

**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOUHAMED BOUDIAF M'SILA
FACULTE DES SCIENCES DE LA TECHNOLOGIE**

Mémoire

présenté en vue de l'obtention du diplôme de

Master en Télécommunications

Spécialité: Systèmes des Télécommunications

Thème :

**Analyse de performance de la détection
CFAR dans un clutter non-homogène
de distribution gamma**

Présenté par :

Djoudi Wiam

Louanas Imane

Encadré par :

Dr. Chalabi Izzeddine

Promotion : Juin 2022



Remerciements

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

Nous adressons notre gratitude et nous remercions à nos encadreurs : docteur Chalabi Izzeddine pour leur encadrement, 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 au président du jury professeur MEZACHE Amar pour l'honneur qu'il nous fait en acceptant de présider le jury de soutenance de ce mémoire.

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

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

merci!

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
Sacrifiés et tous les efforts qu'ils ont fait pour mon éducation.

A mes grands-parents.

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 chers frères : Habib, Salah, Amine, Houmame

A tous mes enseignants en particulier surtout à mon professeur :
Madjdoub Aissa

A mes collègues, A tous mes amis.

A tous les membres de ma grande famille.

Wiam



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
Sacrifiés 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 mon cher frère : Mohamed El amine.

A mon cadeau du ciel : A mes sœurs Zahra, Ahlame

A tous mes amis Et tous les membres de ma grande famille.

A mes collègues Et ainsi qu'à tous mes enseignants

**A tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin à accomplir ce
Travail**

Imane



Table des matières

Introduction générale.....	1
Chapitre I : Généralités sur les Systèmes radars	
I.1 Introduction.....	4
I.2 Historique.....	4
I.3 Définition.....	5
I.4 Principe de fonctionnement du radar.....	5
I.5 Équation radar.....	7
I.6 Éléments de base du radar.....	8
I.6.1 Antenne.....	8
I.6.2 Duplexeur.....	9
I.6.3 Liaison duplexeur antenne.....	9
I.6.4 Émetteur.....	9
I.6.5 Modulateur.....	9
I.6.6 Récepteur.....	10
I.6.7 Synchronisation.....	10
I.6.8 Traitement et exploitation des informations (affichage).....	10
I.7.1 Radar monostatique.....	11
I.7.2 Radar bistatique.....	11
I.7.3 Radar multistatique.....	11
I.8 Domaines d'applications du radar.....	12
I.9 Modélisation des cibles.....	12
I.9.1 Modèles de Swerling.....	13
I.10 Théorie de la décision.....	14
I.11 Les critères de décision.....	15
I.11.1 Critère de Bayes.....	16
I.11.2 Critère de Neyman-Pearson.....	17
I.11.3 Critère de Minimax.....	18
I.12 Le clutter.....	18
I.12.1 Clutter de volume.....	18
I.12.2 Clutter de surface.....	18
I.13 Distributions du clutter de mer.....	19
I.13.1 Distribution de Rayleigh (Exponentielle).....	19
I.13.3 Distribution Weibull.....	20
I.13.4 Distribution K-composée.....	21
I.13.5 Distribution Pareto-composée.....	22
I.13.6 Distribution CIG.....	23
I.14 conclusion.....	24
Chapitre II : La détection CFAR dans un clutter gamma distribué	
II.1 Introduction.....	26

II.2 Principe de la détection CFAR	26
II.3 Détecteurs classiques CFAR	27
II.3.1 Le détecteur CA-CFAR	27
II.3.2 Le détecteur GO-CFAR	28
II.3.3 Le détecteur SO-CFAR	28
II.3.4 Le détecteur OS-CFAR	28
II.3.5 Le détecteur CMLD	30
II.3.6 Le détecteur VI-CFAR	30
II.4 La détection CFAR dans un clutter gamma.....	32
II.4.1 CA-CFAR	33
II.4.2 GO-CFAR.....	34
II.4.3 OS-CFAR	35
II.4.4 TM-CFAR	35
II.4.5 WAI-CFAR	36
II.5 Conclusion	37
Chapitre III : Résultats et discussion	
III.1 Introduction	39
III.2 Résultats de simulation.....	39
III.2.1 Résultats de la détection CFAR pour un clutter homogène	46
WAI-CFAR dans un milieu homogène ($\alpha=0.1$ et β)	47
III.2.2 Résultats de la détection CFAR pour un clutter non homogène	47
III.3 Conclusion.....	50
Conclusion générale	51
Références	52

Liste des Figures

Figure I.1 Principe de base d'un système radar.....	6
Figure I.2 Radar mono-statique.....	11
Figure I.3 Radar bistatique.....	11
Figure I.4. Radar multistatique.....	12
Figure I.5 Régions de décision.....	15
Figure II.1 Principe de la détection adaptative CFAR.....	27
Figure II.2 Les détecteurs CA, GO et SO-CFAR.....	29
Figure II.3 Les détecteurs OS-CFAR et CMLD-CFAR.....	30
Figure II.4 Le détecteur VI-CFAR.....	32
Figure III.1 La probabilité de fausse alarme du détecteur CA-CFAR dans un clutter Gamma distribué ($\rho=0.1, 1, 10$ et γ).....	40
Figure III.2 La probabilité de fausse alarme du détecteur CA-CFAR dans un clutter Gamma distribué ($\rho=0.1$ et $\gamma=1, 1.5, 2$).....	40
Figure III.3 La probabilité de fausse alarme du détecteur GO-CFAR dans un clutter Gamma distribué ($\rho=0.1, 1, 10$ et γ).....	41
Figure III.4 La probabilité de fausse alarme du détecteur GO-CFAR dans un clutter Gamma distribué ($\rho=0.1$ et $\gamma=1, 1.5, 2$).....	41
Figure III.5 La probabilité de fausse alarme du détecteur OS-CFAR dans un clutter Gamma distribué ($\rho=0.1, 1, 10$ et γ).....	42
Figure III.6 La probabilité de fausse alarme du détecteur OS-CFAR dans un clutter Gamma distribué ($\rho=0.1$ et $\gamma=1, 1.5, 2$).....	43
Figure III.7 La probabilité de fausse alarme du détecteur TM-CFAR dans un clutter Gamma distribué ($\rho=0.1, 1, 10$ et γ).....	43
Figure III.8 La probabilité de fausse alarme du détecteur TM-CFAR dans un clutter Gamma distribué ($r_1=r_2=1, r_1=r_2=2, r_1=r_2=3, \rho=0.1$ et γ).....	44
Figure III.9 La probabilité de détection du détecteur TM-CFAR dans un clutter gamma distribué ($r_1=r_2=1, r_1=r_2=2, r_1=r_2=3, \rho=0.1$ et γ).....	44
Figure III.10 La probabilité de fausse alarme du détecteur WAI-CFAR dans un clutter Gamma distribué ($\rho=0.1, 1, 10$ et γ).....	45
Figure III.11 La probabilité de fausse alarme du détecteur WAI-CFAR dans un clutter Gamma distribué ($\rho=0.1, 0.5, 0.9, \rho=0.1$ et γ).....	45
Figure III.12 La probabilité de détection du détecteur WAI-CFAR dans un clutter Gamma distribué ($\rho=0.1, 0.5, 0.9, \rho=0.1$ et γ).....	46
Figure III.13 Comparaison des probabilités de détection du détecteur CA, GO, OS, TM et.....	47
Figure III.14 Présence de cibles interférentes.....	48
Figure III.15 Comparaison des probabilités de détection du détecteur CA, GO, OS, TM et.....	49
WAI-CFAR dans un milieu non homogène (présence d'une cible interférente dans la cellule 10)	49
Figure III.16 Comparaison des probabilités de détection du détecteur CA, GO, OS, TM et.....	49
WAI-CFAR dans un milieu non homogène (présence d'une cible interférente dans les cellules 3 et 10).....	49

Liste d'abréviation

RADAR	Radio Détection And Ranging
SER	Surface équivalente radar
MIMO	Multiple Impute Multiple Output
PSR	primer surveillance radar
PDF	La fonction de densité de probabilité
PRF	Fréquence de répétition des impulsions
CFAR	Constant False Alarm Rate
CA- CFAR	Cell-Averaging-CFAR
GO- CFAR	Greatest Of-CFAR
SO- CFAR	Smallest Of-CFAR
OS- CFAR	Order Statistic-CFAR
CMLD	Censored Mean Level Detector
CW	Radar à onde continue
FMCW	Les radars à onde continue modulée en fréquence
VI-CFAR	signifie Variabilité Index Constant False Alarm Rate (algorithme de détection de cible)
TM- CFAR	Trimmed Mean-CFAR
WAI- CFAR	Weighted Amplitude Iteration-CFAR
Pd	Probabilité de détection
Pfa	Probabilité de fausse alarme

SISO	Single Input Single Output
SIMO	Single Input Multiple Output
CDF	cumulative distributed function
CIG	Compound Inverse Gaussian

Liste des symboles

C	Célérité de lumière
D	Distance antenne cible
b	Paramètre d'échelle
c	Paramètre de forme
D_K	Degré d'homogénéité
H₀	Absence de la cible dans la direction d'émission du signal radar.
H₁	Présence d'une cible à une distance qui est déterminée par le retard t_0
PDF	Fonction Densité de probabilité
P_d	Probabilité de détection
P_{fa}	Probabilité de fausse alarme
Z	L'estimé du CFAR
S	Rapport signal sur bruit
N	Nombre de cellules de référence
U, V	Demi-fenêtre de référence
T_{ca}	Facteur d'échelle du détecteur CA-CFAR
T_c	Facteur d'échelle du détecteur C-CFAR
T_{os}	Facteur d'échelle du détecteur OS-CFAR
P_t	La puissance émise de l'antenne
P_{r(cible)}	La puissance reçue par le cible
G	gamma généralisée
W_t	La densité
G_T	Le gain de l'antenne
Γ(.)	Fonction gamma
P_s	Puissance émise
Γ(.)	Fonction gamma
σ	La surface équivalente de la cible (<i>RCS</i>)

Résumé

Dans ce mémoire, on a considéré la détection radar CFAR dans un environnement gamma distribué. La distribution gamma a été utilisée dans plusieurs travaux de recherche pour décrire les variations statistiques du clutter non Gaussien tel que le clutter de mer. La méthode de détection CFAR utilisée dans cette étude, est basée sur des algorithmes qui calculent le seuil de détection adaptativement suivant les variations instantanées du clutter, les algorithmes de détection que nous avons utilisés sont le CA, GO, OS, TM et WIA-CFAR. Les règles de discision et expressions de fausse alarme de ces détecteurs pour le clutter gamma distribué sont également présentés en détail. Les résultats de détection obtenus pour un clutter homogène montre que le détecteur CA-CFAR donne les meilleures performances. Pour le clutter hétérogène, les performances du détecteurs CA-CFAR sont fortement dégradées. Dans le cas de présence de cibles interférentes, les détecteurs TM-CFAR, OS-CFAR et WAI-CFAR donnent les meilleures performances.

Abstract

In this thesis, we considered the CFAR radar detection in a distributed gamma environment. The gamma distribution has been used in several research works to describe the statistical variations of non-Gaussian clutter such as sea clutter. The CFAR detection method used in this study is based on algorithms that calculate the detection threshold adaptively following instantaneous clutter variations, the detection algorithms we used are CA, GO, OS, TM and WIA-CFAR. The discision rules and false alarm expressions of these detectors for distributed gamma clutter are also presented in detail. The detection results obtained for a homogeneous clutter show that the CA-CFAR detector gives the best performance. For the heterogeneous clutter, the performances of the CA-CFAR detectors are strongly degraded. In the case of the presence of interfering targets, the TM-CFAR, OS-CFAR and WAI-CFAR detectors give the best performance.

ملخص

في هذه الأطروحة ، درسنا الكشف عن الرادار CFAR في بيئة جاما الموزعة. تم استخدام توزيع جاما في العديد من الأعمال البحثية لوصف الاختلافات الإحصائية للفوضى غير الغاوسية مثل الفوضى البحرية. تعتمد طريقة اكتشاف CFAR المستخدمة في هذه الدراسة على الخوارزميات التي تحسب عتبة الكشف بشكل تكيفي بعد الاختلافات اللحظية ، وخوارزميات الكشف التي استخدمناها هي CA و GO و OS و TM و WIA CFAR - كما يتم عرض قواعد القرص وتعبيرات الإنذار الخاطئ لهذه الكواشف لفوضى جاما الموزعة بالتفصيل. تظهر نتائج الكشف التي تم الحصول عليها لفوضى متجانسة أن كاشف CA-CFAR يعطي أفضل أداء. بالنسبة للفوضى غير المتجانسة ، فإن أداء كاشفات CA-CFAR يتدهور بشدة. في حالة وجود أهداف متداخلة ، توفر كاشفات OS-CFAR , TM-CFAR و WAI-CFAR أفضل أداء.

Introduction générale

De nos jours, le développement technologique a connu un grand élan dans le domaine de télécommunication. En télédétection, ces progrès constants et persistants exigent au concepteur de radar la mise en œuvre de systèmes performants et robustes qui répondent à des nécessités de plus en plus variées.

Le radar est un système électromagnétique, sa fonction principale est la détection des objets d'intérêt appelé cible. De plus, le radar est utilisé dans les applications de surveillance, de suivi et d'imagerie, dans les domaines civils et militaires. Les performances de détection sont liées à l'environnement où la cible est émergée, les échos réfléchies par l'environnement constituées le clutter radar, cela rendre la tâche de détection plus compliquée nécessite une modélisation statistique du clutter. La littérature radar est riche de modèles statistiques de clutter, dans [Trunk1970, Farina1997], il à été montré que les mesures statistiques du clutter de mer possèdent des propriétés qui ne peuvent pas être modélisées par une loi Gaussienne et la distribution Log-normal est proposé pour décrire les variations statistiques du clutter de mer. La distribution Weibull a été utilisée dans la description des variations du clutter de mer dans [Lewinski1983]. Dans [Long1983], la distribution gamma à été utilisée pour modaliser le clutter de terre. Ensuite, plusieurs travaux ont exploités la distribution K-composée pour modélisée le clutter non Gaussien [Baker1985, Watts1985, Watts1987]. Récemment, dans [Weinberg2013] la distribution de Pareto est utilisée pour décrire les statistiques du clutter de mer. En présence du bruit thermique, ce modèle est généralisé pour couvrir ce cas par [Farshchian2010, Rosenberg2013]. Dernièrement, [Mezache2015] ont proposé la distribution CIG (Compound Inverse Gaussien) dans le cas où le bruit thermique est aussi présent. Les performances de ce modèle sont également validées en utilisant des données réelles.

De nombreux chercheurs se sont intéressés par la détection en présence d'un clutter non Gaussien. La plupart des méthodes proposées ont principalement pour but de maintenir un taux de fausses alarmes constant ou CFAR (Constant False Alarm Rate). En effet, celles-ci ajustent automatiquement le calcul du seuil de détection au changement local de la puissance du clutter. Dans ce mémoire, nous intéressons particulièrement à la détection CFAR dans un clutter gamma, Parmi les détecteurs CFAR les plus utilisés dans la littérature, on trouve la procédure CA-CFAR (Cell Averaging) [Finn1968], la procédure SO-CFAR (Smallest Of), la procédure GO-CFAR (Greatest Of) [Hansen1980], la procédure OS-CFAR (Ordre Statistic) [Rohling1983], TM-CFAR (Trimmed Mean) [Gandhi1988] et WAI-CFAR (Weighted Amplitude Itération) [Zhou2017].

Ce mémoire est organisé comme suit ; le premier chapitre sera consacré aux concepts de base des systèmes radar ainsi que leur principe de fonctionnement. Ensuite, le deuxième chapitre présentera les différents algorithmes de détection CFAR dans un clutter gamma distribué en particulier CA, GO, OS, TM et WAI-CFAR. Dans le chapitre trois, nous évaluerons les performances de détection des différents détecteurs pour des environnements homogène et hétérogènes. Enfin, ce mémoire sera terminé par les conclusions et les perspectives de ce travail.

Chapitre I

Généralités sur les Systèmes radars

I.1 Introduction

I.2 Historique

I.3 Définition

I.4 Principe de fonctionnement du radar

I.5 Équation Radar

I.6 Éléments de base du radar

I.7 Types de radar

I.8 Domaines d'applications du radar

I.9 Modélisation des cibles

I.10 Théorie de la décision

I.11 Les critères de décision

I.12 Le clutter

I.13 Distributions du clutter de mer

I.14 Conclusion

I.1 Introduction

Le radar est un système électromagnétique utilisé pour détecter la présence d'objets mobiles et déterminer leur trajectoire, leur vitesse, leur point de contact le plus proche et d'autres données. Il extrait l'information nécessaire sur la cible à partir du signal écho. Aujourd'hui, ce système fait désormais une partie intégrante dans les implémentations aéronautiques modernes. Il est relié à un ordinateur qui transforme et traite instantanément les informations qu'il reçoit afin qu'elles puissent être visualisées et utilisées immédiatement par l'utilisateur. De nos jours, le radar est utilisé dans plusieurs disciplines et différents domaines civile et militaire. Les échos qui apparaissent sur l'écran du radar ne sont pas seulement produits par la réflexion des ondes électromagnétiques émises à partir des cibles (bateaux, véhicules, avions, ...etc.) mais certains échos sont produits par des obstacles indésirables (clutter, bruit et interférences) tels que, l'atmosphère, la terre, la mer, les nuages, les arbres, ...etc. Donc, le signal cible est noyé dans les échos du clutter et les interférences, de plus le bruit thermique qui est produit par l'électronique du récepteur radar lui-même, dans ce cas le problème de détection sera plus compliqué et se ramène la détection dans plusieurs scénarios d'environnements que se soit homogène ou hétérogène.

