



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITÉ MOUHAMED BOUDIAF M'SILA
FACULTÉ DES SCIENCES DE LA TECHNOLOGIE
DÉPARTEMENT D'ÉLECTRONIQUE



Mémoire

Présenté en vue de l'obtention du diplôme de

Master en Électronique

Spécialité: Électronique

Option : Systèmes des Télécommunications

Thème :

Analyse des Performances des
Détecteurs Radar CFAR dans un
Clutter Non-Gaussien

Présenté Par :

CHEMINI Kheira

ALIM Ahmed Adel

Encadré par :

Pr. MEZACHE Amar

Dr. OUDIRA Houcine

Promotion : Juin 2019

Remerciements

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

Nous adressons notre gratitude et nous remercions à nos encadreurs : **professeur MEZACHE Amar** et **docteur OUDIRA Houcine** pour leur encadrements, ses conseils, leurs recommandations tout au long de ce travail et sur toutes les heures consacrées à diriger cette recherche et pour l'honneur qu'ils nous ont fait en assurant. Le suivi scientifique et technique et nous voudrions les remercier pour leur confiance. Qu'il a mis en nous aussi, nous aimerions également les remercier pour leurs efforts.

Nos remerciements vont aussi à le président du jury **Dr.CHALABI Izzeddine** pour l'honneur qu'il nous fait en acceptant de présider le jury de soutenance de ce mémoire.

Nos remerciements s'adressent également au examinateur **Dr.YESSAD Dalila** pour l'honneur qu'ils nous ont fait en acceptant d'examiner notre travail.

Nous souhaiterions aussi adresser notre gratitude aux enseignants du Département d'Electronique de l'Université de M'sila.

Enfin, nous remercions vont également à nos chers parents et à tous ceux qui ont aidé nous de près ou de loin à réaliser ce travail.

Dédicace

Je dédie cet événement marquant de ma vie

A ma très chère mère.

Tu me représente la source de tendresse et l'exemple du dévouement qui n'a pas cessé de m'encourager.

A mon cher père.

Comme expression de ma gratitude pour le soutien, les sacrifices et tous les efforts qu'ils ont fait pour mon éducation.

A mes grands-parents.

Je prie pour que Dieu les protège pour moi.

A mes chers frères

Ammar, Ayman , Mouhamed , Karim. .

A mon cadeau du ciel: A ma sœur Asma.

A tous mes amis.

A tous les membres de ma grande famille.

A mes collègues Et ainsi qu'a tous mes enseignants

A tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin à accomplir ce travail.

Kheira

Dédicace

Je dédie ce mémoire de fin d'études

A

Ma mère et mon père.

En témoignage de ma reconnaissance envers le soutien,

Les sacrifices et tous les efforts qu'ils ont fait pour mon
éducation ainsi que ma formation.

A

Mes chères sœurs

Rayane et Lina

A mes grands-parents.

A tous ma famille.

A tous mes amis.

A tous ceux qui ont une relation de proche ou de loin avec la
réalisation du présent rapport.

Ahmed Adel

Table des matières

Introduction Général	1
1. Introduction	1
2. Organisation du mémoire	3
Chapitre I: Généralités sur les Radars	5
I. 1 Introduction	6
I. 2 Principe de fonctionnement du radar	6
I. 3 Composantes principales d'un Radar	7
I. 4 Types de radar	9
I. 5 Classification des systèmes radar	11
I. 5. 1 Radars imageurs / Radars non imageurs	12
I. 5. 2 Radars primaires	12
I. 5. 3 Radars secondaires	12
I. 5. 4 Radars à impulsion	12
I. 5. 5 Radars à onde continue	13
I. 5. 6 Radars à onde continue non modulé	13
I. 5. 7 Radars à onde continue modulée	13
I. 6 Domaines d'applications du Radar	14
I. 7 Domaines de recherches dans le radar	14
I. 7. 1 Modélisation du clutter	14
I. 7. 2 Estimation des paramètres du clutter	15
I. 7. 3 Détection des cibles	15
I. 8 Calcul des paramètres de la cible	15
I. 9 Modèles statistiques de Clutter	19
I. 9. 1 Distribution de Weibull	19
I. 9. 2 Distribution log -normal	20
I. 9. 3 Distribution K	20
I. 10 Conclusion	22
Chapitre II: Détection CFAR non-paramétrique dans un Clutter Non-Gaussien	23
II.1 Introduction	24

II. 2 Détection conventionnelle	25
II. 2. 1 Test de Bayes	27
II. 2. 2 Test du Minimax	28
II. 2. 3 Test de N-Pearson	28
II. 3 Détection adaptative CFAR	29
II. 4 Détection CFAR dans un clutter non-Gaussien	33
II. 4. 1 Détecteur logt-CFAR	34
II. 4. 2 Détecteur GMOS-CFAR.....	35
II. 4. 3 Détecteur TMOS-CFAR	35
II. 4. 4 Détecteur IE-CFAR	36
II. 5 Conclusion	37
Chapitre III: Analyse des Performances des Détecteurs CFAR non- Paramétriques	38
III. 1 Introduction	39
III. 2 Résultats de simulations	40
III. 2. 1 Détection CFAR en environnement homogène	40
III. 2. 2 Détection CFAR en environnement hétérogène (cibles interférentes)	50
III. 2. 3 Détection CFAR en environnement hétérogène (bord de clutter)	55
III. 3 Conclusion	58
Conclusion Générale	59
Références	61

Liste des Abréviations

CA-CFAR	Cell Averaging CFAR
CCR	Clutter-to-Clutter Ratio
CFAR	Constant False Alarm Rate
CG-IG :	Compound Gaussian-Inverse Gaussian
CMLD-CFAR	Censored Mean Level Detector CFAR
CST	Cellule Sous Test
IID	Indépendants et Identiquement Distribués
ICR	Interference-to-Clutter Ratio
IE-CFAR	Inclusion/Exclusion CFAR
GO-CFAR	Greatest Of CFAR
GMOS-CFAR	Geometric Mean Order Statistic CFAR
MIMO	Multiple Input Multiple Output
OS-CFAR	Order Statistic CFAR
PD	Probability Detection
PDF	Probability Density Function
PFA	Probability False Alarm
RADAR	RAdio Detection And Ranging
SER	Radar Cross Section
SCR	Signal-to-Clutter Ratio
SNR	Signal-to-Noise Ratio
SO-CFAR	Smallest Of CFAR
TMOS-CFAR	Trimmed Mean Order Statistic CFAR
WH-CFAR	Weber/hykin CFAR

Liste des Figures

Figure 1.1 : Principe de base d'un système radar.....	7
Figure 1.2 : Schéma du parcours de l'onde du radar primaire.....	9
Figure 1.3 : Radar mono-statique.....	9
Figure 1.4 : Radar bi statique.....	10
Figure 1.5 : Classification des systèmes radar.....	11
Figure 1.6 : principe du radar à impulsion.....	16
Figure 1.7 : principe de l'émission/réflexion sur une cible.....	17
Figure 1.8 : Azimut de la cible.....	18
Figure 2.1 : Détection d'une cible.....	26
Figure 2.2 : Mécanismes de décision.....	27
Figure 2.3 : Principe de la détection adaptative CFAR.....	30
Figure 2.4 : Mécanismes d'interaction du signal radar (surface de mer).....	33
Figure 2.5 : Schéma block de détecteurs CFAR dans le cas du modèle de clutter appartient aux membres de classe de distributions d'échelle et de puissance invariants.....	36
Figure 3.1 : P_{fa} en fonction du facteur d'échelle τ dans le cas du clutter Weibull $N=32, b = \sqrt{\Gamma(1+2/c)}, c=0.1, 0.5, 1$ et 2	44
Figure 3.2 : P_{FA} en fonction du facteur d'échelle τ dans le cas du clutter log-normal $N=32, \mu = -\sigma^2, \sigma=0.1, 0.5, 1$ et 2	44
Figure 3.3 : P_{FA} en fonction du facteur du seuil τ dans le cas du clutter K avec, $N =32, a = 1/\sqrt{\nu}, \nu = 0,1, 0,5, 1$ et 2	45
Figure 3.4 : P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull avec, $N=32$. $b = \sqrt{\Gamma(1+2/c)}$ et $c=0.5$	45
Figure 3.5 : P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull avec, $N=32$, $b = \sqrt{\Gamma(1+2/c)}$ et $c=1.5$	46
Figure 3.6 : P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull avec, $N=32$, $b = \sqrt{\Gamma(1+2/c)}$ et $c=2$	46
Figure 3.7 : P_D en fonction du SCR pour un clutter log-normal avec, $N=32$, $\mu = -\sigma^2$ et $\sigma=0.5$	47

Figure 3.8 : P_D en fonction du SCR pour un clutter log-normal avec,
 $N=32, \mu = -\sigma^2$ et $\sigma=1.5$47

Figure 3.9 : P_D en fonction du SCR pour un clutter log-normal avec,
 $N=32, \mu = -\sigma^2$ et $\sigma=2$48

Figure 3.10 : P_D en fonction du SCR pour un clutter K avec,
 $N = 32, a = 1/\sqrt{\nu}, \nu=0.5$48

Figure 3.11 : P_D en fonction du SCR pour un clutter K avec,
 $N = 32, a = 1/\sqrt{\nu}, \nu=1.5$49

Figure 3.12 : P_D en fonction du SCR pour un clutter K avec,
 $N = 32, a = 1/\sqrt{\nu}, \nu=2$49

Figure 3.13 : P_{FA} en fonction du facteur du seuil τ dans le cas d'un clutter Weibull
 $N=32, c=0.2, 0.5, 1, 2. ICR=50dB$ et échantillon $n^\circ=3$51

Figure 3.14 : P_{FA} en fonction du facteur du seuil τ dans le cas d'un clutter Weibull
 $N=32, c=0.2, 0.5, 1, 2. ICR=50dB$ et échantillons $n^\circ=3$ et 6.51

Figure 3.15 : P_{FA} en fonction du facteur du seuil τ dans le cas d'un clutter Weibull
 $N=32, c=0.2, 0.5, 1, 2. ICR=50dB$ et échantillons $n^\circ=3, 6$ et 22.52

Figure 3.16 : P_{FA} en fonction du facteur du seuil τ dans le cas d'un clutter log-normal
 $N=32, \sigma=0.2, 0.5, 1, 2. ICR=50dB$ et échantillon $n^\circ=3$52

Figure 3.17 : P_{FA} en fonction du facteur du seuil τ dans le cas d'un clutter log-normal
 $N=32, \sigma=0.2, 0.5, 1, 2. ICR=50dB$ et échantillons $n^\circ=3$ et 6.53

Figure 3.18 : P_{FA} en fonction du facteur du seuil τ dans le cas d'un clutter log-normal
 $N=32, \sigma=0.2, 0.5, 1, 2. ICR=50dB$ et échantillons $n^\circ=3, 6$ et 22.53

Figure 3.19 : P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull avec,
 $c=1, ICR=50dB$ et échantillon $n^\circ=3$54

Figure 3.20 : P_D en fonction du SCR pour un clutter log-normal avec,
 $\sigma=0.5, ICR=50dB$ et échantillon $n^\circ=3$54

Figure 3.21 : Effet du bord de clutter sur la P_{FA} pour un clutter Weibull avec,
 $P_{FA}=10^{-3}, N=32, c=0.2, 0.5, 1, CCR=10dB$ et position 6 à 32.56

Figure 3.22 : Effet du bord de clutter sur la P_{FA} pour un clutter Weibull avec,
 $P_{FA}=10^{-3}, N=32, c=0.2, 0.5, 1, CCR=10dB$ et position 18 à 32.57

Figure 3.23 : Effet du bord de clutter sur la P_{FA} pour un clutter log-normal avec,
 $P_{FA}=10^{-3}, N=32, \sigma=0.2, 0.5, 1, CCR=10dB$ et position 6 à 32.57

Figure 3.24 : Effet du bord de clutter sur la P_{FA} pour un clutter log-normal avec,
 $P_{FA}=10^{-3}$, $N=32$, $\sigma=0.2, 0.5, 1$, $CCR=10\text{dB}$ et position 18 à 32.58

Liste des Tableaux

Tableau 1.1 : L'adaptation du bande de fréquence des modèles statistique en fonction des paramètres du radar et l'environnement de détection	21
Tableau 3.1 : Valeurs du facteur d'échelle des détecteurs logt-, GMOS-, TMOS-, Et IE-CFAR Pour $P_{FA}=10^{-3}$	42

Introduction Générale

1. Introduction

Dans la vie quotidienne, on doit toujours prendre des décisions. De même pour les problèmes de la détection du signal radar, nous devons prendre une décision de l'existence ou de l'absence des cibles grâce au traitement du signal retourné. Le radar (**R**adio **D**etection **A**nd **R**anging) est un système qui utilise les ondes électromagnétiques pour détecter la présence et déterminer la position ainsi que la vitesse d'objets tels que les avions, les bateaux, etc. Les ondes envoyées par l'émetteur sont réfléchies par la cible, et les signaux de retour (appelés écho radar ou écho-radar) sont captés et analysés par le récepteur, souvent situé au même endroit que l'émetteur [1]. Le traitement et l'analyse des signaux radar sont devenus certainement une discipline autonome très spécialisée en pleine expansion. Ceci s'explique par la diversité des applications du radar dans des secteurs variés tels que la surveillance maritime et aérienne, la météorologie, la surveillance des ressources naturelles par télédétection, le contrôle routier, le guidage et la recherche des missiles. Dû à ce vaste champ d'applications, les radars présentent certaines particularités qui les rendent particulièrement intéressants par rapport aux autres instruments de communication. Des méthodes adaptatives ont été proposées pour analyser et perfectionner la détection radar [2]. Les dispositifs utilisant ces méthodes sont appelés détecteurs CFAR (Constant False Alarm Rate). L'objectif est de détecter une cible en présence du bruit et du fouillis tout en maintenant un taux de fausse alarme constant. Des méthodes adaptatives ont été proposées pour analyser et perfectionner la détection radar. Les dispositifs utilisant ces méthodes sont appelés détecteurs CFAR (Constant False Alarm Rate)

Dans des situations pratiques, la distribution du fouillis de l'environnement peut ne pas être homogène. Cette non-homogénéité est due soit à un bord de fouillis étendu ou à la présence de cibles interférentes. Ces deux cas de non homogénéité du fouillis qui peut se produire dans une situation réelle sont généralement utilisés pour vérifier à robustesse de l'algorithme de détection. L'amplitude du fouillis découlant de la haute résolution et/ou d'un faible angle d'incidence du radar s'écarte de la distribution Gaussienne. Dans de nombreuses études antérieures, de nombreuses distributions ont été proposées pour ajuster les données réelles. Parmi celles-ci, la distribution Weibull, la distribution log-normale et la distribution K [3] [4].

Dans ce mémoire, nous intéressons particulièrement à la détection de cibles à taux de false alarm constant (CFAR) immergées dans un clutter de mer de distributions Weibull, log-normal et K . Parmi les détecteurs CFAR les plus utilisés, on trouve la procédure CA-CFAR (Cell Averaging) [5], la procédure SO-CFAR (Smallest Of), la procédure GO-CFAR (Greatest Of) [6] et la procédure OS-CFAR (Order Statistic) [7]. Ces types de détecteurs ont prouvé leurs performances dans la détection des cibles noyées dans un clutter Gaussien homogène et hétérogène. Le détecteur non-paramétrique logt-CFAR [8] a été validé pour la détection des cibles en présence du clutter homogène de distributions Weibull et log-normal. Récemment, [9] ont développé trois détecteurs CFAR fonctionnant dans un environnement marin ou terrestre de distribution Weibull. Ces détecteurs sont référés comme GMOS-CFAR (Geometric Mean-OS), TMOS-CFAR (Trimmed Mean-OS) et IE-CFAR (Inclusion/Exclusion). L'analyse et l'étude de la propriété CFAR de ces algorithmes dans le cas des distributions log-normal et K ont été effectuées [10] dans un environnement homogène. Le travail présenté dans ce mémoire prend en considération l'étude en environnement hétérogène causé par la présence de cibles secondaires (interférentes) et bord de clutter afin de tester la « céfarissité » (le caractère CFAR) des détecteurs logt-CFAR,

GMOS-CFAR, TMOS-CFAR et IE-CFAR. Pour se faire, des simulations Monte-Carlo sont illustrées par des comparaisons des performances des divers détecteurs CFAR en question.

2. Organisation du mémoire

Le travail de ce mémoire est structuré en trois chapitres :

Dans le chapitre 1, nous allons présenter en premier lieu les composantes principales d'un rada, les types de radars et la classification de radars. Ensuite, nous focalisons sur les applications des radars et les domaines de recherche considérés dans le radar. Les paramètres de la cible mesurés par le radar sont aussi présentés dans ce chapitre. Les distributions Weibull, log-normal et K caractérisant les échos radar de haute résolution sont données en fonction des fonctions exponentielle et Bessel. Pour savoir l'utilisation de chaque modèle en fonction des paramètres du radar et le type d'environnement, un tableau est inséré à la fin de ce chapitre.

Dans le chapitre 2, nous allons présenter en premier lieu le principe de la détection classique et les trois critères de décision (Bayes, minimax et Neyman-Pearson). Pour remédier le problème du nombre de fausse alarmes causé par l'utilisation du seuil fixe, la détection adaptative CFAR est expliquée où quatre détecteurs CFAR non-paramétriques seront introduits lorsque le clutter est membre de classe de distributions d'échelle et de puissance invariants. Une conclusion est donnée à la fin de ce chapitre.

Le chapitre 3 a pour but de présenter une série de simulations Monte-Carlo pour tester la robustesse et de comparer les performances des détecteurs GMOS, TMOS, LOGT et IE-CFAR. Le clutter est supposé de distributions Weibull, log-normal et K avec des paramètres inconnus. La cible est fluctuante selon le modèle de Swerling 1. Dans cette étude, la non-homogénéité du clutter est prise en compte dans la détection CFAR. Pour se faire, l'effet de capture (présence de cibles interférentes) et l'effet de masque (présence de bord de clutter)

sont considérés. Les expressions donnant les différents rapports (SCR, ICR et CCR) et les fonctions utilisées pour la génération du clutter et les signaux sont présentées.

Enfin une conclusion générale est tirée avec des perspectives envisagées dans travaux futur.

Généralités sur les Radars

Résumé :

Dans ce chapitre, nous allons présenter en premier temps les composantes principales d'un radar, les types de radars et la classification de radars. Ensuite, nous focalisons sur les applications des radars et les domaines de recherche considérés dans le radar. Les paramètres de la cible mesurés par le radar sont aussi présentés dans ce chapitre. Les distributions Weibull, log-normal et K caractérisant les échos radar de haute résolution sont données en fonction des fonctions exponentielle et Bessel. Pour savoir l'utilisation de chaque modèle en fonction des paramètres du radar et le type d'environnement, un tableau est inséré à la fin de ce Chapitre.

Sommaire du chapitre :

I.1 Introduction.

I.2 Principe de fonctionnement du radar.

