème} cellule de portée. Aussi, la distribution CG-LNT a une approximation convenable aux données réelles IPIX. Maintenant pour le cas des résolutions basses, Les Figures 2. 13 et 2. 14 montre que les lois CG-LNT sans bruit et avec bruit ont presque les mêmes performances de modélisation.

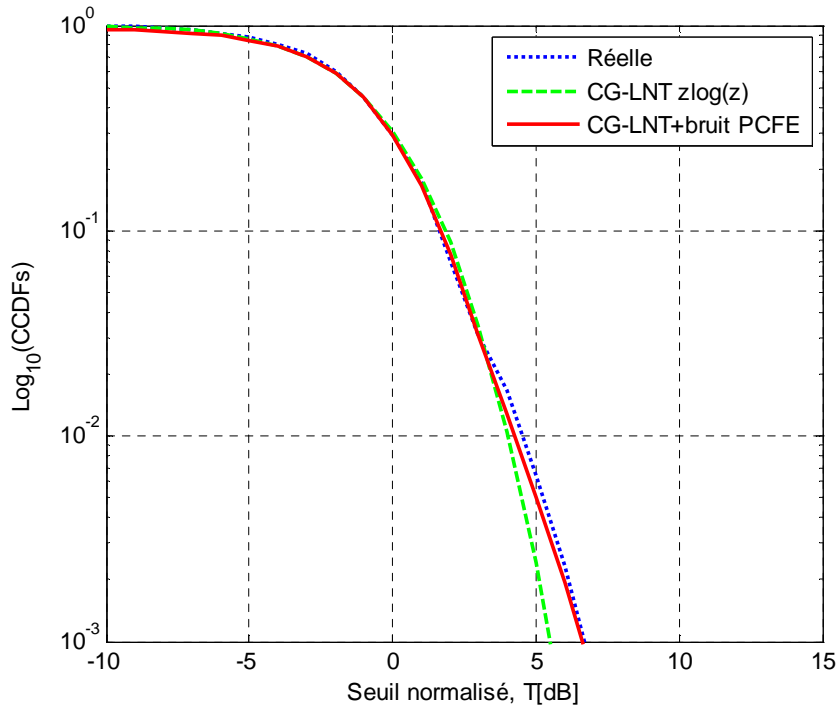


Figure 2. 11 Approximation aux données réelles IPIX via des modèles CG-LNT sans et avec bruit avec la polarisation VV, résolution 3m et 17^{ème} cellule de portée.

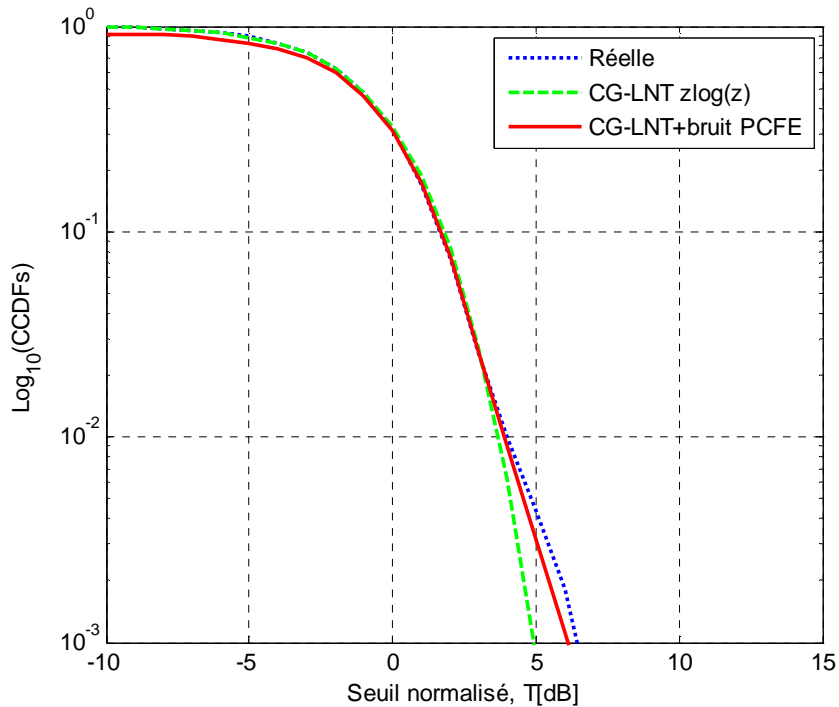


Figure 2. 12 Approximation aux données réelles IPIX via des modèles CG-LNT sans et avec bruit avec la polarisation HH, résolution 3m et 7^{ème} cellule de portée.

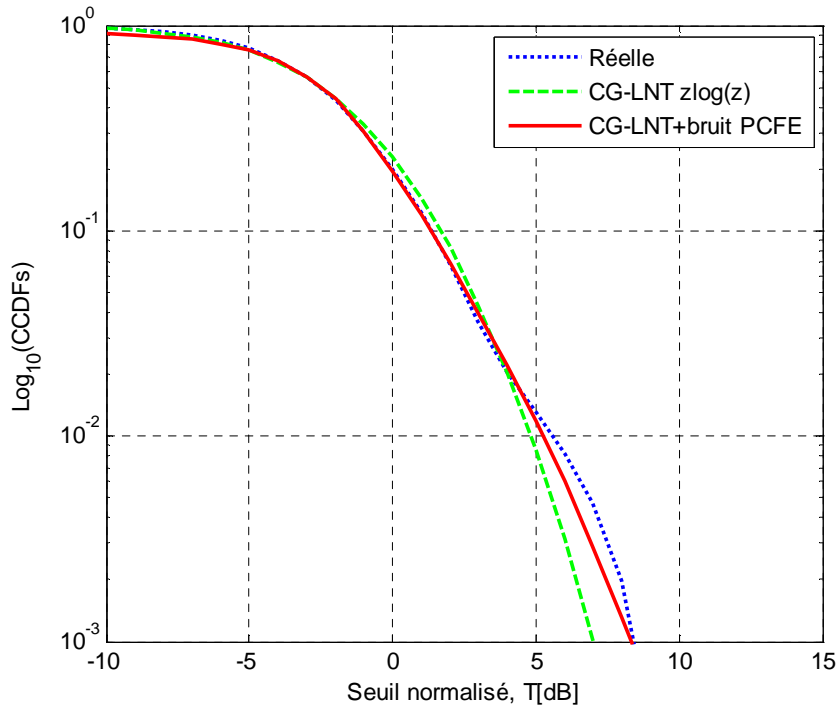


Figure 2. 13 Approximation aux données réelles IPIX via des modèles CG-LNT sans et avec bruit avec la polarisation VV, résolution 15m et 10^{ème} cellule de portée.

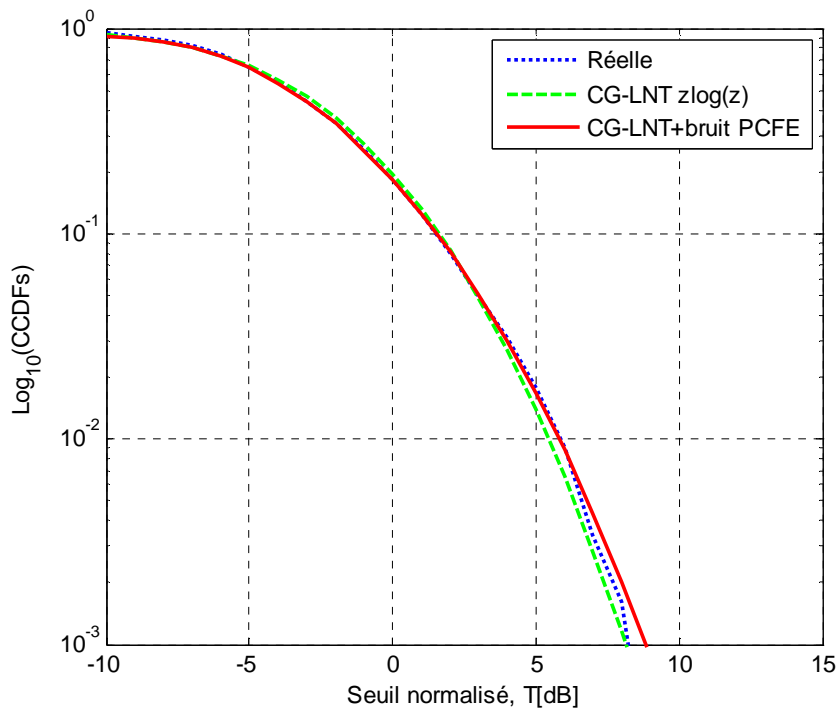


Figure 2. 14 Approximation aux données réelles IPIX via des modèles CG-LNT sans et avec bruit avec la polarisation HH, résolution 30m et 21^{ème} cellule de portée.