I.2 Historique

L'invention du radar n'est pas attribuée à un pays ou à un inventeur, le radar est considéré comme le résultat de l'accumulation de nombreuses études durant les années, impliquant des scientifiques et des chercheurs de plusieurs pays. Néanmoins, l'histoire du développement du radar a des repères qui correspondent à certains principes de base, on cite les plus importants :

En 1865, le physicien anglais James Clerk Maxwell développe sa théorie de la lumière électromagnétique (Description de l'onde électromagnétique et de sa propagation).

En 1886, le physicien allemand Heinrich Rudolf Hertz démontra l'existence physique des ondes électromagnétiques qui confirment ainsi la théorie de Maxwell.

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

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

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

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

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

En 1935, faisant suite à un brevet déposé par Robert Watson-Watt (l'inventeur dit « officiel » du radar), le premier réseau de radars est commandé par les Britanniques et portera le nom de code Chain Home.

En 1936, Metcalf et Hahn développent le klystron. Utilisé comme amplificateur ou oscillateur, il sera un autre équipement important du radar.

Différents équipements radar sont développés aux USA, en Russie, en Allemagne, en France Et au Japon, accélérées par la montée en puissance vers une guerre qui semble inévitable, et Par le développement général de l'arme aérienne. Les recherches dans le domaine de la technologie radar génèrent des avancées techniques significatives durant la seconde guerre mondiale. Pendant la guerre froide, des radars sont déployés en grande quantité de part et d'autre du «rideau de fer», et en particulier le long des frontières allemandes. D'autre part, le radar fait son apparition dans le domaine civil après le conflit. En premier, c'est le domaine de l'aviation civile qui en est équipée, permettant un rapide développement du contrôle aérien. Il se répand ensuite dans des domaines aussi divers que la détection des précipitations en météorologie, l'étude des planètes en astronomie, le contrôle de la vitesse sur les routes et la détection des artefacts archéologiques dans le sol [Darricau 2003].

I.3 Définition

Le terme radar est dérivé de l'acronyme anglais (Radio Detection And Ranging), le radar est un système électromagnétique conçu principalement pour détecter et localiser des objets d'intérêt ou cibles, permettant de détecter leurs existence et déterminer certaines caractéristiques de ces objets tel que la position, l'altitude, la vitesse et parfois la forme de ces objets. Ces données permettent au Radar de renseigner l'utilisateur, mais aussi d'éliminer un grand nombre des objets indésirables pour ne conserver que les « cibles » intéressantes.

I.4 Principe de fonctionnement du radar

Le principe de fonctionnement d'un radar consiste à scruter l'espace en y propageant des ondes électromagnétiques, lorsqu'elle rencontre une cible, elle réfléchira l'onde transmise vers l'antenne réceptrice. Le processeur de détection du système radar analyse et traite soigneusement l'onde reçue dans le but de recherche d'une éventuelle cible, même dans le cas où la cible est en absence, des échos parasites sont très probablement observés par le radar dus, au bruit thermique du récepteur et à la rétrodiffusion de l'environnant (mer, sol, ...etc.) appelé clutter (figure I.1). Le problème consiste alors à déterminer si le signal reçu est rétrodiffusé par une cible ou bien il ne s'agit que d'un signal parasite [Skolnik2008]. Donc le signal utile de la cible ne peut être jamais parfaitement isolé, dans ce cas-ci pour pouvoir détacher le signal utile de la cible des échos parasites il faut des traitements supplémentaires avancés.

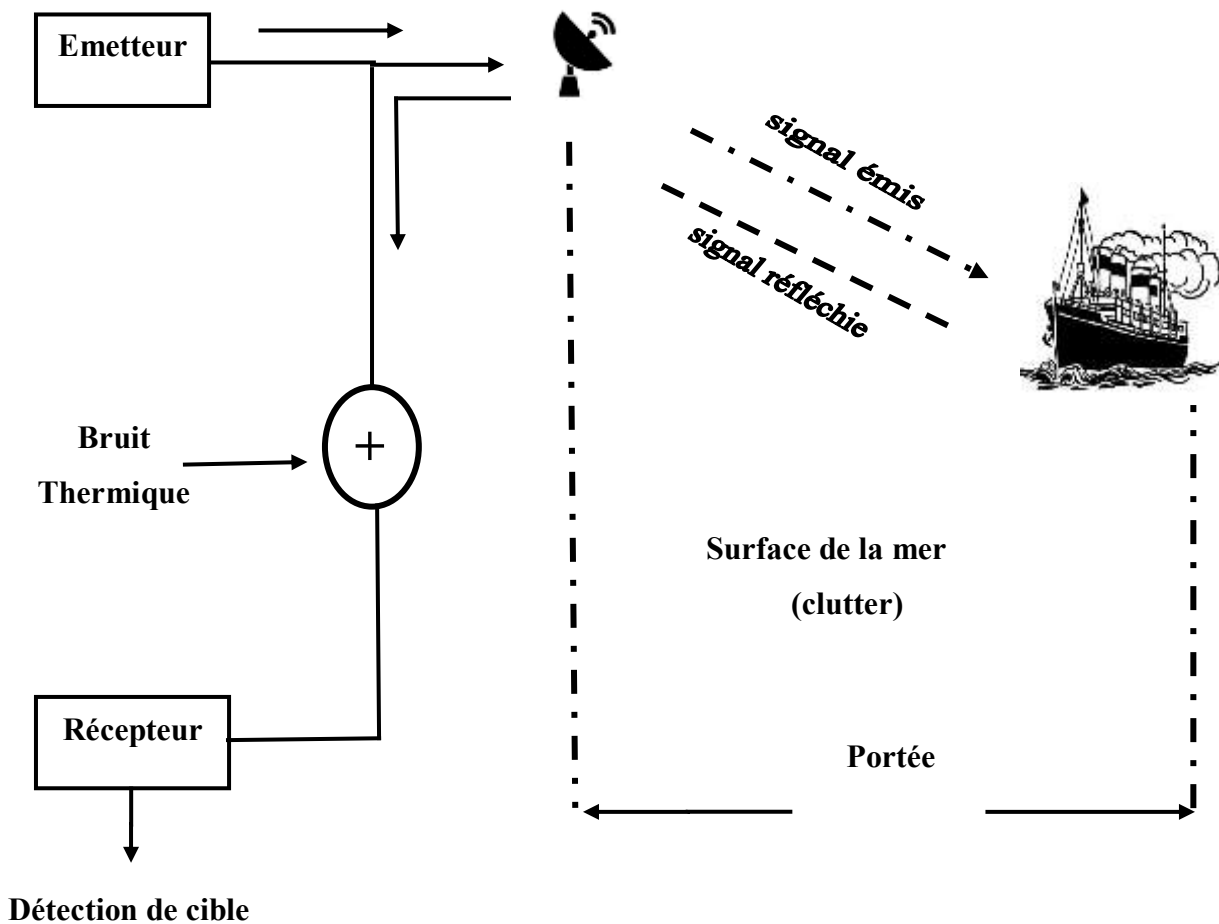


Figure I.1 Principe de base d'un système radar

I.5 Équation radar

L'équation radar permet de calculer la portée d'un radar connaissant les caractéristiques techniques des éléments intervenant dans la transmission, à savoir les constituants du radar, la cible et le milieu de transmission entre la cible et le radar. Cette équation peut être obtenue de la manière suivante. Supposons que l'antenne émettrice du radar soit isotrope, c'est-à-dire rayonne avec la même intensité dans toutes les directions de l'espace. Si l'on désigne par P_t la puissance émise par cette antenne.

En pratique, l'antenne radar n'est pas isotrope mais directive, elle rayonne plus de puissance dans certaines directions que dans d'autres. On dit qu'elle a un gain. Pour définir le gain, considérons deux antennes, l'une isotrope et l'autre quelconque situées au même point de l'espace et émettant la même puissance.

$$W_{iso} = \frac{P_t}{4\pi R_1^2} \quad (I.1)$$

Le gain de l'antenne quelconque est alors le quotient de sa densité surfacique maximale de puissance à la surface d'une sphère de rayon quelconque, à la densité surfacique de puissance de l'antenne isotrope sur cette même sphère. La densité surfacique de puissance W_t dans la direction du rayonnement maximum d'une antenne de gain G_t s'écrit donc d'après l'équation (I.1) :

$$W_t = W_{iso} G_t = \frac{P_t G_t}{4\pi R_1^2} \quad (I.2)$$

Une cible de SER sigma σ située à la distance R_1 de l'antenne émettrice reçoit ainsi une puissance:

$$P_{r(cible)} = W_t \sigma = \frac{P_t G_t \sigma}{4\pi R_1^2} \quad (I.3)$$

En supposant que la puissance $P_{r(cible)}$ reçue par la cible soit réémise comme une antenne isotrope, la puissance reçue par l'antenne réceptrice, située à la distance R_2 de la cible et possédant une surface équivalente A_e est :

$$P_r = P_{r(cible)} \frac{A_e \sigma}{4\pi R_2^2} \quad (I.4)$$

Où la surface équivalente A_e est liée au gain G_r de l'antenne réceptrice par la relation :

$$A_e = \frac{G_r \lambda^2}{4\pi} \quad (I.5)$$

où λ est la longueur d'onde de travail du radar. L'équation radar s'obtient en substituant les équations (I.3) et (I.5) dans (I.4) :

$$P_r = \frac{P_t G_t G_r \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 R_1^2 R_2^2} \quad (I.6)$$

L'équation radar est celle d'un radar bistatique, c'est-à-dire d'un radar dont les antennes émettrices et réceptrices sont séparées, éventuellement situées dans des endroits différents. Dans le cas d'un radar monostatique, qui est un radar dont l'antenne est à la fois émettrice et réceptrice, l'équation (I.6) se simplifie car $R_1 = R_2 = R$ et $G_t = G_r = G$:

$$P_r = \frac{P_t G^2 \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 R^4} \quad (I.7)$$

Ainsi, si $P_{r(\min)}$ est la puissance minimale détectable par le récepteur, alors la portée R_{\max} du radar, l'équation du radar devient [\[Barkat2005\]](#)

$$P_r = 4 \sqrt{\frac{P_t G^2 \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 P_r(\min)}} \quad (I.8)$$

I.6 Éléments de base du radar

I.6.1 Antenne

C'est l'élément le plus visible du radar. Son rôle est de concentrer l'énergie émise par le radar dans une direction bien déterminée. Cette direction est fixée par l'élévation et l'azimut (l'angle entre la direction du nord et celle de la cible) de l'antenne. Une action (mécanique ou électronique) sur cette antenne permettra de modifier cette direction et donc de provoquer une exploration du domaine entourant le radar. Le radar bistatique contient deux antennes afin de permettre l'indépendance des fonctions d'émission et de réception. Dans ce cas, il est nécessaire que les deux antennes élémentaires soient orientées à chaque instant dans la même direction. Ils doivent donc être solidaires entre eux ou synchronisés. En outre leur interférence radio - électrique doit être la plus faible possible afin qu'au moment de l'émission, le signal émis qui est de très

grande puissance ne vienne perturber le fonctionnement du récepteur. L'ensemble des raisons qui précèdent vient augmenter le prix des antennes du radar bistatique. On préfère la solution du radar monostatique qui utilise une seule antenne utilisé à l'émission et à la réception à la fois, associé à un duplexeur.

I.6.2 Duplexeur

C'est un élément électronique qui permet d'envoyer le signal à l'antenne, tandis que le récepteur est isolé. D'autre part le signal reçu est acheminé vers le récepteur sans dérivation vers l'émetteur. La complexité des duplexeurs dépend du niveau de clutter du signal émis (10 kW à 10MW), elle est liée à la limitation des fuites vers le récepteur (qui ne peut supporter sans détérioration des signaux supérieurs à 100 MW environ).

I.6.3 Liaison duplexeur antenne

Cette liaison doit permettre le passage des signaux hyperfréquences pour diverses positions de l'antenne. Elle comporte des conduits hyperfréquences (coaxial et guide d'onde) et des éléments plus complexes permettant le mouvement de l'antenne. Au niveau de l'antenne, elle peut se terminer par des circuits hyperfréquences divers (diviseur de puissance, coupleurs, calculateurs, déphaseurs, etc).

I.6.4 Émetteur

Sa partie active est le tube d'émission dans lequel est engendrée l'impulsion hyperfréquence à la fréquence et à la puissance désirées. L'émetteur est également un type d'oscillateur de puissance. La chaîne d'amplification est un autre type d'émetteur dans le quelle le signal est amplifié par des étages successifs, d'un niveau de l'ordre de 1W à la puissance finale de sortie qui varie selon le tube utilisé et la longueur d'onde. Les tubes d'amplification radar sont les klystrons, les tubes à ondes progressives et les tubes à champs croisés pour les niveaux de puissance élevés. Les amplificateurs à état solide (diodes, transistors), sont utilisés dans les étages de base puissance. L'émetteur comprend d'autres dispositifs tel que: le refroidissement, l'alimentation, les circuits de mise en route et de contrôle,...etc.

I.6.5 Modulateur

Le modulateur constitue la partie active de l'émetteur. Il permet de stocker l'énergie pendant les périodes séparant deux émissions successives et de la restituer pendant le temps très bref de l'émission radar. Les puissances de crête délivrées par le modulateur sont très importantes,

il y correspond des courants de plusieurs dizaines d'ampères sous des tensions de plusieurs dizaines de milliers de volts. La qualité des signaux délivrés par le modulateur doit être très soignée pour permettre d'éviter des effets parasites sur le signal émis.

I.6.6 Récepteur

C'est le composant le plus sensible et le plus complexe du radar. Il est responsable de l'amplification et du traitement du signal radar. Sa sensibilité doit être très élevée (jusqu'à 10-15 watts). Il amplifie les signaux sans déformer le signal. Le récepteur doit également filtrer le signal. Son circuit de sortie peut être un simple détecteur.

I.6.7 Synchronisation

Le synchronisateur est le cœur du système radar. Il délivre les signaux de base qui définissent les instants d'émission, et divers signaux annexes nécessaires à des opérations en temps réel. Son élément de base est une horloge de très grande stabilité à partir de laquelle les signaux de synchronisation sont générés. Ces signaux sont distribués aux différents éléments.

I.6.8 Traitement et exploitation des informations (affichage)

Le traitement des informations radar est fait à partir des éléments suivants :

- signal vidéo délivré par le récepteur
- signaux de synchronisation
- informations de position angulaire du faisceau d'antenne, éventuellement autres informations en provenance d'un traitement spécial à la réception, ou de sources extérieures. Il permet de délivrer les images radar qui seront pris en compte par le système d'exploitation.

Les informations sont présentées à un opérateur sous la forme d'une image radar adaptée à la situation à analyser. L'opérateur à sa charge d'interpréter les informations qui sont ainsi visualisées. Le moyen de visualisation le plus courant est le tube cathodique. Il peut être complété par des visualisations sur des écrans supplémentaires [Thourel1982].

I.7 Types de radar

Les types de radar sont classés en trois grandes catégories.

I.7.1 Radar monostatique

L'émetteur et le récepteur partagent une seule antenne comme le montre la Figure I.2. La configuration monostatique 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 I.2 Radar mono-statique

I.7.2 Radar bistatique

Dans ce type de radar, les antennes d'émission et de réception sont placées à des endroits géographiquement espacés comme montré dans la Figure (I.3).

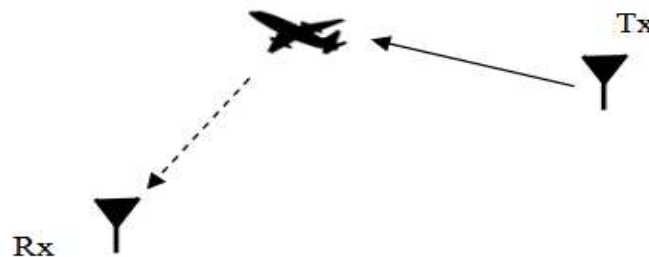


Figure I.3 Radar bistatique

I.7.3 Radar multistatique

Les radars multistatiques sont classés suivant le nombre d'antennes (Figure I.4), on distingue les radars SISO (Single Input Single Output) qui possédant une seule antenne en émission et en réception, les radars SIMO (Single Input Multiple Output) possédant une seule antenne en émission et plusieurs antennes en réception, les radars MISO (Multiple Input Single Output) possédant plusieurs antennes en émission et une seule en réception et les radars MIMO (Multiple Input Multiple Output) qui sont caractérisés par plusieurs antennes en émission et en réception [Chalabi 2017].