I.3 Composantes principales d'un radar.

I.4 Type de radar.

I.5 Classification des radars.

I.6 Domaines d'applications du Radar.

I.7 Domaines de recherche dans le radar.

I. 8 Calcul des paramètres de la cible

I. 9 Modèles statistiques du clutter.

I. 10 Conclusion

I.1 Introduction

Le radar est un système qui utilise les ondes électromagnétiques pour détecter la présence et déterminer la position ainsi que la vitesse d'objets tels que les avions, les bateaux . . . etc. Les ondes envoyées par l'émetteur sont réfléchies par la cible et les échos de retour sont reçus et analysés par le récepteur, souvent situé au même endroit que l'émetteur. La distance est obtenue grâce au temps d'un aller/retour du signal, la direction grâce à la position angulaire de l'antenne (directivité de l'antenne) où le signal de retour a été capté et la vitesse avec le décalage de fréquence du signal de retour généré selon l'effet Doppler. C'est-à-dire l'écho provenant d'une cible en mouvement produit un décalage en fréquence proportionnel à la vitesse radiale de la cible appelé fréquence Doppler [2].

I. 2 Principe de fonctionnement du radar

Le terme RADAR est l'acronyme de (**R**adio**D**etection**A**nd **R**anging). 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 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 de la **Figure 1.1** 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.

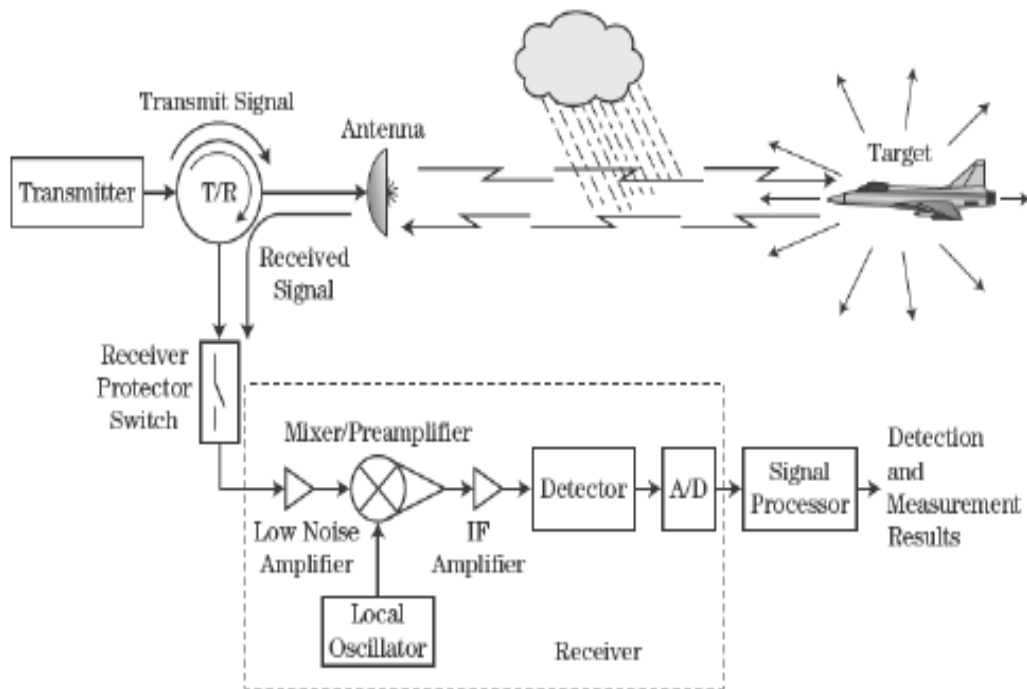


Figure 1.1 : Principe de base d'un système radar.

I. 3 Composantes principales d'un Radar

En se basant sur les **Figures 1.1 et 1.2**, le radar est généralement constitué des composantes principales suivantes :

- L'émetteur qui produit des ondes électromagnétiques de hautes fréquences. Il comprend un oscillateur permanent, un amplificateur et un modulateur.

— Le duplexeur, un commutateur électronique, dirige l'onde vers l'antenne lors de l'émission puis le signal de retour depuis l'antenne vers le récepteur lors de la réception quand on utilise un radar mono-statique. Il permet donc d'utiliser la même antenne pour les deux fonctions.

— L'antenne dont le rôle est de diffuser l'onde électromagnétique vers la cible avec le minimum de perte. L'antenne est sollicitée tant en émission qu'en réception. Ces deux fonctions peuvent être cependant séparées entre deux antennes dans le cas des radars multistatiques.

— Le récepteur qui reçoit le signal réfléchi (cible – antenne – duplexeur), le fait émerger des bruits radios parasites, l'amplifié et le traité.

— Un étage de traitement de signal permettant de traiter le signal brut afin d'en extraire des données utiles à l'opérateur (détection, suivi et identification de cible ; extraction de paramètres météorologiques, océanographiques, etc.). Les données obtenues sont alors affichées aux utilisateurs.

— Le récepteur qui reçoit le signal réfléchi (cible – antenne – duplexeur), le fait émerger des bruits radios parasites, l'amplifié et le traité.

— Un étage de traitement de signal permettant de traiter le signal brut afin d'en extraire des données utiles à l'opérateur (détection, suivi et identification de cible ; extraction de paramètres météorologiques, océanographiques, etc.). Les données obtenues sont alors affichées aux utilisateurs.

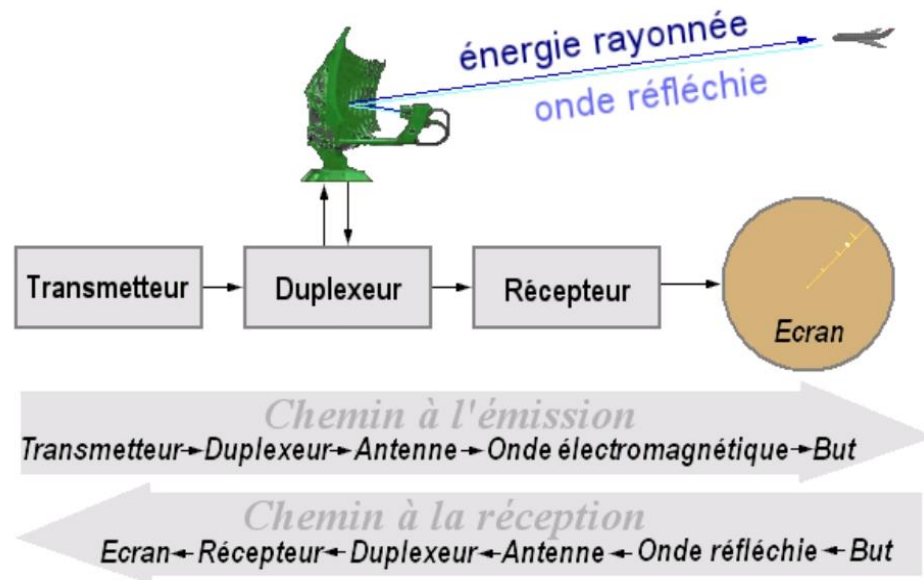


Figure 1.2: Schéma des composantes principales d'un Radar.

I.4 Types de radar

D'après la littérature et selon la position des émetteurs et des récepteurs, on peut distinguer deux types de configurations principales du radar :

- **Radar mono-statique** : A partir de la Figure 1.3, l'émetteur et le récepteur partagent une électronique et une antenne commune le radar bi-statique où l'émetteur et le récepteur sont séparés[11]. L'une et l'autre configuration offrent des avantages et des inconvénients : Dans une configuration mono-statique, le partage de l'électronique et de l'antenne permet de réduire l'encombrement et les coûts de synchronisation entre l'émetteur et le récepteur. En contrepartie, seul le signal rétrodiffusé par la cible est reçu par le radar.

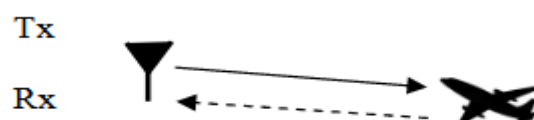


Figure 1.3: Radar mono-statique.

- **Radar bi-statique** : Dans cette configuration, la possibilité de positionner l'émetteur et le récepteur à volonté permet d'explorer d'autres configurations de réflexion permettant d'augmenter le volume d'informations disponibles sur la cible **Figure 1.4**. En contrepartie, l'utilisation d'une configuration bi-statique demande une bonne synchronisation entre l'émetteur et le récepteur, et l'utilisation d'une géométrie d'acquisition moins triviale.

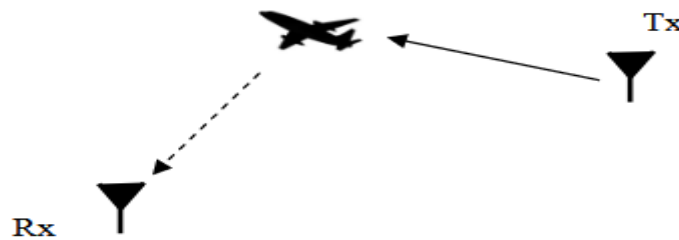


Figure 1.4: Radar bi statique.

- **Radar multistatiques** : Ils se composent de plusieurs radars mono-statiques ou bi-statiques spatialement séparés avec de grandes distances par rapport aux dimensions des antennes, partageant un espace de couverture commun. Ces systèmes sont, en fait, une généralisation des radars bi-statiques avec un ou plusieurs récepteurs traitant les informations de un ou plusieurs émetteurs situés sur des positions différentes. La diversité spatiale offerte par les systèmes multistatiques permet de visualiser différents aspects d'une cible simultanément. Le potentiel de gain d'information peut donner lieu à un certain nombre d'avantages par rapport aux systèmes conventionnels. Une généralisation des systèmes radar multistatiques a été récemment proposée et connue sous radar MIMO (Multiple Input Multiple Output).

- **Radar MIMO**. Ces systèmes emploient plusieurs émetteurs M et plusieurs récepteurs N simultanément. Chaque récepteur reçoit l'écho de tous les signaux transmis par les M émetteurs.

La différence entre les deux techniques, multistatique et MIMO, est que : en émission les émetteurs transmettent la même forme d'onde pour les radars multistatiques, par contre M formes d'ondes orthogonales (pour qu'elles seront séparables à la réception) sont transmises pour les radars MIMO. En réception et dans la phase de décision, une décision globale est faite au niveau d'un centre de fusion de données selon les décisions locales de chaque détecteur CFAR par une règle de fusion adéquate pour les radar multistatiques, alors que les radar MIMO emploient toutes les données ou les informations acquises concernant la cible en traitant simultanément les signaux reçus de chaque récepteur pour faire une simple décision concernant la présence ou l'absence du cible.

I. 5 Classification des systèmes radar

En fonction des informations qu'elles doivent fournir, les équipements radars utilisent des qualités et des technologies différentes. Ceci se traduit par une première classification des systèmes radars [1]. Comme montré dans la **Figure 1.5**.

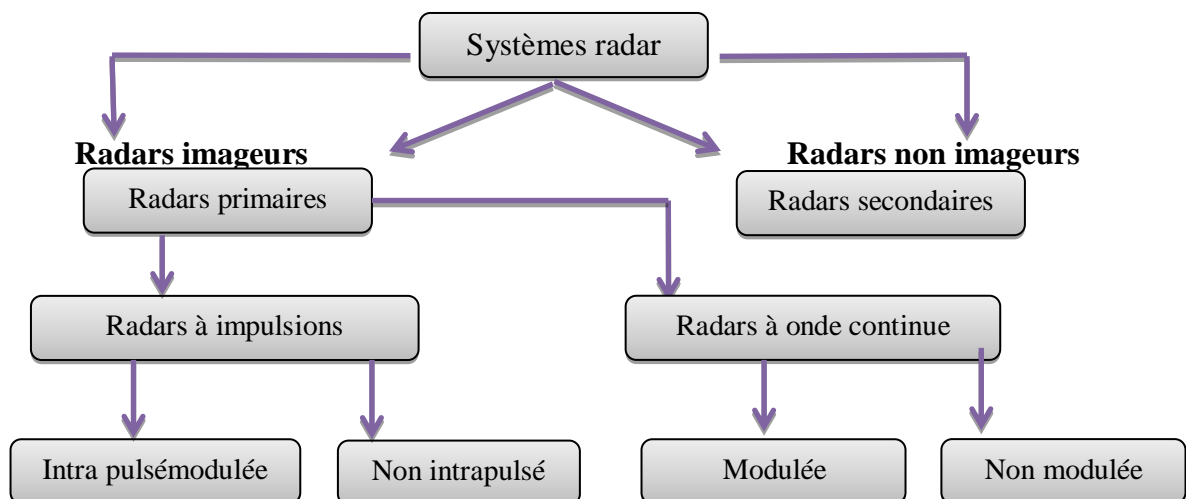


Figure 1.5 : Classification des systèmes radar.

I. 5. 1 Radars imageurs / Radars non imageurs

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

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

I.5.2 Radars primaires

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

I.5.3 Radars secondaires

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

I.5.4 Radars à impulsions

Les radars à impulsions émettent des impulsions de signal hyperfréquence à forte puissance. Chaque impulsion est suivie d'un temps de silence plus long que l'impulsion elle-

même, temps durant lequel les échos de cette impulsion peuvent être reçus avant qu'une nouvelle impulsion ne soit émise. Direction, distance et parfois, si cela est nécessaire, hauteur ou altitude de la cible, peuvent être déterminées à partir des mesures de la position de l'antenne et du temps de propagation de l'impulsion émise.

I.5.5 Radars à onde continue

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

I.5.6 Radars à onde continue non modulée

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

I.5.7 Radars à onde continue modulée

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

ne sont pas trop grandes et qu'il est nécessaire d'effectuer des mesures ininterrompues (par exemple une mesure d'altitude pour un avion ou un profil de vents par un radar météorologique). Un principe similaire est utilisé par des radars à impulsions qui génèrent des impulsions trop longues pour bénéficier d'une bonne résolution en distance. Ces équipements modulent souvent le signal contenu dans l'impulsion afin d'améliorer leur résolution en distance. On parle alors de compression d'impulsion.

I. 6 Domaines d'applications du Radar

Les radars sont utilisés dans différents domaines; en voici les principaux [12]:

- **Militaire** : ils sont exploités dans la détection et la surveillance aérienne, la veille de surface sur les navires de guerre, l'identification ami-ennemi et l'auto direction des missiles.
- **Météorologique** : dans ce domaine, le radar sert à détecter et localiser les précipitations et mesurer leur intensité en temps réel (pluie, neige, grêle...)
- **Circulation et sécurité routière** : le radar routier permet de mesurer la vitesse des automobiles circulant sur la voie publique en utilisant l'effet Doppler.
- **Aéronautique** : il permet de localiser, suivre et contrôler le trafic aérien, guider l'approche d'aéroport et contrôler la navigation aérienne.
- **Maritime** : plusieurs applications sont mises au service de la navigation : l'anticollision ; les balises radars et les transpondeurs.
- **Scientifiques** : ces instruments sont embarqués sur satellite pour l'observation de la Terre ou du niveau des océans.

I. 7 Domaines de recherches dans le radar

I.7.1 Modélisation du clutter[12]:

Le premier problème considéré dans les systèmes radars est la modélisation statistique des échos radar (clutter), l'ensemble des échos perturbateurs qui limitent le volume de

détection du radar de haute résolution. Le but est alors de proposer de nouveaux modèles statistiques non-Gaussien du clutter en agissant sur un choix optimal de la loi de probabilité. Généralement les modèles du clutter consistent en deux composantes à savoir la composante speckle et la composante texture.

I.7.2 Estimation des paramètres du clutter

Le second problème est relatif à l'étude des problèmes d'estimation des paramètres des modèles non-Gaussiens sans ou avec bruit thermique. Il existe plusieurs techniques d'estimation des paramètres, telles que la méthode des moments, la méthode du maximum de vraisemblance (MLE), la méthode d'intelligence artificielle basées sur les réseaux de neurones ou logique floue, etc.

I. 7. 3 Détection des cibles

Après la sélection des modèles statistiques de l'écho radar et la méthode d'estimation de ses paramètres, les algorithmes de détection peuvent construire. Alors, la formulation mathématique du seuil adaptatif de détection est réalisée toujours en fonction de la fonction densité et les paramètres estimés du clutter. En effet, la détection automatique à taux de fausse alarme constant (CFAR) est très considérée dans le développement des détecteurs en question.

I. 8 Calcul des paramètres de la cible

L'onde émise parcourt la distance R qui sépare l'émetteur de l'obstacle, puis revient vers le radar après un temps T_r comme le montre la **Figure 1.6**. Comme il s'agit d'une onde électromagnétique se déplaçant à la vitesse de la lumière C , on trouve la distance R par la relation :

$$R = \frac{2T_r}{\lambda} \quad (1.1)$$

Avec t est le temps mesuré et $C = 3.10^8$ m/s.

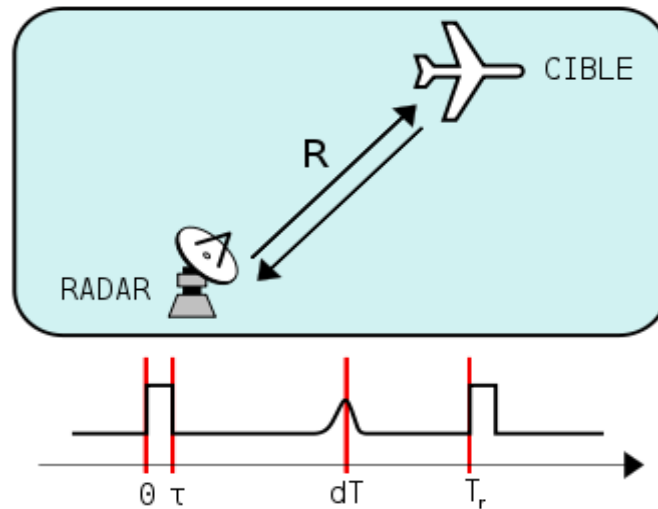


Figure 1.6 : principe du radar à impulsion.

La fréquence Doppler est positive quand la cible se rapprochent, et négative quand elles s'éloignent comme le montre la **Figure 1.7**. La fréquence Doppler affectant l'écho est égale à :

$$Fd = \frac{2V_r}{\lambda} \quad (1.2)$$

Où V_r est la vitesse radiale de la cible et λ la longueur d'onde.

- **Calcul de la distance** : Dans le cas d'un radar à impulsions, la distance est calculée à partir du temps de transit (aller et retour) d'une brève impulsion radioélectrique émise et de sa vitesse de propagation. La distance de l'écho (calculée par le radar) est la distance en ligne droite entre l'antenne du radar et la cible. La «distance-sol» est la distance «horizontale» entre l'antenne du radar et la cible: elle ne peut être déterminée que si l'on calcule l'altitude de la cible, ou son angle de site.