2. 6 Conclusion

Ce Chapitre a présenté en premier lieu le modèle CG-LNT avec et sans bruit thermique. Puis, il a résumé les estimateurs actuels de paramètres de la distribution CG-LNT sans bruit. Afin d'améliorer la précision de la qualité d'estimation, les approches MLE et ANN ont été présentées et vérifiées au moyen de données synthétiques et IPIX du clutter de la mer. La quadrature adaptative de Gauss-Kronrod et les routines de recherche simplex ont été utilisées pour la convergence de l'approche MLE mais avec un temps de calcul significatif. L'architecture ANN proposée a été entraînée par l'algorithme de 'Levenberg-Marquardt'. En fonction de la taille d'échantillons, il a été montré que l'estimateur ANN calcule parfaitement les valeurs des paramètres du clutter CG-LNT dans la plupart des cas. La méthode MLE produit des estimations asymptotiquement efficaces, mais est trop coûteuse en calcul. En raison de la simplicité du calcul, l'estimateur ANN peut être facilement implémenté dans des problèmes de traitement du signal en temps réel. Enfin, on a abordé l'étude de modélisation des données IPIX via des distributions CG-LNT sans et avec bruit. Il a été montré qu'il y a une adaptation aux statistiques du clutter de la mer en présence du bruit thermique.

Détection CFAR dans un Clutter CG-LNT Distribué

Sommaire du chapitre :

3. 1 Introduction.....	43
3. 2 Détection classique.....	43
3. 3 Détection automatique CFAR.....	49
3. 4 Détection CFAR dans un clutter CG-LNT distribué	51
3. 5 Résultats numériques.....	52
3. 6 Conclusion.....	58

3. 1 Introduction

Les radars modernes sont principalement définis comme des dispositifs qui détectent la présence d'une cible. Autrement dit, détecter des objectifs et déterminer leurs portées, l'angle d'incidence, l'altitude, la vitesse radiale, etc. Selon sa nature d'utilisation en se basant sur les ondes électromagnétiques. Les radars sont utilisés pour détecter et suivre les objets en mouvement ou fixes. Les détecteurs classiques sont utilisés pour déterminer si un objet est présent ou non mais avec un seuil fixe. En effet, le nombre de fausse alarme augmente quand la puissance du bruit change. Pour surmonter ce problème, les détecteurs modernes CFAR utilisent les cellules adjacentes de la cellule sous test pour adapter le seuil de détection (seuil variable) en fonction de la puissance du bruit. En général, les mesures des performances des détecteurs se déterminent à partir du calcul de la probabilité de détection et de fausse alarme [1, 8].

Dans ce Chapitre, on va discuter d'abord la détection classique utilisant les critères de Bayes, Mini-max et Neyman-Pearson. Nous allons montrer que ce type de la détection n'est pas efficace en temps réel, puisque l'environnement possède des conditions aléatoires. Puis, on va expliquer le principe de la détection automatique CFAR en fonction du type d'environnement homogène ou hétérogène. Ensuite, on va appliquer les détecteurs CFAR célèbres nommés CA-CFAR, GO-CFAR, SO-CFAR et OS-CFAR pour la détection de cibles de type de Swerling 1 noyées dans un clutter CG-LNT homogène et non-homogène. Enfin, nous terminons par quelques conclusions sur les résultats numériques obtenus.

3. 2 Détection classique

Après avoir l'écho radar reçu au niveau de la chaîne de réception avec des fréquences intermédiaires, deux détecteurs en cascade sont placés pour maintenir la décision; détecteur d'enveloppe du signal et détecteur CFAR de la cible. Pour ce faire, le module du signal complexe reçu est obtenu après une opération parallèle de corrélation et de filtrage passe-bas en phase et en quadrature de phase comme montré dans la **Figure 3. 1**. Notant que le détecteur d'enveloppe prend en considération la phase aléatoire du signal reçu. Après, l'échantillonnage en portée et en fréquence (Doppler) offre la matrice de données en portée et en fréquence comme indiquée par la **Figure 3. 2**. Ces échantillons sont référés comme cellules de référence ou CRP (clutter range profile) utilisées pour la détection et l'extraction des données de la cible (i.e., Altitude, vitesse, reconnaissance, etc). Dans le but d'éviter les situations non-homogènes du clutter, les cellules de garde entourées de la cellule sous test (CUT) sont éliminées dans le traitement de données [8].

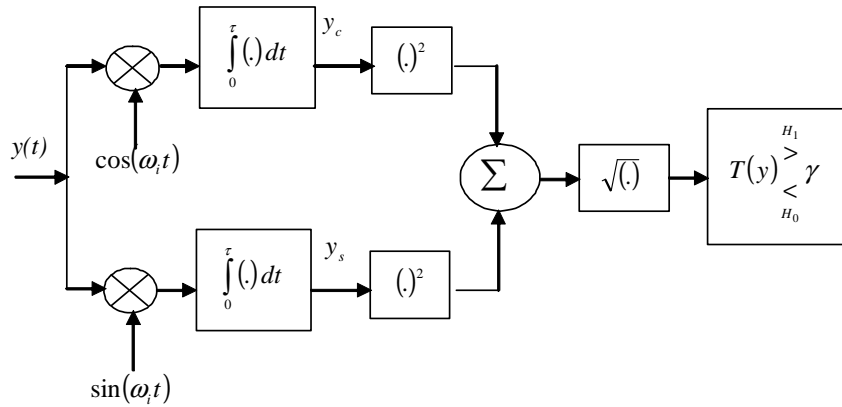


Figure 3. 1 Détecteur d'enveloppe avec corrélations.

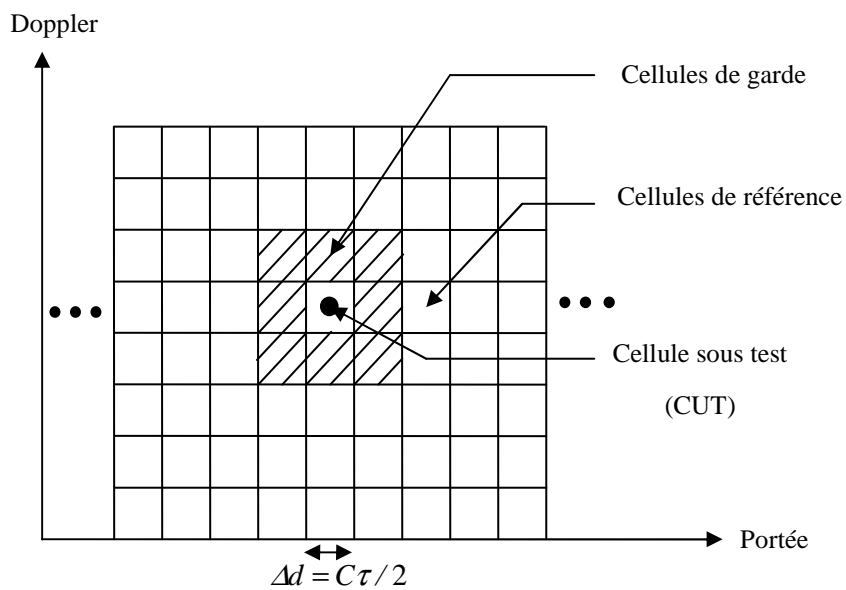


Figure 3. 2 Matrice distance/vitesse d'un radar Doppler à impulsions

La décision classique concerne la détermination d'un algorithme de traitement du processus aléatoire, $Q(t)$, observé à la sortie d'une cellule distance (sortie du détecteur d'enveloppe) afin de décider la présence ou l'absence d'une cible (Voir Figure 3. 3). 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. L'hypothèse nulle H_0 représente un « 0 » (cible absente) et l'hypothèse alternative H_1 représente un « 1 » (cible présente).

