

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de L'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



جامعة محمد بوضياف - المسيلة
Université Mohamed Boudiaf - M'sila
UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF-M'SILA
FACULTE DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT DE L'ELECTRONIQUE

MEMOIRE DE MASTER

DOMAINE : Sciences et Technologies

FILIERE : Electronique

OPTION : Systèmes de Télécommunications Numériques

Thème

***Détection CFAR Appliquée au Système Radar MIMO
dans un Clutter Pareto Distribué***

Présenté par :

Boudria Aicha

Encadré par :

Pr. MEZACHE Amar

N° d'ordre : 2016/..../

Promotion : JUIN 2016

REMERCIEMENT

C'est avec un grand plaisir que je réserve ces lignes en signe de reconnaissance à tous ceux qui ont de près ou de loin contribué à rendre ce travail possible. Même si des fois nos expressions nous trahissent et n'expriment pas réellement nos sentiments les plus sincères.

Ma profonde gratitude va en premier, à Allah le tout puissant, le miséricordieux de m'avoir donné la force et la patience d'arriver à mettre ce travail à terme.

Puis; je voudrais remercier mon encadreur Professeur Amar MEZACHE pour la confiance qu'il a mise en moi, qu'il trouve ici toute ma gratitude et sur toute ma parfaite considération de l'intérêt qu'il portait à ce travail depuis sa proposition de ce sujet.

Je remercie très sincèrement aux membres de jury d'avoir bien voulu accepter d'être examinateurs et tous les enseignants du département d'électronique. A toute personne qui a participé de près ou de loin pour l'accomplissement de ce modeste travail.

Merci....

Boudria Aicha

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail à ceux qui ont passé leurs vies rêvant de voir ce

jour ,à ceux qui m'ont entourés et de tendresse..... ;

À toute ma famille 'grande et petite' et tous mes proches

À tous ... je dédie ce modeste travail. ”

Boudria Aicha

Résumé

Les algorithmes CFAR (Constant False Alarm rate) sont extrêmement utiles pour la détection des cibles dans un environnement de clutter avec des paramètres inconnus. Une série de procédures CFAR tels que le GM (Geometric mean), GO (Greatest of), SO (Smallest of) et OS (Order statistic)-CFAR ont été largement étudiés et analysés utilisant un système de détection radar SISO (Single Input Single Output). Afin d'améliorer les performances de détection des cibles immergées dans clutter Pareto distribué, ces détecteurs CFAR sont généralisés dans ce travail en considérant le système radar MIMO (Multi Input Multi Output). En effet, les expressions analytiques de la probabilité de fausse alarme sont développées et la méthode de simulation Monte-Carlo est appliquée pour déterminer les probabilités de détection en fonction du rapport signal-sur-clutter (SCR). Lors des résultats de la détection illustrés, on a conclu que l'algorithme GM-CFAR était efficace en environnement homogène du clutter tandis que les algorithmes OS-CFAR et SO-CFAR ont prouvé une meilleure robustesse devant la présence des cibles interférentes. Dans le cas d'un environnement hétérogène causé par l'effet de masque (présence du bord de clutter), les algorithmes GO-CFAR et SO-CFAR s'adaptent mieux mais n'assurent pas à 100% de bonnes robustesses pour quelque soit la position du bord de clutter dans la fenêtre de référence.

Summarized

The CFAR algorithms (Constant False Alarm misses) are extremely useful for the detection of targets in an environment of clutter with the unknown parameters. A set of the CFARS procedures as the GM (Geometric Mean), GO (Greatest Of), SO (Smallest Of) and OS (Order statistic)-CFARS have been studied extensively and have been analyzed using a system of detection radar SISO (Single Input Single Output). in order to improve performances of target detection immersed in Pareto clutter distributed, this detecting CFAR are generalized in this work while considering the system radar MIMO (Multi Input Multi Output). In fact, the analytic expressions of the false alarm probability are developed and the method of Monte - Carlo simulation is applied to determine probabilities of detection according to signal - on - clutter report (SCR). At the time of results of detection pictorial, we concluded that the GM-CFAR algorithm was efficient in homogeneous environment of the clutter while OS - CFARS and SO-CFARS algorithms proved a better hardiness before the presence of targets interférenteses. In the case of a heterogeneous environment caused by the effect of mask (presence of the clutter side), the GO-CFARS and SO-CFARS algorithms adjust better but don't assure to 100% of good hardiness for some either the position of the clutter side in the window of reference.