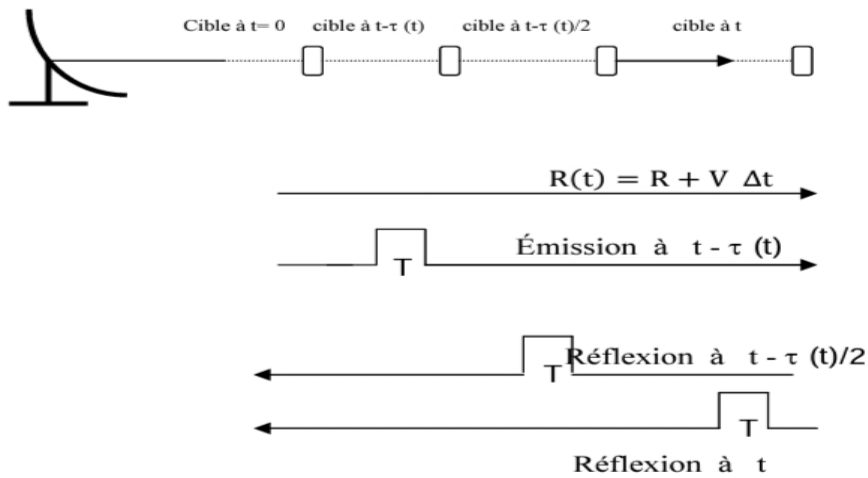


Figure 1.7 : principe de l'émission/réflexion sur une cible.

Le temps mesuré par le radar est le temps nécessaire à l'impulsion pour aller de l'antenne à la cible, puis de la cible vers l'antenne après réflexion. Chaque impulsion revenant au radar a parcouru deux fois la distance radar-cible à la vitesse de la lumière. En mesurant le temps « t » écoulé entre le départ et le retour de l'impulsion au radar, il est donc possible de déterminer la distance R entre le radar et la cible. La formule permettant de calculer cette distance est donc la suivante :

$$R = \frac{Ct}{2} \quad (1.3)$$

- **Mesure de la direction :** L'angle entre la direction du nord et celle de la cible (azimut) est déterminé grâce à la directivité de l'antenne. La directivité, parfois appelée «gain directif», est la capacité de l'antenne à concentrer l'énergie rayonnée dans une direction particulière. Une antenne à forte directivité est appelée «antenne directive». En mesurant la direction dans laquelle est pointée l'antenne à l'instant où elle reçoit un écho, on peut déterminer non seulement l'azimut mais aussi le site de la cible **Figure 1.8**. La précision

de la mesure de ces angles dépend de la directivité de l'antenne. Afin de déterminer précisément l'azimut de la cible, la position exacte du nord doit être connue.

Les servo-systèmes sont utilisés sur les anciens équipements et fonctionnent grâce à des éléments tels que les transmetteurs et les récepteurs de téléaffichage. Sur les systèmes plus récents, un codeur synchronisé génère des tops durant la rotation de l'antenne. Le comptage de ces tops permet à tout instant de déterminer la position de l'antenne. Les nouveaux radars balayent leur secteur de recherche sans mouvements mécaniques, ou avec des mouvements minimums. Ces radars mettent en œuvre un balayage électronique en azimut et/ou en élévation (antenne réseau à commande de phase)

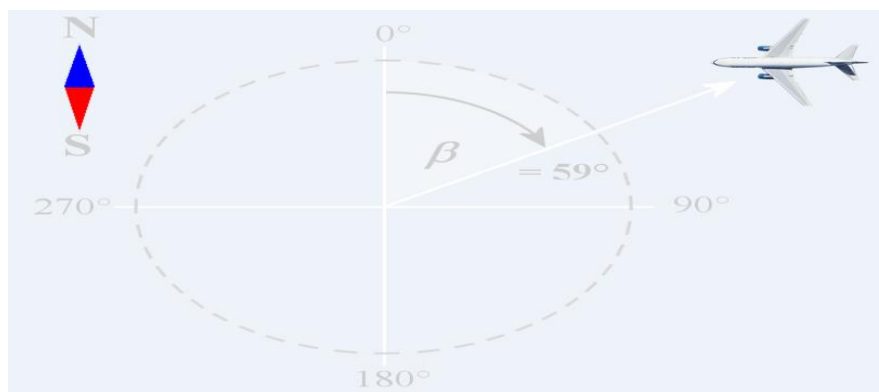


Figure1.8 : Azimut de la cible.

- Mesure de la hauteur

La hauteur d'une cible par rapport à la surface du globe terrestre s'appelle 'Altitude'. Elle peut être calculée en multipliant la distance oblique D de la cible par le sinus de son angle d'élévation.

- Mesure de vitesse

Il existe différentes méthodes pour mesurer la vitesse de déplacement d'une cible, La plus ancienne consiste à noter sa position à un instant, à l'aide d'un crayon gras, sur l'affichage

radar. À un autre instant, on refait la même chose et la différence des deux positions divisée par le temps écoulé entre les deux instants, donne la vitesse de déplacement.

I. 9 Modèles statistiques de Clutter

L'une des fonctions principales d'un radar est de détecter la présence d'objets d'intérêt noyés dans un bruit ambiant. Ce bruit qui perturbe alors la qualité de détection provient généralement de l'électronique du radar. Dans ce cas, il s'agit du bruit dit "bruit thermique", modélisé à juste titre comme du bruit blanc gaussien.

Dans certains cas, le radar doit également faire face à l'environnement situé autour de la cible à détecter: c'est le cas par exemple des radars terrestres de surveillance du sol qui scrutent l'horizon. Ceux-ci sont alors perturbés par des échos indésirables dus aux réflecteurs constitutifs du sol ou de la mer. Ces signaux parasites sont généralement assimilés à du bruit aléatoire se superposant au bruit thermique, et constituent ce que l'on nomme "le fouillis".

Il est connu que pour les radars à haute résolution et/ou à faibles angles d'incidence (grazing angle), les statistiques du clutter sont trouvées être non-Gaussiennes. Dans la littérature radar, plusieurs distributions ont été proposées pour modéliser les statistiques du fouillis des données acquises de différents environnements tels que la distribution Weibull, la distribution log-normal, la distribution K .

I.9.1 Distribution de Weibull

La distribution Weibull a été utilisée pour modéliser le clutter de mer de haute résolution [13][14]. Cette distribution bi paramétrique a une expression de la PDF donnée par:

$$p(x) = \frac{c}{b} \left(\frac{x}{b}\right)^{c-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right), \quad x \geq 0 \quad (1.4)$$

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

I. 9. 2 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 ou du sol non-Gaussien [8][15]. La distribution log-normal est donnée par :

$$p(x) = \frac{1}{x\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(\ln(x) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right), \quad x > 0 \quad (1.5)$$

où μ et σ^2 sont la moyenne la variance.

I.9. 3 Distribution K

La distribution K -composée a été beaucoup utilisée par les radaristes pour décrire les variations du clutter de la mer. Les résultats de plusieurs expériences prouvent évidemment que cette distribution donne une description correcte du clutter de mer [16], [17], [18], [19],[20]. La distribution K -composée est définie par deux composantes; la première est connue sous le nom de texture. Elle représente le niveau local moyen du clutter et suit une loi Gamma. La deuxième, appelée speckle suit une loi Rayleigh. Donc, la PDF totale de la distribution K -composée est obtenue en moyennant la composante speckle sur toutes les valeurs possibles de la composante texture comme:

$$p(x) = \int p(x|y)p(y)dy \quad (1.6)$$

Où $p(y)$ est la PDF de la texture et $p(x/y)$ est la PDF du Speckle.

Dans le cas d'un détecteur d'enveloppe, les PDF de la texture et du speckle sont, respectivement données par:

$$p(y) = \frac{2b^{2\nu}y^{2\nu-1}}{\Gamma(\nu)} \exp(-b^2y^2), \quad 0 \leq x \leq +\infty \quad (1.7)$$

Et

$$p(x/y) = \frac{\pi}{2y^2} \exp\left(-\frac{\pi x}{4y^2}\right), \quad 0 \leq x \leq +\infty \quad (1.8)$$

En remplaçant (1.6) et (1.7) dans (1.5) et après quelques simplifications mathématiques, nous obtenons la PDF totale de la distribution K -composée sans bruit sous la forme suivante:

$$p(x) = \frac{4c}{\Gamma(\nu)} (cx)^\nu K_{\nu-1}(2cx) \quad (1.9)$$

Où ν est le paramètre de forme, $c = b\sqrt{\pi}/4$ le paramètre d'échelle, $K_{\nu-1}(\cdot)$ la fonction de Bessel modifié de deuxième espèce d'ordre $\nu-1$ et $\Gamma(\cdot)$ la fonction gamma; i.e.

$$\Gamma(z) = \int_0^{+\infty} t^{z-1} \exp(-t) dt$$

Type de Radar	Largeur d'impulsion τ (μ s)	Terre ou mer	Bande de fréquence	Angle d'incidence (en degrés)	Modèles du clutter
Basse resolution	2	Montagnes Rocheuses	S	≥ 5 < 5	Gaussien et Weibull
Basse résolution	3	Collines boisées	L	0.5°	Log-normal et Weibull
Haute resolution	0.17	Forêt	X	0.7°	Log-normal et Weibull
Haute résolution	0.17	Terre cultivée	X	$0.7^\circ-0.5^\circ$	Log-normal et Weibull
Haute résolution	0.2	Mer : Etat 1	X	4.7°	Log-normal et Weibull et K
Haute résolution	0.1	Mer : Etat 2	Kv (12-18GHz)	$1.0^\circ-30.0^\circ$	Log-normal et Weibull et K

Tableau 1.1: L'adaptation du bande de fréquence des modèles statistique en fonction des paramètres du radar et l'environnement de détection [1].

I. 10 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques concepts de base du radar. Nous avons commencé par le principe de fonctionnement du radar, ainsi que ses classifications et les différents composants d'un radar. Les domaines de recherche visés par la modélisation du clutter, l'estimation des paramètres du clutter et la détection CFAR ont été discutés. Les mesures de paramètres de la cible effectuées par le système radar ont été présentées. Trois modèles statistiques représentant les échos radar de haute résolution ont été donnés. Finalement, on a récapitulé un tableau qui désigne le modèle statistique adéquat de l'écho en fonction des paramètres du radar ainsi le type de l'environnement de détection (espace, sol ou mer).

Détection CFAR non-paramétrique Dans un clutter non-Gaussien

Résumé :

Dans ce chapitre, nous allons présenter au début le principe de la détection classique et les trois critères de décision (Bayes, minimax et Neyman-Pearson). Pour remédier le problème du nombre de fausse alarmes causé par l'utilisation du seuil fixe, la détection adaptative CFAR est expliquée où quatre détecteurs CFAR non-paramétriques seront introduits lorsque le clutter est membre de classe de distributions d'échelle et de puissance invariants. Une conclusion est donnée à la fin de ce chapitre.

Sommaire du chapitre :

II. 1 Introduction

II. 2 Détection conventionnelle

II. 3 Détection adaptative CFAR

II. 4 Détection CFAR dans un clutter non-Gaussien

II. 5 Conclusion

Introduction

L'avènement des détecteurs modernes CFAR fait remédier les problèmes d'augmentation du nombre de fausses alarmes lors du fonctionnement en temps réel des détecteurs à seuil fixe. Le rôle de l'algorithme CFAR consiste à déterminer le seuil de puissance au-dessus duquel chaque écho reçu peut être considéré comme venant vraisemblablement d'une cible réelle. Si le seuil est trop bas, on détecte plus de cibles mais on augmente le nombre de fausses alertes. Inversement, si le seuil est trop élevé, on a moins de fausses alertes mais on détecte moins de cibles probables. Dans la plupart des cas, le seuil est choisi pour être compatible soit avec un taux déterminé de fausses alertes, soit pour un temps t entre deux fausses alertes. En détection de cible radar dans un environnement marin, des détecteurs paramétriques et non-paramétriques CFAR pour un clutter Weibull ont été mis au point pour garantir la propriété CFAR [3] [4]. En général, les performances des algorithmes CFAR sont souvent mesurées par la perte CFAR par rapport au détecteur idéal ou optimal qui utilise un seuil connu et constant. Dans un environnement de clutter homogène, le détecteur logt-CFAR a été développé pour un clutter Weibull et log-normal [8]. La statistique de ce test est indépendante des paramètres de clutter et convient aux échantillons de clutter indépendants et identiquement distribués (iid). Afin d'améliorer la perte CFAR due à la présence de cibles interférentes dans la fenêtre de référence, le détecteur WH-CFAR (Weber/hykin) est formé par une statistique à deux ordres [21]. Dans ce contexte, [22] ont développé de nouveaux processus CFAR non cohérents fonctionnant dans des situations homogènes et non-homogènes. Sous l'hypothèse de distributions invariantes en échelle et en puissance, les détecteurs GMOS (Statistique de l'ordre des moyennes géométriques), TMOS (MOS ajustées) et IE (Inclusion/Exclusion) ont été proposés. Ces détecteurs CFAR assurent la propriété CFAR en environnement homogène et qui nécessite aucune connaissance *a priori* des paramètres de la distribution Weibull. Pour un environnement non-homogène causé par la

présence de cibles interférentes et/ou bord de clutter, il est intéressant d'analyser et tester la robustesse des détecteurs logt-CFAR, GMOS-CFAR, TMOS-CFAR et IE-CFAR dans un clutter log-normal et K distribué.

Ce chapitre est structuré comme suit. La section 2 a pour objectif de présenter le principe et les critères (Bayes, minimax et Neyman-Pearson) de la détection classique. Pour remédier le problème du nombre de fausses alarmes causé par l'utilisation du seuil fixe, la détection adaptative CFAR est détaillée en considérant quatre détecteurs CFAR non-paramétriques. Ces derniers sont employés lorsque le modèle de clutter est un membre de classe de distributions d'échelle et de puissance invariants. Ce type d'algorithmes CFAR appelés logt-CFAR, GMOS-CFAR, TMOS-CFAR et IE-CFAR. Une conclusion est donnée à la fin de ce chapitre.

II. 2 Détection conventionnelle

La détection est l'opération qui consiste à prendre une décision sur la présence ou l'absence d'une cible en comparant le signal reçu à un certain seuil dépendant de la valeur de fausse alarme désirée.

- Si le signal utile dépasse le seuil, la cible est détectée.
- Si le niveau du bruit dépasse le seuil en absence du signal écho, on dit que c'est une fausse alarme.

La probabilité de fausse alarme, P_{FA} est inversement proportionnelle au seuil de détection. Donc si le seuil est trop élevé, les cibles peuvent ne pas être détectées, et s'il est trop bas la P_{FA} augmente comme il est indiqué sur la **Figure 2.1**. Tout cela peut être formulé en termes de tests d'hypothèses statistiques qu'on appellera hypothèse nulle H_0 où la cible est déclarée absente, c'est-à-dire que le signal reçu ne dépasse pas le seuil, et l'hypothèse alternative H_1 où la cible est déclarée présente. Chaque hypothèse correspond à une ou plusieurs observations qui sont représentées par des variables aléatoires. En se basant sur les

valeurs d'observation de ces variables aléatoires, l'ensemble des valeurs que la variable aléatoire X prend l'espace d'observation Z . Cet espace d'observation est divisé en deux régions Z_0 et Z_1 .

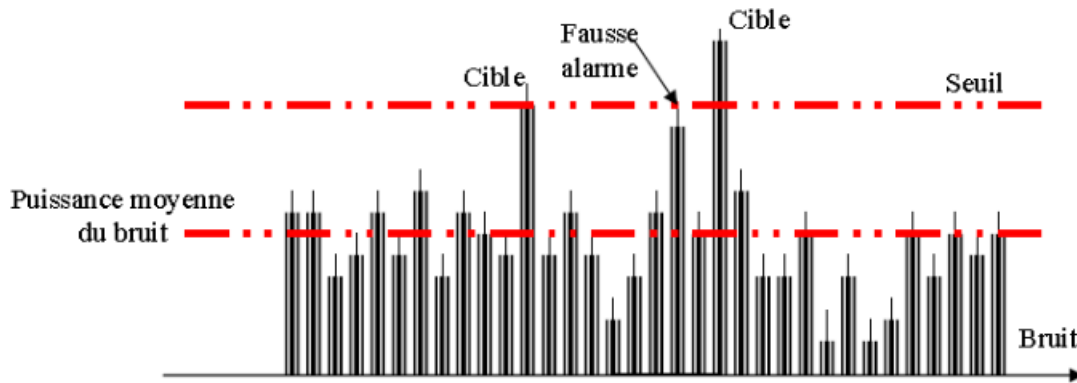


Figure 2.1 : Détection d'une cible

L'objectif des divers mécanismes de décision est alors de déterminer un algorithme de traitement du processus aléatoire, $Q(t)$, observé à la sortie d'une cellule distance afin de décider la présence ou l'absence d'une cible. Une fois l'écho radar est réceptionné, le radar est face à une prise de décision importante de la présence ou l'absence de cibles. Pour cela, nous présentons dans cette section les différents critères de décision classique. La détection est définie comme étant l'opération qui consiste à prendre une décision quant à la présence ou l'absence des cibles. Après la réception du signal écho (cible+clutter), parvient la tâche du traitement de ce signal où le calcul du seuil de détection est effectué suivant les variations de la puissance du clutter. Si le signal reçu (signal de la cible plus clutter) dépasse ce seuil, la présence de la cible est déclarée. Si ce signal ne dépasse pas le seuil, nous déclarons une absence de la cible. Ce principe de fonctionnement est représenté dans la **Figure 2.2**. Parmi les critères de décision classique, on trouve le critère de Bayes, le critère de minimax et le critère de Neyman-Pearson [23].

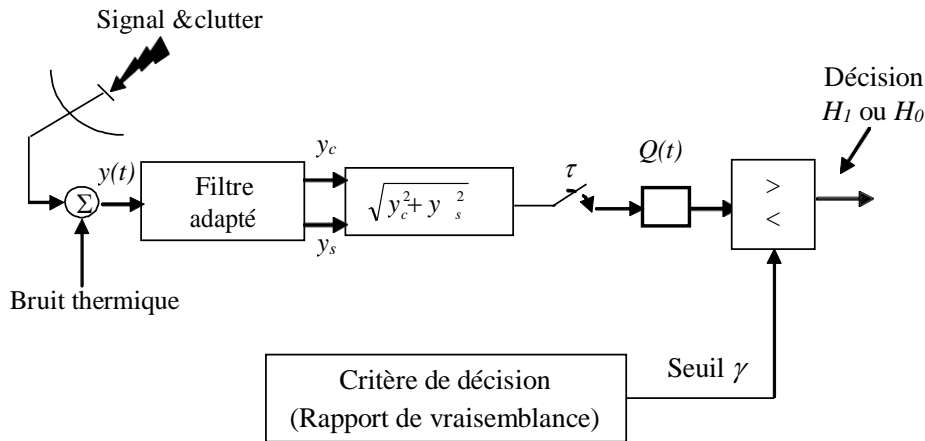


Figure 2.2 : Mécanismes de décision

II. 2. 1 Test de Bayes

Pour formuler le critère de Bayes, nous utilisons deux hypothèses. Dans la Première, nous supposons que les probabilités de sorties de la source soient connues. Elles sont appelées les probabilités a priori, $p(H_0) = p_0$ et $p(H_1) = p_1$. La deuxième hypothèse consiste à attribuer un coût à chaque décision possible. Si nous notons par D_i ; $i = 0, 1$ les décisions qui correspondent respectivement aux hypothèses H_0 et H_1 alors C_{ij} ; $i, j = 0, 1$ correspond au coût qui est associé à la décision D_i sachant que l'hypothèse H_j est vraie (décider D_i / H_j est vraie). Le but du critère de Bayes est de déterminer les régions de décision Z_0 et Z_1 par la règle de décision suivante:

$$\Lambda(Q) = \frac{p_{Q/H_1}(q/H_1)}{p_{Q/H_0}(q/H_0)} > \frac{p_0(C_{10} - C_{00})}{p_1(C_{01} - C_{11})} = T \quad (2.1)$$

Où $\Lambda(Q)$ est le rapport de vraisemblance et $p_{Q/H_i}(q/H_i)$, $i = 0, 1$ représentent les densités de probabilités associées à chaque hypothèse.