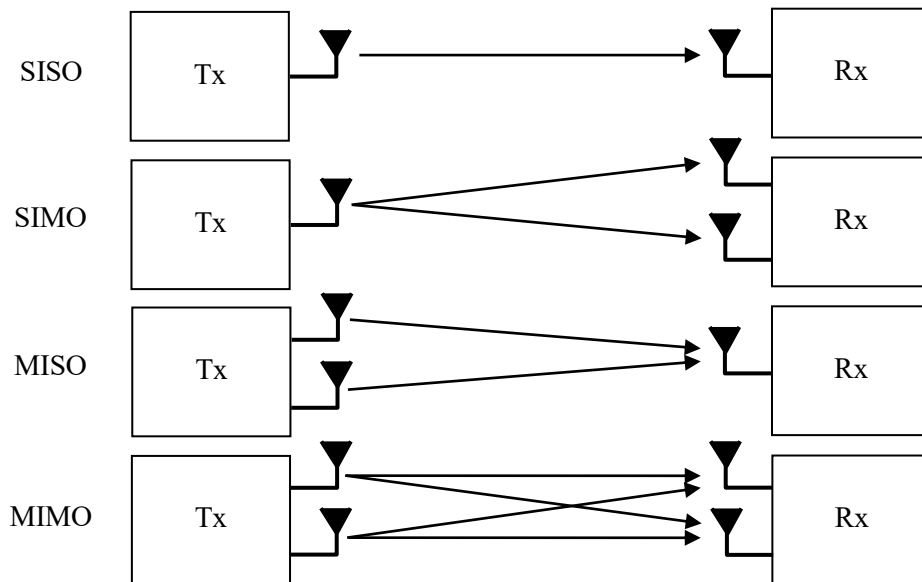


Figure I.4. Radar multistatique

I.8 Domaines d'applications du radar

Les radars sont utilisés dans différents domaines, les principaux domaines sont:

- **Militaire** : ils sont exploités dans la détection et la surveillance aérienne et maritime, 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 intensités en temps réel (pluie, neige,...etc.).
- **Circulation et sécurité routière** : le radar routier permet de mesurer la vitesse des automobiles en utilisant l'effet Doppler.
- **Aéronautique** : il permet de contrôler le trafic aérien, guider l'approche d'avion aux aéroports.
- **Scientifiques** : ces instruments sont embarqués sur satellite pour l'observation de la terre.

I.9 Modélisation des cibles

Il y a plusieurs travaux ont été réalisés dans le domaine de prévision de la surface équivalente (SER). La SER de la cible est liée à la puissance P_r réfléchi et la densité de puissance surfacique W par l'expression :

$$P_r = A_e W \quad (I.9)$$

où A_e désigne la SER de la cible. L'équation (I.9) montre que la SER est proportionnel avec le signal réfléchi.

En réalité, la SER d'une cible varie en fonction du temps lorsque celle-ci est en mouvement. Quand la cible entre dans un faisceau émis par le radar, elle reçoit un groupe d'impulsions pendant la durée de l'illumination, puis elle réfléchit en conséquence un train d'impulsions dont l'amplitude fluctue plus ou moins lentement d'une impulsion à une autre. Selon leur rapidité, on distingue deux types de fluctuations de la SER. Les fluctuations sont dites de balayage à balayage (scan-to-scan) si l'amplitude des impulsions réfléchies sont constantes dans le même groupe. Si les amplitudes varient d'une impulsion à une autre impulsion, on dit que les fluctuations sont impulsion à impulsion (pulse-to-pulse). Ces fluctuations sont modélisées par les modèles de Swerling [Barkat2005].

I.9.1 Modèles de Swerling

Il y a quatre modèles de Swerling qui modélisent les fluctuations des cibles.

Ce modèle est basé sur la distribution Rayleigh. En fait, les quatre modèles de cible sont dérivés de la formule générale suivante :

$$p_k(S) = \frac{1}{\Gamma(k)} \frac{k}{m_s} \left(\frac{kS}{m_s} \right)^{k-1} \exp\left(-\frac{kS}{m_s}\right), \quad S \geq 0 \quad (\text{I.10})$$

Où m_s est la puissance moyenne du signal reçu S .

Le modèle de Swerling montre la nature des fluctuations de la cible. En réalité, il y a deux types de cibles. Une cible rapidement fluctuante (pulse-to-pulse) et une cible lentement fluctuante (scan-to-scan).

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

$$p(S) = \frac{1}{m_s} \exp\left(-\frac{S}{m_s}\right), \quad S \geq 0 \quad (\text{I.11})$$

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

Swerling III: La cible est lentement fluctuante (scan-to-scan) mais la PDF du signal cible suit une loi non Exponentielle donnée par ($k=2$) :

$$p(S) = \frac{4S}{m_s^2} \exp\left(-\frac{2S}{m_s}\right), \quad S \geq 0 \quad (\text{I.12})$$

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

I.10 Théorie de la décision

La théorie de la décision statistique utilisée dans plusieurs domaines tels que le radar, sonar, communication numérique et imagerie par ultrasons, tente de distinguer entre l'information portant les signaux utiles et le bruit ou les interférences. Dans le problème de la détection binaire, les observations peuvent être classées en deux ensembles mutuellement exclusifs, l'hypothèse nulle (H_0) qui représente l'absence de cible, dans ce cas le signal reçu est composé des échantillons du bruit plus des échos parasites, et l'hypothèse alternative (H_1), qui représente la présence de cible, où le signal de cible est inclus dans le signal reçu.

La détection radar revient à observer le signal écho qui représente une variable aléatoire de l'espace d'observation, et à prendre une décision concernant la présence ou l'absence d'une cible. Cet espace est divisé en deux sous-espaces (Z_0) et (Z_1) associés aux deux hypothèses alternatives (H_0) et (H_1) Cependant, l'occurrence simultanée des deux hypothèses est impossible, les sous-ensembles (Z_i) sont donc disjoints. Les décisions correspondantes seront notées (D_i), il y a quatre situations possibles :

- Décider la présence de cible sachant que la cible est présente.
- Décider l'absence de la cible sachant que la cible est présente.
- Décider la présence de la cible sachant que la cible est absente.
- Décider l'absence de la cible sachant que la cible est absente.

La nature aléatoire des signaux reçus par le récepteur radar, nécessite un traitement avant de les comparés à un seuil de détection choisi. Afin de prendre la décision correcte, les quatre possibilités précédentes sont associées à quatre probabilités qui serviront à juger les performances d'un critère de décision, et pour choisir entre les deux hypothèses, deux types d'erreurs peuvent se produire. Erreur de type I : H_1 est choisi lorsque H_0 est vraie, ce qu'on appelle une fausse alarme, et l'erreur de type II : H_0 est choisi quand H_1 est vraie, visée comme une perte :

- $P(D_0 / H_0)$: correspond à une probabilité de non détection.
- $P(D_1 / H_0) = 1 - P(D_0 / H_0)$: correspond à une probabilité de fausse alarme (P_{FA})
- $P(D_0 / H_1) = P_M$: correspond à une probabilité de perte de détection
- $P(D_1 / H_1) = 1 - P_M$: correspond à une probabilité de détection.

On a : $P(D_i / H_j) = \int_{Z_j} f_{y/H_j} dy$ ou $\int_{Z_j} f_{y/H_j}(y/H_j) dy$ est la fonction densité de probabilité Conditionnelle du signal reçu $y(t)$ sous l'hypothèse H_j [Barkat 2005].

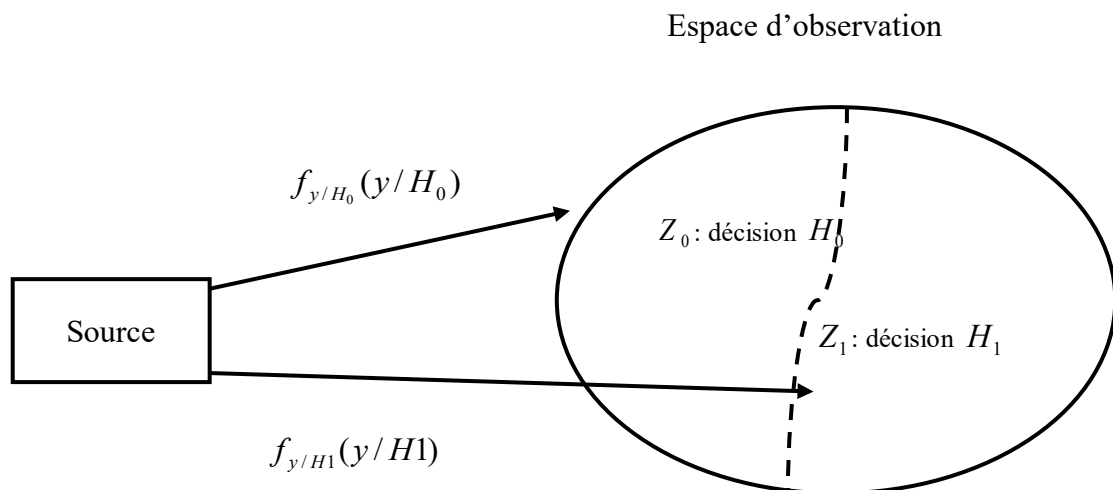


Figure I.5 Régions de décision

I.11 Les critères de décision

Dans le problème de test pour les hypothèses binaires, on a deux hypothèses possibles à l'émission et deux décisions possibles à la réception. Les quatre situations différentes citées précédemment seront :

- 1) H_0 est vraie et on décide H_0
- 2) H_0 est vraie et on décide H_1
- 3) H_1 est vraie et on décide H_0
- 4) H_1 est vraie et on décide H_1

Les situations 1 et 4 correspondent à de bonnes décisions, les deux autres à des décisions erronées. La règle de décision qu'on essaye de concevoir est celle qui donne le plus souvent possible de bonnes décisions. Pour cela, on associe un critère qui mesure la qualité de la décision. Parmi ces critères

de décision, les deux principaux sont, le critère de Bayes et le critère de Neyman-Pearson. Le choix d'une approche appropriée est dicté par le problème en question. Généralement, les systèmes radar utilisent le critère de Neyman-Pearson, alors qu'en communication et pour les systèmes de reconnaissance de formes le critère de Bayes est utilisé [Steven1998].

I.11.1 Critère de Bayes

Nous considérerons le problème de test des hypothèses binaires. 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, où il prend l'une des deux valeurs $P(H_0)$ ou $P(H_1)$, plus les coûts de détection à (C_i) chaque comportement possible du système de décision où le coût est équivalent à une pénalisation ou une récompense. On a aussi les conditions [Barkat 2005] :

$$P(H_0) + P(H_1) = 1 \quad (\text{I.13})$$

et

$$C_0 > C_1, C_1 > C_0 \quad (\text{I.14})$$

Le but de cette approche consiste à minimiser, en fonction des régions de décision Z_i une fonction risque R définie comme étant la moyenne statistique de l'ensemble des coûts associés aux probabilités de leurs situations respectives. Le risque moyen est donné par :

$$P = E[C]C_{00}P(D_0, H_0) + C_{01}P(D_0, H_1) + C_{10}P(D_1, H_0) + C_{11}P(D_1, H_1) \quad (\text{I.15})$$

Chaque probabilité conjointe qui figure dans cette expression peut être écrite comme :

$$P(D_i, H_j) = P(D_i / H_j) \cdot P(H_j) = P(D_i / H_j) \cdot P_j = \int_Z P_j f_{(y/H_j)} dy \quad (\text{I.16})$$

$$R = P_0 C_{00} P(D_0 / H_0) + P_1 C_{01} P(D_0 / H_1) + P_0 C_{10} P(D_1 / H_0) + P_1 C_{11} P(D_1 / H_1) \quad (\text{I.17})$$

$$R = P_0 C_{00} P(D_0 / H_0) + P_1 C_{01} P(D_0 / H_1) + P_0 C_{10} P(D_1 / H_0) + P_1 C_{11} P(D_1 / H_1) \quad (\text{I.18})$$

on trouve :

$$R = P_0 C_{00} \int_{Z_0} f_{Y/H_0}(y/H_0) dy + P_1 C_{01} \int_{Z_0} f_{Y/H_1}(y/H_1) dy + P_1 C_{10} \int_{Z_1} f_{Y/H_1}(y/H_1) dy + P_1 C_{11} \int_{Z_1} f_{Y/H_1}(y/H_1) dy \quad (\text{I.19})$$

Puisque les deux régions de décision sont complémentaires, $Z = Z_0 \cup Z_1$ et $Z_0 \cap Z_1 = \emptyset$ on peut exprimer le coût de Bayes R en fonction d'une seule région : [Barkat 2005]

$$R = P_0 C_{10} + P_1 C_{11} + \int_{Z_0} (P_1(C_{01} - C_{11})f_{y/H_1}(C_{01} - C_{11})f_{y/H_1}(y/H_1)) - P_0(C_{10} - C_{00})f_{y/H_0}(y/H_0)dy \quad (I.20)$$

$$P_1(C_{01} - C_{11})f_{y/H_1}(y/H_1) - P_0(C_{10} - C_{00})f_{y/H_0}(y/H_0) < 0 \quad (I.21)$$

$$P_1(C_{01} - C_{11})f_{y/H_1}(y/H_1) < P_0(C_{10} - C_{00})f_{y/H_0}(y/H_0) \quad (I.22)$$

Tout y vérifiant l'une des deux inégalités ci-dessus appartiendra à Z_0 et il est aussi admis que le coût de prendre une décision erronée est supérieur au coût de prendre une décision correcte. Telle que :

$$C_{01} > C_{11} > C_{10} > C_{00} \quad (I.23)$$

L'objectif est de minimiser le coût moyen, ce qui est équivalent à la règle de décision Suivante :

$$\Lambda(y) = \frac{f_{y/H_1}(y/H_1)}{f_{y/H_0}(y/H_0)} \quad (I.24)$$

On appelle le rapport des densités conditionnelles dans l'équation précédente, le rapport de Vraisemblance [Barkat 2005]. Où on a défini le seuil par :

$$\eta = \frac{P_0(C_{10} - C_{00})}{P_1(C_{01} - C_{11})} \quad (I.25)$$

Ainsi la stratégie de détection s'écrira :

$$\Lambda(y) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \eta \quad (I.26)$$

I.11.2 Critère de Neyman-Pearson

Dans la section précédente, 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 . Le test de Neyman-Pearson maximise la P_D tout en maintenant la valeur de la P_{FA} égale à une valeur α_0 . La règle de décision est donnée par :

$$\Lambda(Q) = \frac{p_{Q/H_1}(q/H_1)}{p_{Q/H_0}(q/H_0)} > \lambda \quad (I.27)$$

λ est le multiplicateur de Lagrange.

I.11.3 Critère de 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 [Barkat2005] :

$$\Lambda(Q) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \frac{(1-p_1)(C_{10}-C_{00})}{p_1(C_{01}-C_{11})} = \eta \quad (I.28)$$

Pour parvenir à ce test, nous devons donc choisir un seuil menant aux valeurs de p_M et p_{FA} vérifiant l'égalité suivante :

$$C_{11}-C_{00}+(C_{01}-C_{11})P_M-(C_{10}-C_{00})P_{FA}=0 \quad (I.29)$$

I.12 Le clutter

Le clutter représente les échos d'un groupe de réflecteurs situés de façon arbitraire dans l'espace surveillé par le radar. En général, la puissance du clutter est beaucoup plus élevée que celle du bruit thermique. On désigne deux types de clutter : le clutter de surface (échos de la mer et de la terre) et de volume (généralement liés aux phénomènes météorologiques) [Conte 2002].

I.12.1 Clutter de volume

Le clutter de volume est lié aux phénomènes atmosphériques. Ce type de clutter peut être produit par la pluie, les oiseaux, les insectes, ... etc.

I.12.2 Clutter de surface

Le clutter de surface est produit par les surfaces de la terre et de la mer. Le clutter de terre est plus difficile à modéliser car il dépend des propriétés diélectriques de la terre. De plus il comprend les arbres, les végétations, le relief du terrain, les structures artificielles, etc. [Chalabi 2016].

I.13 Distributions du clutter de mer

Il est évident que le modèle Gaussien anciennement proposé ne permettait plus de modéliser correctement l'amplitude du clutter, en faibles angle incidences et/ou à haute résolution. Dans ces conditions, de forts échos (spikes) se détachant du niveau moyen de clutter apparaissent, traduisant un allongement de la queue de la distribution de l'amplitude du clutter et donc un écart par rapport aux statistiques Gaussiennes. Ainsi, des modèles statistiques non-Gaussiens furent proposés dès les années soixante pour modéliser l'amplitude du clutter. Par la suite, on donne un bref rappel sur les distributions associées aux modèles statistiques les plus utilisés dans la littérature de détection des cibles radar [Keith Ward 2013].

I.13.1 Distribution de Rayleigh (Exponentielle)

En probabilités et en statistiques, la loi de Rayleigh apparaît comme la norme d'un vecteur Gaussien bi-dimensionnel dont les coordonnées sont indépendantes, centrées et de même variance. Cette loi de probabilité est baptisée d'après lord Rayleigh. Typiquement, cette loi est fréquemment utilisée pour décrire l'enveloppe d'un processus de Gauss à bande étroite. où la PDF de $X = \sqrt{I^2 + Q^2}$ est donnée par :

$$P(x) = \frac{2x}{b} \exp\left\{-\frac{x^2}{b}\right\}, x > 0 \quad (\text{I.32})$$

Où I et Q représentent respectivement la composante en phase et en quadrature de phase de l'enveloppe du signal rada reçu. Ces variables aléatoires, I et Q suivent la loi de Gauss de moyenne nulle et d'écart type σ , i, e, $I \rightarrow N(0, \sigma)$ et $Q \rightarrow N(0, \sigma)$. Etant donné N échantillons, X_i , $i=1, \dots, N$, l'estimation ML (maximum likelihood) de la puissance :

$$b = 2\sigma^2 \quad (\text{I.33})$$

et

$$\hat{b} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (\text{I.34})$$

Ainsi, la distribution exponentielle est simplement obtenue si la puissance du clutter à la sortie du détecteur quadratique vaut : $X = I^2 + Q^2$, où la PDF de X est :

$$p(x) = \frac{x}{b} \exp\left(-\frac{x}{b}\right), x > 0 \quad (I.35)$$

Le paramètre d'échelle $\beta = 2\sigma^2$ désigne la puissance du clutter et peut être estimé par la méthode MLE donnée par :

$$\delta = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (I.36)$$

Généralement, les distributions de Rayleigh ou exponentielle sont considérées pour la détection des avions noyés dans un milieu atmosphérique.