Comme présenté dans [Barkat], la détection classique est basée sur les critères de décision de Bayes, Mini-max et Neyman-Pearson comme montré dans le Tableau 3. 1 [8].

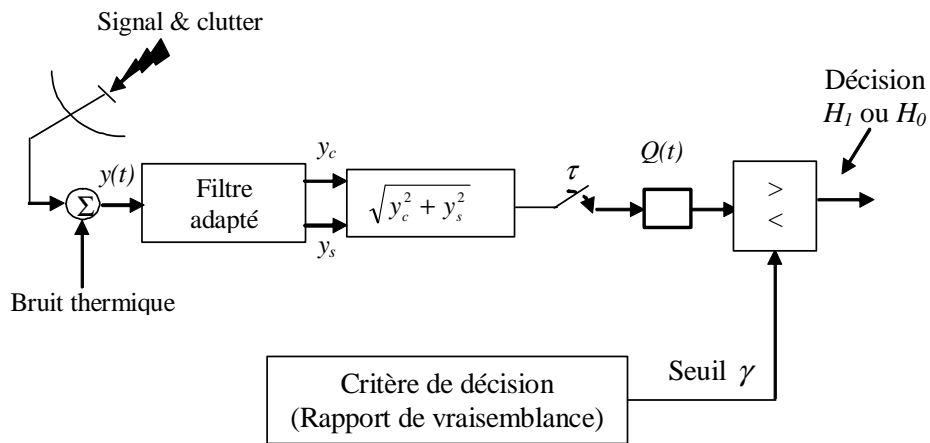


Figure 3. 3 Mécanismes (critères) de décision.

Tableau 3. 1 Critère de décisions classiques [8].

Critère de la décision	Règle de la décision	Paramètres connus <i>a priori</i>
Bayes	$\Lambda(q) = \begin{cases} \frac{p_{Q/H_1}}{p_{Q/H_0}} > \frac{p(H_0)(C_{10} - C_{00})}{p(H_1)(C_{01} - C_{11})} & H_1 \\ < & H_0 \end{cases}$	$P(H_0)$, $P(H_1)$, C_{00} , C_{10} , C_{01} et C_{11} .
Mini-max	$C_{11} - C_{00} + (C_{01} - C_{11})P_M - (C_{10} - C_{00})P_{FA} = 0$	C_{00} , C_{10} , C_{01} et C_{11} .
Neyman-Pearson	$P_{FA} = \int_{\lambda}^{\infty} p(\Lambda / H_0) d\Lambda = \alpha_0$	α_0

Où

$\Lambda(q)$: Rapport de vraisemblance.

$p_{Q|H_1}(q/H_1)$: La densité de probabilité du signal reçu (cible plus bruit) sachant H_1 .

$p_{Q|H_0}(q/H_0)$: La densité de probabilité du signal reçu (bruit seul) sachant H_0 .

C_{00}, C_{10}, C_{01} et C_{11} : Coûts liés aux quatre décisions possibles.

$P(H_0), P(H_1)$: Probabilités *a priori* de chaque hypothèse.

α_0 : Probabilité de fausse alarme (Pfa) désirée.

Λ : Seuil de décision.

P_{FA} : Probabilité de fausse alarme.

$P_M = 1 - P_D$: Probabilité de non-détection.

P_D : Probabilité de détection.

Pour bien éclaircir l'application des règles ci-dessus, 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 :

$$\begin{cases} H_1 : p(q|H_1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{(q-m)^2}{2\sigma^2}\right) \\ H_0 : p(q|H_0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma^2}\right) \end{cases} \quad (3.1)$$

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

A partir de (3.1), le rapport de vraisemblance est formé par

$$\Lambda(q) = \frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{(q-m)^2}{2\sigma^2}\right)}{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma^2}\right)} \underset{H_0}{>} \underset{H_1}{p(H_0)(C_{10} - C_{00})} \underset{H_0}{<} \underset{H_1}{p(H_1)(C_{01} - C_{11})} = \eta \quad (3.2)$$

Après simplification, le test statistique devient

$$q \underset{H_0}{>} \underset{H_1}{\frac{\sigma^2}{m}} \log \eta + \frac{m}{2} = \gamma \quad (3.3)$$

Les régions de décision et les surfaces qui correspondent la probabilité de fausse alarme, P_{FA} et la probabilité de détection P_D sont montrées dans la **Figure 3. 4**. La P_{FA} et la P_D sont déterminées par

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

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

et

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

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

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.

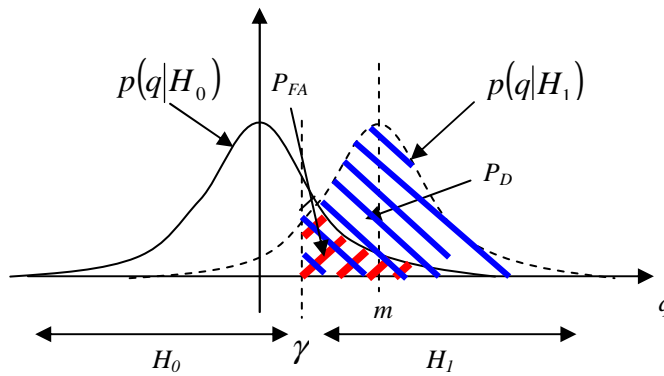


Figure 3. 4 Régions de décision et calcul de la P_{FA} (surface en rouge) et la P_D (surface en bleu)

Dans la cas où $p_0 = P(H_0)$ et $p_1 = P(H_1)$, sont inconnues (i.e., application du critère de minimax) et $C_{00} = C_{11} = 0$, $C_{01} = C_{10} = 1$, la probabilité d'erreur minimale, $p(\mathcal{E})$ est calculée par

$$p(\mathcal{E}) = p_0 P_{FA} + p_1 P_M \tag{3.6}$$

D'après le **Tableau 3. 1**, la règle de minimax est

$$\begin{cases} P_{FA} = P_M \\ \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{\gamma}{\sqrt{2}\sigma}\right) = 1 - \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{\gamma-m}{\sqrt{2}\sigma}\right) \end{cases} \tag{3.7}$$

Avec $\gamma = P_0 / P_1$. En simplifiant (3.6), 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, (3.7) devient

$$\begin{aligned} p(\varepsilon) &= p_0 P_F + p_1 P_M = (p_0 + p_1) P_{FA} \\ &= \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(-\frac{m}{2\sqrt{2\sigma}}\right) \end{aligned} \quad (3.8)$$

Maintenant, on applique le critère de Neyman-Pearson pour le cas 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 :

$$\begin{cases} p(n) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0}} \exp\left(-\frac{n^2}{2\sigma_0^2}\right) \\ p(s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_1}} \exp\left(-\frac{s^2}{2\sigma_1^2}\right) \end{cases} \quad (3.9)$$

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

$$\begin{aligned} p(y|H_1) &= p(n) * p(s) \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma^2}\right) \end{aligned} \quad (3.10)$$

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

Le rapport de vraisemblances est donnée par

$$\frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0}} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma_0^2}\right)}{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma^2}\right)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \frac{p_0 (C_{10} - C_{00})}{p_1 (C_{01} - C_{11})} = \eta \quad (3.11)$$

Après simplification, (3.11) devient

$$|q| = \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \sqrt{\frac{2\sigma_0^2}{\sigma_1^2} (\sigma_0^2 - \sigma_1^2) \log(\eta \frac{\sigma}{\sigma_0})} = \gamma \quad (3.12)$$

Le critère de N-P exige la connaissance de la valeur désirée de la $P_{FA} = \alpha_0$

$$P_{FA} = 2 \int_{\gamma}^{\infty} p(y|H_0) dy = 2Q(\gamma\sigma_0) \quad (3.13)$$

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 α_0 . Les régions de décisions sont montrées par La **Figure 3. 5**.