II. 2. 2 Test du Minimax

Le test du minimax vient résoudre le problème de la connaissance des probabilités *a priori* rencontré précédemment. Pour obtenir ce test, on commence par analyser l'influence du choix du seuil sur le risque de Bayes. Admettons qu'une certaine valeur du seuil de décision η soit fixée. Une fois que le seuil est fixé, la performance du test est obtenue en comparant le rapport de vraisemblance avec ce seuil. La règle de décision résultante du critère de minimax est la suivante.

$$\Lambda(Q) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \frac{(1-p_1)(C_{10}-C_{00})}{p_1(C_{01}-C_{11})} = \eta \quad (2.2)$$

Pour parvenir à ce test, nous devons donc choisir un seuil menant aux valeurs de P_M (probabilité de non détection) et P_{FA} vérifiant l'égalité suivante

$$C_{11} - C_{00} + (C_{01} - C_{11})P_M - (C_{10} - C_{00})P_{FA} = 0 \quad (2.3)$$

II. 2. 3 Test de Neyman-Pearson

Dans les deux critères précédentes, nous avons vu que le critère de Bayes exige la connaissance des probabilités *a priori*, p_i , $i=0,1$ ainsi que les coûts de décision. Dans plusieurs applications telle que la détection radar, il est très difficile d'assigner des coûts réalistes et des probabilités *a priori*. Dans ce cas, nous utilisons la P_{FA} et la P_D (probabilité de détection). Le test de Neyman-Pearson maximise la P_D tout en maintenant la valeur de la P_{FA} égale à une valeur désirée α_0 . La règle de décision est donnée par

$$\Lambda(Q) = \frac{p_{Q/H_1}(q/H_1)}{p_{Q/H_0}(q/H_0)} > \lambda \quad (2.4)$$

Où λ est le multiplicateur de Lagrange.

II. 3 Détection adaptative CFAR

Depuis quelques décennies, l'un des principaux avancements technologiques qu'a connu le radar était la détection automatique à distance de cibles (la télédétection), qui permet une découverte sans l'intervention humaine. D'ailleurs, la télédétection n'a été possible sans le développement des calculateurs et des techniques du traitement de signal. Comme le signal de la cible s'accompagne souvent du clutter (bruit), le détecteur classique à seuil fixe, provoque très éventuellement une augmentation considérable dans la probabilité de fausse alarme, ce qui est intolérable pour une bonne détection et donne lieu à de graves erreurs. Alors, les détecteurs à seuil fixe cités précédemment ne permettent pas de garantir le maintien d'un taux de fausse alarme constant et par conséquent en gendre une dégradation des performances de détection. De ce fait, les détecteurs adaptatifs sont utilisés dans le but de maintenir un taux de fausse alarme constant (CFAR). L'architecture générale d'un détecteur CFAR est représentée dans la **Figure 2.3**. Cette détection par le principe CFAR fait référence à une forme moderne d'algorithme adaptatif utilisée dans les radars pour isoler le signal retour d'une cible d'un bruit de fond important, de brouillage et d'interférences. Dans la plupart des systèmes de détection CFAR à seuil variable, le seuil est calculé en en fonction de l'estimé du niveau ou de la puissance du bruit de fond autour de la cellule testée. Pour cela, on prend une série de cellules autour de la cellule sous test (CUT) et on calcule le niveau de puissance moyen. Pour éviter que les résultats soient faussés par la puissance reçue dans la CUT, on élimine du calcul les cellules immédiatement adjacentes. Une cible est considérée présente dans la CUT si son signal est à la fois supérieur aux cellules adjacentes et au niveau pondéré de la puissance moyen calculé. Ce système de calcul assez simple s'appelle « Cell-Averaging CFAR », CA-CFAR (CFAR par cellule moyennée) [5]. D'autres systèmes sont basés sur le calcul de moyennes respectivement pour les cellules situées à droite et à gauche de la CUT considérée (détecteurs GO-CFAR et SO-CFAR). Les valeurs les plus hautes et les

plus basses sont intégrées respectivement pour permettre d'améliorer la détection dans le cas où on se trouve à proximité d'une source de brouillage [6]. Un autre aspect de la détection CFAR est basé sur le classement des cellules de référence pour minimiser l'erreur d'estimation de la puissance du bruit en présence des cibles interférentes (détecteurs OS-CFAR, CMLD-CFAR et TM-CFAR) [7]. Il existe des algorithmes plus sophistiqués qui permettent d'adapter automatiquement le seuil de détection en intégrant de façon rigoureuse les statistiques de l'espace dans lequel la cible doit être détectée.

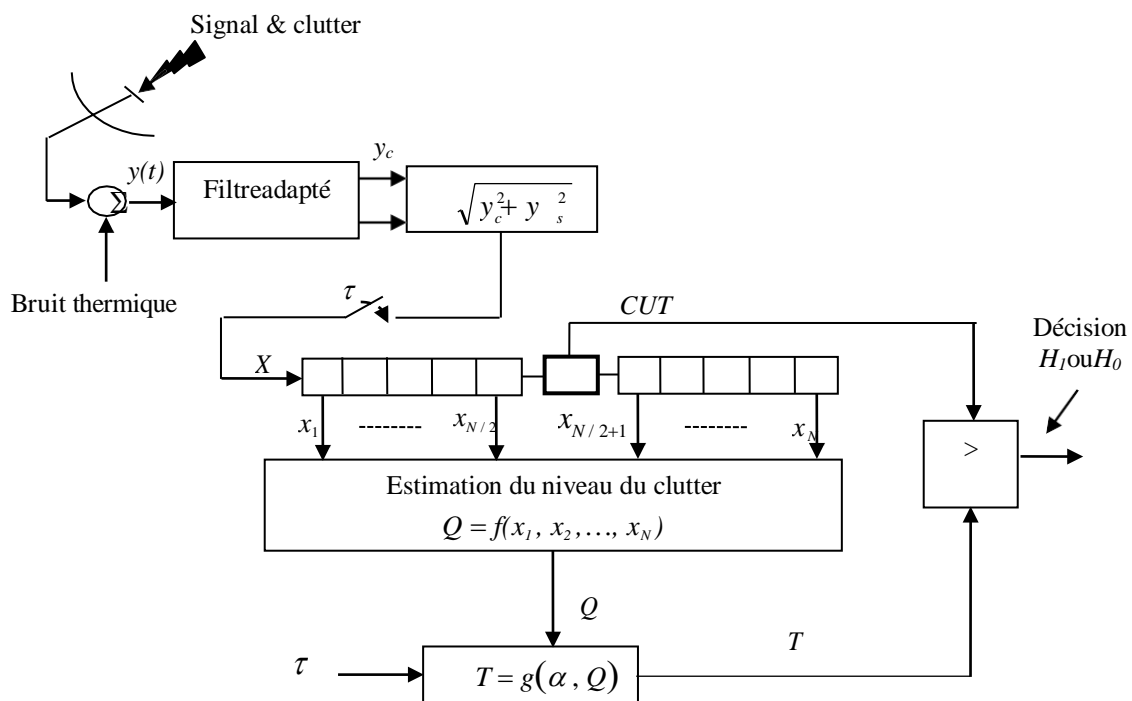


Figure 2.3 : Principe de la détection adaptative CFAR

Comme montré dans la **Figure 2.3**, le signal reçu est échantillonné en distance. Ce dernier est envoyé dans un registre à décalage pour former l'ensemble des cellules de référence. La détection se fait à travers une comparaison du signal contenu dans la cellule sous test (CST ou CUT) et le seuil adaptatif T obtenu selon le niveau de clutter Q calculé à

partir des cellules de référence et un facteur multiplicatif η permettant de garantir le maintien de la P_{FA} de consigne.

Avant de construire un détecteur CFAR, le modèle de fluctuations de la cible doit être spécifié en premier lieu. Dans la littérature, il existe plusieurs modèles statiques des cibles [24]. Le terme fluctuation, dans les systèmes radar, appliqué aux échos radar décrit les changements de la surface équivalente radar (SER) des cibles complexes et les effets d'irrégularités dans l'indice de réfraction atmosphérique (fluctuations de l'angle d'arrivée). En premier lieu, ces variations apparaissent en des changements de l'aspect de la cible vis-à-vis du radar et ils en résultent des variations dans les échos radar additionnés à ceux causés par les conditions météorologiques, l'instabilité des équipements et autres. Pour représenter clairement ces fluctuations, les propriétés de la fonction densité de probabilité et de la corrélation en fonction du temps doivent être reconnues pour une cible à une trajectoire particulière. Dans le cas idéal, ces caractéristiques doivent être mesurées pour une cible, mais ce n'est souvent pas praticable. Il existe deux façons d'obtenir des informations sur les propriétés statistiques des fluctuations de la SER. La première est d'obtenir les données expérimentales du comportement des cibles dans différentes situations dynamiques et la seconde est d'introduire quelques modèles analytiques théoriques qui peuvent décrire ce comportement d'une manière satisfaisante. Deux types de fluctuations sont considérés: Cible lentement fluctuante ou fluctuante d'un balayage à un autre (scan-to-scan target) et cible rapidement fluctuante ou fluctuante d'une impulsion à une autre (pulse-to-pulse target) [25].

• **Cible lentement fluctuante** : L'écho de la cible ne change pas pendant l'émission des impulsions. Par conséquent, les échantillons reçus sont les mêmes pour toutes les impulsions; ils agissent d'une seule réalisation d'une même variable aléatoire.

• **Cible rapidement fluctuante** : L'écho change de valeur d'une impulsion à l'autre. Donc les échantillons reçus sont des réalisations différentes de la même variable aléatoire.

Il y a pratiquement quatre modèles de Swerling qui décrivent les fluctuations de la cible [25]. Ce modèle exploite la PDF de Rayleigh. En fait, les quatre modèles de la cible découlent de la formule générale suivante :

$$W_k(S, \bar{S}) = \frac{1}{(k-1)!} \frac{k \left(\frac{kS}{\bar{S}} \right)^{k-1}}{\bar{S}} \exp\left(-\frac{kS}{\bar{S}}\right), S \geq 0 \quad (2.5)$$

Où S est la surface équivalente du radar, et \bar{S} est la surface équivalente moyenne du radar. S est égale au rapport signal sur bruit SNR (Signal to Noise Ratio). Si A est la puissance du signal et σ l'écart type du bruit, nous obtenons:

$$S = \frac{A^2}{2\sigma^2} \quad (2.6)$$

Le paramètre k est donné par :

$$k = \frac{S^2}{VAR(S)} \quad (2.7)$$

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

- $k=1$, Swerling I, scan-to-scan (cible lentement fluctuante).
- $k=1$, Swerling II, pulse-to-pulse (cible rapidement fluctuante).
- $k=2$, Swerling III, scan-to-scan (cible lentement fluctuante).
- $k=2$, Swerling IV, pulse-to-pulse (cible rapidement fluctuante).

II. 4 Détection CFAR dans un clutter non-Gaussien

Les performances de la détection des cibles sont dégradées si le modèle choisi du clutter est erroné. En pratique, le clutter est classé en deux classes; clutter Gaussien et clutter non-Gaussien. La détection en environnement non-Gaussien est très compliquée par rapport

au cas du clutter Gaussien. Ceci est dû aux difficultés mathématiques lors du calcul des probabilités de fausse alarme et de la détection. Le radar doit alors adapter son seuil de détection selon l'environnement où le clutter doit avoir un modèle approprié. De nombreux auteurs se sont intéressés au comportement d'une autre classe de détecteurs en présence de clutter non-Gaussien [26]. Les procédures de détection ainsi proposées ont principalement basés sur des tests statistiques non-paramétrique et paramétrique. Dans le cas de la détection dans un environnement marin **Figure 2.4**, diverses techniques CFAR, issues d'un traitement non-cohérent sur les données radar, sont pour la plupart non-paramétrique.

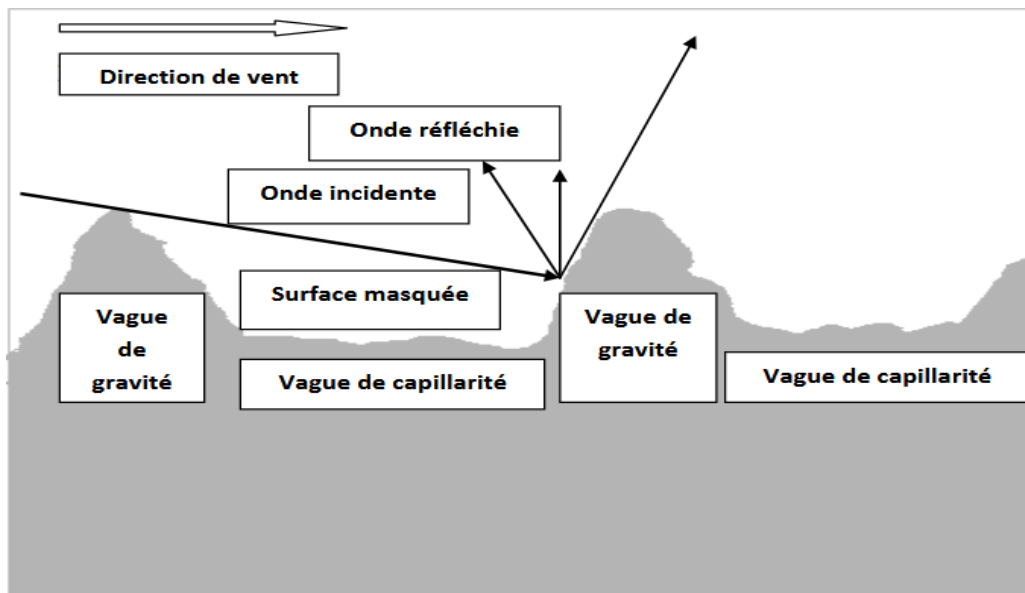


Figure 2.4 : Mécanismes d'interaction du signal radar (surface de mer).

Le présent chapitre consiste à étudier le problème de la détection CFAR des cibles dans un clutter de mer de nature non-Gaussienne. Par la suite, nous présentons les tests statistiques des détecteurs existant log-CFAR, GMOS-CFAR, TMOS-CFAR et IE-CFAR fonctionnant dans un clutter Weibull.

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

$$T(X_0, X_1, \dots, X_N) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \tau \tag{2.8}$$

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

II. 4.1 Détecteur logt-CFAR

Goldstein a proposé un détecteur automatique appelé log-CFAR dans un clutter de distributions log-normale Weibull [8]. Ce dernier maintient la propriété CFAR où le nombre de fausses alarmes reste constant au cours du fonctionnement en temps réel du radar. Ce test statistique est donnée par :

$$\log(X_0) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \log\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i\right) + \hat{\sigma} \tau \tag{2.9}$$

où $\hat{\sigma}$ est l'estimé de l'écart-type de la variable aléatoire $\log(X)$. Lorsque le modèle de clutter appartient aux membres de classe de distributions d'échelle et de puissance invariants, il a été montré dans [9] que le seuil de détection adaptatif peut se formuler sous une forme générale de

test d'hypothèses suivante:

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} h(x_1, x_2, \dots, x_N) e^{\tau \left(\log\left(\frac{x_1}{h(x_1, x_2, \dots, x_N)}\right) + \dots + \log\left(\frac{x_N}{h(x_1, x_2, \dots, x_N)}\right) \right)} \tag{2.10}$$

où $h(\cdot)$ est une fonction non-négative. La propriété CFAR complète est obtenue en spécifiant les expressions adéquates de h et g . En se basant sur (2.11), trois détecteurs CFAR ont été introduits pour un clutter Weibull à savoir le détecteurs GMOS-, TMOS- et IE-CFAR [9].

II. 4.2 Détecteur GMOS-CFAR

Avec le choix de la fonction, $h(x_1, x_2, \dots, x_N) = x_{(K)}$ (i.e., la statistique d'ordre K) et la

fonction, $g(x_1, x_2, \dots, x_N) = \sum_{j=1}^N x_j$, le détecteur de (2.11) devient :

$$X_{0 < \underset{H_0}{X_{(K)}}} \overset{H_1}{\underset{1-N\tau}{\prod_{i=1}^N X_i}} \overset{\tau}{\quad} \quad (2.11)$$

Pour $K=1$, ce détecteur a la même forme à celle du détecteur CFAR développé dans le cas du clutter de distribution Pareto type 1 [9].

II. 4. 3 Détecteur TMOS-CFAR

La moyenne géométrique ajustée (Trimmedgeometricmean) de la statistique d'ordre

est considérée quand, $h(x_1, x_2, \dots, x_N) = \left(\prod_{i \in \chi} x_{(i)} \right)^{\frac{1}{|\chi|}}$ où $\chi \subset \{1, 2, \dots, N\}$, et $|\chi|$ est la

cardinalité de χ . Avec ce choix de la fonction h et la fonction $g = X_{(K)}$, le détecteur TMGM-

CFAR est obtenu à partir de (2.11) comme:

$$X_{0 < \underset{H_0}{X_{(K)}}} \overset{H_1}{\underset{1-N\tau}{\left(\prod_{i \in \chi} X_{(i)} \right)^{\frac{1-\tau}{|\chi|}}}} \overset{\tau}{\quad} \quad (2.12)$$

où K est le rang de la cellule ordonnée $X_{(K)}$.

II. 4. 4 Détecteur IE-CFAR

Dans ce détecteur, la fonction g est sélectionnée comme la somme et h est choisi

comme, $h(x_1, x_2, \dots, x_N) = \left(\prod_{i \in \mathcal{Z}} x_{(i)} \right)^{\frac{1}{|\mathcal{Z}|}}$. Le fait que, $\sum_{i=1}^N x_i = \sum_{i=1}^N x_{(i)}$, la règle de décision

équivalente de (2.11) sera :

$$X_0 \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} \left(\prod_{i \in \mathcal{Z}} X_{(i)} \right)^{\frac{1-N\tau+|\mathcal{Z}|}{|\mathcal{Z}|}\tau} \left(\prod_{i \notin \mathcal{Z}} X_{(i)} \right)^{\tau} \quad (2.13)$$

Le schéma de la **Figure 2.5** résume les détecteur CFAR donnés par (2.2)-(2.6).