I.13.2 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 non-Gaussien [Goldstein1973, Guida1993]. La PDF de la distribution Log-normal est donnée par :

$$p_x(x) = \frac{1}{x \sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(\ln(x) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right), x > 0 \quad (I.37)$$

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

Les moments d'ordre n caractérisant le clutter Log-normal sont donnés par :

$$\langle x^n \rangle = \exp\left(n\mu + \frac{n^2\sigma^2}{2}\right) \quad (I.38)$$

La fonction de répartition (CDF: cumulative distributed function) est donnée par :

$$F(x) = \frac{1}{2} \left(1 + \operatorname{erf} \left(\frac{\log(x) - m}{\sqrt{2\sigma}} \right) \right) \quad (I.39)$$

où $\operatorname{erf}(\cdot)$ est la fonction d'erreur.

I.13.3 Distribution Weibull

La distribution Weibull a été utilisée pour modéliser le clutter de mer de haute résolution. Cette distribution biparamétrique a une expression de la PDF donnée par :

$$P_x(x) = \frac{c}{b} \left(\frac{x}{b}\right)^{c-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right), x \geq 0 \quad (I.40)$$

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

L'expression des moments d'ordre n de la distribution Weibull est donnée par :

$$\langle x^n \rangle = b^n \Gamma\left(\frac{n}{c} + 1\right) \quad (\text{I.41})$$

où $\Gamma(\cdot)$ est la fonction gamma. La CDF de cette distribution est :

$$F(x) = 1 - \exp\left(-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right) \quad (\text{I.42})$$

I.13.4 Distribution K -composée

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 la mer [Ward1981, Ward1982, Ward1985, Watts1985, Watts1987]. 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 suit :

$$p_X(x) = \int_0^{\infty} p(x/y)p(y)dy \quad (\text{I.43})$$

où $P_y(y)$ est la PDF de la texture et es $P_{x/y}(x/y)$ la PDF du speckle.

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

$$p_Y(y) = \frac{2b^{2\nu}y^{2\nu-1}}{\Gamma(\nu)} \exp(-b^2y^2), \quad 0 \leq x \leq +\infty \quad (\text{I.44})$$

$$p_{X/Y}(x/y) = \frac{\pi x}{2y^2} \exp\left(-\frac{\pi x^2}{4y^2}\right), \quad 0 \leq x \leq +\infty \quad (\text{I.45})$$

En remplaçant (I.44) et (I.45) dans (I.43) et après quelques simplifications mathématiques, nous obtenons la PDF totale de la distribution K -composée sans bruit sous la forme suivante :

$$p_X(x) = \frac{4c}{\Gamma(\nu)} (cx)^\nu K_{\nu-1}(2cx) \quad (\text{I.46})$$

où ν est le paramètre de forme, $c = b\sqrt{\pi/4}$ le paramètre d'échelle, $k_{\nu-1}(\cdot)$ la fonction de Bessel modifiée de deuxième espèce d'ordre $\nu-1$.

Les statistiques de la distribution K-composée sont complètement définies par le paramètre de forme ν et le paramètre d'échelle c . Le paramètre de forme ν décrit l'état de la mer. Les valeurs possibles de ce paramètre appartiennent à l'intervalle $[0.1, \infty]$, si ν tend vers 0.1, le clutter est très pointu (very spiky) ce qui produit une longue queue de la distribution. Cela s'explique par la présence d'un nombre élevé d'échos de forte intensité. Si ν tend vers l'infini, la distribution K-composée devient simplement une distribution Rayleigh; i.e., Gaussienne. Dans ce cas, le clutter est composé du bruit thermique uniquement. Le paramètre d'échelle est une constante positive, qui est à l'origine des variations du niveau moyen des échos du clutter de la mer.

L'expression des moments d'ordre n de la distribution K est donnée par :

$$\langle x^n \rangle = \left(\frac{4}{\pi b^2} \right)^n \frac{\Gamma(n+1)\Gamma(\nu+n)}{\Gamma(\nu)} \quad (\text{I.47})$$

Cependant, la CDF de la distribution K est exprimée en termes de la fonction de Bessel comme suit :

$$F(x) = 1 - \frac{2}{\Gamma(\nu)} (cx)^\nu K_\nu(2cx) \quad (\text{I.48})$$

I.13.5 Distribution Pareto-composée

La distribution de Pareto-composée a été récemment utilisée dans la modélisation du clutter de mer. Ce modèle est analytiquement plus simple que la distribution K-composée, et par conséquent, plus facile à manipuler.

La distribution Pareto-composée est caractérisée par deux paramètres. Le paramètre de forme α et le paramètre d'échelle β . La PDF est obtenue d'une manière similaire que celle de la distribution K-composée, sauf que dans ce cas la texture suit une loi Gamma-inverse, donnée par:

$$p_Y(y) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} y^{-\alpha-1} \exp\left(-\frac{\beta}{y}\right) \quad (\text{I.49})$$

En remplaçant (I.49) et (I.45) dans (I.43), la PDF Pareto-composée sans bruit prend une forme compacte suivante :

$$p_X(x) = \frac{\alpha\beta^\alpha}{(x+\beta)^{\alpha+1}} \quad (\text{I.50})$$

Les moments d'ordre n associés à la distribution Pareto-composée sont donnés par :

$$F(x) = 1 - \left(\frac{\beta}{x + \beta} \right)^\alpha \quad (I.51)$$

I.13.6 Distribution CIG

La distribution CIG (Compound Inverse Gaussian) a été introduite dans les dernières années pour modéliser le clutter de mer haute résolution. La distribution CIG est aussi caractérisée par deux composantes; speckle et texture. La PDF de la distribution CIG est obtenue d'une manière similaire que celle de la distribution K-composée et Pareto-composée. Dans ce cas, la texture suit une loi Gaussienne-inverse (IG: Inverse- Gaussian) donnée par:

$$p_Y(y) = \frac{\lambda^{1/2}}{\sqrt{2\pi}y^{3/2}} \exp\left(-\lambda \frac{(y-\mu)^2}{2\mu^2 y}\right) \quad 0 < y < \infty \quad (I.52)$$

où λ est le paramètre de forme et μ la moyenne. Les valeurs du paramètre de forme λ sont définies dans l'intervalle $[0.1, \infty]$, pour une mer agitée $\lambda \in [0.1, 1]$ et pour la distribution CIG tend vers la distribution Exponentielle. En remplaçant (I.52) et (I.43) dans (I.45), nous obtenons la PDF de la distribution CIG comme suit :

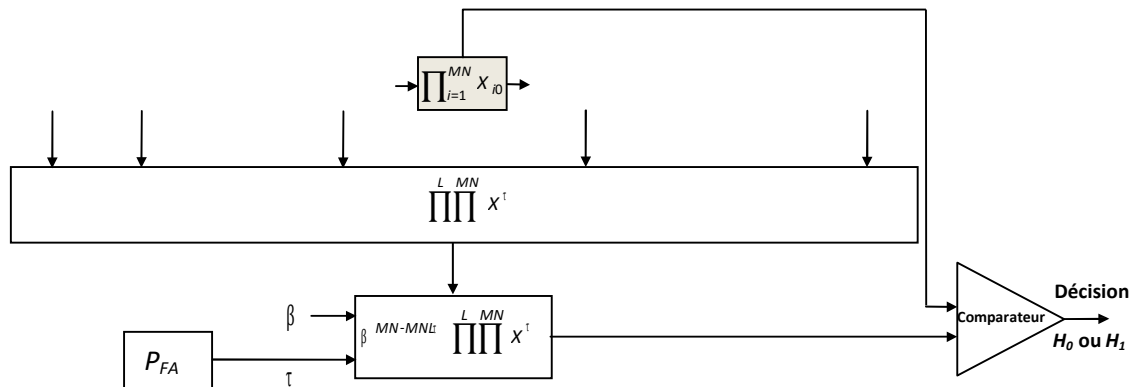
$$\langle x^n \rangle = \Gamma(n+1) \sqrt{\frac{2\lambda}{\pi\mu}} \mu^n e^{\lambda/\mu} K_{n-1/2}\left(\frac{\lambda}{\mu}\right) \quad (I.53)$$

Par conséquent, la CDF de la distribution CIG est donnée par :

$$F(x) = 1 - \left(1 + \frac{2x}{\lambda}\right)^{-1/2} \exp\left(\frac{\lambda}{\mu} \left(1 - \sqrt{1 + \frac{2x}{\lambda}}\right)\right) \quad (I.54)$$

I.14 conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une étude des différents concepts de base des systèmes radar. Nous avons commencé par introduire les différentes définitions liées au domaine de la détection radar et un rappel sur l’historique de développement du radar. Ensuite, le principe de fonctionnement ainsi que les différentes étapes de la chaîne de détection radar sont expliqués en détail. Après, nous avons exposées les différents modèles statistiques du clutter et de cible existant dans la littérature radar, ce point est très important dans la conception de détecteur radar robustes, le développement de ces détecteurs est basé sur le différent critère de discision présentés précédemment, ces principaux critères sont le critère de Bayes, le critère de Neyman-Pearson et le critère de Minimax. Enfin, on conclure que la construction d’un système de détection radar performant est liées à plusieurs éléments essentiels



Chapitre II

La détection CFAR dans un clutter gamma distribué

II.1 Introduction

II.2 Principe de la détection CFAR

II.3 Détecteurs classiques CFAR

II.4 La détection CFAR dans un clutter gamma

II.5 Conclusion

II.1 Introduction

Les détecteurs radars traditionnels à seuils fixes sont très sensibles aux variations instantanées de la puissance du bruit ou la présence des cibles interférentes, cela peut entraîner une dégradation des performances de détection. Pour résoudre ce problème, les recherches dans le domaine radar ont proposés une technique de détection adaptative qui adapte automatiquement le seuil de détection suivant l'état de l'environnement. Cette technique est appelée détection CFAR (Constant False Alarm Rate). Le principe des détecteurs CFAR est basé sur l'estimation du niveau du clutter et un facteur de multiplication obtenu en maintenant un taux de fausse alarme constant pour déterminer le seuil adaptatif.

Dans la littérature radar, on trouve plusieurs algorithmes de détection CFAR, parmi les plus reconnus on cite les détecteurs CA, GO, SO et OS-CFAR...etc. Tous les détecteurs CFAR sont conçus suivant le modèle statistique du clutter par exemple les distributions gamma, log-normal, Weibull, Pareto, K . Dans ce travail on va considérer la détection CFAR pour un clutter gamma distribué, en appliquant les détecteurs CA, GO, OS, TM et WAI-CFAR. Dans ce chapitre, on donne un rappel sur les propriétés de la distribution gamma. Par la suite, le principe de la détection CFAR sera présenté en détail, ainsi que les règles de décision et les expressions de la probabilité de fausse alarme des détecteurs CA, GO, OS, TM et WAI-CFAR.

II.2 Principe de la détection CFAR

L'objectif majeur du radar est la décision de la présence ou l'absence d'une cible d'intérêt noyée dans un clutter. Le détecteur optimal utilisé dans un système radar est celui de Neyman-Pearson, qui est basé sur la maximisation de la P_D pour une P_{FA} donnée. Le problème de la détection optimale a été étudié par Swerling [Swerling1960], pour des cibles supposées non fluctuantes ou qui fluctuent suivant les modèles de Swerling I, II, III et IV noyées dans un bruit blanc Gaussien. Dans ce cas, la connaissance a priori des propriétés statistiques du clutter et de la cible sont nécessaires. En pratique, l'environnement où le radar fonctionne dépend de plusieurs facteurs ; ce qui conduit à des signaux variant dans le temps.

Le détecteur à seuil fixe ne permet pas de garantir le maintien d'un taux de fausse alarme constant et par conséquent engendre 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 ou CFAR. L'architecture générale d'un détecteur CFAR est représentée dans la Figure(II.1).

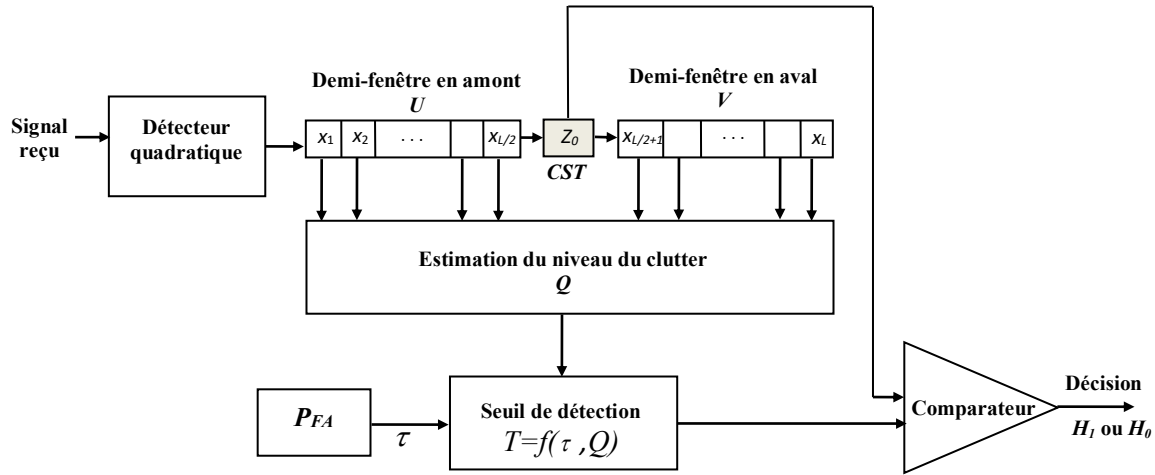


Figure II.1 Principe de la détection adaptative CFAR

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) et le seuil adaptatif T obtenu selon le niveau de clutter Q calculé à partir des cellules de référence et un facteur multiplicatif permettant de garantir le maintien de la P_{FA} de consigne [Chalabi 2016].

II.3 Détecteurs classiques CFAR

Il existe plusieurs algorithmes de détection CFAR, la différence étant dans la méthode utilisée pour effectuer l'estimation du niveau du clutter selon le type d'environnement.

II.3.1 Le détecteur CA-CFAR

Le premier détecteur CFAR est le détecteur CA-CFAR (Cell Averaging) proposé par Finn et Johnson [Finn1968]. Le niveau du clutter dans ce type de CFAR, est estimé par la moyenne arithmétique des échantillons dans la fenêtre de référence. Dans la présence du clutter homogène, il a été montré que si la taille de la fenêtre de référence tend vers l'infini, la probabilité de détection tend vers celle du détecteur optimal de Neyman- Pearson. L'inconvénient majeur de ce procédé, est que dans le cas où l'environnement est non homogène c'est à dire présence d'un bord du clutter ou de cibles interférentes, le seuil de détection augmente et la probabilité de détection du détecteur CA-CFAR diminue même pour un rapport signal sur bruit élevé. Pour améliorer les performances dues à ces effets, un nombre de modifications dans la procédure classique CA-CFAR ont été proposées et analysées.

En supposant que les échantillons dans la fenêtre de référence sont variables aléatoires :

X_1, X_2, \dots, X_{2N} , N est la longueur de la fenêtre en avance et en retard. L'estimation du niveau du CA-CFAR est :

$$Z_{CA} = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^{2N} X_i \quad (\text{II.1})$$

II.3.2 Le détecteur GO-CFAR

Hansen et Sawyers [Hansen1973] ont proposé le détecteur GO-CFAR (Greatest Of). Le détecteur GO-CFAR a été proposé où les cellules de la fenêtre de référence sont séparées en deux sous-fenêtres U et V en amont et en aval de la cellule sous test (Figure II.2). Le contenu de chaque demi-fenêtre est sommé, et le plus grand des deux est alors utilisé pour estimer le niveau du clutter. Le détecteur GO-CFAR a montré de meilleures performances dans le cas de la présence d'un bord de clutter dans l'une des deux demi-fenêtres. Toutefois, dans le cas où la cible est noyée dans la demi-fenêtre contenant le bruit thermique uniquement ou dans le cas de la présence de cibles interférentes, les performances de détection du détecteur GO-CFAR se dégradent significativement.

La méthode GO-CFAR sélectionne le maximum des deux valeurs statistiques dans la fenêtre avant et arrière comme la estimation du niveau de clutter, qui peut être donnée par :

$$Z_{GO} = \frac{1}{N} \max \left(\sum_1^N X_i, \sum_{N+1}^{2N} X_i \right) \quad (\text{II.2})$$

II.3.3 Le détecteur SO-CFAR

Pour corriger le problème de l'effet masque, Trunk [Trunk1978] a proposé le détecteur SO-CFAR (Smallest Of). L'estimation du niveau de clutter du détecteur SO-CFAR est le minimum des deux demi-fenêtres U et V . Dans le cas où les deux demi-fenêtres contiennent des cibles interférentes, les performances de détection du détecteur SO-CFAR se dégradent considérablement. En effet, chaque fenêtre contient au moins une cible d'interférence. Cela peut entraîner une augmentation du seuil de détection.

II.3.4 Le détecteur OS-CFAR

Il a aussi montré en étudiant la résolution des cellules de référence, que des cibles ne peuvent pas être détectées par le détecteur CA-CFAR, surtout dans le cas où une cible se trouve dans une seule fenêtre et ne se présente pas dans l'autre fenêtre. Si des cibles interférentes sont présentes dans les deux fenêtres, ni le détecteur GO-CFAR ni le détecteur SO-CFAR ne résolvent

le problème de l'effet de capture. Pour contourner cette limitation, Rohling [Rohling1983] a introduit le détecteur OS-CFAR (Order Statistic), c'est-à-dire le détecteur CFAR à statistiques ordonnées comme c'est montré dans la (Figure II.3). Dans lequel les échantillons de la fenêtre de référence sont classés dans un ordre croissant. Le $k^{\text{ème}}$ échantillon ordonné est utilisé pour estimer le niveau du clutter. Le rôle majeur du détecteur OS-CFAR est de résoudre le problème de l'effet de capture en éliminant les cellules qui contiennent des cibles interférentes.