Table des matières

Symboles et notations	III
Acronymes généraux.....	V
Liste des figures.....	VII

Introduction générale

1.1 Introduction.....	1
1.2 Motivations.....	2
1.3 Organisation du mémoire.....	4

Chapitre 1 : Concept radar

1. 1 Introduction.....	6
1. 2 Classification des systèmes radar.....	9
1.2.1 Radars imageurs / Radars non imageur.....	9
1.2.2 Radars primaires.....	9
1.2.3 Radars à impulsions.....	10
1.2.4 Radars à onde continue.....	10
1.2.5 Radars secondaires.....	11
1. 3 Principe de fonctionnement.....	11
1. 4 Les composants d'un système radar.....	11
1.4.1 Le transmetteur.....	13
1.4.2 Le duplexeur.....	13
1.4.3 L'antenne.....	13
1.4.4 Le récepteur.....	14
1.4.5 L'étage de traitement du signal.....	14
1. 5 Equation du radar en espace libre.....	14
1. 6 Théorie de la décision.....	16
1. 7 Modèles statistiques des cibles.....	20
1. 8 Modèles statistiques du clutter de mer.....	22
1.8.1 Le modèle de Weibull.....	23
1.8.2 Le modèle Log-normal.....	23
1.8.3 le modèle K.....	23
1.8.4 Distribution de Pareto généralisée (GP).....	24
1.8.5 Distribution de Pareto.....	25

1.8.6 Distribution Inverse Gaussienne composée (CIG).....	25
1.8.7 Distribution généralisée composée (GC).....	26
1.9 Conclusion.....	27

Chapitre 2 Détection CFAR dans un clutter Pareto distribué pour des radars MIMO

2. 1 Introduction.....	30
2. 2 Radar MIMO.....	30
2.2.1 Radar MIMO statistique.....	31
2.2.2 Application des systèmes radar.....	32
2. 2.3 Optimisation de forme d'onde	32
2.2.4 Radar MIMO cohérent	32
2. 3 Distribution de Pareto.....	33
2. 4 La Détection CFAR.....	35
2.5 Détecteurs CFAR pour un radar MIMO	40
2.5.1 Détecteur (GM-CFAR)	40
2.5.2 Détecteur (GO-CFAR)	41
2.5.3 Détecteur (SO-CFAR)	42
2.5.4 Détecteur (OS-CFAR)	43
2. 6 Conclusion.....	44

Chapitre 3 : Résultats de la détection CFAR pour un radar MIMO

3. 1 Introduction.....	46
3. 2 Résultats de la détection CFAR dans un clutter homogène	47
3. 3 Résultats de la détection CFAR dans un clutter hétérogène.....	53
3 .3 .1 Présence des cibles interférentes.....	53
3 .3 .2 Présence du bord de clutter(clutter edge).....	57
3. 4 Conclusion.....	62

Conclusions Générales

1. Conclusions.....	64
2. Perspectives.....	65

<u>Références</u>	66
--------------------------------	----

Symboles et Notation

λ	Longueur d'onde de radar
$S_r(t)$	Signal réfléchi
$S_e(t)$	Signal émis
D	La distance radar cible
F_i	Fréquence intermédiaire
P_p	Puissance de point de l'impulsion transmise
P_r	Puissance de l'écho reçu
L_t	Pertes totales en transmission
L_r	Pertes totales en réception
G	Gain de l'antenne
S	Surface équivalente de l'antenne radar
E_i	Amplitude du champ électromagnétique incident
E_r	Amplitude de champ électromagnétique réfléchi
K°	Constante de Boltzmann
T°	Température due au bruit du système
B	La bande passante du bruit au niveau du récepteur
\bar{S}	Le rapport signal sur bruit
P_{\min}	Puissance minimal
Q	Composante en quadrature de phase du signal reçu
I	Composante en phase
H_1	Hypothèse alternative de test de détection caractérisant une cible présente
H_0	Hypothèse nulle de test de détection caractérisant une cible absente
$S_1(t)$	Signal reçu sous hypothèse alternative H_1
$S_0(t)$	Signal reçu sous hypothèse nulle H_0
γ	Le niveau de seuil de détection par le critère de bayes