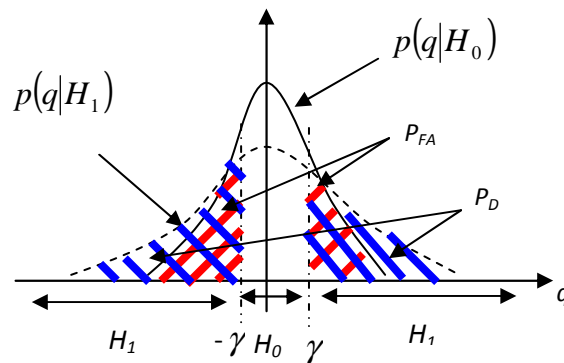


Figure 3. 5 Détermination des régions de décision, la P_{FA} (surfaces en rouge) et la P_D (surfaces en bleu).

3. 3 Détection automatique CFAR

La détection à taux constant de fausses alertes (CFAR) fait référence d’une procédure de filtrage adaptatif utilisé dans les radars pour isoler le signal retour d’une cible d’un bruit de fond important, de brouillage et d’interférences. A partir de la **Figure 3. 6**, le seuil du détecteur CFAR est calculé en estimant le niveau du bruit de fond (clutter) autour de la cellule testée (CUT) à partir d’une séquence de clutter, x_1, \dots, x_M . Une cible est déclarée présente dans la CUT si son signal est à la fois supérieur aux cellules adjacentes et au niveau de puissance moyen calculé. Ce système de calcul assez simple s’appelle « Cell Averaging CFAR », CA-CFAR. D’autres systèmes sont basés sur le calcul de moyennes respectivement pour les cellules situées à droite et à gauche de la CUT considérée. 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. Il existe des algorithmes plus sophistiqués qui permettent d’adapter automatiquement le seuil de détection en intégrant de façon rigoureuse les statistiques de l’environnement dans lequel la cible doit être détectée. La détection est très délicate dans l’environnement, car il est difficile de différencier un écho renvoyé par la surface de la mer de celui renvoyé par l’atmosphère [30].

Tableau 3. 2 montre les quatre détecteurs CFAR les plus célèbres pour la détection des cibles dans l’espace (clutter gaussien) nommés CA-CFAR, SO-CFAR, GO-CFAR et OS-

CFAR. Ces derniers peuvent être utilisés dans le milieu marin dont la surface de la mer n'est pas agitée (situation gaussienne) ou bien le paramètre de forme des distributions CG est connu *a priori* (clutter non gaussien), telle que la distribution K . Les algorithmes logt-CFAR, ML-CFAR (Maximum Likelihood-CFAR), WH-CFAR (Weiber Hykin-CFAR) et BLUE-CFAR (Bilinear Unbiased Estimation-CFAR) pour un clutter Weibull et log-normal avec des paramètres inconnus sont aussi utiles pour ce type d'environnement [8].

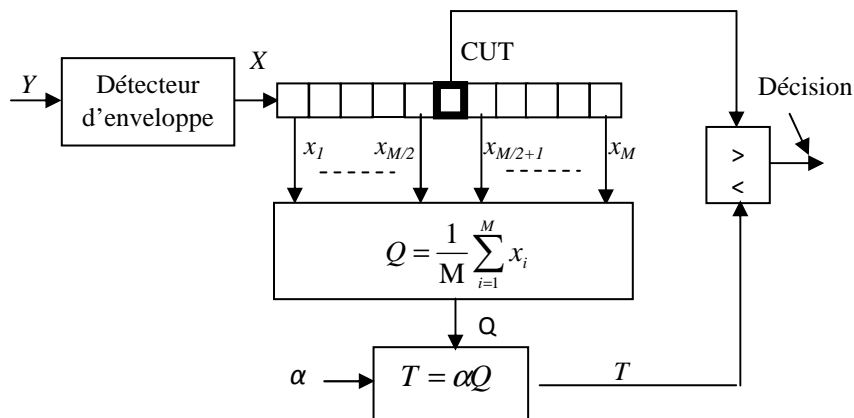


Figure 3. 6 Détecteur CA-CFAR dans un clutter gaussien

Tableau 3. 2 Détecteur CFAR pour un clutter homogène et hétérogène.

Inventeur	Détecteur	Seuil de la détection	Environnement
1968: Finn et Johnson [31]	CA-CFAR	$T = \alpha \sum_{i=1}^M x_i$	Clutter homogène
1978: G. V. Trunk [32]	SO-CFAR	$T = \alpha \min \left[\sum_{i=1}^{M/2} x_i, \sum_{i=M/2+1}^M x_i \right]$	Clutter hétérogène (Présence de bord de clutter et cibles interférentes).
1980: Hansen and Sawyers [33]	GO-CFAR	$T = \alpha \max \left[\sum_{i=1}^{M/2} x_i, \sum_{i=M/2+1}^M x_i \right]$	Clutter hétérogène (Présence de bord de clutter).
1983: H. Rohling [34]	OS-CFAR	$X_{(1)} < \dots < X_{(k)} < \dots < X_{(M)}$ $T = \alpha X_{(k)}$	Clutter hétérogène (Présence de cibles interférentes).

3. 4 Détection CFAR dans un clutter CG-LNT distribué

Dans cette section, on s'intéresse à appliquer les algorithmes CFAR donnés dans le **Tableau 3. 2**, en présence du clutter de la mer de distribution CG-LNT avec le paramètre d'écart type σ connu *a priori*. Puisque, la PDF du clutter est donnée sous forme d'intégrale, il est délicat de trouver les expressions analytiques de la P_{FA} et de la P_D . La méthode de simulation Monte-Carlo est alors utilisée pour estimer ces deux probabilités à partir des tests effectués à chaque échantillon de la CUT. La probabilité de fausse alarme idéale (P_{FAi}) à seuil fixe peut être utilisée pour des mesures de comparaisons avec les détecteurs CFAR ci-dessus. A partir de (2.4), on a

$$P_{FAi} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_0^{+\infty} y^{-1} \exp\left(-\frac{[\ln(y/\delta)]^2}{2\sigma^2} - \frac{T^2}{y}\right) dy \tag{3.14}$$

Il suffit d'inverser la formule (3.14), pour trouver le seuil T en fonction de la valeur désirée de la P_{FA} et les paramètres du clutter σ et δ . La **Figure 3. 7** montre les différentes stratégies des règles de la décision des détecteurs CFAR.

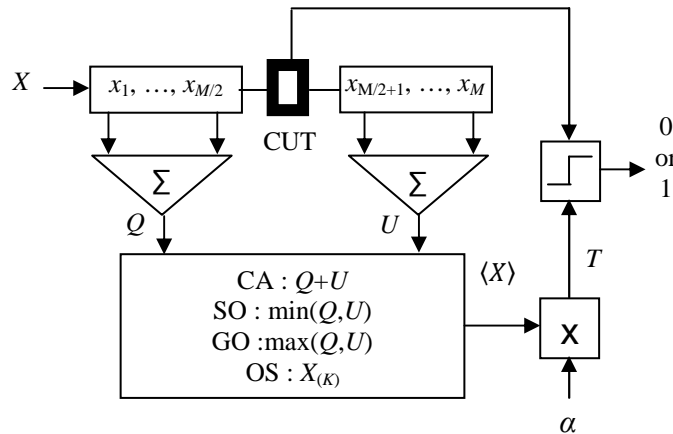


Figure 3. 7 Procédures de la détection CFAR dans un clutter CG-LNT.