La méthode OS-CFAR utilise l'estimation du niveau de clutter en sélectionnant un échantillon après un processus de classement par valeur. En supposant que la séquence ordonnée est :

$$X_{(1)} \leq X_{(2)} \leq \dots \leq X_{(2N)} \quad (II.3)$$

où $X_{(1)}$ désigne le minimum et $X_{(2N)}$ désigne la valeur maximale dans la fenêtre de référence. En sélectionnant un certain ordre k , le niveau de fond moyen représentatif est :

$$Z_{OS} = X_k, k \in \{1, 2, \dots, 2N\} \quad (II.4)$$

Le choix de k est déterminé par la fausse alarme pré-assignée taux et la durée de la fenêtre de référence.

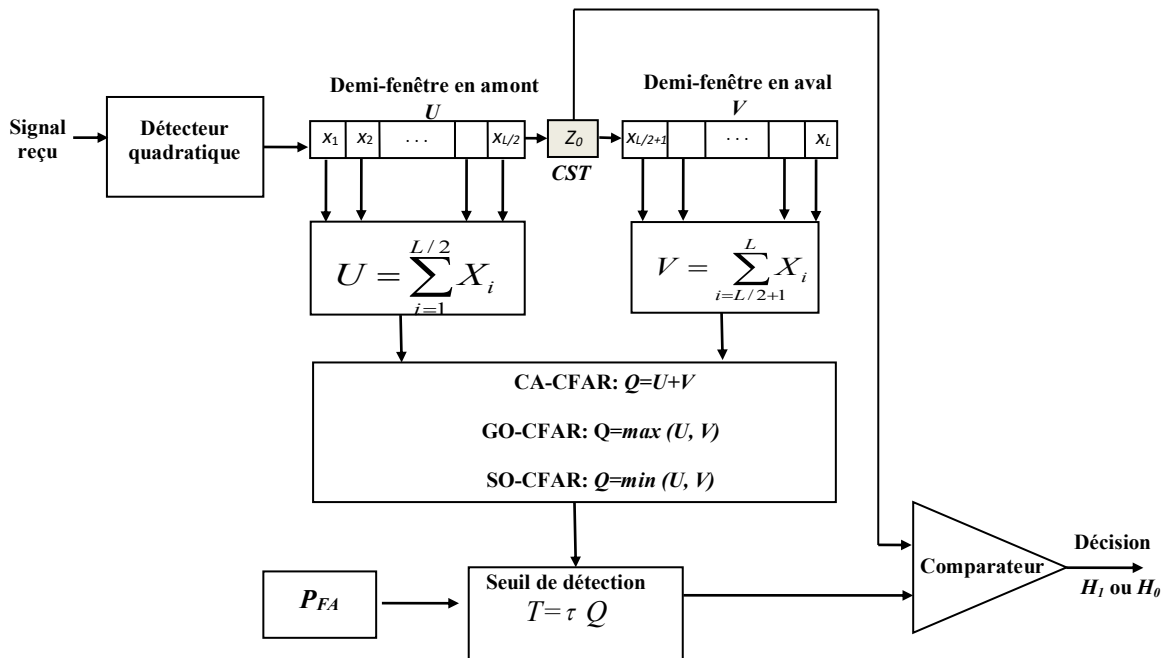


Figure II.2 Les détecteurs CA, GO et SO-CFAR

II.3.5 Le détecteur CMLD

Rickard et Dillard ont proposé le détecteur CMLD (Censored Mean Level Detector), afin d'éliminer les échantillons supérieures à l'échantillon K et de faire l'estimation à base les échantillons restants [Rickard1977].

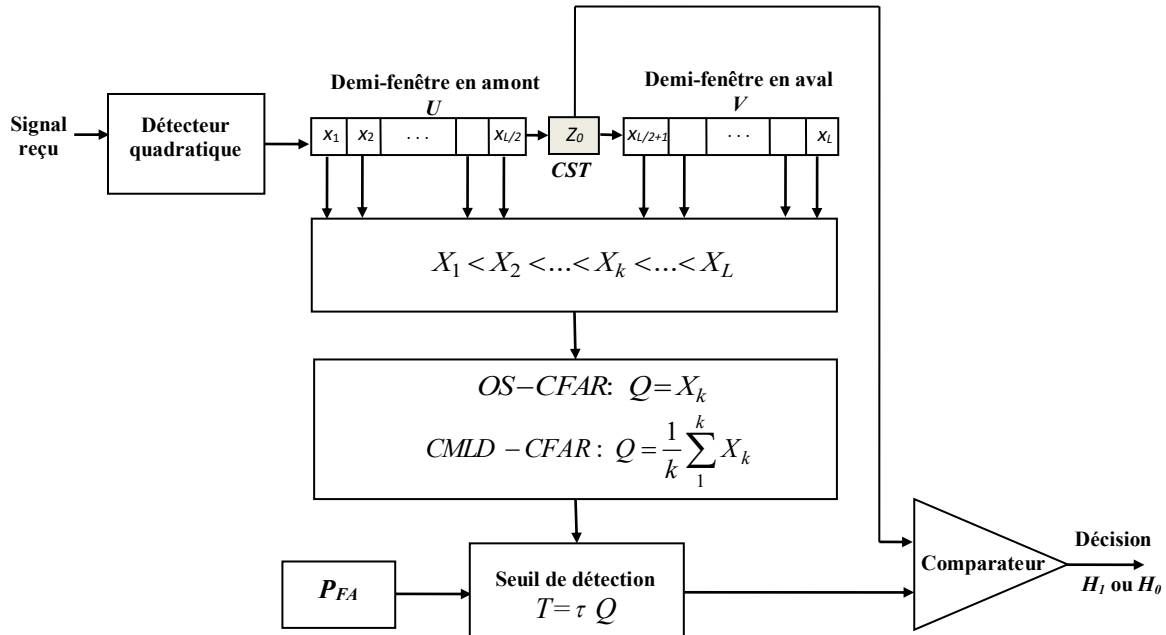


Figure II.3 Les détecteurs OS-CFAR et CMLD-CFAR

II.3.6 Le détecteur VI-CFAR

Smith et Varshney [Smith2000] ont proposé le détecteur VI-CFAR. Cette architecture est non seulement intelligente mais de surcroît robuste. Le VI-CFAR commute automatiquement vers l'un des détecteurs classiques CA, GO ou SO-CFAR. Il offre donc d'excellentes performances dans les différents types d'environnement ; homogène ou hétérogène, des situations de cibles multiple ou en présence de bord de clutter. Ce détecteur est conçu à partir de deux statistiques. Le premier est une statistique de deuxième ordre dite indice de variabilité (VI), et le deuxième est le rapport des moyennes statistiques des deux demi-fenêtres. Ce processeur intelligent est basé sur l'indice de variabilité déterminé à travers l'estimation de la puissance de l'environnement de la CST obtenue par le calcul de la moyenne arithmétique d'un groupe de cellules de référence autour de la CST (La figure II.4). De plus, le détecteur VI-CFAR utilise d'une manière dynamique un groupe particulier de cellules de référence ; selon les choix U , V ou $U+V$.

L'indice de variabilité (VI) est lié directement à l'estimation du paramètre de forme [Smith2000]. Sa valeur est liée aux estimations $\hat{\mu}$ de la moyenne et $\hat{\sigma}^2$ de la variance. Le VI est alors calculé pour chaque demi-fenêtre comme suit :

$$VI = 1 + \frac{\hat{\sigma}^2}{\hat{\mu}^2} = 1 + \frac{1}{\frac{L}{2} - 1} \sum_{i=1}^{L/2} \frac{(X_i - \bar{X})^2}{\bar{X}^2} \quad (II.5)$$

où \bar{X} est la moyenne arithmétique des cellules de référence dans une demi-fenêtre.

Le VI peut être réduit en utilisant une estimation biaisée du maximum de vraisemblance de la variance. Par conséquent, le VI simplifié est donné par :

$$VI = \frac{L}{2} \frac{\sum_{i=1}^{L/2} X_i^2}{\left(\sum_{i=1}^{L/2} X_i \right)^2} \quad (II.6)$$

Dans le cas de présence de cibles interférentes ou d'un bord de clutter, le VI doit être comparé au seuil K_{VI} pour prendre la décision sur l'ensemble des cellules sélectionnées, à partir d'un environnement homogène (non variable) ou un environnement non homogène (variable), comme suit:

$$Si \begin{cases} VI \leq K_{VI} \Rightarrow Non\ Variable \\ VI > K_{VI} \Rightarrow Variable \end{cases} \quad (II.7)$$

Le rapport de la moyenne MR des deux demi-fenêtres U et V est donné par :

$$MR = \frac{\bar{X}_U}{\bar{X}_V} \quad (II.8)$$

Le MR est comparé au seuil K_{MR} pour décider si les moyennes des deux demi-fenêtres sont identiques ou non, selon le test d'hypothèse suivant :

$$Si \begin{cases} K_{MR}^{-1} \leq MR \leq K_{MR} \Rightarrow Mêmes\ Moyennes \\ MR < K_{MR}^{-1} \text{ ou } MR > K_{MR} \Rightarrow Différentes\ Moyennes \end{cases} \quad (II.9)$$

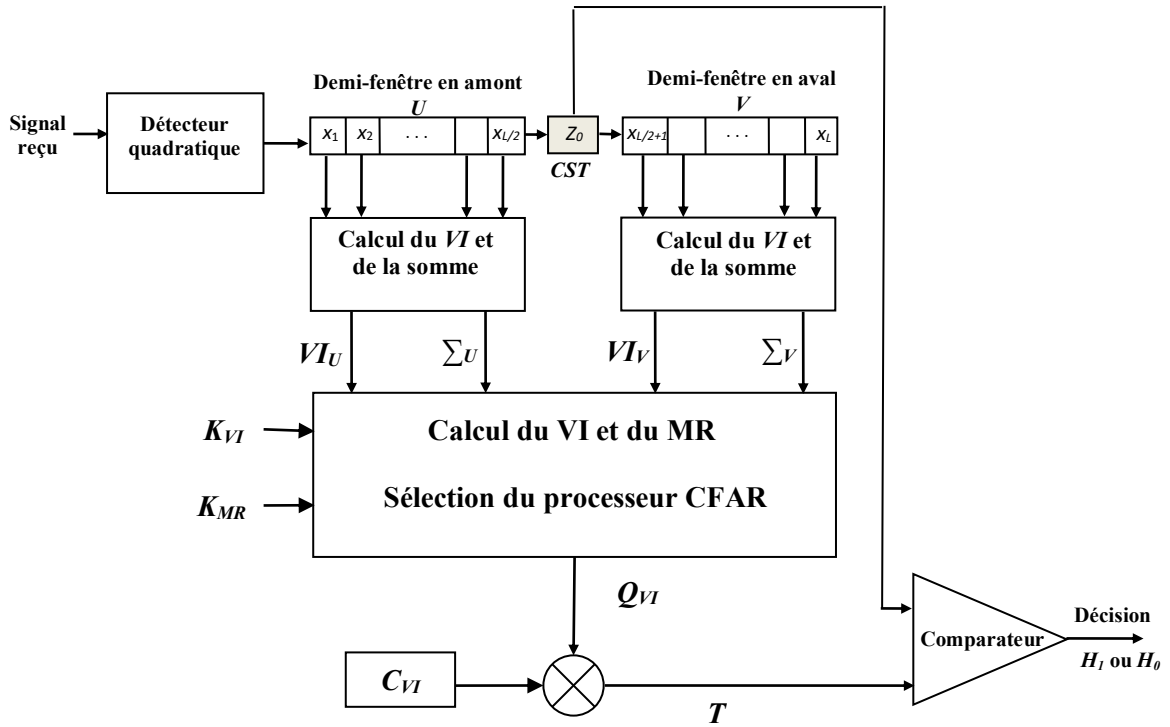


Figure II.4 Le détecteur VI-CFAR

II.4 La détection CFAR dans un clutter gamma

Dans ce travail, le clutter est supposé distribué selon la distribution gamma, cette distribution à été utilisée pour modaliser le clutter de terre [Long1983]. La fonction de densité de probabilité gamma est aussi connue par la fonction de densité de probabilité Chi-square qui est la forme généralisée des quatre modèles de Swerling. Dans un clutter de mer pointé, les détecteurs CFAR conventionnelles souffrent d'une augmentation de la probabilité de la fausse alarme ainsi d'une dégradation des performances de détection. Dans ce contexte, notre travail sera focalisé sur la détection CFAR dans un clutter gamma distribué utilisent les détecteurs CA, GO, OS, TM, WAI-CFAR. Dans ce que suit, les règles de décision et les expressions de la probabilité de fausse alarme des différents détecteurs seront discutés.

La fonction de densité de probabilité et la fonction de densité cumulative la distribution gamma sont données respectivement par [Long1983] :

$$f(x) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} \exp(-\beta x) \quad (\text{II.10})$$

$$F(x) = \frac{\gamma(\alpha, \beta x)}{\Gamma(\alpha)} \quad (\text{II.11})$$

où α et β sont le paramètre de forme et le paramètre d'échelle respectivement. $\Gamma(\cdot)$ représente la fonction gamma. La pdf de la distribution gamma est connue par la fonction de densité de probabilité Chi-square.

II.4.1 CA-CFAR

L'estimation du niveau de clutter du détecteur CA-CFAR est :

$$Z_{CA} = \sum_{i=1}^{2N} X_i \quad (II.12)$$

La pdf de Z_{CA} est obtenue par la somme des variables aléatoires $2N$, elle peuvent être calculées à l'aide de la fonction caractéristique (CF) [Zhou2017]:

La CF d'une variable aléatoire de la distribution gamma est donné par :

$$\Phi_{Gamma}(\omega) = \frac{\beta^\alpha}{(\beta - j\omega)^\alpha} \quad (II.13)$$

La CF de Z_{CA} est la multiplication des CF de chaque variable aléatoire (IID) dans X_1, X_2, \dots, X_{2N} , donc elle est obtenus par :

$$\Phi_{CA}(\omega) = \prod_{i=1}^{2N} \Phi_{Gamma}(\omega) = \frac{\beta^{2N\alpha}}{(\beta + j\omega)^{2N\alpha}} \quad (II.14)$$

La pdf de Z_{CA} est calculé par la transformée de Fourier inverse de l'équation (II.14) comme suit :

$$f_{CA}(z) = \frac{\beta^{2N\alpha}}{\Gamma(2N\alpha)} z^{2N\alpha-1} e^{-\beta z} \quad (II.15)$$

L'équation (II.15) montre que le niveau de clutter est estimé par la méthode CA-CFAR dans un clutter gamma distribué, est une variable aléatoire avec le même paramètre d'échelle, alors que le paramètre de forme α passe à $2N\alpha$.

La $P_{fa,CA}$ est défini par :

$$P_{fa,CA} = \int_0^{\infty} \frac{\beta^{2N\alpha}}{\Gamma(2N\alpha)} z^{2N\alpha-1} e^{-\beta z} \left(1 - \frac{\gamma(\alpha, \beta Z T_{CA})}{\Gamma(\alpha)} \right) dz \quad (II.16)$$

où T_{CA} est le facteur de multiplication, $\Gamma(\cdot)$ est la fonction gamma et $\gamma(s, x)$ est la fonction gamma incomplète défini par :

$$\gamma(s, x) = \int_0^x t^{s-1} e^{-t} dt \quad (\text{II.17})$$

II.4.2 GO-CFAR

L'estimation du niveau de clutter du détecteur GO-CFAR est donné par :

$$Z_{GO} = \max(X, Y) \quad (\text{II.18}) \text{ où}$$

$$X = \sum_1^N X_i, Y = \sum_{N+1}^{2N} Y_i.$$

La pdf de Z_{GO} est donnée par [Zhou2017] :

$$f_{GO}(z) = f_X(z)F_Y(z) + f_Y(z)F_X(z) \quad (\text{II.19})$$

où $f(z)$ et $F(z)$ représente la pdf et la cdf du variable aléatoire respectivement. Les pdfs et cdfs de X et Y sont respectivement donnés par :

$$f_X(z) = f_Y(z) = \frac{\beta^{N\alpha}}{\Gamma(N\alpha)} Z^{N\alpha-1} e^{-\beta z} \quad (\text{II.20})$$

$$F_X(z) = F_Y(z) = \int_0^z \frac{\beta^{N\alpha}}{\Gamma(N\alpha)} x^{N\alpha-1} e^{-\beta x} dx = \frac{\gamma(N\alpha, \beta z)}{\Gamma(N\alpha)} \quad (\text{II.21})$$

en utilisant (II.19), la pdf de Z_{GO} peut être calculé comme :

$$f_{GO}(z) = f_X(z)F_Y(z) + f_Y(z)F_X(z) = \frac{\beta^{N\alpha}}{\Gamma^2(N\alpha)} z^{N\alpha-1} e^{-\beta z} \gamma(N\alpha, \beta z) \quad (\text{II.22})$$

La $P_{fa,GO}$ est défini par :

$$\begin{aligned} P_{fa,GO} &= \int_0^\infty f_{GO}(z) \left(1 - \frac{\gamma(\alpha, \beta z T_{GO})}{\Gamma(\alpha)} \right) dz \\ &= \int_0^\infty \frac{\beta^{N\alpha}}{\Gamma^2(N\alpha)} Z^{N\alpha-1} e^{-\beta z} \gamma(N\alpha, \beta z) \left(1 - \frac{\gamma(\alpha, \beta z T_{GO})}{\Gamma(\alpha)} \right) dz \end{aligned} \quad (\text{II.23})$$

où T_{GO} désigne le facteur de multiplication du détecteur GO-CFAR.