η	Seuil de détection logarithmique par le critère de Bayes $\eta = \ln \gamma$
$\Lambda(r)$	Rapport de vraisemblance (Likelihood ratio)
P_d	Probabilité de détection
P_{FA}	Probabilité de Fausse alarme
P_M	Probabilité de non-détection
σ_t^2	Variance du signal de la cible
b	Paramètres d'échelle de la distribution de Weibull
c	Paramètres de forme de la distribution de Weibull
$\Gamma(.)$	La fonction gamma
σ^2	La variance thermique correspondante à la distribution log-normal
α	Paramètre de forme de la distribution Pareto généralisée
$\nu_{1,2}$	Paramètres de formes du modèle composé généralisée
$b_{1,2}$	Paramètres de puissances
d_e^a	La distance relative entre les antennes d'émission
d_r^a	La distance relative entre les antennes de réception
d_e	La distance émetteur-cible
d_r	La distance cible-récepteur
d_r^c, d_e^c	Dimension de la cible
P_n	La puissance du bruit thermique
τ	Le facteur d'échelle du seuil de détection T
$\Psi(.)$	La fonction P_{si}
L	La taille de la fenêtre de référence
MN	Le nombre de transmetteurs/récepteurs
n	Le nombre des essais

Acronymes généraux

RADAR	Radio detection and Ranging
MIMO	Multiple Input Multiple Output
CFAR/TFAC	Constant False Alarm Rate / Taux de Fausse Alarme Constant
CUT/CST	Cell Under Test /Cellule Sous Test
GM-CFAR	Geometric mean –CFAR
OS-CFAR	Order-statistic CFAR
SO-CFAR	Smallest-of CFAR
GO-CFAR	Greatest-of CFAR
GP	Distribution Pareto généralisée
CIG	Distribution inverse Gaussienne composée
RDF	Radio direction and Finding
SAR	Radar à ouverture synthétique
PRF	Pulse Repetition Frequency
PSR	Primary surveillance radar
RCS	Radar Cross Section
MDS	Minimum Discernable Signal
SNR/RSB	Signal-to-Noise Ratio / Rapport Signal-sur-Bruit
PDF/FDP	Probability Density Function/ Fonction de Densité de Probabilité
FOME	Fractional Order Moment Estimator
MLE	Maximum Likelihood Estimation
UE	Unbiased Estimator
IG	Inverse Gaussienne
GC	Generalized compound
G Γ	Generalized Gamma
WC	Weibull-speckle-Gamma-Mean

HG	Hypergéométriques
CCDF	Complementary cumulative distributed function
iid	Indépendants et identiquement distribués
<i>ICR</i>	Interference-to-Clutter Ratio
RF	Radio Frequency
HF	High Frequency
SCR/RSC	Signal-to-Clutter Ratio / Rapport Signal-sur-Clutter
CNR/RCB	Clutter-to-Noise Ratio / Rapport Clutter-sur-Bruit
<i>CCR</i>	Clutter-to-Clutter Ratio
HH	Horizontel-Horizontel-Polarisation
VV	Vertical-Vertical-polarisation
PR	Pulse Radars

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1	Forme général d'un radar.....	8
Figure 1. 2	Différent types des systèmes radar.....	9
Figure 1.3	Classification des systèmes radar	10
Figure. 1. 4	Principe de l'émission du radar	12
Figure. 1. 5	Les composantes du radar	12
Figure. 1. 6	Décision entre deux hypothèses alternatives	16
Figure. 1. 7	Définition des quantités pour un test binaire.....	17
Figure. 1. 8	Conception du RCS (avions).....	21
Figure. 1. 9	Conception du RCS (missiles).....	22
Figure. 1. 10	Le modèle GC et ses distributions particulières utilisées dans la détection des cibles radar.....	27
Figure. 2.1	Radar MIMO.....	31
Figure. 2. 2	Concepts des radars MIMO statistique et cohérent.....	31
Figure. 2. 3	Concepts d'un radar MIMO	33
Figure. 2. 4	Distribution de Pareto en fonction de l'intensité, X	35
Figure. 2. 5	Effet du changement de la puissance du bruit sur la P_{FA} pour un seuil de détection fixe avec $\alpha_0=10^{-6}$ et $\sigma_d^2 = 1$	37
Figure. 2. 6	Matrice distance/vitesse d'un radar Doppler à impulsions	38
Figure. 2. 7	Processus d'échantillonnage en portée et en fréquence (Doppler).....	38
Figure. 2. 8	Architecture générale de la détection CFAR.....	39
Figure. 2. 9	Récepteur linéaire pour des signaux avec une phase et amplitude aléatoires.....	39
Figure. 3. 1	P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $\beta=1$, $MN=1$ et $L=24$. ($\tau_{GM}=0.33$; $\tau_{SO}=0.87$; $\tau_{GO}=0.59$ et $\tau_{OS}=6.3$).....	49
Figure. 3. 2	P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $\beta=1$, $MN=2$ et $L=24$. ($\tau_{GM}=0.20$; $\tau_{SO}=0.49$; $\tau_{GO}=0.38$ et $\tau_{OS}=4.01$).....	49