3. 5 Résultats numériques

Dans cette section, on va analyser les performances des détecteurs CFAR évoqués dans la Section 3. 4 en fonction du SCR (Signal-to- Clutter Ratio). Le clutter est supposé homogène et hétérogène. La non-homogénéité est causée soit par la présence des cibles secondaires (interférentes) dans quelques cellules de référence ou par le phénomène du bord de clutter. Ce dernier se produit par la présence d'un clutter de puissance élevée dans certain nombre de cellules de référence. Pour injecter les cibles interférentes dans la fenêtre de référence, on effectue le calcul de l'amplitude, X dans les cellules désignées donné par

$$X = \sqrt{S^2 + C^2 + 2SC \cos(\varphi)} \quad (3.15)$$

Où S est le signal de la cible interférente et C est le clutter CG-LNT. Dans ce cas, le rapport de deux puissances nommé ICR (Interfering-to-Clutter ratio) est considéré dans (3.15). La cible est supposée de type de Swerling 1 (avions, navires véhicules, etc).

Note étude est commencée premièrement par l'investigation de la propriété CFAR des différents algorithmes CFAR. Les tracés de la Pfa en fonction du multiplicateur du seuil α en dB sont présentés dans les [Figure 3. 8](#) et [3. 9](#) pour deux valeurs de σ et trois valeurs de δ . En terme de la valeur désirée de la $P_{FA} = 10^{-3}$, nous avons utilisé la méthode 'look-up table' pour déterminer numériquement les valeurs correspondantes des facteurs des seuils α associées aux détecteurs CFAR (voir [Tableaux 3. 3](#)). Il est bien noté que les procédures CFAR gardent la propriété CFAR (i.e., Pfa constante) en dépit de variation du paramètre δ . Le changement du paramètre σ nous montre que les détecteurs en question ne maintiennent pas la propriété CFAR (i.e., Pfa variable).

Dans le cas du clutter gaussien homogène (i.e., mer calme et $\sigma < 1$), la [Figure 3. 10](#) confirme la supériorité de la performance du CA-CFAR par rapport aux autres. Ceci est dû par l'utilisation de tous les échantillons de la fenêtre de référence (i.e., CRP : Clutter Range Profile) dans l'estimation de δ . La présence des cibles avec un ICR = 20dB dans une seule sous-fenêtre de référence affecte la performance du détecteur CA-CFAR, puisque l'estimation de δ devient erronée (voir [Figure 3. 11](#)). Les détecteurs SO-CFAR et OS-CFAR sont robustes pour ce phénomène de la non-homogénéité. Les valeurs de la Pd en fonction du SCR sont montrées dans la [Figure 3. 12](#) pour le cas de la présence des cibles secondaires dans les deux sous-fenêtres. En comparant avec la [Figure 3. 11](#), la dégradation du détecteur SO-CFAR est remarquable par rapport au détecteur OS-CFAR.

Dans le cas du clutter non-gaussien homogène (i.e., mer agitée et $\sigma=3$), la Figure 3. 13 indique que le détecteur CA-CFAR occupe la bonne performance de la détection. L'insertion des cibles interférentes met le clutter non-homogène dans la fenêtre de référence et les détecteurs OS-CFAR et SO-CFAR restent toujours robustes pour les cas de cellules secondaires dans une seule cotée et les deux cotées de la cellule sous test respectivement.

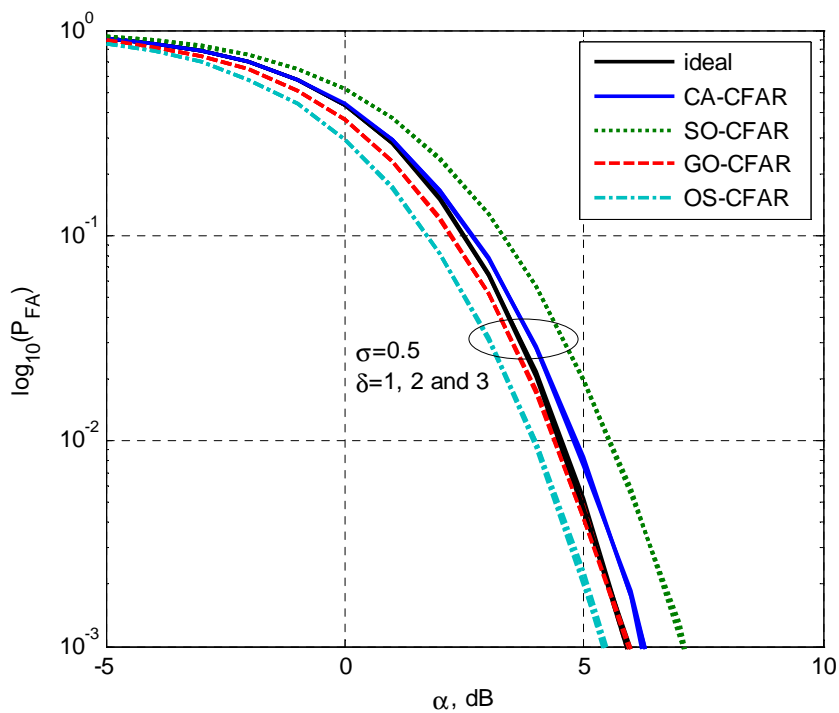


Figure 3. 8 Propriété CFAR des détecteurs CFAR dans un clutter CG-LNT pour $M = 16$, $\sigma = 0.5$, $\delta = 1, 2$ et 3 (cas du clutter gaussien).

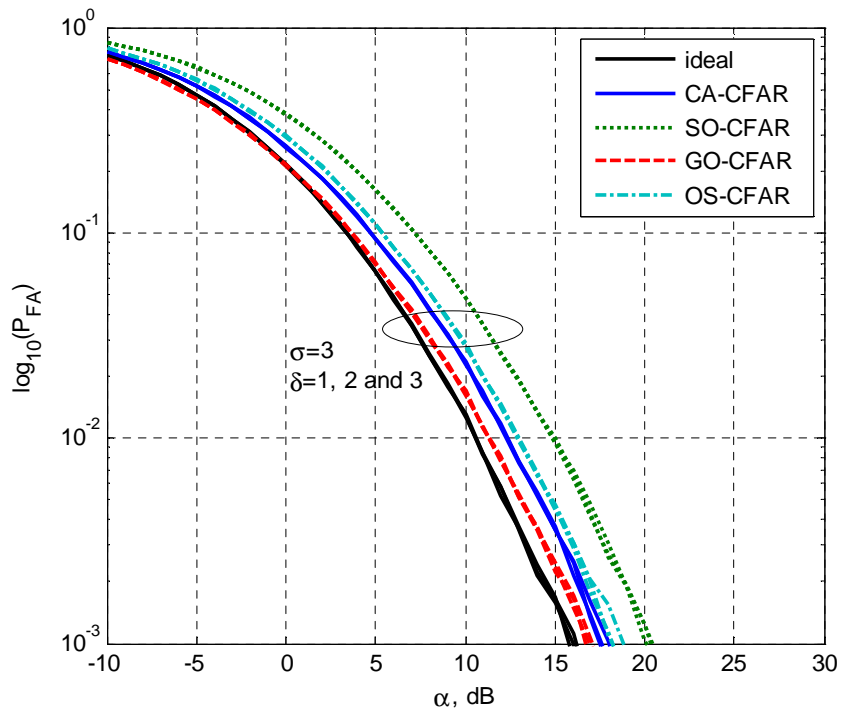


Figure 3. 9 Propriété CFAR des détecteurs CFAR dans un clutter CG-LNT pour $M = 16$, $\sigma = 3$, $\delta = 1, 2$ et 3 (cas du clutter gaussien).

Tableau 3. 3 Valeurs de α en fonction de σ des détecteurs CFAR pour $M = 16$.