II.4.3 OS-CFAR

La méthode OS-CFAR, après le classement des échantillons dans un ordre croissant, on sélectionne un certain $k^{\text{ème}}$ échantillon comme le niveau de clutter Z_{OS} , sur un total de $2N$ échantillons. L'estimation du niveau de clutter du détecteur OS-CFAR est donné par :

$$Z_{OS} = X_{(k)} \quad (\text{II.24})$$

La pdf général du $k^{\text{ème}}$ échantillon du détecteur OS-CFAR est [Zhou2017]:

$$f_k(x) = k \binom{2N}{k} [1 - F(x)]^{2N-k} [F(x)]^{k-1} f(x) \quad (\text{II.25})$$

où $f(x)$ et $F(x)$ sont la pdf et la cdf respectivement de chaque échantillon du clutter.

La pdf de Z_{OS} est donné par :

$$f_{OS}(z, k) = k \binom{2N}{k} \left[1 - \frac{\gamma(\alpha, \beta z)}{\Gamma(\alpha)} \right]^{2N-k} \left[\frac{\gamma(\alpha, \beta z)}{\Gamma(\alpha)} \right]^{k-1} \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} z^{\alpha-1} e^{-\beta z} \quad (\text{II.26})$$

La $P_{fa,OS}$ est obtenue utilisant (II.26):

$$\begin{aligned} P_{fa,OS} &= \int_0^\infty f_{OS}(z) \left(1 - \frac{\gamma(\alpha, \beta z T_{OS})}{\Gamma(\alpha)} \right) dz \\ &= \int_0^\infty k \binom{2N}{k} \left[1 - \frac{\gamma(\alpha, \beta z)}{\Gamma(\alpha)} \right]^{2N-k} \left[\frac{\gamma(\alpha, \beta z)}{\Gamma(\alpha)} \right]^{k-1} \\ &\quad \cdot \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} z^{\alpha-1} e^{-\beta z} \left(1 - \frac{\gamma(\alpha, \beta z T_{OS})}{\Gamma(\alpha)} \right) dz \end{aligned} \quad (\text{II.27})$$

où T_{OS} est le facteur de multiplication du détecteur OS-CFAR.

II.4.4 TM-CFAR

Le détecteur de moyenne écrêtée TM-CFAR (Trimmed Mean CFAR) qui a été proposé par Gandhi et Kassam [Gandhi1988], peut être considéré comme une généralisation du détecteur OS-CFAR, dans lequel le niveau du clutter est estimée par une combinaison linéaire des échantillons de cellules de portée ordonnées selon leurs niveau croissantes et un certain nombre prédéfini à l'avance, des plus grandes et des plus petites valeurs sont éliminées pour qu'ensuite l'estimation soit accomplie comme dans le cas des détecteurs CA-CFAR. Cette technique est robuste en cas d'interférences et en environnement de clutter impulsionnel.

Le détecteur TM-CFAR estime le niveau du clutter en éliminant les plus petits échantillons r_1 et les plus grands échantillons r_2 [Gandhi1988]:

$$Z_{TM} = \frac{1}{N - r_1 - r_2} \sum_{i=r_1+1}^{N-r_2} X_i \quad (\text{II.28})$$

II.4.5 WAI-CFAR

Le détecteur WAI-CFAR (Weighted Amplitude Iteration) [Zhou2017], comportait à l'origine trois étapes : la mise à jour des données et tri ascendant de l'amplitude et la somme pondérée.

En supposant que les échantillons originaux dans la fenêtre P de référence sont : $S_N^0 = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ et les données après ascension sont :

$$D_N^0 = \{X_{(1)}, X_{(2)}, \dots, X_{(N)}\} \quad (\text{II.29})$$

Les valeurs minimales et maximales de cette séquence sont alors remplacées par des moyennes pondérées :

$$X^{(1)} = \eta X_{(1)} + (1 - \eta) X_{(N)} \quad (\text{II.30})$$

Si $\eta \in [0,1]$ est un facteur de pondération, les données selon (II.29) seront mises à jour comme suit :

$$S_{N-1}^1 = \{X_{(2)}, X_{(3)}, \dots, X_{(N-1)}, X^{(1)}\} \quad (\text{II.31})$$

Puis on répète l'opération de tri ascendant, et on récupère un nouvel échantillon :

$$D_{(N-1)}^{(1)} = \{X'_{(1)}, X'_{(2)}, \dots, X'_{(N-1)}\} \quad (\text{II.32})$$

La répétition incessante des équations (II.30) et (II.32) donne :

$$Z'_{WAI} = D_{(1)}^{(N-1)} \quad (\text{II.33})$$

L'équation (II.33) est utilisée pour estimer le niveau du clutter pour le détecteur WAI-CFAR.

Exemple d'application de l'algorithme WAI-CFAR :

Cet exemple montre le fonctionnement de l'algorithme WAI-CFAR :

$$2N = 4, \quad \eta = 0.5$$

$$1) \quad m = 0$$

$$S_4^0 = \{1, 16, 7, 9\}$$

$$D_{(4)}^{(0)} = \{1, 7, 9, 16\} \Rightarrow X^{(1)} = 8.5$$

$$2) \quad m = 1$$

$$S_3^1 = \{7, 9, 8.5\}$$

$$D_{(3)}^{(1)} = \{7, 8.5, 9\} \Rightarrow X^{(2)} = 8$$

$$3) m = 2$$

$$S_2^2 = \{8.5, 8\}$$

$$D_{(2)}^{(2)} = \{8, 8.5\} \Rightarrow X^{(3)} = 8.25$$

$$m = 3$$

$$S_1^3 = \{8.25\}$$

$$Z_{WAI} = D_{(1)}^{(3)} = \{8.25\}$$

II.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une étude détaillée de la détection CFAR, ou nous avons rappelé les algorithmes CFAR les plus utilisés dans la détection des cibles radar, tel que le CA, GO, SO, OS, VI, CMLD-CFAR. La PDF et les propriétés de la distribution gamma ont été également présentées et utilisé dans les développements mathématique du règle de décision des détecteurs CA, GO, OS, VI, WAI-CFAR ainsi que leurs probabilités de fausse alarme. Dans le chapitre suivant, des simulations seront effectuées pour évaluer les performances des différents détecteurs présentés dans ce chapitre.

Chapitre III

Résultats et discussion

III.1 Introduction

III.2 Résultats de simulation

III.3 Conclusion

III.1 Introduction

La tâche principale des systèmes radar est la détection de cible, le principe de base est fondu sur la comparaison du signal reçu avec un seuil de détection. Le seuil de détection est déterminé d'une façon adaptative suivant les variations instantanées de l'environnement (clutter) en maintenant une probabilité de fausse alarme constante (CFAR). Dans ce mémoire, nous avons considéré un environnement modélisé par une distribution gamma. Plusieurs détecteurs ont été également considérés ; les détecteurs CA, GO, OS, TM et WAI-CFAR. Les performances de détection seront analysées en termes de la probabilité de fausses alarmes et la probabilité de détection dans un environnement homogène et hétérogène.

Dans ce travail, les performances de détection sont effectuées par des simulations utilisant le logiciel MATLAB, plusieurs comparaisons ont été réalisées entre les détecteurs CA, GO, OS, TM et WAI-CFAR pour différents scénarios. Les simulations sont réalisées par la méthode de Monte Carlo.

III.2 Résultats de simulation

Dans cette section, nous évaluons les performances des détecteurs considérés ; CA, GO, OS, TM et WAI-CFAR dans un clutter gamma distribué homogène et hétérogène.

Les différentes simulations sont établies pour $n = 10^6$ test de Monte Carlo, le nombre de cellules de référence $N=16$, la probabilité de fausse alarme est fixée à $P_{FA} = 10^{-4}$.

Dans un premier lieu, la probabilité de fausse alarme du détecteur CA-CFAR pour différentes valeurs du paramètre d'échelle β (0.1, 1, 10) avec un paramètre de forme ($\alpha = 2$) est illustré dans la Figure III.1, la P_{FA} est tracé en fonction du facteur de multiplication T , on remarque que les courbes sont confondues, donc le détecteur CA-CFAR maintient la propriété CFAR par rapport au paramètre d'échelle. Maintenant, le paramètre d'échelle β est fixé à 0.1 et plusieurs valeurs du paramètre de forme α (1, 1.5, 2) ont été considérées, les résultats sont tracés dans la Figure III.2, on remarque que l'augmentation du paramètre de forme α provoque une diminution du facteur de multiplication T .

Pour le détecteur GO-CFAR, la Figure III.3 montre la probabilité de fausse alarme pour différentes valeurs du paramètre d'échelle β (0.1, 1, 10) avec un paramètre de forme $\alpha = 2$, on observe que les courbes sont confondues, donc le détecteur GO-CFAR maintient la propriété CFAR par rapport au paramètre d'échelle. Après, dans la Figure III.4 nous avons fixé le paramètre

d'échelle à 0.1 et le paramètre de forme α prend les valeurs (1, 1.5, 2), on observe que l'augmentation du paramètre de forme donne une diminution du facteur de multiplication T .

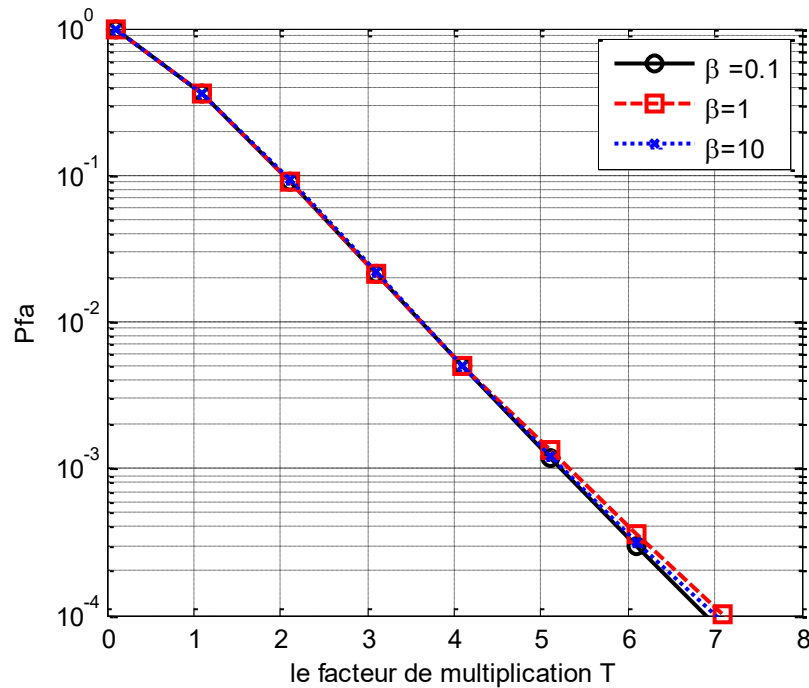


Figure III.1 La probabilité de fausse alarme du détecteur CA-CFAR dans un clutter Gamma distribué ($\beta=0.1, 1, 10$ et $\alpha=2$)

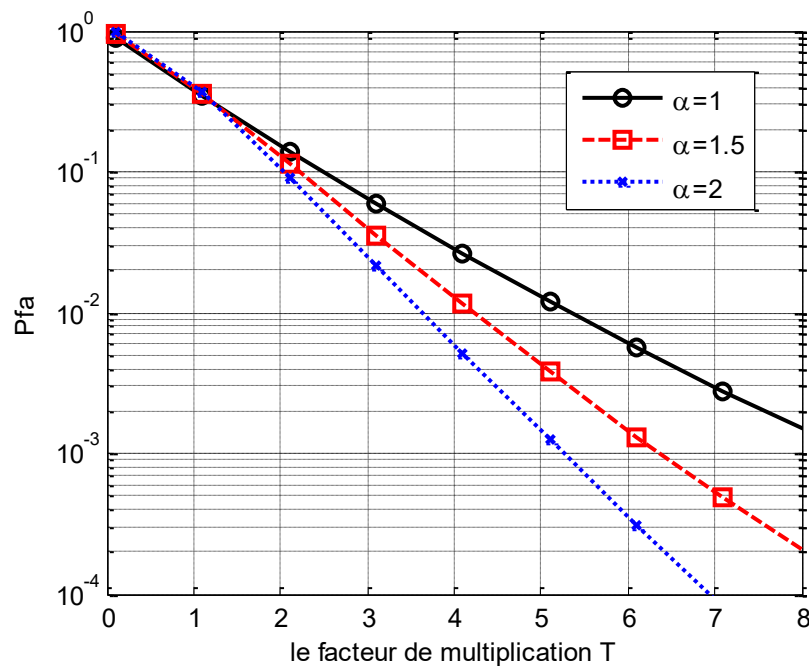


Figure III.2 La probabilité de fausse alarme du détecteur CA-CFAR dans un clutter Gamma distribué ($\beta=0.1$ et $\alpha=1,1.5, 2$)

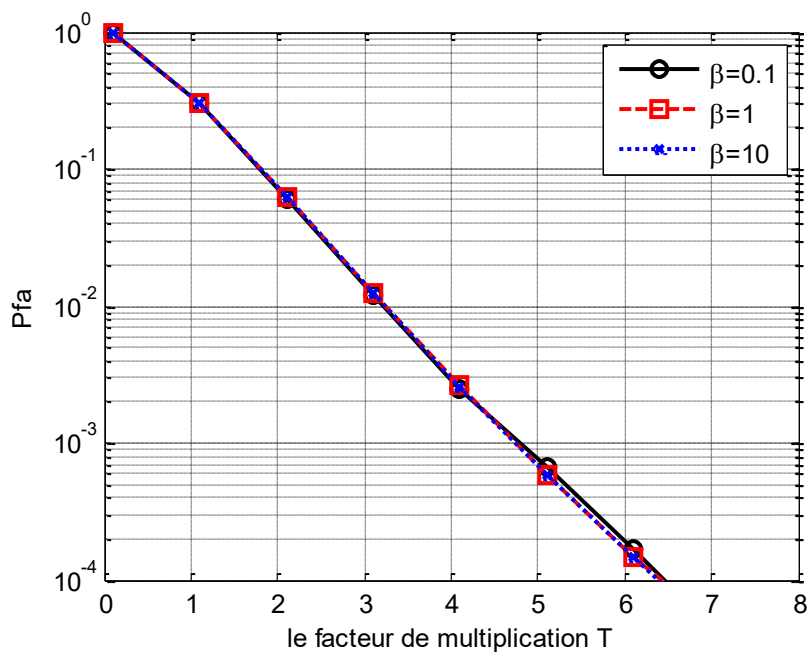


Figure III.3 La probabilité de fausse alarme du détecteur GO-CFAR dans un clutter Gamma distribué ($\beta = 0.1, 1, 10$ et $\alpha = 2$)

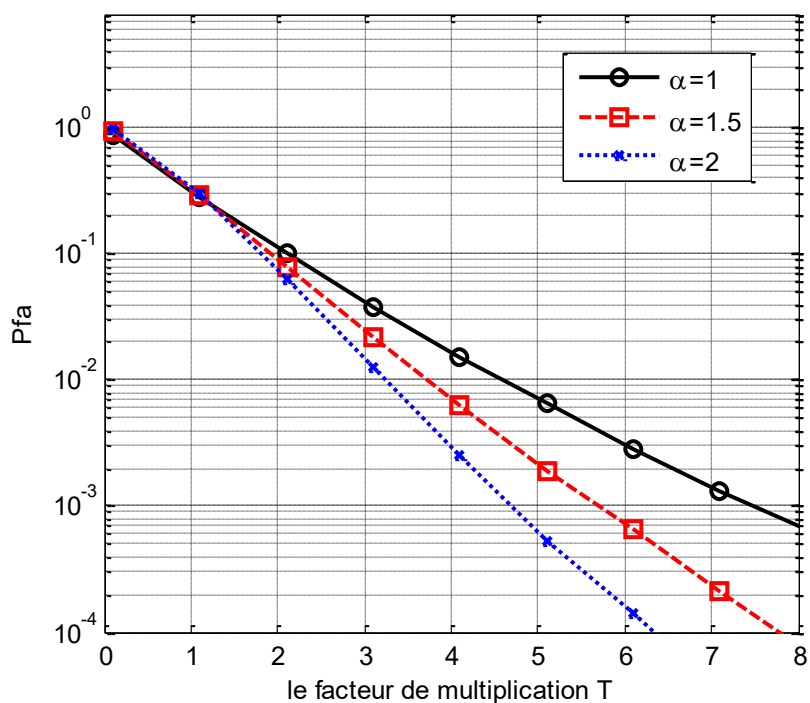


Figure III.4 La probabilité de fausse alarme du détecteur GO-CFAR dans un clutter Gamma distribué ($\beta = 0.1$ et $\alpha = 1, 1.5, 2$)

La Figure III.5 représente la probabilité de fausse alarme du détecteur OS-CFAR pour différentes valeurs du paramètre d'échelle β (0.1, 1, 10) avec un paramètre de forme ($\alpha = 2$), on observe que les courbes convergent, alors le détecteur OS-CFAR garanti la propriété CFAR par rapport le paramètre d'échelle. Les résultats obtenus pour différentes valeurs du paramètre de forme α (1, 1.5, 2) sont illustrés dans la Figure III.6.