Figure. 3. 3 P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $\beta=1$, $MN=3$ et $L=24$. ($\tau_{GM}=0.16$; $\tau_{SO}=0.37$; $\tau_{GO}=0.30$ et $\tau_{OS}=3.01$).....	50
Figure. 3. 4 P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $\beta=1$, $MN=4$ et $L=24$. ($\tau_{GM}=0.14$; $\tau_{SO}=0.32$; $\tau_{GO}=0.26$ et $\tau_{OS}=2.83$).....	50
Figure. 3. 5 P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $\beta=1$ et $L=24$	51
Figure. 3. 6 P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\beta=1$, $MN=4$ et $L=24$. ($\tau_{GM}=0.14$; $\tau_{SO}=0.32$; $\tau_{GO}=0.26$ et $\tau_{OS}=2.83$).....	51
Figure. 3. 7 P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $MN=4$ et $L=24$. ($\tau_{GM}=0.14$; $\tau_{SO}=0.32$; $\tau_{GO}=0.26$ et $\tau_{OS}=2.83$).....	52
Figure. 3. 8 P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $\beta=1$, et $MN=2$. $L=16$: ($\tau_{GM}=0.32$; $\tau_{SO}=0.82$; $\tau_{GO}=0.59$ et $\tau_{OS}=4.3$) $L=32$: ($\tau_{GM}=0.15$; $\tau_{SO}=0.35$; $\tau_{GO}=0.28$ et $\tau_{OS}=4$).....	52
Figure. 3. 9 Modèle du clutter hétérogène en présence des cibles interférentes	53
Figure 3.10 P_D en fonction du SCR pour un environnement hétérogène (présence d'une cible interférente dans la 5 ^{ème} case distance) avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $\beta=1$, $MN=4$ et $L=24$	55
Figure 3.11 P_D en fonction du SCR pour un environnement hétérogène (deux cibles interférentes dans les cases distances 5 et 7) avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $\beta=1$, $MN=4$ et $L=24$	55
Figure 3.12 P_D en fonction du SCR pour un environnement hétérogène (deux cibles interférentes dans les cases distances 3 et 18) avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $\beta=1$, $MN=4$ et $L=24$	56
Figure 3.13 P_D en fonction du SCR pour un environnement hétérogène (trois cibles interférentes dans les cases distances 2, 4 et 9) avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $\beta=1$, $MN=4$ et $L=24$	56

Figure 3.14 P_D en fonction du SCR pour un environnement hétérogène (trois cibles interférentes dans les cases distances 5, 20 et 24) avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha = 2.1$, $\beta = 1$, $MN=4$ et $L=24$	57
Figure 3.15 Modèles du clutter hétérogène en présence des bords de clutter.....	58
Figure 3.16 P_{FA} en fonction de la position du bord de clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha_1=2.1$, $\alpha_2=1.19$, $\beta = 1$, $CCR=5$, $MN=4$ et $L=24$	61
Figure 3.17 P_{FA} en fonction de la position du bord de clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha_1=5$, $\alpha_2=1.33$, $\beta = 1$, $CCR=5$, $MN=4$ et $L=24$	61
Figure 3.18 P_{FA} en fonction de la position du bord de clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha_1=10$, $\alpha_2=1.39$, $\beta = 1$, $CCR=5$, $MN=4$ et $L=24$	62