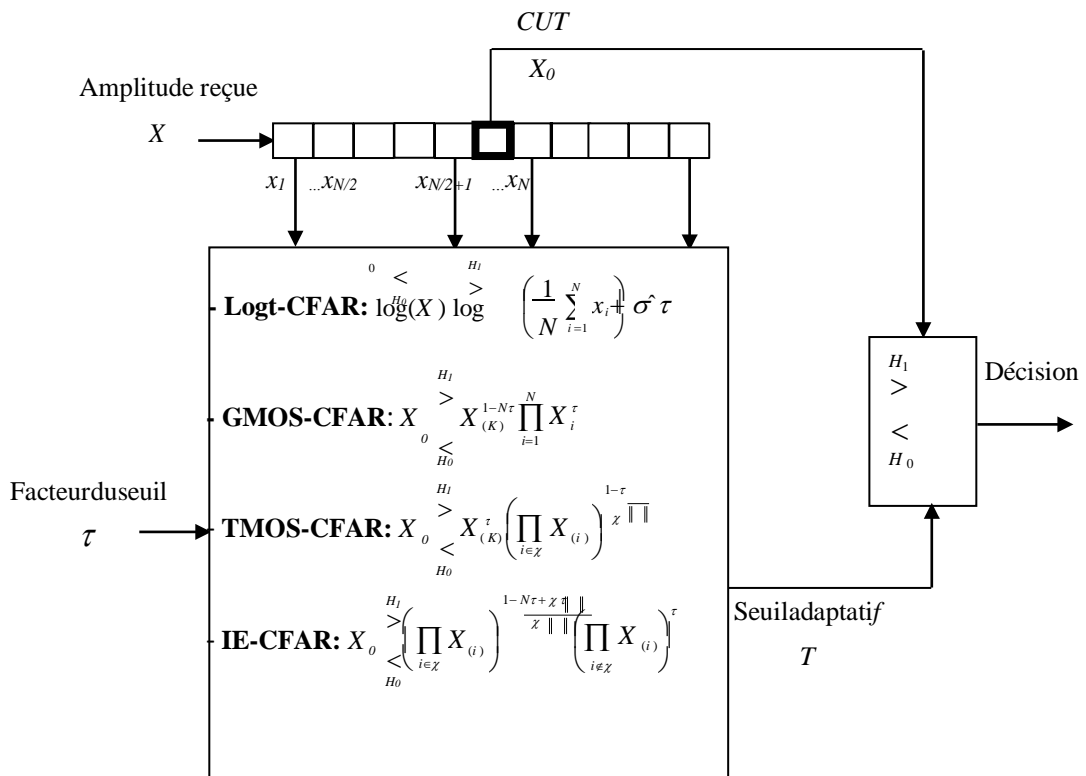


Figure 2.5 : Schéma block de détecteurs CFAR dans le cas du modèle de clutter appartient aux membres de classe de distributions d'échelle et de puissance invariants.

II. 5 Conclusion

La détection adaptative CFAR constitue l'innovation essentielle dans le système de détection des radars modernes. En premier lieu, les critères de décision de Bayes, minimax et Neyman-Pearson utilisés dans la détection conventionnelle ont été présentés. Pour corriger le problème d'augmentation du nombre de fausses alarmes causé par l'utilisation du seuil fixe, la détection adaptative CFAR a été détaillée. Pour cela nous avons choisi d'utiliser plusieurs types de détecteurs tels que logt-CFAR, GMOS-CFAR, TMOS-CFAR and IE-CFAR fonctionnant dans les environnements homogène et hétérogène. Ces situations sont causées par la présence de cibles secondaire et le bord de clutter dès les cellules de référence. Les rapports ICR et CCR sont utilisés pour varier le degré de la non-homogénéité du clutter. A partir des données simulées, nous allons analyser et comparer dans le chapitre qui se suit les performances des détecteurs CFAR ci-dessus en présence de clutter homogène et hétérogène de distributions Weibull, log-normal et K .

Analyse des Performances des Détecteurs CFAR non-Paramétriques

Résumé :

Dans le but de tester la robustesse et de comparer les performances des détecteurs GMOS, TMOS, LOGT et IE-CFAR, nous allons présenter dans ce chapitre une série de simulations Monte-Carlo. Le clutter est supposé de distributions Weibull, log-normal et K avec des paramètres inconnus. La cible est fluctuante selon le modèle de Swerling 1. Dans cette étude, la non-homogénéité du clutter est prise en compte dans la détection CFAR. Pour se faire, l'effet de capture (présence de cibles interférentes) et l'effet de masque (présence de bord de clutter) sont considérés. Les expressions donnant les différents rapports (SCR, ICR et CCR) et les fonctions utilisées pour la génération du clutter et les signaux sont présentées.

Sommaire du chapitre:

III.1 Introduction

III.2 Résultats de simulations

III. 2. 1 Détection CFAR en environnement homogène

III. 2. 2 Détection CFAR en environnement hétérogène (cibles interférentes)

III. 2. 3 Détection CFAR en environnement hétérogène (bord de clutter)

III. 3 Conclusion

III. 1 Introduction

La conception d'un système radar performant et robuste repose essentiellement sur la connaissance exacte des statistiques de l'environnement où l'opération de la détection est effectuée. Une modélisation adéquate du clutter est donc exigée afin de garantir une détection fiable. Dans les détecteurs CFAR, la distribution du clutter est considérée comme un élément fondamental dans la construction du seuil adaptatif de détection ainsi que les expressions des probabilités de fausse alarme et de détection. Parmi les modèles non-Gaussiens les plus utilisés dans la détection radar jusqu'à ce jour et sur lequel nous allons travailler sont les distributions Weibull, log-normal et K [24].

L'étude de robustesse des détecteurs CFAR en fonction des paramètres des distributions du clutter, présence de cibles interférentes et présence de bord de clutter est une tâche primordiale dans l'analyse et le choix adéquat des détecteurs CFAR considérés. Le but de ce travail est donc d'étudier les performances des algorithmes CFAR présentés dans le Chapitre 2 en présence d'un clutter de distributions Weibull, log-normal ou K . Pour ce faire, un nombre fini d'échantillons est fixé à $N=32$ pour examiner la dépendance de la probabilité de fausse alarme sur les paramètres du clutter. Ceci est accompli via la méthode de simulations Monte-Carlo qui utilise n tests statistiques avec $n=100/P_{FA}$ (P_{FA} est la probabilité de fausse alarme désirée). On suppose que la cible et les cibles interférentes fluctuent selon le modèle de Swerling 1 comme donné dans le Chapitre 2.

Dans ce chapitre, aucune méthode d'estimation des paramètres des distributions Weibull, log-normal et K n'est effectuée. Les seuils des détecteurs log T -CFAR, GMOS-CFAR, TMOS-CFAR et IE-CFAR sont calculés directement à partir des échantillons non-ordonnés (i.e., x_1, \dots, x_N), ordonnés (i.e., $x_{(1)}, \dots, x_{(K)}, \dots, x_N$) ainsi que le facteur τ . Notant que ces détecteurs CFAR sont utiles pour la détection des cibles qui se déplacent au-dessus des surfaces de la mer et du sol. Dans certain cas, le comportement du clutter est pointu

(spikyclutter) et possède des distributions à queues lourdes (heavytailedmodels). Une série de tests vont examiner par la suite pour confirmer l'efficacité des détecteurs cités antécédemment dans des situations de clutter homogène et non-homogène. D'une autre manière, pour asseoir les performances des détecteurs proposées dans ce chapitre, nous les évaluons à travers des comparaisons successives en fonction des conditions de fonctionnement du radar.

III. 2 Résultats de simulations

Dans cette section, l'étude de n'importe quel détecteur CFAR repose sur les points suivants :

- Etude en environnement homogène (changement des valeurs de paramètres des distributions du clutter).
- Etude en environnement non-homogène causé par la présence de cibles interférentes (changement du nombre de cibles secondaires dans les cellules de référence).
- Etude en environnement non-homogène causé par la présence du bord de clutter (changement de la puissance du clutter dans un certain nombre de cellules de référence).

Dans les simulations Monte-Carlo qui se suivent, on a performé $n=100\ 000$ essais pour chaque $N=32$ échantillons dans la fenêtre de référence.

III. 2. 1 Détection CFAR en environnement homogène

Dans le cas du clutter Weibull distribué, les résultats de la P_{FA} par rapport au facteur d'échelle sont simulés et présentés dans la **Figure 3.1** pour différentes valeurs du paramètre de forme, $c=0.1, 0.5, 1, 2$. La puissance du clutter est normalisée à 1 de telle sorte que le

paramètre d'échelle vaut $b = \sqrt{\Gamma(1+2/c)}$. La matrice des échantillons, x_{ij} , $i=1, \dots, n$ et $j=1, \dots, N$ est générée par la fonction Matlab suivante :

$$x = \text{weibrnd}(b^{-c}, c, n, N + 1) \quad (3.1)$$

D'après ces résultats illustrés, il est clairement observé que toutes les courbes des P_{FA} sont confondues qui indiquent que tous les détecteurs CFAR ont la propriété complète CFAR. Autrement dit, la robustesse est assurée en dépit de variations des paramètres ou des statistiques du clutter Weibull. En fixant la valeur désirée de la $P_{FA} = 10^{-3}$, le **Tableau 3.1** montre la valeur correspondante du facteur de seuil de détection, τ_i , $i=1, \dots, 4$ associée pour chaque détecteur CFAR.

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

$$x = \text{log nrnd}(\mu, \sigma, n, N + 1) \quad (3.2)$$

Comme montré dans la **Figure 3.2**, les détecteurs Logt- GMOS-, TMOS- et IE-CFAR maintiennent aussi le caractère CFAR quand les statistiques du clutter de distribution log-normal avec des paramètres inconnus sont variables. Le **Tableau 3.1** donne les valeurs correspondantes des facteurs des seuils des divers algorithmes CFAR à $P_{FA} = 10^{-3}$.

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

$$x = \text{raylrnd}(\sqrt{\text{gamrnd}(v, 1/b, n, N + 1)/2}) \quad (3.3)$$

En comparant avec les **Figures 3.1** et **3.2**, la propriété CFAR illustrée dans la **Figure 3.3** n'est pas maintenue et les performances des détecteurs sont dégradées. Alors, les procédures Logt- GMOS-, TMOS- et IE-CFAR ne s'adaptent pas au clutter non-Gaussien et

plus précisément de distributions Gaussiennes composées. Les moyennes des seuils de détection τ_i peuvent être utilisées pour minimiser un petit peu le nombre de fausses alarmes dû aux situations du clutter de mer ou du sol pointu. Le **Tableau 3.1** montre la moyenne des facteurs des seuils reliée à chaque détecteurs CFAR fonctionnant dans un clutter K distribué.

Modèle	Logt-CFAR	GMOS-CFAR	TMOS-CFAR	IE-CFAR
Weibull	3.60	-11.8	1	-6
Log-normal	5	-11	2.1	-5
K	2	-13.21	0.66	-7

Tableau 3.1 : Valeurs du facteur d'échelle des détecteurs logt-, GMOS-, TMOS- et IE-CFAR
Pour $P_{FA} = 10^{-3}$.

Afin de tracer les valeurs des probabilités de détection P_D , les facteurs des seuil sont d'abord calculés à partir des **Figures 3.1 -3.2 et 3.3** pour une P_{FA} souhaitée égale à 10^{-3} comme indiqué dans la **Table 3. 1**. En général, les performances de détection sont évaluées en fonction du rapport signal-sur-clutter (SCR : Signal-to-Clutter Ratio). Pour le cas du clutter Weibull, le SCR en dBs est donné par

$$SCR_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{A}{b^2 \Gamma(1 + 2/c)} \right) \quad (3.4)$$

où A est la puissance de la cible. Après la fixation du SCR en dBs, le vecteur du signal de la cible est généré par la fonction Matlab suivante :

$$s = \text{raylrnd} \left(\sqrt{0.5 SCR b^2 \Gamma(1 + 0.5c)}, n, 1 \right) \quad (3.5)$$

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

$$s = \text{raylrnd} \left(\sqrt{0.5 \cdot SCR \cdot (\exp(2\mu) + 2\sigma^2)}, n, 1 \right) \quad (3.6)$$

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

$$s = \text{raylrnd}(\sqrt{0.5 \cdot SCR \cdot \nu / b}, n, 1) \quad (3.7)$$

L'enveloppe de la CST est obtenu par

$$CUT = \sqrt{s^2 + x^2 + 2s \cdot x \cdot \cos(2\pi \cdot \text{rand}(n, 1))} \quad (3.8)$$

Les **Figures 3.4-3.9** illustrent la P_D en fonction du SCR en dBs pour un clutter de distributions Weibull et log-normal. On observe que les courbes de la P_D sont des fonctions croissantes en fonction du SCR , puisque le contenu de la CST a des valeurs importantes par rapport aux valeurs du seuil de détection. En outre, on remarque que les détecteurs logt-CFAR et IE-CFAR sont les plus performants. La dégradation de tous les détecteurs CFAR est remarquable quand le paramètre de forme de la distribution Weibull ou l'écart type de la distribution log-normal devient petit. Ce phénomène est réalisé lorsque le clutter devient pointu et complique ainsi la détection des cibles. Les **Figures 3.10-3.12** montrent les changements de la P_D en fonction du SCR dans le cas du clutter K -distribué. Aussi, les performances de détection est inversement proportionnelle aux valeurs de ν . Dans cette étude, il n'est pas important de comparer les résultats de la P_D car la propriété CFAR n'est pas assurée auprès chaque détecteur CFAR.

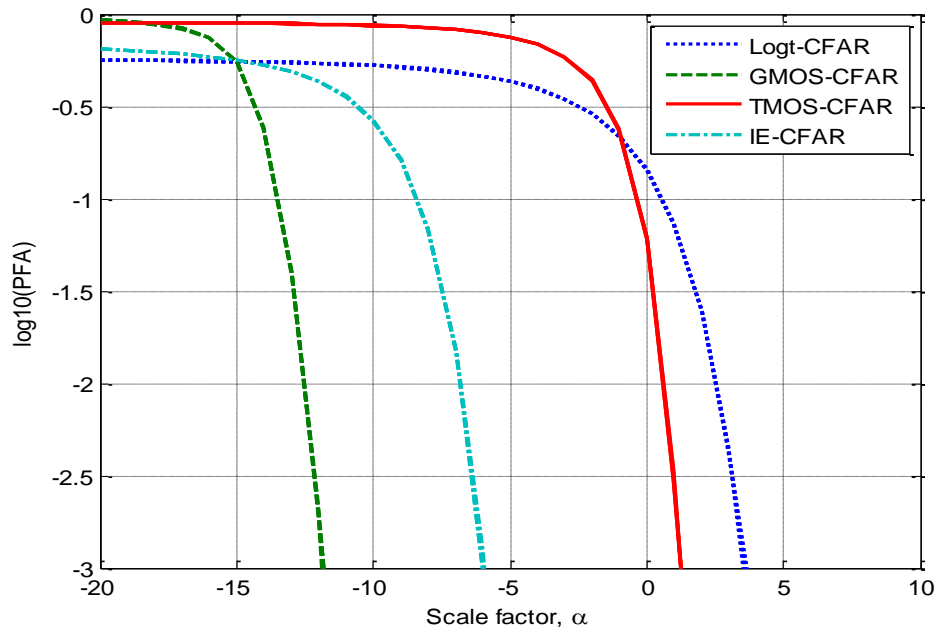


Figure 3.1 : P_{FA} en fonction du facteur d'échelle a dans le cas du clutter Weibull avec $N=32$,

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

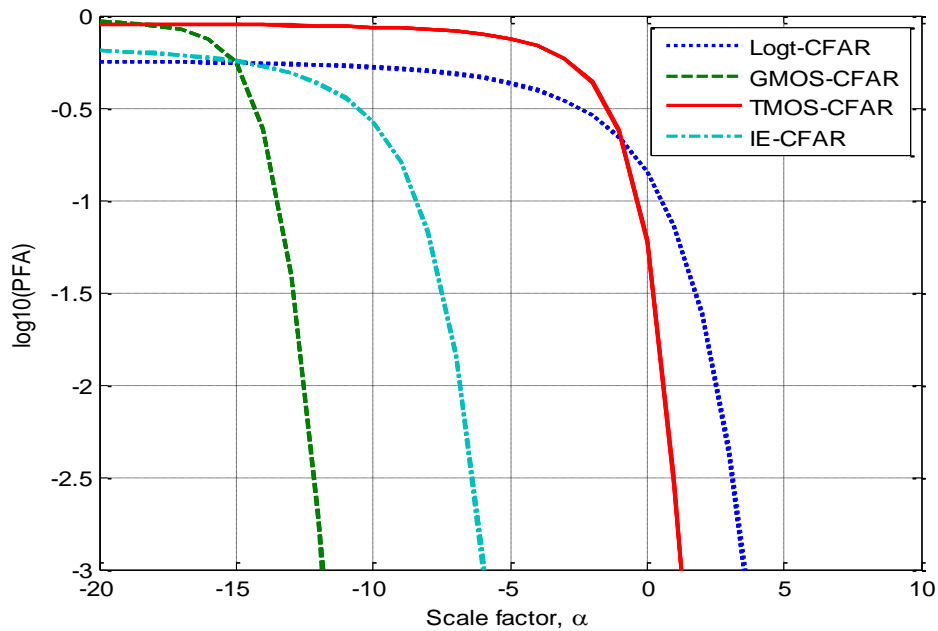


Figure 3.2 : P_{FA} en fonction du facteur d'échelle a dans le cas du clutter log-normal

$$\text{Avec, } N=32, \mu = -\sigma^2, \sigma = 0.1, 0.5, 1 \text{ et } 2.$$

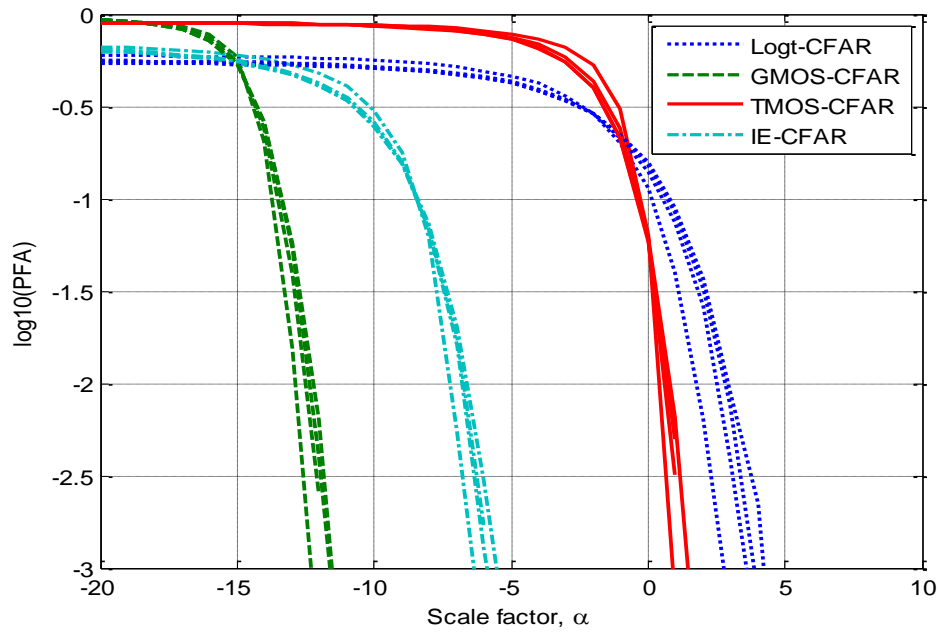


Figure 3.3 : P_{FA} en fonction du facteur d'échelle α dans le cas du clutter K

Avec $N = 32$, $a = 1/\sqrt{\nu}$, $\nu = 0.1, 0.5, 1$ et 2 .