Les figures III.7 et III.8, représente la probabilité de fausse alarme du détecteur TM-CFAR pour différentes valeurs du paramètre d'échelle β (0.1, 1, 10) et différentes valeurs des paramètres r_1 et r_2 ($r_1=r_2=1$, $r_1=r_2=2$, $r_1=r_2=3$) respectivement. Dans ce cas, la probabilité de détection du détecteur TM-CFAR pour plusieurs valeurs ($r_1=r_2=1$, $r_1=r_2=2$, $r_1=r_2=3$) est tracée dans la figure III.9, dans ce cas la valeur ($r_1 = r_2 = 1$) donne les meilleures performances.

Pour le détecteur WAI-CFAR, les courbes de la probabilité de fausse alarme pour différentes valeurs du paramètre d'échelle β (0.1, 1, 10) et pour plusieurs valeurs du facteur de pondération η (0,1, 0,5, 0,9) sont tracées dans les Figures III.10 et III.11. On remarque que l'augmentation du facteur de pondération η provoque une diminution du facteur de multiplication T . Ensuite, la probabilité de détection du détecteur WAI-CFAR pour différentes valeurs du facteur de pondération η (0,1, 0,5, 0,9) est tracée dans la Figure III.12. Dans ce cas la valeur $\eta=0,5$ donne les meilleures performances de détection.

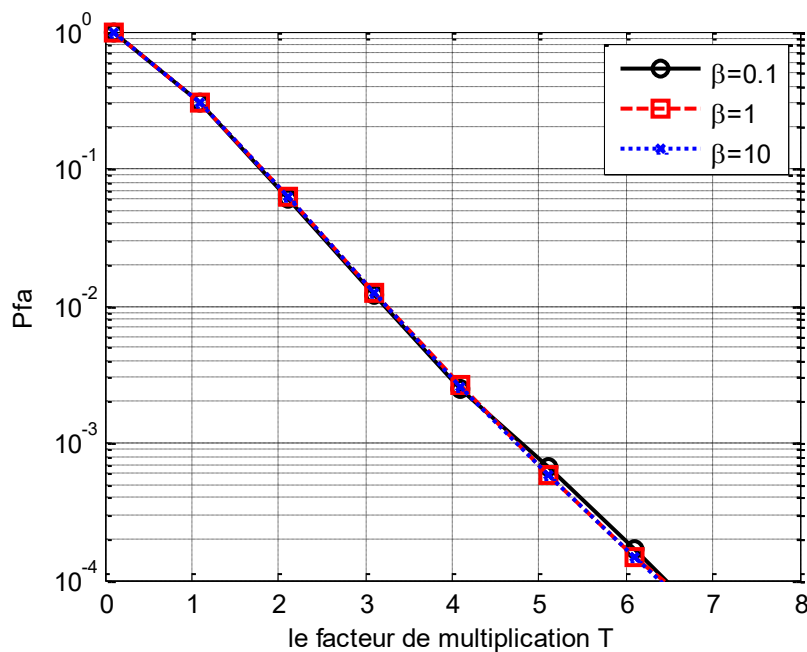


Figure III.5 La probabilité de fausse alarme du détecteur OS-CFAR dans un clutter Gamma distribué ($\beta = 0.1, 1, 10$ et $\alpha = 2$)

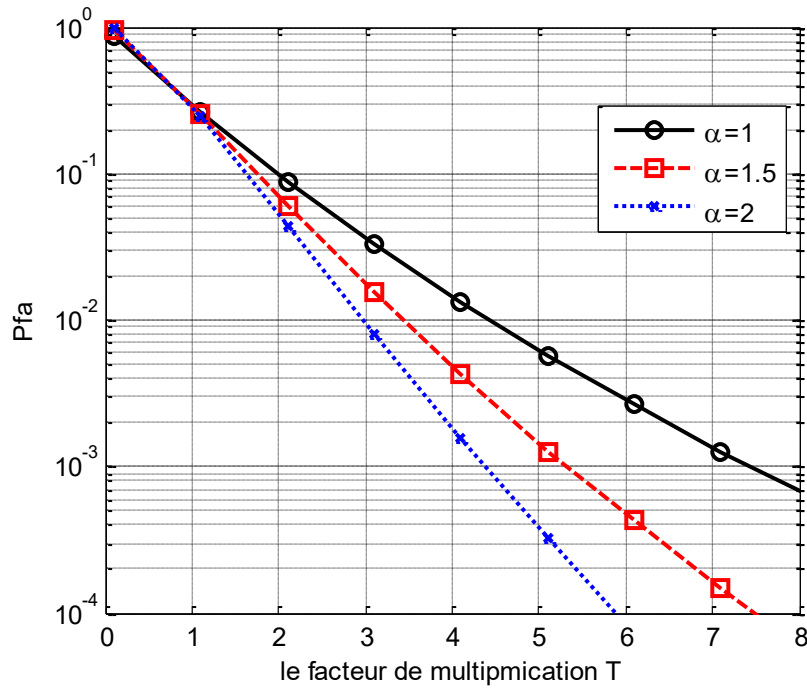


Figure III.6 La probabilité de fausse alarme du détecteur OS-CFAR dans un clutter Gamma distribué ($\beta=0.1$ et $\alpha=1,1.5, 2$)

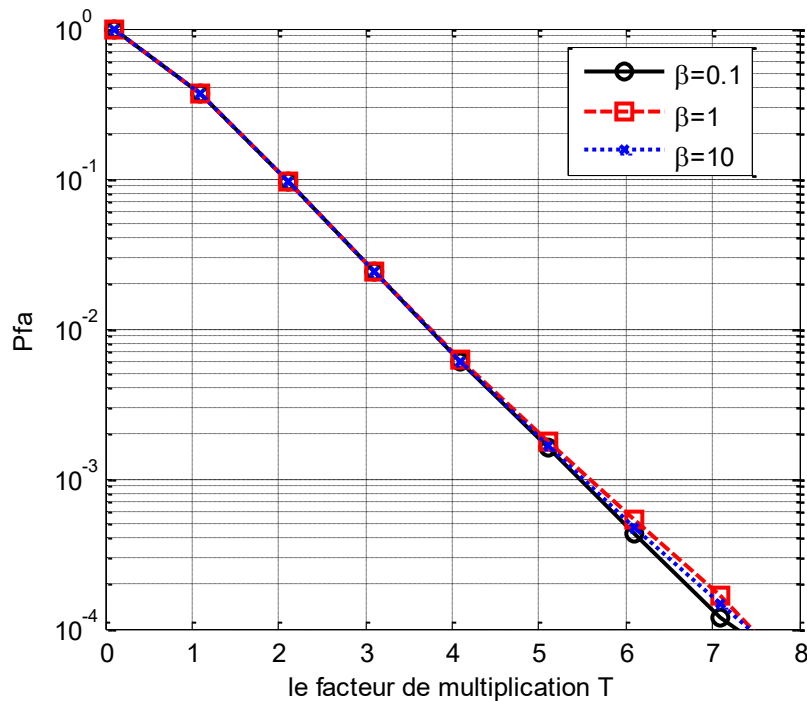


Figure III.7 La probabilité de fausse alarme du détecteur TM-CFAR dans un clutter Gamma distribué ($\beta=0.1, 1, 10$ et $\alpha=2$)

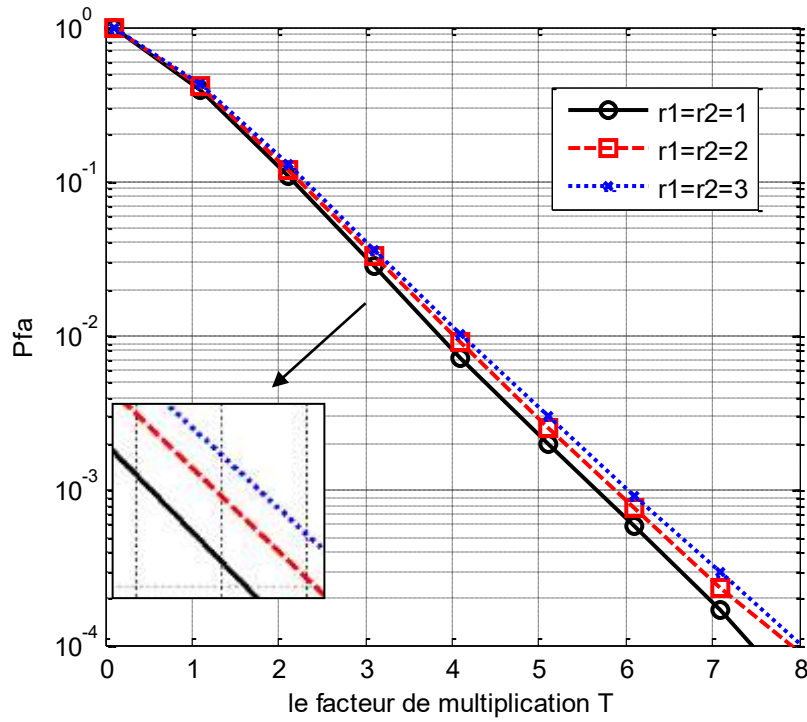


Figure III.8 La probabilité de fausse alarme du détecteur TM-CFAR dans un clutter Gamma distribué ($r_1=r_2=1$, $r_1=r_2=2$, $r_1=r_2=3$, $\beta=0.1$ et $\alpha=2$)

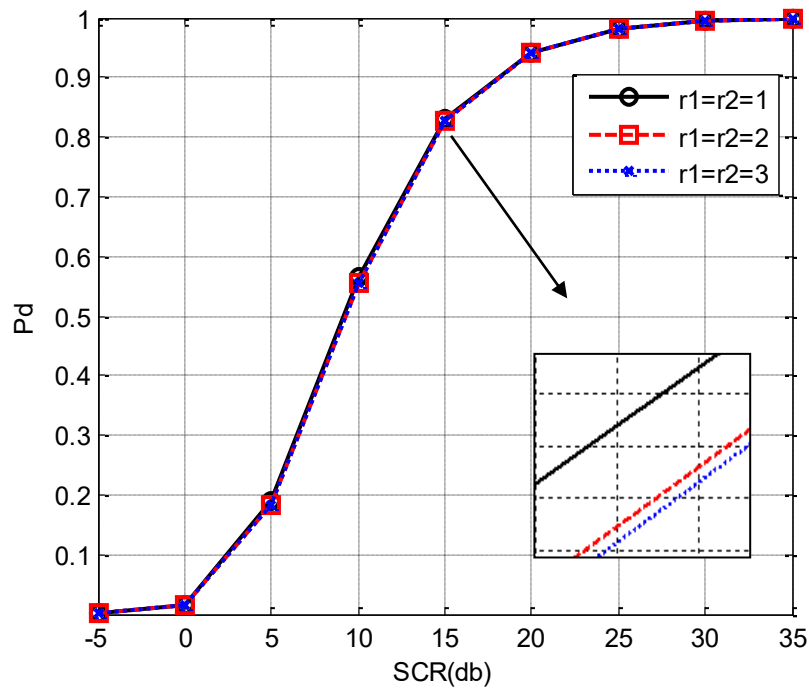


Figure III.9 La probabilité de détection du détecteur TM-CFAR dans un clutter gamma distribué ($r_1=r_2=1$, $r_1=r_2=2$, $r_1=r_2=3$, $\beta=0.1$ et $\alpha=2$)

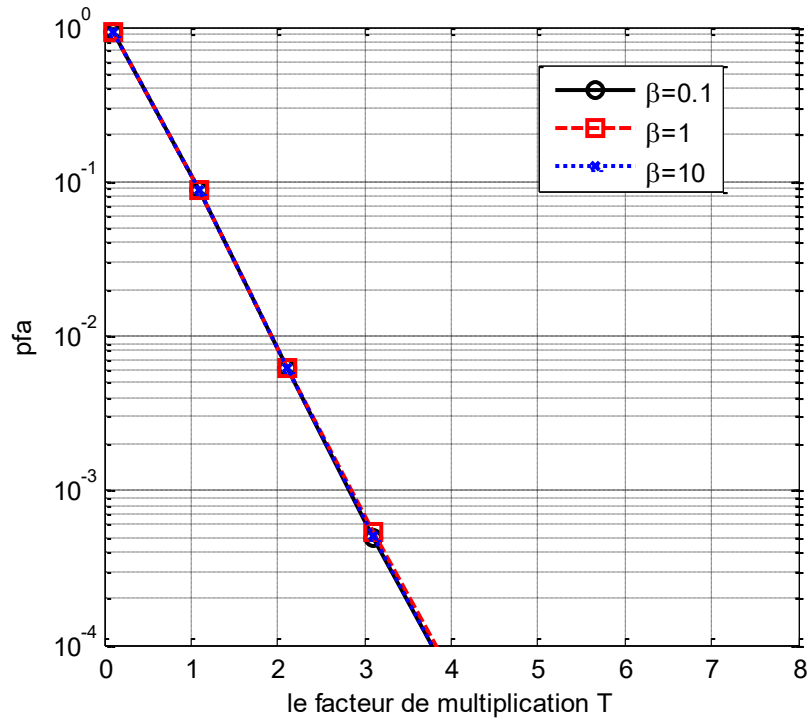


Figure III.10 La probabilité de fausse alarme du détecteur WAI-CFAR dans un clutter Gamma distribué ($\beta = 0.1, 1, 10$ et $\alpha = 2$)

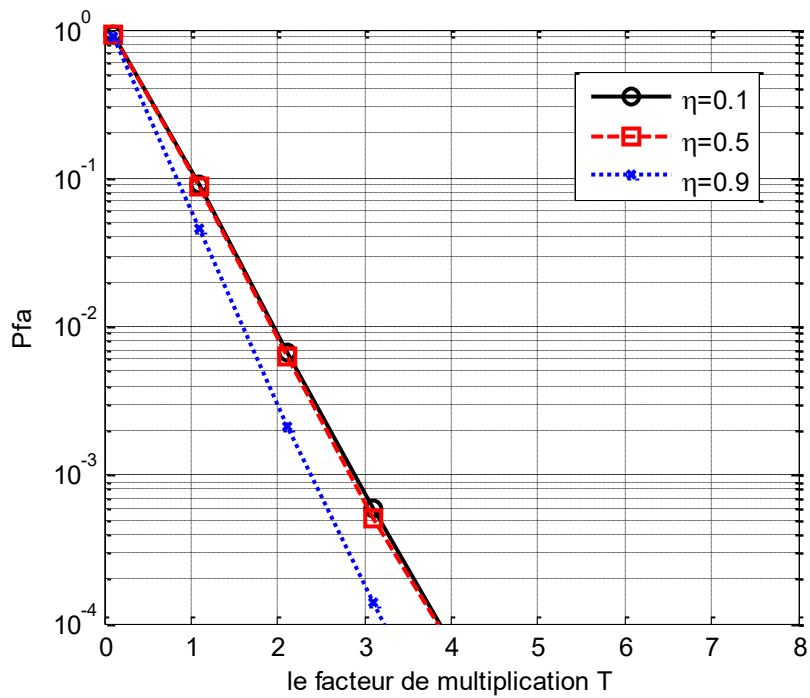


Figure III.11 La probabilité de fausse alarme du détecteur WAI-CFAR dans un clutter Gamma distribué ($\eta = 0.1, 0.5, 0.9$, $\beta = 0.1$ et $\alpha = 2$)

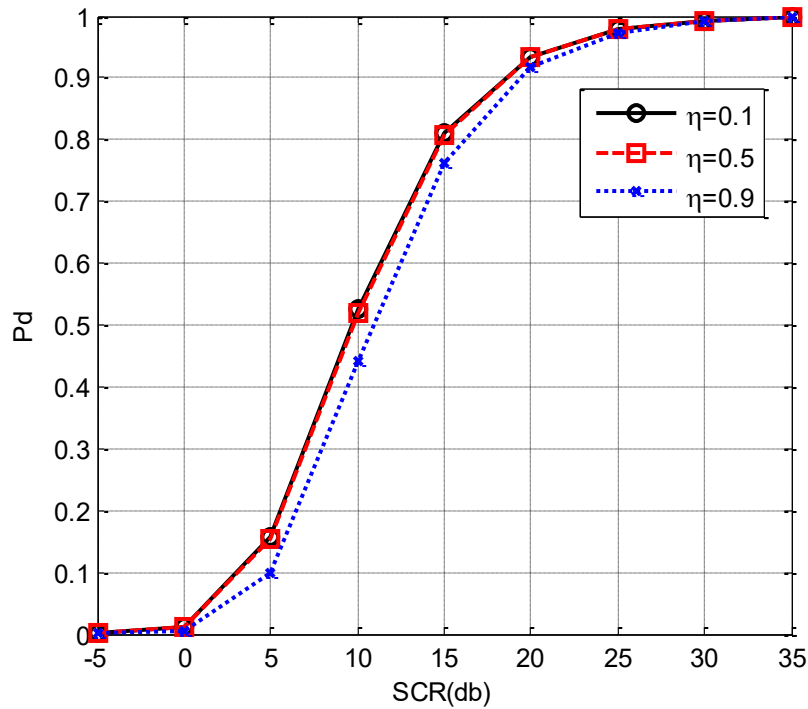


Figure III.12 La probabilité de détection du détecteur WAI-CFAR dans un clutter Gamma distribué ($\eta=0.1, 0.5, 0.9$, $\beta=0.1$ et $\alpha=2$)

III.2.1 Résultats de la détection CFAR pour un clutter homogène

Dans cette sous-section, nous évaluons les performances des détecteurs considérés ; CA, GO, OS, TM et WAI-CFAR dans un clutter gamma distribué homogène. Afin d'illustrer la robustesse de ces détecteurs, nous procédons une étude comparative entre ces détecteurs.