Introduction Générale

1. Introduction

Le terme radar est universellement adopté pour désigner un matériel électronique répondant à certaines exigences, il est devenu de plus en plus très nécessaire dans notre vie quotidienne. Dans le système radar, l'un des principaux objectifs de la chaîne de traitement du signal est d'informer l'utilisateur sur la présence ou l'absence des cibles (avions, navires, véhicules, etc.) dans la scène observée. La détection est une tâche préalable à toutes autres fonctions que peut remplir un radar moderne, de la localisation à l'imagerie ou à la classification des cibles. Son fonctionnement est basé sur la transmission d'une onde radioélectrique et la détection du signal d'écho réfléchi par la cible. Le problème principal de la détection radar est que la cible d'intérêt est noyée dans un bruit ambiant considéré comme un processus aléatoire. Ce bruit perturbe les performances de détection et provient généralement de l'électronique du radar (bruit thermique), modélisé à juste titre comme du bruit blanc Gaussien [1-4]. Dans plusieurs cas, le radar doit faire face à l'environnement situé tout autour de l'objet à détecter : c'est le cas des radars terrestres de surveillance qui scrutent l'horizon du sol. Ceux-ci sont alors perturbés par des échos indésirables des réflecteurs constitutifs du sol, du sur-sol ou encore de la mer [4]. Ces signaux parasites constituent ce que l'on nomme le clutter. Dans le domaine militaire, le radar a modifié progressivement les caractéristiques de la guerre en supprimant presque complètement la surprise dans le déroulement des opérations. En effet, il permet de détecter et de localiser à grande distance, les objectifs mobiles (navires, avions, bateaux, etc.), de suivre leurs routes de jour ou de nuit, à travers les nuages, les brouillards, les fumées etc. Grâce à lui, l'alerte peut être déclenchée avec préavis et les moyens de réaction sont dirigés vers les agresseurs. Le radar associé à des calculateurs qui traitent instantanément les informations reçues et les transforment pour les visualiser et les exploiter immédiatement, il est plus que jamais à la base des systèmes de la défense aérienne. La première propriété du radar à savoir une grande précision des mesures de la distance, est utilisée pour le guidage des tirs d'artillerie de la marine et des canons anti-aériens [1, 2, 4]. Dans les avions eux-mêmes, il détecte des objectifs environnant et, associé aussi à des calculateurs (ordinateurs), il commande le tir des engins air-air. Sur le champ de bataille terrestre, des radars appropriés permettent de détecter des objectifs mobiles de tailles très réduites. Dans le

domaine civil, les applications radar sont devenues nombreuses et importantes, allant du contrôle de la circulation aérienne, si dense actuellement, avec des matériels de grande portée, à celui de l'atterrissage dans des conditions [1-4]. L'objectif principal dans la détection du signal radar est donc la conception d'une structure optimale du récepteur selon certains critères qui sont déterminés par le type d'environnement de détection de la cible. En réalité, les modèles statistiques des signaux reçus ne sont pas disponibles *a priori* mais ils peuvent changer avec le temps.

2. Motivations

Au début des radars, le clutter de mer a été modélisé par une simple loi de Gauss sur chacun des deux canaux en phase et en quadrature de phase du récepteur. Cependant, dans les systèmes radar modernes de haute résolution éclairant l'horizon à de faibles angles d'incidence (i.e., *low grazing angle*), les statistiques du clutter de mer s'écartent très vite du modèle Gaussien. Dans ce cas-ci, de forts échos se détachant du niveau moyen du clutter apparaissent ce qui traduit un allongement de la queue de distribution de l'amplitude du clutter et donc un écart par rapport aux statistiques Gaussiennes. Des lois statistiques non Gaussiennes ou Gaussiennes composées ont été apparues dès les années soixante pour modéliser l'amplitude du clutter de mer. La distribution K est formée à partir de deux composantes appelées speckle et texture [5, 6]. Le speckle est une composante à fluctuations rapides associée aux vagues de capillarité, d'amplitude distribuée selon une loi de Rayleigh et la texture est une composante à fluctuations lentes, associée aux vagues de gravité, dont l'intensité suit une loi gamma. La distribution Pareto généralisée (GP) et la distribution inverse Gaussienne composée (CIG) sont classées parmi les modèles Gaussiennes composées [7, 8]. Récemment, Weinberg [9] a analysé les capacités de la distribution de Pareto pour modéliser le clutter de mer collecté par un radar à bande X de haute résolution éclairant à des grands angles d'incidence. La simplicité du modèle de Pareto permet de développer des expressions compactes de la probabilité de fausse alarme, P_{FA} .