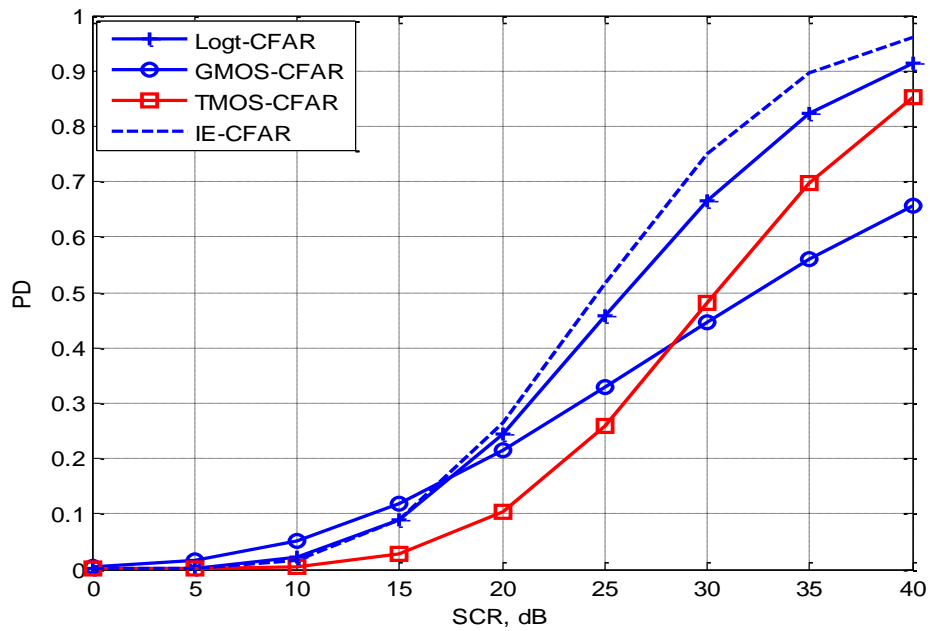


Figure 3.4 : P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull

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

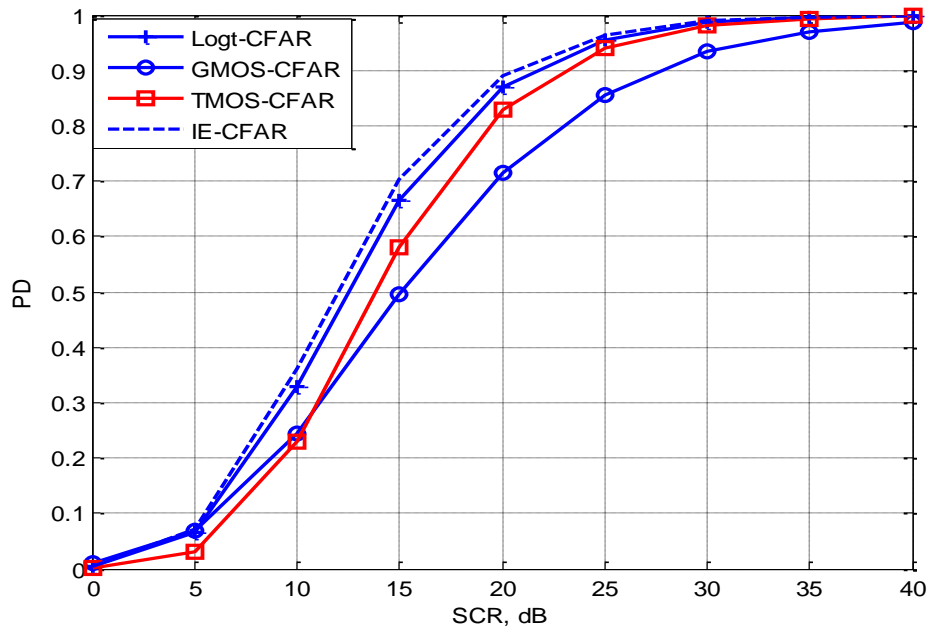


Figure 3.5 : P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull

Avec $N=32$, $b = \sqrt{\Gamma(1 + 2/c)}$ et $c=1.5$.

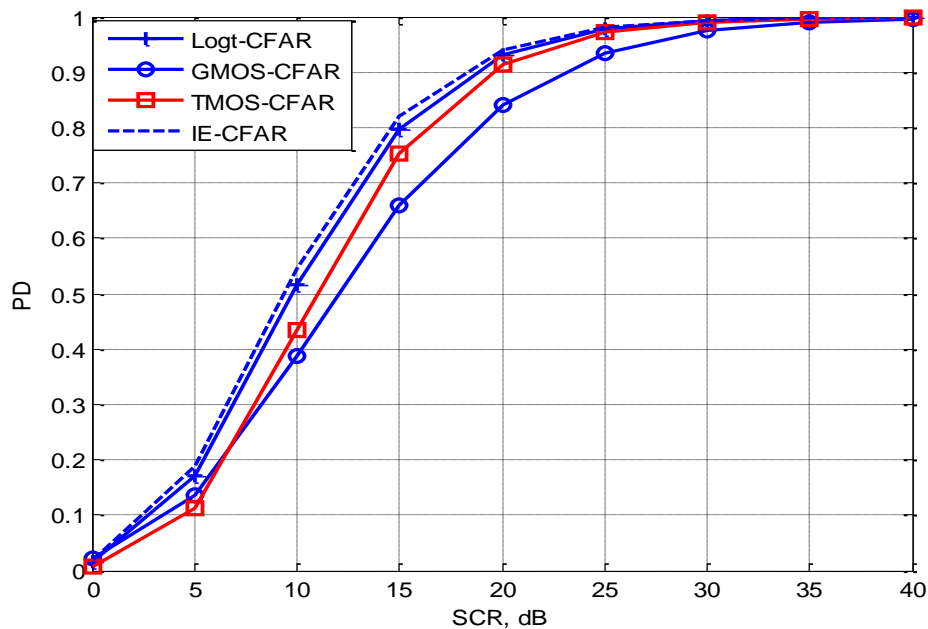


Figure 3.6 : P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull

Avec $N=32$, $b = \sqrt{\Gamma(1 + 2/c)}$ et $c=2$.

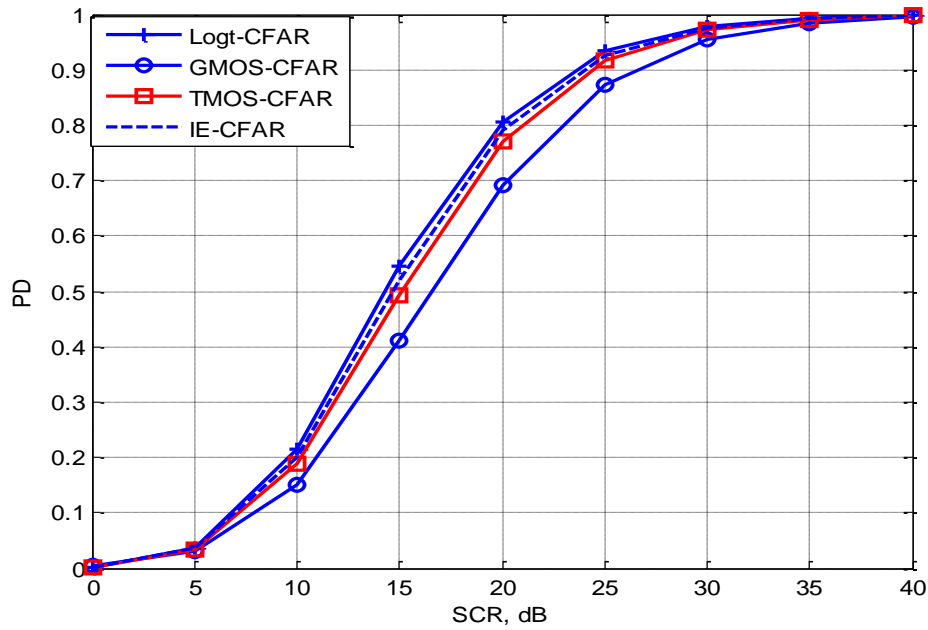


Figure 3.7 : P_D en fonction du SCR pour un clutter log-normal

Avec, $N=32$, $\mu = -\sigma^2$ et $\sigma=0.5$

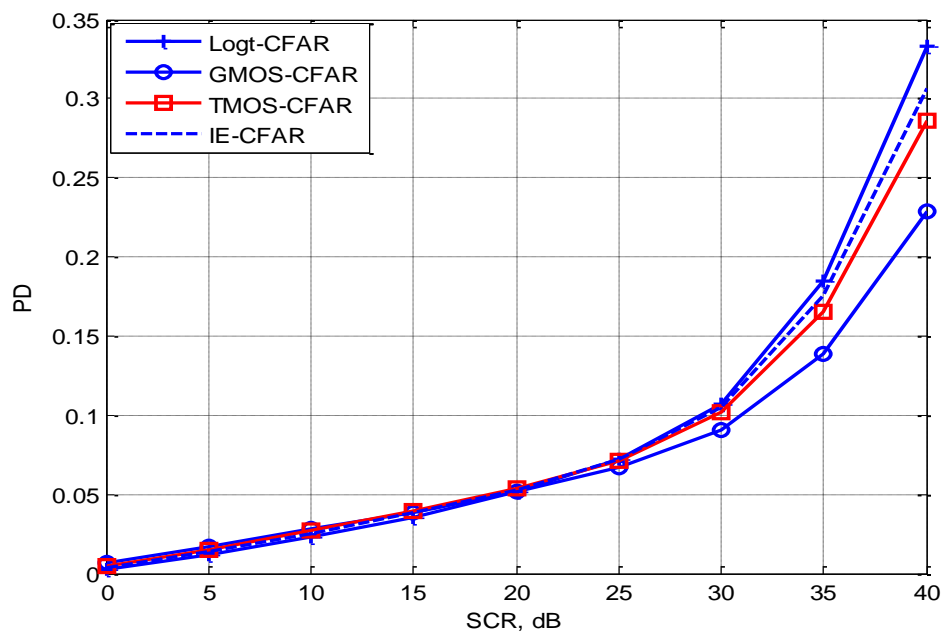


Figure 3.8 : P_D en fonction du SCR pour un clutter log-normal

Avec, $N=32$, $\mu = -\sigma^2$ et $\sigma=1.5$.

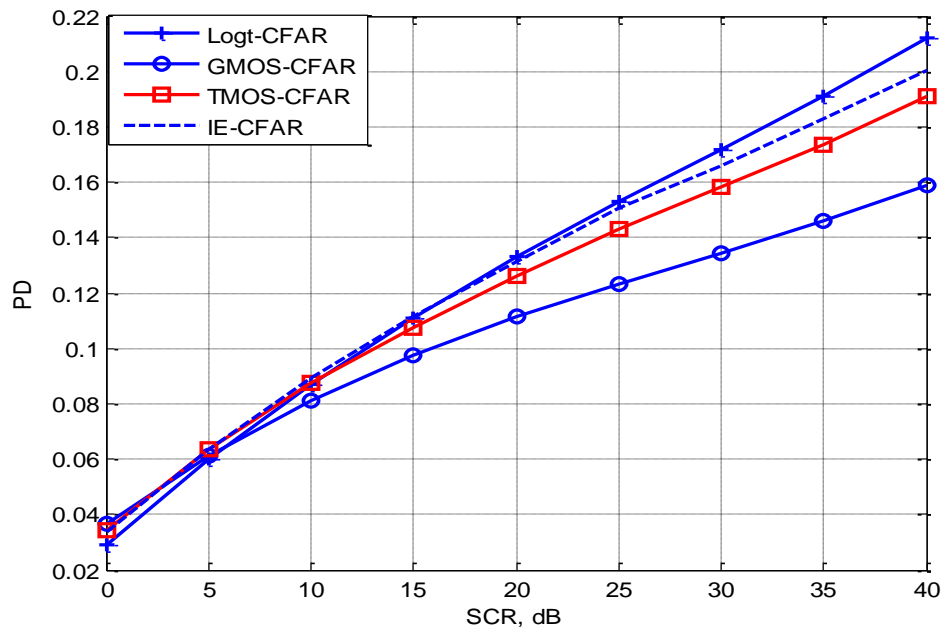


Figure 3.9 : P_D en fonction du SCR pour un clutter log-normal

Avec, $N=32$, $\mu = -\sigma^2$ et $\sigma=2$.

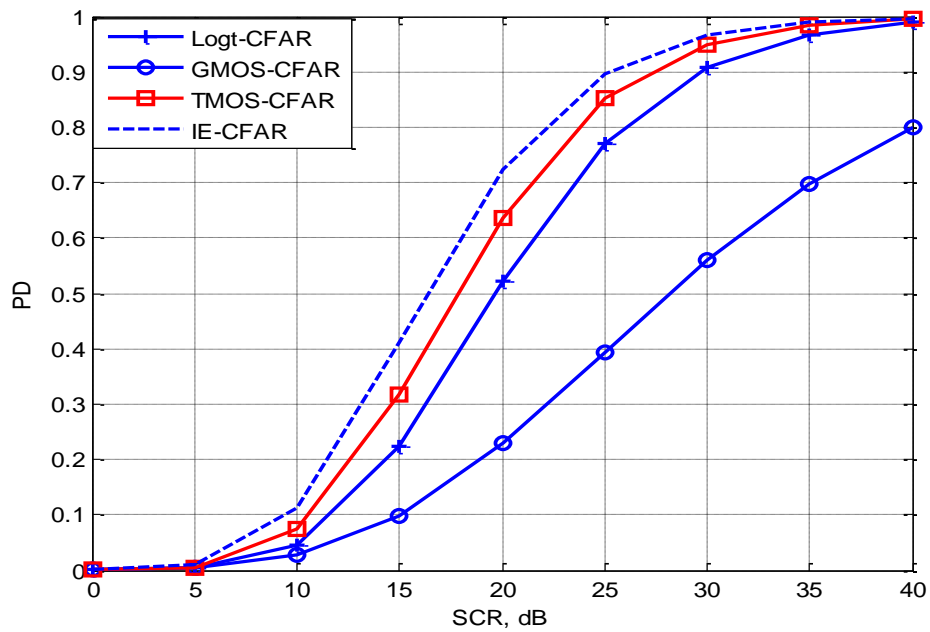


Figure 3.10 : P_D en fonction du SCR pour un clutter K

Avec $N = 32$, $a = 1/\sqrt{\nu}$, $\nu=0.5$.

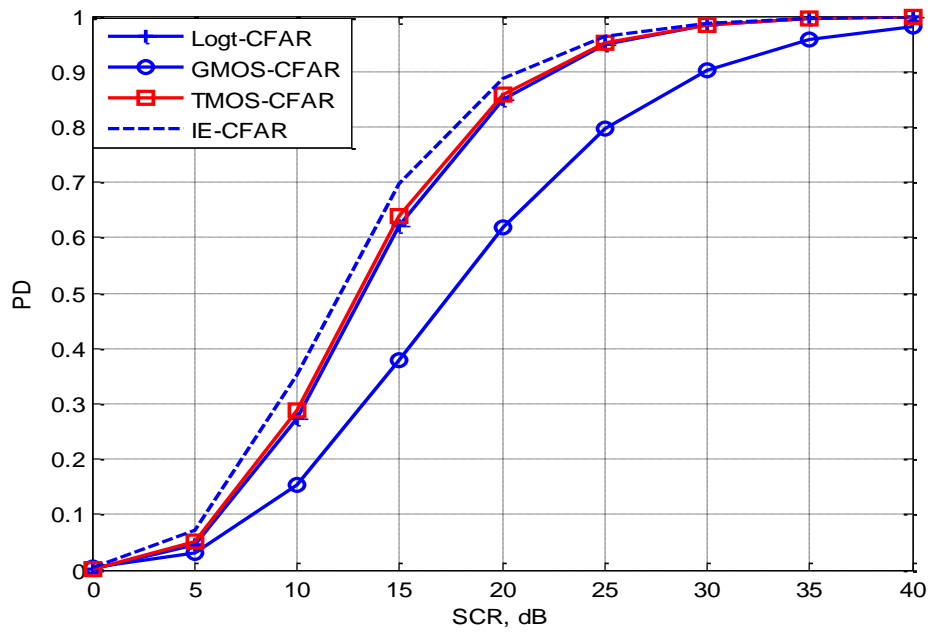


Figure 3.11 : P_D en fonction du SCR pour un clutter K

Avec $N = 32$, $a = 1/\sqrt{\nu}$, $\nu = 1.5$.

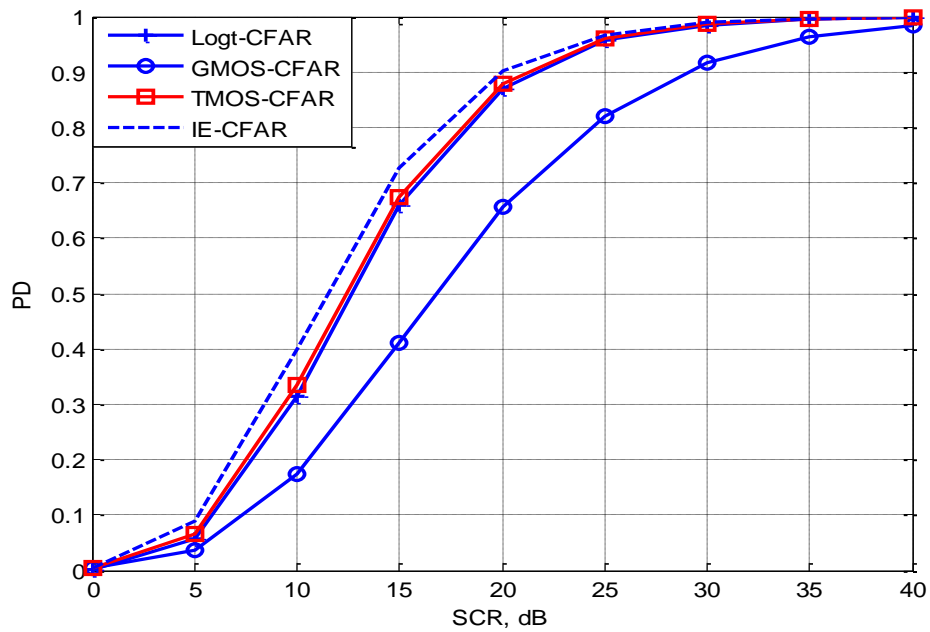


Figure 3.12 : P_D en fonction du SCR pour un clutter K

Avec $N = 32$, $a = 1/\sqrt{\nu}$, $\nu = 2$.