La Figure III.13 montre les courbes des probabilité du détection des détecteurs CA, GO, OS, TM et WAI-CFAR pour un paramètre d'échelle $\beta=0.1$ et un paramètre de forme $\alpha=2$ en fonction du SCR. Nous remarquons que le détecteur CA-CFAR offre les meilleures performances de détection par rapport aux autres détecteurs et cela peut être justifié par le fait que ce dernier utilise toutes les cellules de référence ($N=16$) pour estimer le niveau du clutter. Ensuite, le détecteur GO-CFAR cela est justifier par l'utilisation de la moitié des cellules de référence ($N/2$) pour estimer le niveau du clutter.

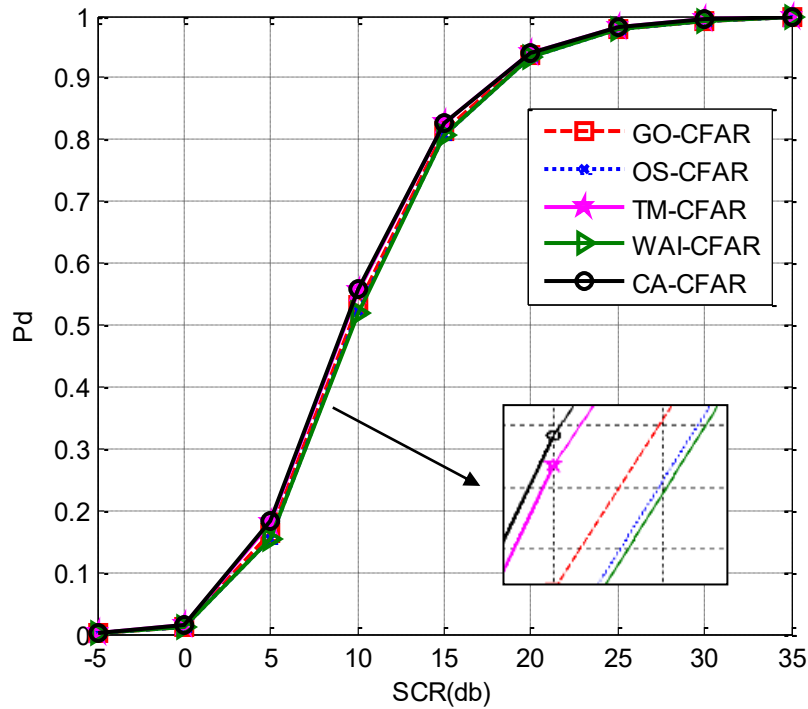


Figure III.13 Comparaison des probabilités de détection du détecteur CA, GO, OS, TM et WAI-CFAR dans un milieu homogène ($\beta = 0.1$ et $\alpha = 2$)

III.2.2 Résultats de la détection CFAR pour un clutter non homogène

Dans ce cas, le clutter n'est plus homogène à cause de la présence de cibles interférentes dans la fenêtre de référence. Les cibles interférentes, également appelées cibles multiples ou secondaires, sont définies comme étant des impulsions (ou des pics) élémentaires, souvent de forte puissance. Elles peuvent apparaître dans une ou plusieurs cellules de référence en amont ou en aval de la CST, cela est expliqué dans la figure III.14. Les deux pics représentent la puissance du signal écho qui provient des cibles interférentes. Ce phénomène est aussi connu sous le nom de l'effet de capture (Capture Effect). L'apparition des cibles interférentes conduit à une augmentation du seuil de détection ; ce que résulte en une dégradation des performances de détection.

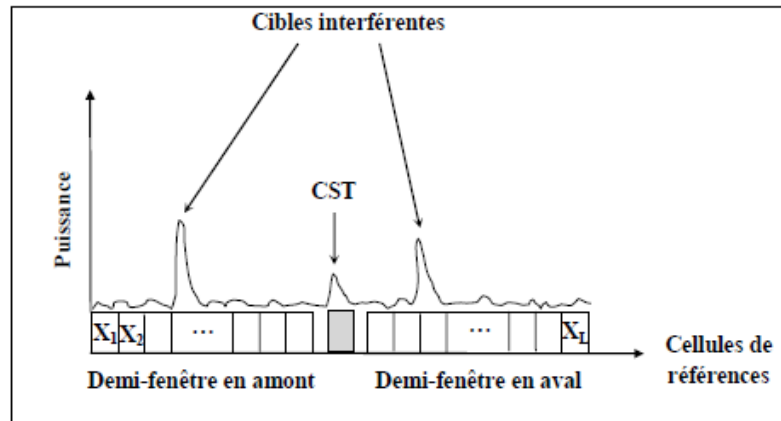


Figure III.14 Présence de cibles interférentes

Supposons que la cible interférente soit présente dans la fenêtre de référence et fluctue selon le modèle Swerling 1. Nous supposons également que le signal de la cible interférente s'ajoute de manière cohérente au clutter gamma dans la cellule contenant cette cible. Nous définissons alors le rapport interférence sur clutter, noté ICR (Interference-to-Clutter Ratio), comme étant le rapport de la puissance de la cible interférente et celle du clutter. Ce rapport s'exprime en décibel comme suit :

$$ICR_{db} = 10 \log_{10} \left(\frac{P_i}{P_c} \right) \quad (\text{III.1})$$

La Figure III.15, montre une comparaison des probabilités de détection du détecteur CA, GO, OS, TM et WAI-CFAR dans un milieu non homogène avec la présence d'une cible interférente dans la cellule 10. Nous remarquons que le détecteur TM-CFAR offre les meilleures performances de détection par rapport aux autres détecteurs, ensuite le détecteur OS-CFAR qui vient dans la deuxième place par rapport aux autres détecteurs.

Maintenant, nous injectons deux cibles interférentes dans la demi-fenêtre en amont et en aval de la CST, précisément dans les cellules 3 et 10, respectivement. D'après les résultats de la Figure III.16, nous remarquons que le détecteur OS-CFAR est le plus robuste. De plus, les performances du détecteur TM-CFAR sont dégradées.

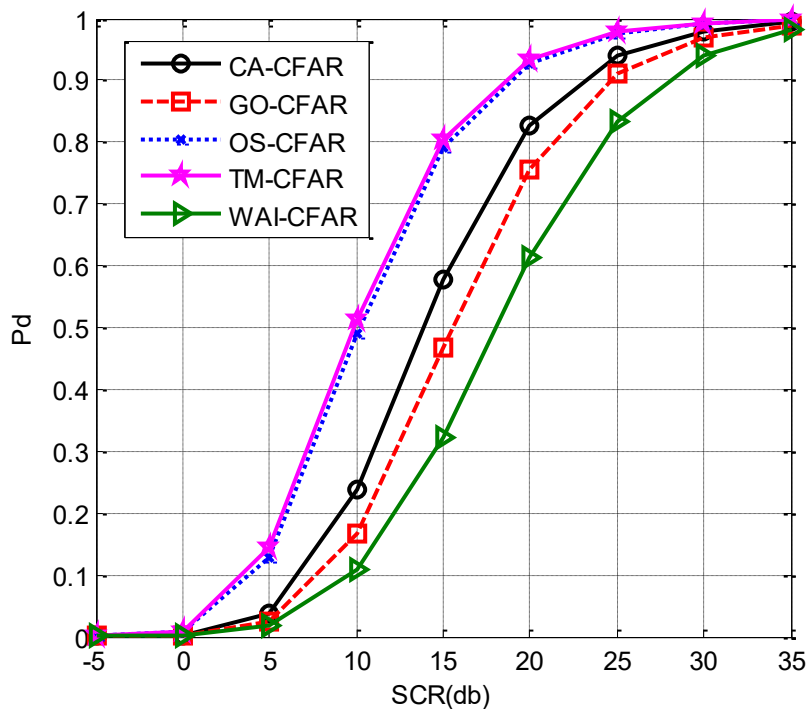


Figure III.15 Comparaison des probabilités de détection du détecteur CA, GO, OS, TM et WAI-CFAR dans un milieu non homogène (présence d'une cible interférente dans la cellule 10)

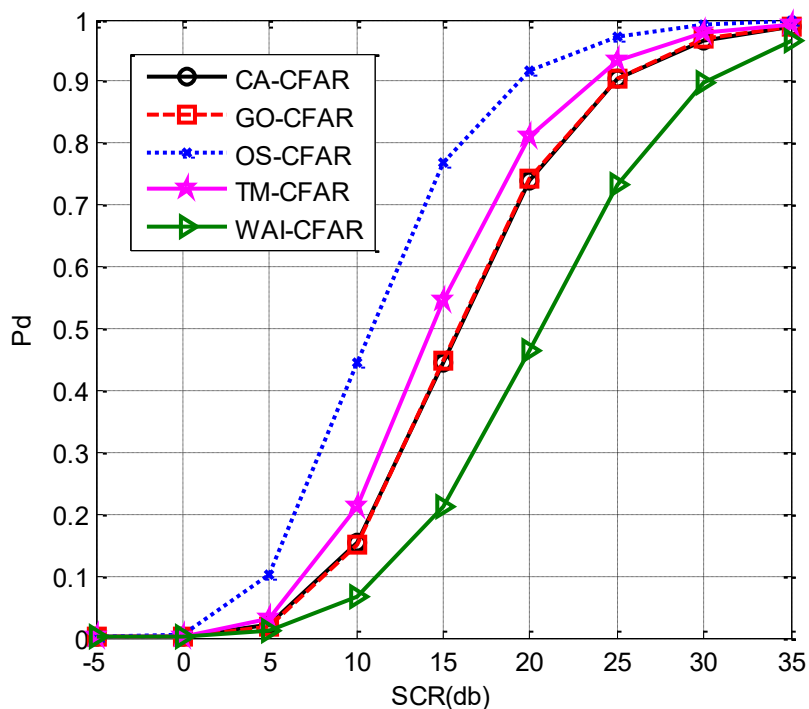


Figure III.16 Comparaison des probabilités de détection du détecteur CA, GO, OS, TM et WAI-CFAR dans un milieu non homogène (présence d'une cible interférente dans les cellules 3 et 10)

III.3 Conclusion

Ce chapitre présente une étude des performances de détection dans un clutter gamma distribué utilisant les détecteurs CA, GO, OS, TM et WAI-CFAR. Dans un premier lieu, nous avons tracé les courbes de la probabilité de fausse alarme des détecteurs considérés pour les différents paramètres du clutter. Dans ce cas, tous les détecteurs respectent la propriété CFAR par rapport au paramètre d'échelle. Ensuite, les performances de détection sont analysées en termes de la probabilité de détection. Les résultats obtenus pour un clutter homogène montre que le détecteur CA-CFAR donne les meilleures performances. Pour le clutter hétérogène, en présence de cibles interférentes, les performances du détecteurs CA-CFAR sont fortement dégradées et les détecteurs OS-CFAR, TM-CFAR et WAI-CFAR offrent des performances variables suivant le nombre et la position des interférences.

Conclusion générale

Dans ce mémoire, on a considéré la détection radar CFAR dans un environnement gamma distribué. La distribution gamma a été utilisée dans plusieurs travaux de recherche pour décrire la variation statistique du clutter non Gaussien tel que le clutter de mer. Pour le but de comprendre les différents concepts de base des systèmes radar nous avons présenté dans le premier chapitre le principe de fonctionnement du radar ainsi que la théorie de la décision. Ensuite, nous avons rappelé les différents modèles statistiques des cibles et du clutter. La méthode de détection CFAR utilisée dans cette étude, est basée sur des algorithmes qui calculent le seuil de détection adaptativement suivant les variations instantanées du clutter, les algorithmes de détection les plus utilisés sont exposés dans le deuxième chapitre. De plus, les détecteurs CA, GO, OS, TM et WAI-CFAR pour un clutter gamma distribué sont présentés en donnant leurs règles de décision et expressions de fausse alarme. Dans le dernier chapitre, nous avons évalué les performances de détection des différents détecteurs CA, GO, OS, TM et WAI-CFAR. D'après les résultats obtenus de la probabilité de fausse alarme, tous les détecteurs respectent la propriété CFAR par rapport au paramètre d'échelle de la distribution gamma. Ensuite, les performances de détection sont analysées en termes de la probabilité de détection. Les résultats pour un clutter homogène montre que le détecteur CA-CFAR donne les meilleures performances. Pour le clutter hétérogène, en présence de cibles interférentes, les performances des détecteurs CA-CFAR sont fortement dégradées et les détecteurs OS-CFAR, TM-CFAR et WAI-CFAR offrent des performances variables suivant le nombre et la position des interférences. Enfin, nous proposons comme perspective d'étudier les performances de détection pour les radars MIMO (Multiple Input Multiple Output).

Références

- [Barkat2005] Barkat, M., “Signal Detection and Estimation”. *Artech House*, 2005
- [BAKER1985] BAKER, C. J. et WARD, K. D., “Coherent and noncoherent properties of K distributed sea clutter,” *RSRE Research Review*, 1985, p. 31-33.
- [Chalabi2016] Chalabi, I., “Estimation et détection adaptive des cibles pour radars MIMO dans un Environnement de Clutter non-Gaussien”. *Doctorat en Sciences, Département d’Electronique, Université de M’sila*, 2016.
- [Chalabi2017] Chalabi, I., Mezache, A., Soltani, F., and Khaldi, F., “CFAR Detectors for MIMO Radars in a Pareto Background”, *IEEE Seminar on Detection Systems: Architectures and Technologies (DAT’2017)*, February 20-22, 2017, Algiers, Algeria.
- [Conte2002] Conte E., De Maio., RicciG. “CFAR detection of distributed target sin Non Gaussian Disturbance”, *IEEE Transaction son Aerospace and Electronic Systems, AES-29,(3)*, April2002.
- [Darricau2003] Darricau, J., and Blanchard, Y., “ Histoire du radar dans le monde puis en France”, *PEGASE Electricité et Electronique*, 2003.
- [Finn1968] Finn, H. M., and Johnson, R. S., “Adaptive detection mode with threshold control as a function of spatially sampled clutter level estimates,” *Radio Corporation of America Review, Vol. 29, N°3, pp. 414-465*, September 1968.
- [Farina1997] Farina, A., Gini, F., Greco, M.V., and Verrazzani, L., “High resolution sea clutter data : statisticalanalysis of recorded live data,” *IEE Pro-Radar. Sonar Navig. Vol. 144, N° 3, June 1997*.
- [Farshchian2010] Farshchian, M., and Posner, F. L., “The Pareto distribution for low grazing angle and high resolution X-band sea clutter,” *Proceedings of IEEE Radar Conference., Arlington, VA, USA, pp. 789-793*, 2010.
- [Gandhi1988] Gandhi, P.P., and Kassam, S.A., “Analysis of CFAR processors in non-homogeneous background,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 24, N° 4, pp. 427-445*, July 1988.
- [Goldstein1973] 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.
- [Hansen1973] Hansen, V.G., “Constant false alarm rate processing in search radars”. *IEEE Transactions on Aerospace And Electronic System.1973*
- [Keith2013] Keith, W., Robert Tough., “Sea Clutter Scattering, the K Distribution and Radar Performance”, *Simon Watts (IET, London, UK, 2nd edn.)*, 2013.

- [Long1983] Long, M. W., "Radar Reflectivity of Land and Sea. Norwood, MA", *Artech House*, 1983.
- [Lewinski1983] Lewinski, D. J., "Nonstationary probabilistic target and clutter scattering models," *IEEE Transactions on Antennas Propagation*, Vol. 31, N° 3, 480-498, 1983.
- [Mezache2015a] Mezache, A., Sahed, M., Soltani, F., and Chalabi, I., "Model for non-Rayleigh Clutter Amplitudes Using Compound Inverse Gaussian Distribution: An Experimental Analysis" *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 51, N° 1, pp. 142-153, January 2015
- [Rickard1977] Rickard, J. T., and Dillard, G. M., "Adaptive detection algorithms for multiple Target Situations," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 13, N° 4, pp. 338-343. 1977.
- [Rohling1983] Rohling, H., "Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 19, N° 4, pp. 608-621, July 1983.
- [Rosenberg2013] Rosenberg, L., and Bocquet, S., "The Pareto distribution for high grazing angle sea clutter," *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Conference*, Melbourne, Australia, pp. 4209-4212, 2013.
- [Skolnik2008] Skolnik, M. I., "Radar Handbook", *3rd Ed, McGraw-Hill*, New York, 2008.
- [Smith2000] Smith, M., and Varshny, K., "Intelligent CFAR processor based on data variability," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 36, N° 3, pp. 837-847. July 2000.
- [Steven1998] Steven, M. K., "Fundamentals of Statistical Signal Processing Volume 2 Detection Theory", *Prentice Hall*, New Jersey, 1998.
- [Swerling1960] Swerling, P., "Probability of detection for fluctuating targets," *IRE Transactions on Information Theory*, Vol. 16, N° 2, pp. 269-308, April 1960.
- [Smith2000] Smith, M., and Varshny, K., "Intelligent CFAR processor based on data variability," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 36, N° 3, pp. 837-847. July 2000.
- [Trunk1978] Trunk, G. V., "Range resolution of targets using automatic detection," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 14, N° 5, pp. 750-755, September 1978.
- [Ward1981] Ward, K. D., "Compound representation of high resolution sea clutter," *Electronics Letters*, Vol. 17, N° 16, pp. 561-563, August 1981.
- [Ward1982] Ward, K. D., "A radar sea clutter model and its application to performance assessment," *IEE Conference Publication*, pp. 203-207, October 1982.

[Ward1985] Ward, K. D., and Watts, S., “Radar sea clutter,” *Microwave Journal*, Vol. 28, N°. 6, pp. 109-121, Juin 1985.

[Watts1985] 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.

[Watts1987] 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.

[Zhou2017] Zhou, W.,e, J., Li, G., & Du, Y. “Robust CFAR detector with weighted amplitude iteration in nonhomogeneous sea clutter”. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 53(3), 1520-1535. 2017.