Parameters		α (dB)				
σ	δ	Idéal	CA-CFAR	SO-CFAR	GO-CFAR	OS-CFAR
0.5	1					
	2	5.95	6.25	7.07	5.95	5.43
	3					
3	1					
	2	16	17.65	20.3	16.4	18.5
	3					

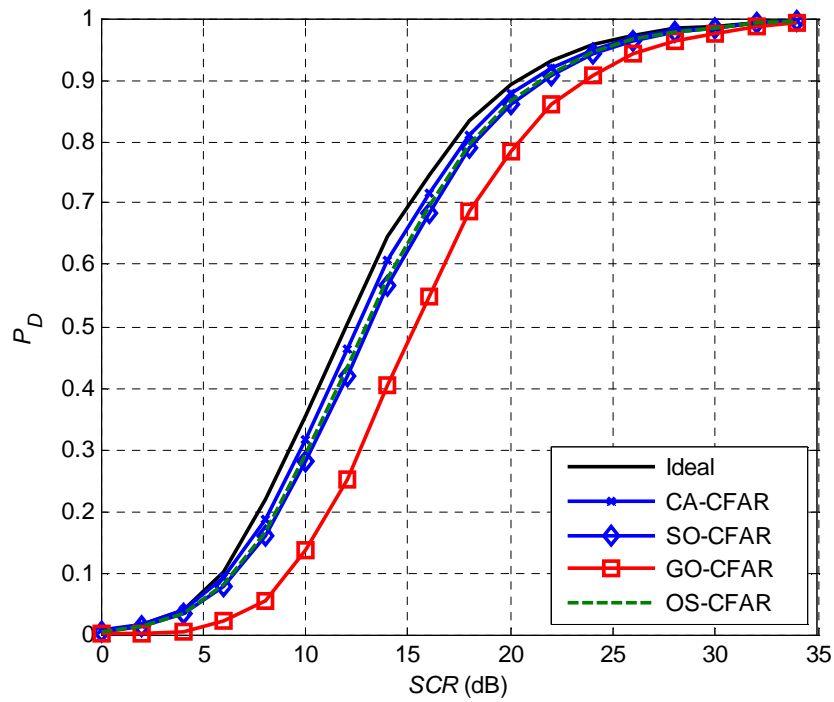


Figure 3. 10 Performances des détecteurs CFAR pour $M = 16$, $\sigma = 0.5$, $\delta = 1, 2$ et 3 (Clutter homogène).

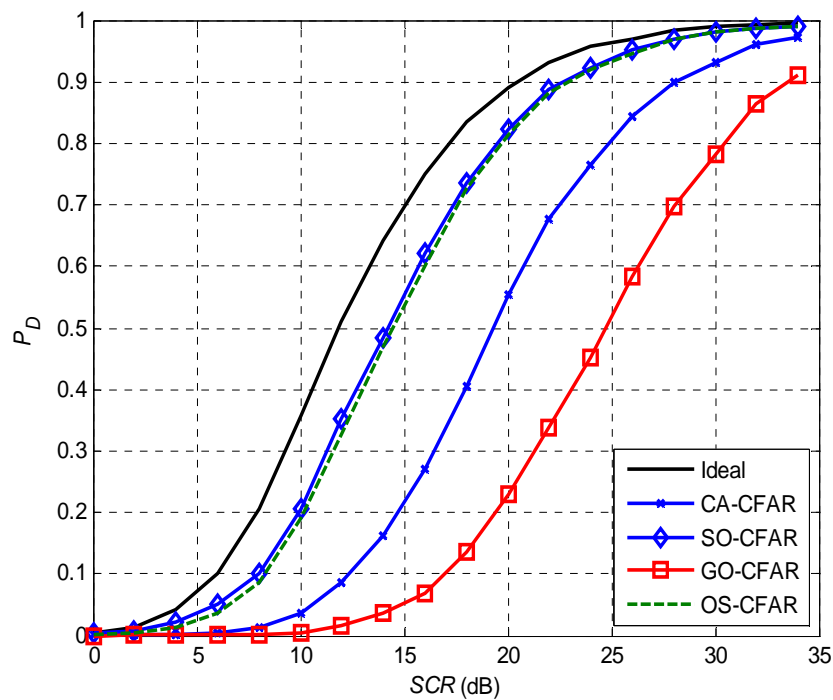


Figure 3. 11 Performances des détecteurs CFAR pour $M = 16$, $\sigma = 0.5$, $\delta = 1, 2$ et 3 (Présence deux cibles interférentes dans une seule sous-fenêtre).

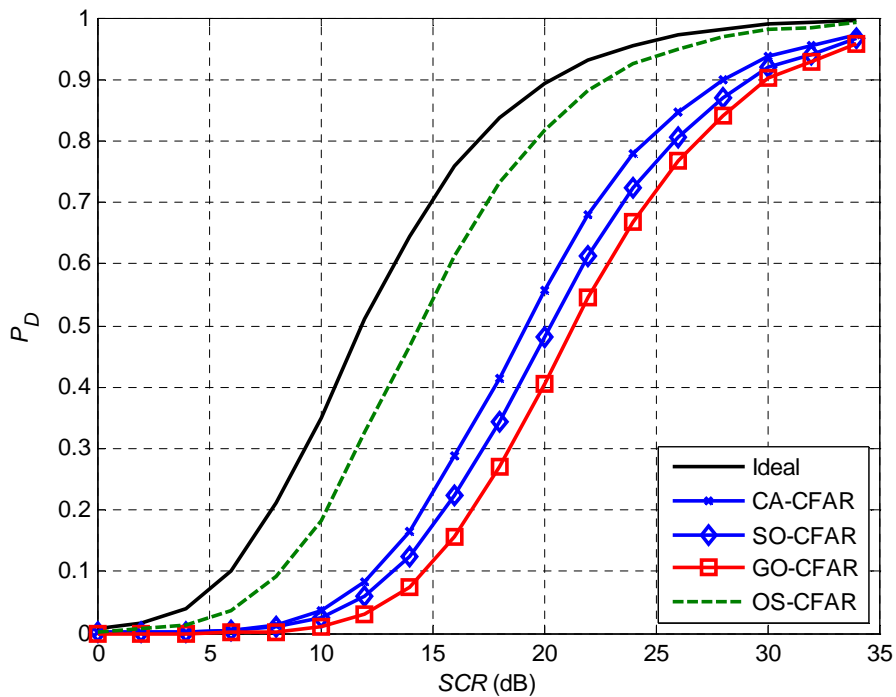


Figure 3.12 Performances des détecteurs CFAR pour $M = 16$, $\sigma = 0.5$, $\delta = 1, 2$ et 3 (Présence deux cibles interférentes dans deux sous-fenêtres).

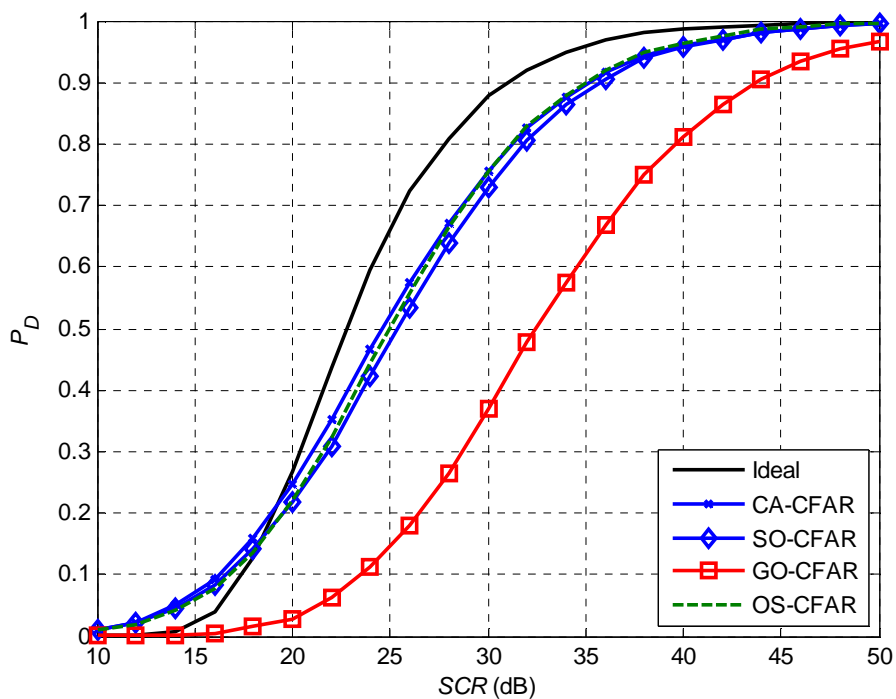


Figure 3.13 Performances des détecteurs CFAR pour $M = 16$, $\sigma = 3$, $\delta = 1, 2$ et 3 (clutter homogène).