III. 2. 2Détection CFAR en environnement hétérogène(cibles interférentes)

C'est une situation dans laquelle l'environnement contient une ou plusieurs cibles qui apparaissent dans une ou plusieurs cellules de référence sous forme de pics. Ces cibles interférentes peuvent être situées en amont ou en aval de la CST. Les performances de détection sont testées en fonction de SCR et du rapport Interférence-sur-clutter (ICR : Interfering-to-Clutter Ratio). Cette situation est connue sous le nom de l'effet de capture (capture effect). L'apparition des cibles interférentes conduit à une augmentation du seuil de détection; ce qui résulte en une dégradation des performances de la détection [23].

Nous supposons également que le signal de la cible interférente s'ajoute de manière cohérente au clutter Weibull, log-normal ou K . Nous définissons alors le rapport interférence-sur-clutter, noté ICR (Interférence-to-Clutter Ratio), comme étant le rapport de la puissance de la cible interférente et celle du clutter.

Les **Figures 3.13-3.17** présentent les résultats de la P_{FA} en fonction des facteurs des seuils, τ_i pour différentes positions des cibles interférentes avec $ICR=50\text{dB}$. Quand les cibles secondaires se trouvent dans une demi-fenêtre (amont ou aval), le détecteur TMOS-CFAR est le plus performant. Dans ce cas, le détecteur GMOS-CFAR possède une propriété CFAR acceptable, par contre les détecteurs Logt-CFAR et IE-CFAR perdent ses caractères CFAR. Lorsque les cibles interférentes se situent dans les deux côtés de la CST, tous les détecteurs CFAR écartent la valeur souhaitée de la P_{FA} . Prenant les valeurs des seuils de détection dans le **Tableau 3.1**, les **Figures 3.19-3.20** illustrent l'évolution de la P_D en fonction du SCR. Régulièrement, la détection s'améliore quand le SCR augmente pour quelque soit le type d'environnement.

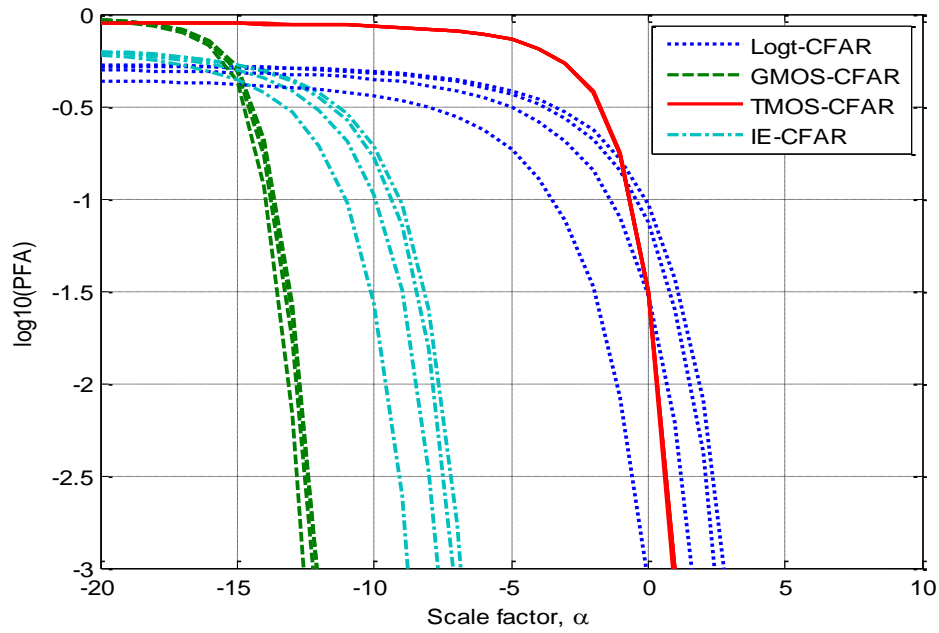


Figure 3.13 : P_{FA} en fonction du facteur d'échelle α dans le cas d'un clutter Weibull
 Avec $N=32$, $c=0.2, 0.5, 1, 2$. $ICR=50\text{dB}$ et cellule $n^\circ=3$.

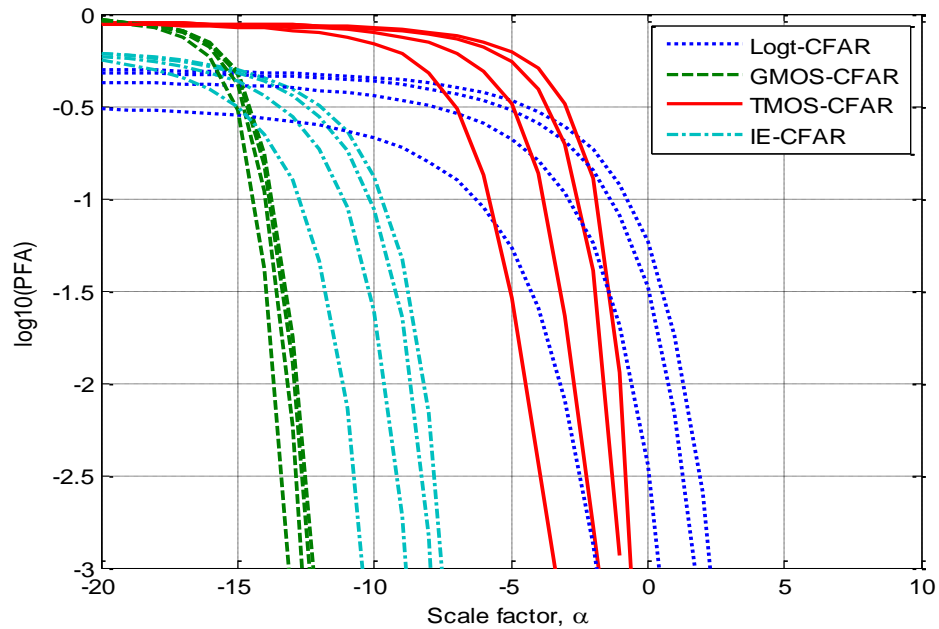


Figure 3.14 : P_{FA} en fonction du facteur d'échelle α dans le cas d'un clutter Weibull
 Avec $N=32$, $c=0.2, 0.5, 1, 2$. $ICR=50\text{dB}$ et cellules $n^\circ=3$ et 6.

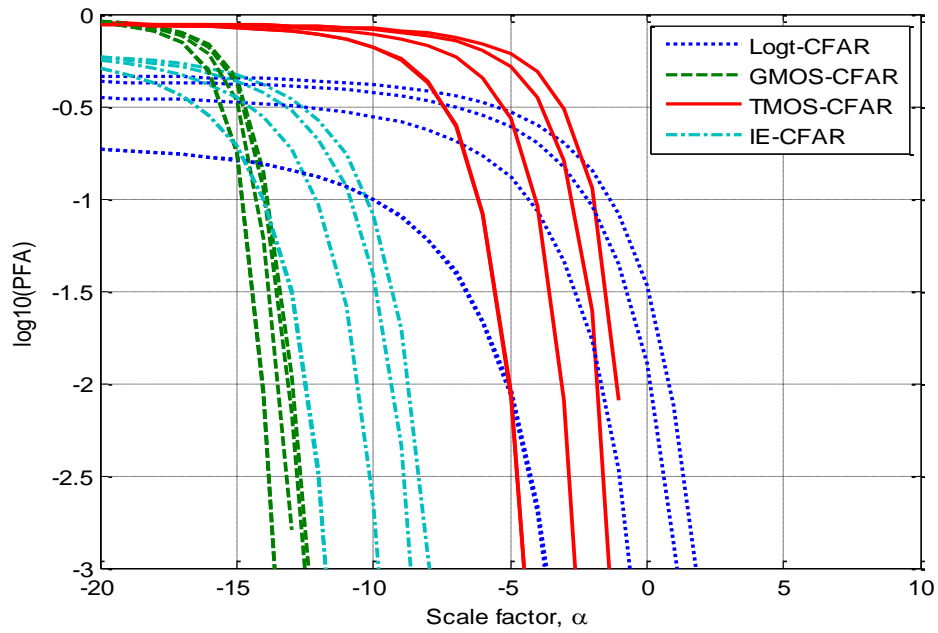


Figure 3.15 : P_{FA} en fonction du facteur d'échelle α dans le cas d'un clutter Weibull Avec $N=32$, $c=0.2, 0.5, 1, 2$. $ICR=50\text{dB}$ et cellules $n^\circ=3, 6$ et 22 .

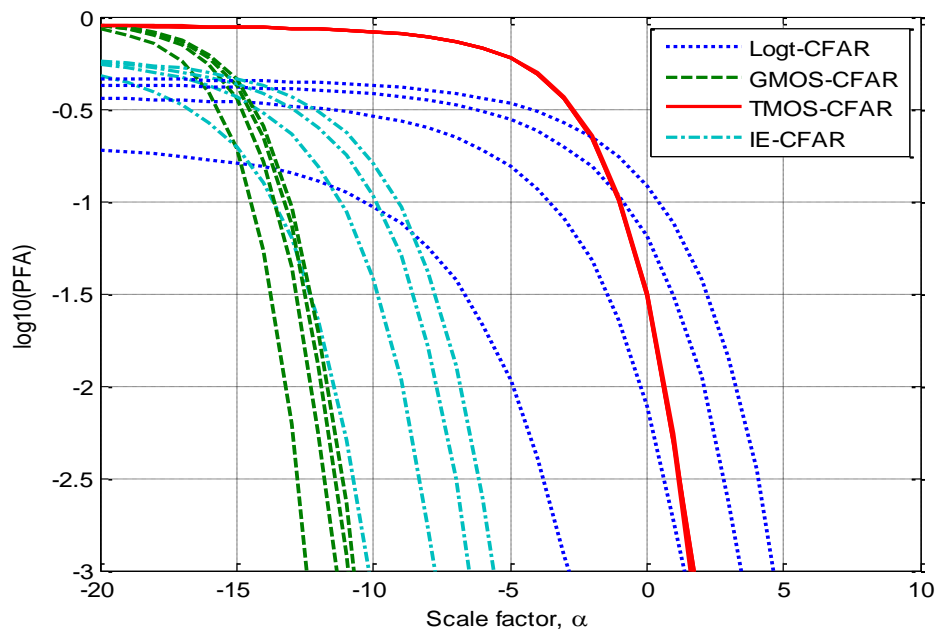


Figure 3.16 : P_{FA} en fonction du facteur d'échelle α dans le cas d'un clutter log-normal Avec $N=32$, $\sigma=0.2, 0.5, 1, 2$. $ICR=50\text{dB}$ et cellule $n^\circ=3$.

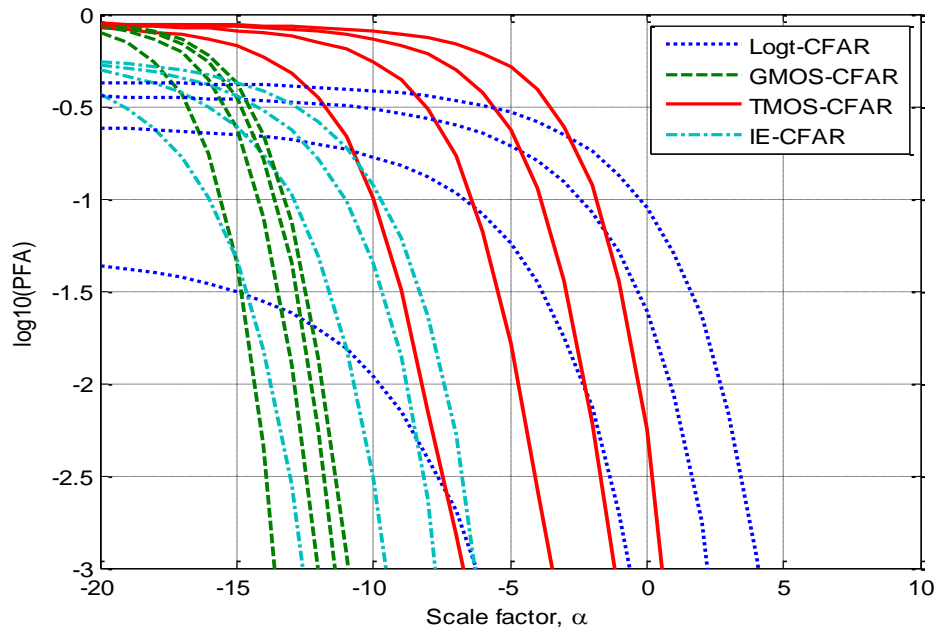


Figure 3.17 : P_{FA} en fonction du facteur d'échelle α dans le cas d'un clutter log-normal
Avec $N=32$, $\sigma=0.2, 0.5, 1, 2$. $ICR=50\text{dB}$ et cellules $n^\circ=3$ et 6.

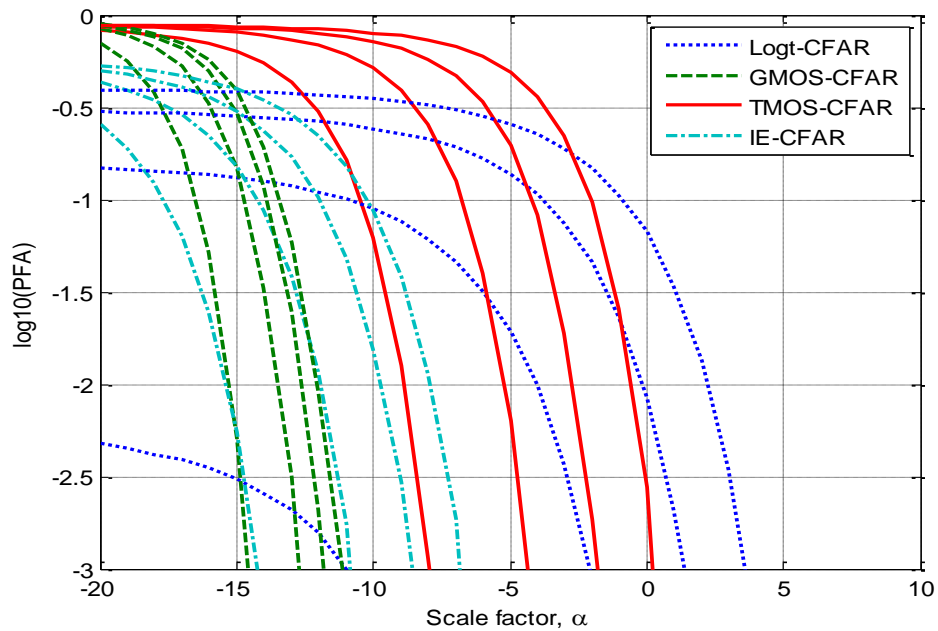


Figure 3.18 : P_{FA} en fonction du facteur d'échelle α dans le cas d'un clutter log-normal
Avec $N=32$, $\sigma=0.2, 0.5, 1, 2$. $ICR=50\text{dB}$ et cellules $n^\circ=3, 6$ et 22.

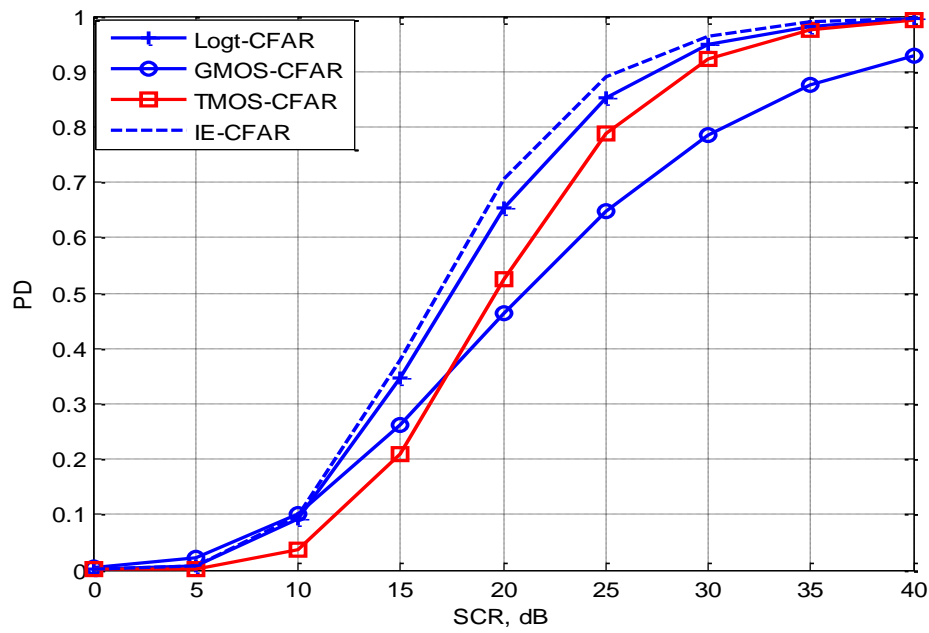


Figure 3.19 : P_D en fonction du SCR pour un clutter Weibull

Avec $c=1$, $ICR=50$ dB et cellule n°3.

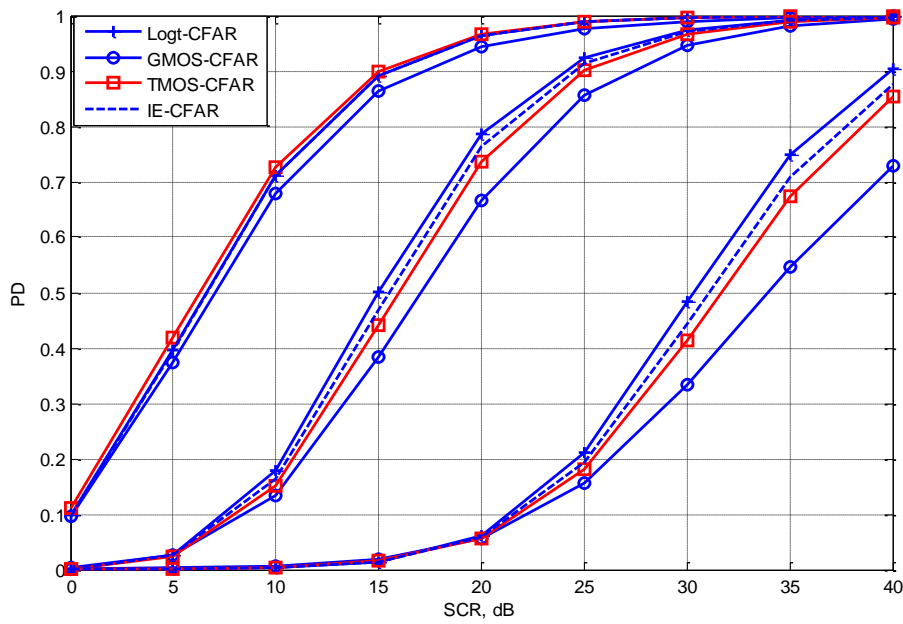


Figure 3.20 : P_D en fonction du SCR pour un clutter log-normal

Avec $\sigma=0.1, 0.5$ et 1 , $ICR=50$ dB et cellule n°3.