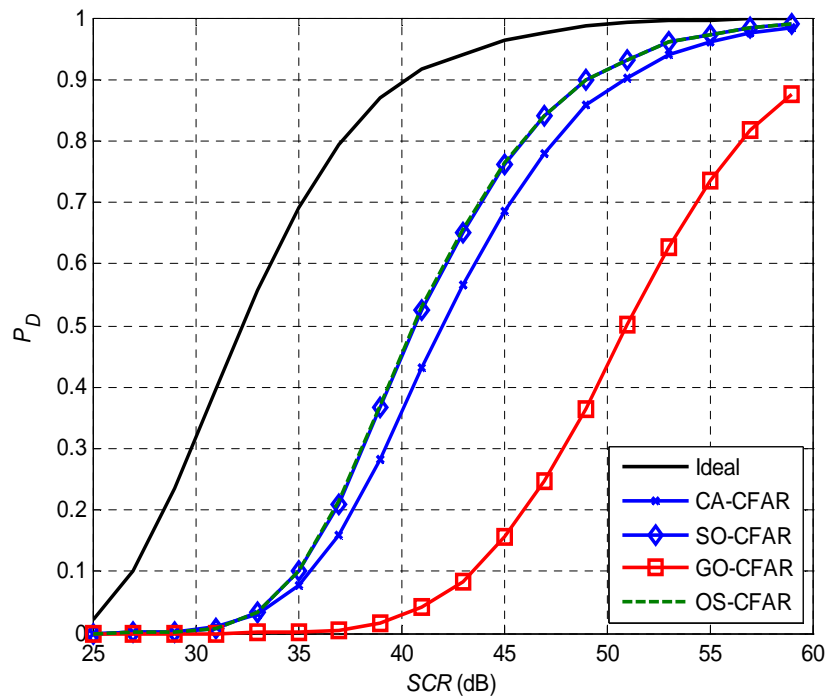


Figure 3. 14 Performances des détecteurs CFAR pour $M = 16$, $\sigma = 3$, $\delta = 1, 2$ et 3 (Présence deux cibles interférentes dans une seule sous-fenêtres).

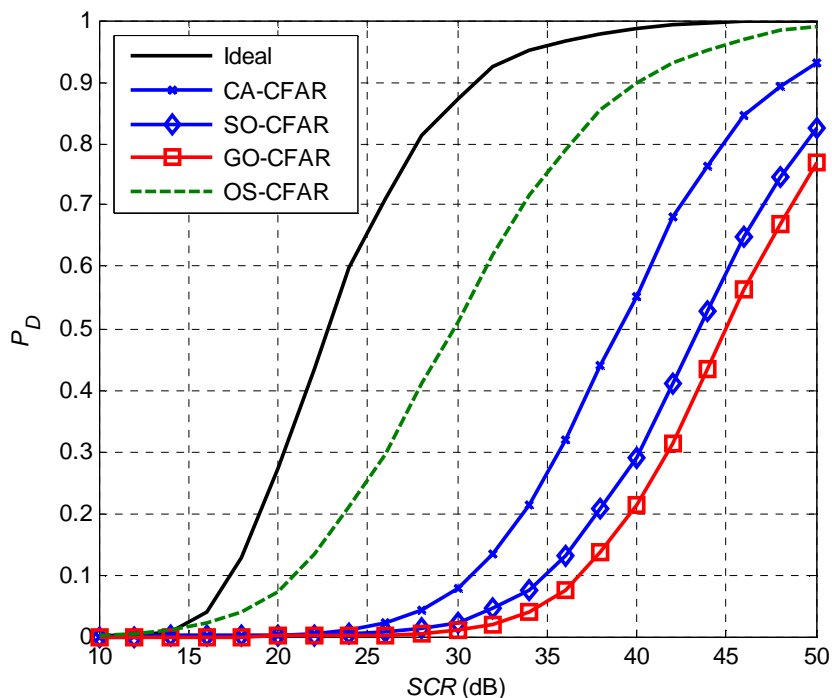


Figure 3. 15 Performances des détecteurs CFAR pour $M = 16$, $\sigma = 3$, $\delta = 1, 2$ et 3 (Présence deux cibles interférentes dans deux sous-fenêtres).

3. 6 Conclusion

Premièrement, nous avons présenté dans ce Chapitre les techniques classiques pour la détection des signaux d'intérêts. Puis, nous avons expliqué la compréhension de la détection automatique CFAR utilisant un seuil adaptatif. En outre, on a montré que ce dernier est calculé à partir des échantillons pondérés. Ensuite, les détecteurs populaires CA-CFAR, SO-CFAR, GO-CFAR et OS-CFAR ont été appliqués pour la détection des cibles de Swerling 1 dans un clutter homogène et hétérogène CG-LNT distribué. En fonction des simulations Monte-Carlo, les résultats numériques ont montré que le détecteur CA-CFAR est le plus performant pour le cas du clutter homogène avec le paramètre d'écart type connu *a priori*. Les détecteurs SO-CFAR et OS-CFAR ont confirmé leurs robustesses contre la présence de cibles interférentes. D'après les résultats obtenus, le détecteur GO-CFAR est déconseillé à l'utiliser pour les situations du clutter précédentes.

Conclusion Générale

Le mémoire a considéré le problème de la modélisation du clutter marin à haute résolution, le problème d'estimation des paramètres du modèle statistique CG-LNT, appliquées à la détection des cibles radar qui se déplacent au-dessus de la mer et la détection CFAR des cibles noyées dans ce type de clutter. A cet effet, on a considéré premièrement des données réelles IPIX pour l'analyse de la modélisation du clutter IPIX ainsi que pour l'estimation des paramètres. La technique d'intelligence artificielle (ANN) a été considérée ensuite pour l'estimation du paramètre de l'écart type du clutter CG-LNT distribué. Grâce aux progrès réalisés dans le traitement numérique du signal, les applications de l'intelligence artificielle opérationnelles actuelles sont devenues possibles. Aujourd'hui, c'est sur la technologie des processeurs que se porte l'effort, et de grands espoirs se fondent sur l'entraînement des ANNs avec un volume de données énorme (big data). Puisque le modèle CG-LNT est complexe, nous avons seulement appliqué les techniques de la détection CFAR avec le paramètre d'écart type connu *a priori*.

Dans le **Chapitre 1**, nous avons présenté quelques concepts de base des systèmes radar ainsi que leurs applications. Le clutter radar incluant le clutter atmosphérique et le clutter mer/terre est expliqué en donnant leurs expressions de résolutions cellulaires. Comme la modélisation de clutter radar joue un rôle important dans de nombreux paradigmes de traitement du signal, en particulier la construction de détecteurs CFAR, nous avons présenté des modèles exprimés en fonction d'une seule distribution (i.e., Weibull, log-normal, etc) et de plusieurs distributions (i.e., Mixture et composite), des modèles de mélange et des modèles composites. Des modèles de fluctuation de Swerling de cibles (i.e., avion, navires, missiles, etc) ont également été donnés en utilisant des distributions gaussienne et non-gaussienne.

Dans le **Chapitre 2**, on a présenté en premier lieu le modèle CG-LNT avec et sans bruit thermique. Puis, il a résumé les estimateurs actuels de paramètres de la distribution CG-LNT sans bruit. Afin d'améliorer la précision de la qualité d'estimation, les approches MLE et ANN ont été présentées et vérifiées au moyen de données synthétiques et IPIX du clutter de la mer. La quadrature adaptative de Gauss-Kronrod et les routines de recherche simplex ont

été utilisées pour la convergence de l'approche MLE mais avec un temps de calcul significatif. L'architecture ANN proposée a été entraînée par l'algorithme de 'Levenberg-Marquardt'. En fonction de la taille d'échantillons, il a été montré que l'estimateur ANN calcule parfaitement les valeurs des paramètres du clutter CG-LNT dans la plupart des cas. La méthode MLE produit des estimations asymptotiquement efficaces, mais est trop coûteuse en calcul. En raison de la simplicité du calcul, l'estimateur ANN peut être facilement implémenté dans des problèmes de traitement du signal en temps réel. Enfin, on a abordé l'étude de modélisation des données IPIX via des distributions CG-LNT sans et avec bruit. Il a été montré qu'il y a une adaptation aux statistiques du clutter de la mer en présence du bruit thermique.

Dans le **Chapitre 3**, on a exposé d'abord les techniques classiques pour la détection des signaux d'intérêts. Puis, nous avons expliqué la compréhension de la détection automatique CFAR utilisant un seuil adaptatif. En outre, on a montré que ce dernier est calculé à partir des échantillons pondérés. Ensuite, les détecteurs populaires CA-CFAR, SO-CFAR, GO-CFAR et OS-CFAR ont été appliqués pour la détection des cibles de Swerling 1 dans un clutter homogène et hétérogène CG-LNT distribué. En fonction des simulations Monte-Carlo, les résultats numériques ont montré que le détecteur CA-CFAR est le plus performant pour le cas du clutter homogène avec le paramètre d'écart type connu *a priori*. Les détecteurs SO-CFAR et OS-CFAR ont confirmé leurs robustesses contre la présence de cibles interférentes. D'après les résultats obtenus, le détecteur GO-CFAR est déconseillé à l'utiliser pour les situations du clutter précédentes.

Pour des travaux utiles dans l'avenir, il est souhaitable de considérer les problèmes de la recherche suivants :

- Modélisation du clutter de la mer par la distribution CG-LNT mélangée (la somme de trois modèles CG-LNT pondérés par exemple).
- Estimation des paramètres du modèle CG-LNT avec bruit thermique.
- Détection CFAR à base d'intelligence artificielle dans un clutter CG-LNT sans bruit et avec des paramètres inconnus.

Bibliographie

- [1] N. Detouche, "Détection Adaptative à Taux de Fausses Alarmes Constant en Milieu Non-Gaussien", Thèse de doctorat, Université de Skikda, 2024.
- [2] M. S. Achbi et A. M. Abadli, "Analyse des détecteurs CA, OS et ML-CFAR dans un clutter de distribution Weibull", Mémoire de Master, Département d'Automatique, Université de Biskra, 2007.
- [3] M. I. Skolnik, "Introduction to radar system", 2nd Edition, McGraw-Hill, New York, 1981.
- [4] M. I. Skolnik, "Radar Handbook", 3rd Edition, McGraw-Hill, New York, 2008.
- [5] V. G. Anastassopoulos, A. Lampropoulos, A. Drosopoulos and M. Rey, "High resolution radar clutter statistics", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 35, no. 1, pp. 43-60, 1999.
- [6] Z. Terki, A. Mezache and F. Chebbara, "Modeling and parameter estimation of radar sea clutter with trimodal gamma population, Journal of Telecommunications and Information Technology, Vol. 2, pp. 82-90, 2022.
- [7] M. Smith and K. Varshny, "Intelligent CFAR processor based on data variability," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 36, no. 3, pp. 837-847, 2000.
- [8] M. Barkat, "Signal detection and estimation", Artech House, 2005.
- [9] A. Birga et I. E. Boumendjel, "Etude et simulation d'un radar de détection", Mémoire de Master, Département d'Électronique, Université de Annaba, 2021.
- [10] A. Bentoumi, "Contribution à l'estimation et la détection CFAR de cibles noyées en milieux de clutter de mer non-Gaussien homogène et hétérogène", Thèse de doctorat, Département d'Electronique, Université de Msila, Algérie, 2020.
- [11] R. Vani Lakshmi and V. S. Vaidyanathan, "Parameter estimation in gamma mixture model using normal-based approximation", Journal of Statistical Theory and Applications, Vol. 15, no.1, pp. 25-35, 2016.
- [12] X. Zhou, R. Peng, C. Wang, "A two-component K -lognormal mixture model and its parameter estimation method", IEEE Transaction on Geosciences and Remote Sensing, Vol. 53, no. 5, pp. 2640-2651, 2015.
- [13] A. Bentoumi, A. Mezache and H. Oudira, "Parameter estimation of Rayleigh Gamma mixture model", Instrumentation Mesure Métrologie, Vol. 19, no. 1, pp. 59-64, 2020.
- [14] M. S. Aminzadeh and M. Deng, "Bayesian predictive modeling for inverse Gamma-Pareto composite distribution", Communications in Statistics, Theory and Methods, Vol. 48, no. 8, pp. 1938-1954, 2019.

- [15] J. R. Nicholas, "Estimating the parameters of the K-distribution in the intensity domain", DSTO-TR-0839, Electronics and Surveillance Research Laboratory. 1-76, 1999.
- [16] S. Bocquet, "Parameter estimation for Pareto and K-distributed clutter with noise", IET Radar, Sonar & Navigation. Vol. 9, pp. 104-113, 2015.
- [17] A. Mezache, A. Gouri and H. Oudira, "Parameter estimation of CGIG clutter plus noise using constrained NIOME and MLE approaches", IET Radar, Sonar & Navigation. Vol. 12, pp. 176-185, 2018.
- [18] I. Chalabi and A. Mezache, "Estimators of Compound Gaussian Clutter with Log-normal Texture Parameters", International Journal of Remote Sensing and Remote Sensing Letters, Vol. 10, pp. 709-716, 2019.
- [19] Z. Terki, "TriModal Discrete Gamma Distribution and CFAR Detection with Multiple Pulses in Sea Clutter", Thèse de doctorat, Université de Ouargla, Algeria, 2024.
- [20] M. R. Krattou, "Étude de la détection radar dans un milieu homogène", Mémoire de Master en Télécommunications, Université de Tlemcen, Algérie. 2013.
- [21] N. Djedoui et D. Boukern, "Étude et réalisation d'un RADAR de détection", Mémoire de Master en Télécommunications, Université de Tlemcen. Algérie, 2017.
- [22] I. Louanas and W. Djoudi, "Analyse de performance de la détection CFAR dans un clutter non-homogène de distribution gamma", Mémoire de Master, Département d'Electronique, Université de Msila, Algérie 2022.
- [23] M. Carretero *et al*, "Statistical Analysis of a High-Resolution Sea-Clutter Database. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing", Vol. 48, pp. 2024-2037, 2010.
- [24] D. Kahaner, C. Moler and S. Nash, "Numerical Methods and Software", Prentice-Hall, ISBN 978-0-13-627258-8, 1989.
- [25] K. A. Semenovish, "Nodes and weights of quadrature formulas", Sixteen-place tables, New York: Consultants Bureau (Authorized translation from the Russian), 1965.
- [26] Neural Networks : Biological computers or electronic brains.
https://fr.wikipedia.org/wiki/R%C3%A9seau_de_neurones_artificiels
- [27] C. Calderón *et al*, "Artificial neural networks for parameter estimation in geophysics", Geophysical Prospecting, Vol. 48, pp. 21-47, 2000.
- [28] Bakker, R. B., Currie, B.: The McMaster IPIX Radar Sea Clutter Database.
<http://soma.crl.mcmaster.ca/ipix/> (2013)

- [29] A. Mezache, F. Soltani, M. Sahed and I. Chalabi, "Model for non-Rayleigh clutter amplitudes using compound inverse Gaussian distribution: An experimental analysis", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 51, no. 1, pp. 142-153, 2015.
- [30] T. Laroussi and M. Barkat, "Performance analysis of order-statistic CFAR detectors in time diversity systems for partially correlated chi-square targets and multiple target situations: A comparison", Journal of Signal Processing, Vol. 86, no. 7, pp. 1617-1631, 2006.
- [31] H. M. Finn and R. S. Johnson, "Adaptive detection model with threshold control as a function of spatially sampled clutter-level estimates", RCA Review, Vol. 29, pp. 414-464, 1968.
- [32] G. V. Trunk, "Range resolution of targets using automatic detectors", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 14, no. 5, pp. 750-755, 1978.
- [33] V. G Hansen and J. H. Sawyers, "Detectability loss due to greatest-of selection in a cell averaging CFAR", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. AES-16, pp. 115-118, 1980.
- [34] H. Rohling, "Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. AES-19, pp. 608-621, 1983.