III. 2. 3 Détection CFAR en environnement hétérogène (bord de clutter)

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

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

$$SCR_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{b^2 \Gamma(1 + 2/c_2)}{b^2 \Gamma(1 + 2/c_1)} \right) \quad (3.9)$$

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

$$\begin{cases} c_2 = \text{fminsearch}(@(\text{c})(\text{gamma}(1 + 2/\text{c}) - \text{CCR}.\text{gamma}(1 + 2/c_1))^2, [0.1]), \\ x = \text{weibrnd}(b^{-c_2}, c_2, n, m) \end{cases} \quad (3.10)$$

Afin de tester la constance de la P_{FA} des détecteurs GMOS, TMOS, LOGT et IE-CFAR en présence du clutter Weibull et log-normal, nous avons tracé les courbes de cette dernière en fonction de la position du bord de clutter comme montrées dans les **Figures 3.21-3.24**. D'après ces résultats, pour $CCR=10\text{dB}$, il est bien remarqué que la propriété CFAR n'est pas maintenue et les détecteurs CFAR ne sont pas convenables pour les situations du bord de clutter.

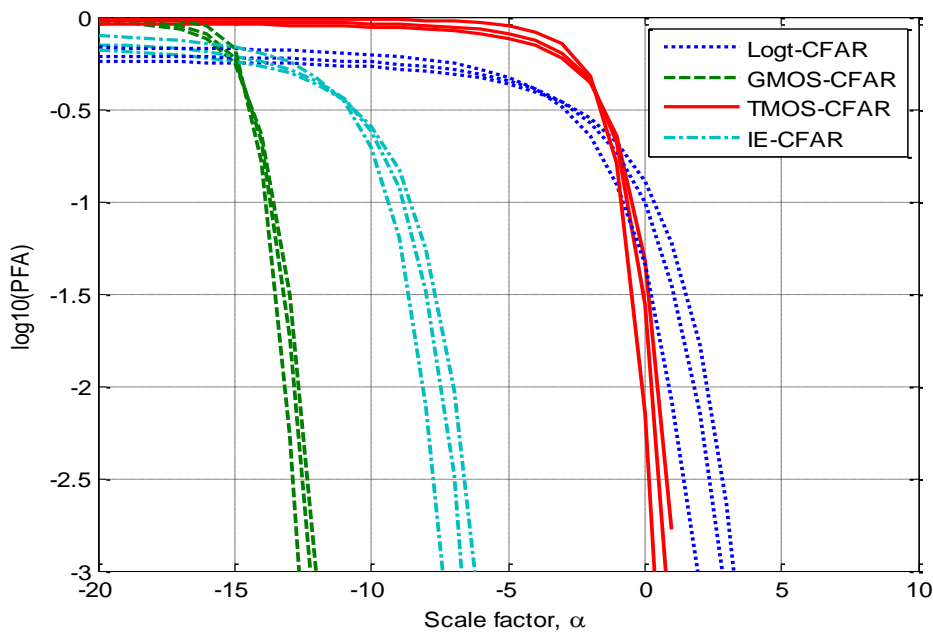


Figure 3. 21 : Effet du bord de clutter sur la P_{FA} pour un clutter Weibull

Avec $P_{FA}=10^{-3}$, $N=32$, $c=0.2, 0.5, 1$, $CCR=10\text{dB}$ et positions 6 à 32.

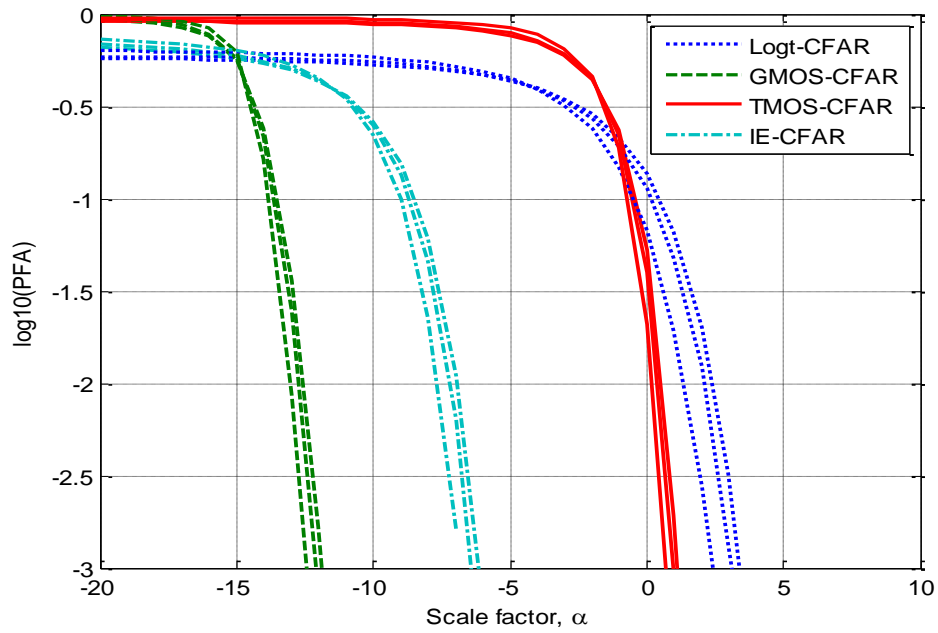


Figure 3.22 : Effet du bord de clutter sur la P_{FA} pour un clutter Weibull Avec $P_{FA}=10^{-3}$, $N=32$, $c=0.2, 0.5, 1$, $CCR=10\text{dB}$ et positions 18 à 32.

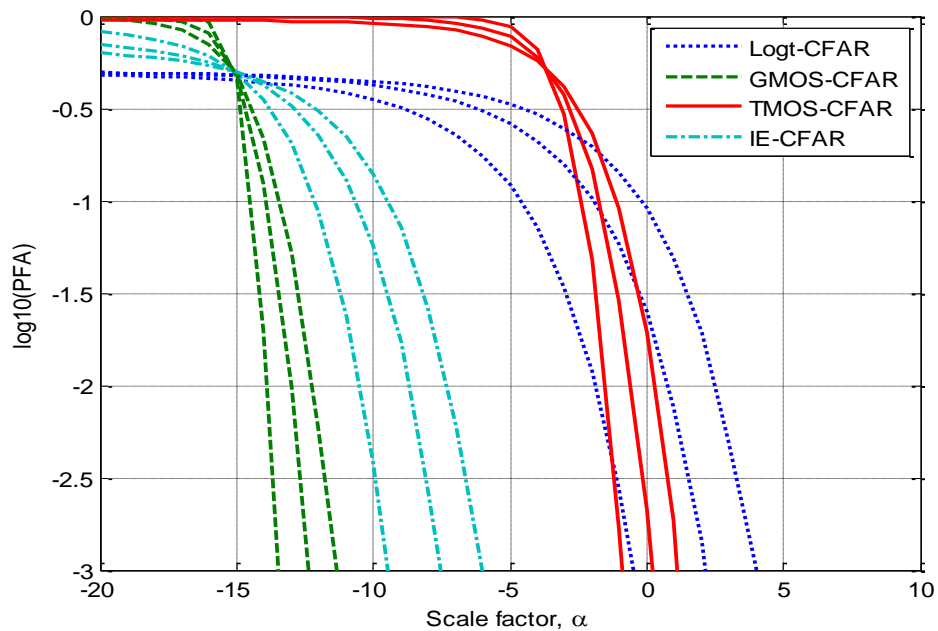


Figure 3.23 : Effet du bord de clutter sur la P_{FA} pour un clutter log-normal Avec $P_{FA}=10^{-3}$, $N=32$, $\sigma=0.2, 0.5, 1$, $CCR=10\text{dB}$ et positions 6 à 32.

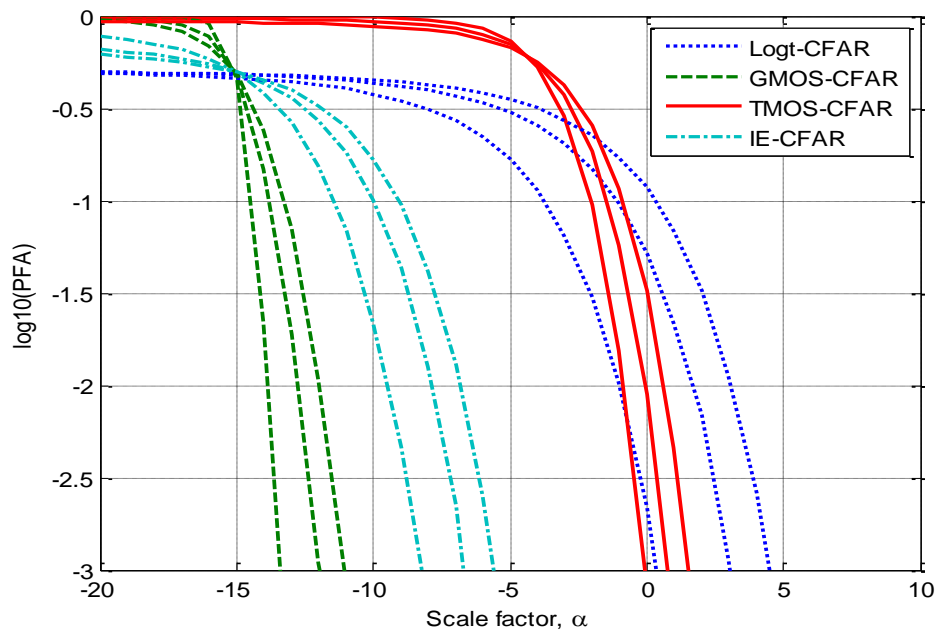


Figure 3.24 : Effet du bord de clutter sur la P_{FA} pour un clutter log-normal

Avec $P_{FA}=10^{-3}$, $N=32$, $\sigma=0.2, 0.5, 1$, $CCR=10\text{dB}$ et positions 18 à 32.

III. 3 Conclusion

Les détecteurs GMOS, TMOS, LOGT et IE-CFAR présentés dans le chapitre 2 ont été examinés en présence du clutter de mer ou du sol de distributions Weibull, log-normal et K . Initialement, les résultats des simulations de la P_{FA} ont montré que la propriété CFAR est obtenue lorsque le clutter est homogène de distributions Weibull et log-normal. Lorsque l'environnement est non-homogène provoqué par la présence des cibles secondaires, l'algorithme TMOS-CFAR était le plus robuste dans le cas où les cibles se situent dans l'une des fenêtres adjacentes de la CST. Dans le cas de présence de bord de clutter, les performances des détecteurs CFAR étaient dégradées. En présence du clutter pointu de distribution K , la constance de la P_{FA} n'était pas assurée dans toutes les situations.

Conclusion Générale

Ce mémoire s'intéresse sur l'étude en environnement hétérogène influé par la présence de cibles interférentes et bord de clutter afin de tester la « céfarissité » (le caractère CFAR) des détecteurs logt-CFAR, GMOS-CFAR, TMOS-CFAR et IE-CFAR. Pour se faire, des simulations Monte-Carlo ont été illustrées par des comparaisons des performances des divers détecteurs CFAR en question (propriété CFAR et probabilité de détection).

Dans le chapitre 1, nous avons présenté quelques concepts de base du radar. Nous avons commencé par le principe de fonctionnement du radar, ainsi que ses classifications et les différents composants d'un radar. Les domaines de recherche visés par la modélisation du clutter, l'estimation des paramètres du clutter et la détection CFAR ont été discutés. Les mesures de paramètres de la cible effectuées par le système radar ont été présentées. Trois modèles statistiques représentant les échos radar de haute résolution ont été donnés. Finalement, on a récapitulé un tableau qui désigne le modèle statistique adéquat de l'écho en fonction des paramètres du radar ainsi le type de l'environnement de détection (espace, sol ou mer).

Dans le chapitre 2 explique la détection adaptative CFAR constituant l'innovation essentielle dans le système de détection des radars modernes. En premier lieu, les critères de décision de Bayes, minimax et Neyman-Pearson utilisés dans la détection conventionnelle ont été présentés. Pour corriger le problème d'augmentation du nombre de fausses alarmes causé par l'utilisation du seuil fixe, la détection adaptative CFAR a été détaillée. Pour cela nous avons choisi d'utiliser plusieurs types de détecteurs tels que logt-CFAR, GMOS-CFAR, TMOS-CFAR and IE-CFAR fonctionnant dans les environnements homogène et hystérogène. Ces situations sont causées par la présence de cibles secondaire et le bord de clutter dès les cellules de référence. Les rapports ICR et CCR sont utilisés pour varier le degré

de la non-homogénéité du clutter. A partir des données simulées, nous allons analyser et comparer dans le chapitre qui se suit les performances des détecteurs CFAR ci-dessus en présence de clutter homogène et hétérogène de distributions Weibull, log-normal et K .

Dans le chapitre 3, les détecteurs GMOS, TMOS, LOGT et IE-CFAR présentés dans le Chapitre 2 ont été examinés en présence du clutter de mer ou du sol de distributions Weibull, log-normal et K . Initialement, les résultats des simulations de la P_{FA} ont montré que la propriété CFAR est obtenue lorsque le clutter est homogène de distributions Weibull et log-normal. Lorsque l'environnement est non-homogène provoqué par la présence des cibles secondaires, l'algorithme TMOS-CFAR était le plus robuste dans le cas où les cibles se situent dans l'une des fenêtres adjacentes de la CST. Dans le cas de présence de bord de clutter, les performances des détecteurs CFAR étaient dégradées. En présence du clutter pointu de distribution K , la constance de la P_{FA} n'était pas assurée dans toutes les situations.

En ce qui concerne l'extension de ce travail de recherche, il intéressant de considérer les points suivants dans le futur :

- Analyse des détecteurs CFAR dans un clutter Pareto type II.
- Développement des détecteurs CFAR dans un clutter de distribution CG-IG (compound Gaussian-Inverse Gaussian).

Références

- [1] Chaiboube. M 2018. Mémoire de Master, Département d'Electronique, Université de M'sila.
- [2] BAADECHE. M (2016), "Performances des Détecteurs CFAR dans des Environnements Gaussiens et non-Gaussiens". Doctorat en Sciences, Université des frères Mentouri Constantine, Faculté des sciences de la technologie Département d'électronique.
- [3] Ravid. R and Levanon. N (1992), "Maximum-likelihood CFAR for Weibull Background," IEE Proceedings- F, Vol. 139, N°. 3, pp. 256-264.
- [4] Weinberg, G. V (2017), "An invariant sliding window detection process", IEEE Signal Process. Lett Vol. 24, pp. 1093–1097.
- [5] Finn. H. M and Johson. R. S (1968), "Adaptive detection mode with threshold control as a function of spatially sampled clutter estimates," RCA Review, Vol. 29, n.°3, pp. 414-464.
- [6] Hansen. V. G and J. H. Sawyers (1980), "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.
- [7] Rohling. H (1983), "Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. AES-19, pp. 608-621.
- [8] Goldstein 1973 Goldstein, G.B., "False-alarm regulation in log-normal and Weibull clutter," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 9, N°. 1, pp. 84-92, January 1973.
- [9] Weinberg, G. V, Bateman. L and Hayden. P (2018), "Development of non-coherent CFAR detection processes in Weibull background", Digital Signal Processing, Vol. 75, pp. 96-106 .
- [10] BENTOUMI. A and MEZACHE. A (2018), "Performance of Non-Parametric CFAR Detectors in Log-Normal and Radar clutter", 3 rd International Conference on Electrical Sciences and Technologies in Maghreb (CISTEM), 28-31 October.
- [11] CHALABI. I, (2017). "Estimation et Détection Adaptative des Cibles pour Radars MIMO dans un Environnement de Clutter non-Gaussien". Doctorat en Sciences, Département d'Electronique, Université de M'sila.
- [12] MEZACHE. A le 2 décembre (2015), El Watan étudiant " la problématique de modélisation statistique qui permet d'avoir un modèle statistique des ondes reçues en modèle conforme à l'objet détecté". Département d'Electronique, Université de M'sila.

Références

- [13] SCHLEHER1976 Schleher, D.C., "Radar detection in Weibull clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 12, N°. 6, pp. 736-743, November 1976.
- [14] FAY 1977 Fay, F. A., Clarke, J., and Peters, R. S., "Weibull distribution applied to sea clutter," IEE International Conference Radar '77, (London, UK), pp. 101-104, October 1977.
- [15] GUIDA 1993 Guida, M., Longo, M., and Lops, M., "Biparametric CFAR procedures for Lognormal clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 29, N°3, pp. 798-809, July 1993.
- [16] WARD 1981 Ward, K. D., "Compound representation of high resolution sea clutter," *Electronics Letters*, Vol.17, N°. 16, pp. 561-563, August 1981.
- [17] WARD 1982 Ward, K. D., "A radar sea clutter model and its application to performance assessment," IEE Conference Publication, pp. 203-207, October 1982.
- [18] WARD 1985 Ward, K. D., and Watts, S., "Radar sea clutter," *Microwave Journal*, Vol. 28, N°. 6, pp. 109-121, Juin 1985.
- [19] WATTS 1985 Watts, S., "Radar detection prediction in sea clutter using the compound K distribution model," *IEE Proceedings, Part F*, Vol. 132, N°. 7, pp. 613-620, December 1985.
- [20] WATTS 1987 Watts, S., "Radar detection prediction in K-distributed sea clutter and thermal noise," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 23, N°. 1, pp. 40-45, January 1987.
- [21] WEBER. P, HAYKIN. S (1985), "Order statistics CFAR for two parameters distribution with variable skewness", *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst*, AES-21, pp. 818-821.
- [22] WEINBERG. G. V (2017), "On the construction of CFAR decision rules via transformations", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens*. Vol. 55, 2017, pp.1140–1146
- [23] BARKAT. M (2005), "Signal detection and estimation", Second Edition, Artech House, Boston, MA, SA.
- [24] MEKHOLOUF. C et AL SABAHI . M. A, (2018). "Optimisation de la Détection Distribuée CA-CFAR et OS-CFAR par l'Algorithme BBO », *Mémoire de Master*, Département d'Electronique, Université de M'sila.
- [25] SWERLING. P (1954), "Probability of Detection for Fluctuating Targets", *ASTIA Document Number AD 80638*.
- [26] JAKUBIAK. A (1983), "False Alarm Probabilities for a Log-t Detector in K-distributed clutter", *Electronics Letters*, Vol. 19, n°. 18, 1983.