De nombreux auteurs se sont intéressés au comportement de détecteurs en présence de clutter non Gaussien. Les procédures de détection ainsi proposées ont principalement pour but de maintenir un taux de fausses alarmes constant (CFAR) tout au long du traitement, en adaptant automatiquement le calcul du seuil de détection à la variation locale de la puissance du clutter. Ces diverses techniques CFAR, issues d'un traitement non-cohérent sur les données radar, sont

pour la plupart adaptatives. Alors, les techniques de détection CFAR sont utiles dans des situations où le signal réfléchi de la cible est contaminé par un bruit non stationnaire. Dans le détecteur CFAR, l'algorithme du seuil de détection utilise les valeurs des cellules adjacentes de la cellule sous test (CST) afin d'estimer la puissance du clutter en maintenant une probabilité de fausse alarme dans une valeur faible et constante généralement entre 10^{-8} et 10^{-3} .

Cependant, la détection CFAR basée sur plusieurs impulsions a été souvent considérée dont celui-ci est dû aux nombreux avantages tels que l'amélioration des performances de détection ainsi que la simplicité d'utilisation avec un coût minimum [2-4]. Weinberg [10] a développé quelques algorithmes CFAR assurant la constance de la probabilité de fausse alarme en dépit de variation des conditions du clutter de distribution Pareto. Dans ce contexte, plusieurs détecteurs CFAR fonctionnant dans des situations du clutter homogène et non homogène à savoir la détections GM-CFAR (Geometric Mean-CFAR), SO-CFAR (Smallest Of-CFAR), GO-CFAR (Greatest Of CFAR) et OS-CFAR (Order Statistic CFAR) [10, 11].

Le concept Multiple Input Multiple Output (MIMO) a montré son efficacité dans le domaine des télécommunications qui a été adoptée récemment dans les applications de la détection de cibles radar. Les systèmes de télécommunication MIMO surmontent les problèmes causés par le fading en émettant des flux d'informations différents avec plusieurs émetteurs indépendants [12, 13]. Cette technique MIMO permet d'envoyer plusieurs signaux différents sur des antennes différentes pour augmenter les performances du système de transmission. Sa particularité passe donc par l'utilisation simultanée de plusieurs antennes, émettrices et réceptrices.

A partir des motivations en termes de détection des cibles radar citées précédemment, le présent travail de ce mémoire est focalisé essentiellement sur les points suivants :

- Détection CFAR des cibles par un système radar MIMO.
- Développement de nouvelles expressions de la P_{FA} des détecteurs GM-CFAR, SO-CFAR et GO-CFAR destinés à l'usage dans les environnements de clutter de mer Pareto distribué pour un radar MIMO.
- Examen des performances des différents détecteurs GM-CFAR, SO-CFAR, GO-CFAR et OS-CFAR dans un environnement homogène et hétérogène du clutter Pareto distribué (présence de cibles interférentes et bords de clutter).

3. Organisation du mémoire

Ce mémoire est structuré en trois chapitres distincts comme suit:

- Le premier chapitre évoque les concepts fondamentaux du radar. De ce fait, on présente un bref rappelle sur le fonctionnement du radar à impulsion ainsi que la théorie de la décision classique. Les différents modèles statistiques des cibles sont présentés à savoir les quatre modèles de Swerling. Les modèles Gaussiens et non Gaussien composés du clutter de mer à haute résolution sont exposés à la fin de ce chapitre.
- Après donner un aperçu général sur les systèmes radars MIMO, le chapitre 2 est consacré ensuite aux développements des expressions analytiques des probabilités de fausse alarme des algorithmes GM-CFAR, SO-CFAR et GO-CFAR pour un radar MIMO en milieux de clutter non Gaussien Pareto distribué. La méthode de simulation de Monte-Carlo est mentionnée pour l'évaluation des probabilités de détection et de fausse alarme liées au détecteur OS-CFAR.
- Le chapitre 3 s'inscrit dans la validation des détecteur CFAR présentés dans le chapitre 2 en environnements homogène et hétérogènes du clutter de distribution de Pareto. Les performances des détecteurs GM-CFAR, SO-CFAR, GO-CFAR et OS-CFAR sont ainsi examinées en fonction de différentes situations du clutter de mer Pareto distribué.

Enfin, ce mémoire se termine par une conclusion générale et des perspectives à souligner.

Chapitre 1

Concept radar

Résumé

Dans ce chapitre, nous décrivons brièvement le principe de fonctionnement du radar à impulsion ainsi que les différentes opérations de traitement du signal radar. Puis, on présente les modèles statistiques des cibles selon les quatre types de Swerling en tenant compte la présentation des modèles les plus utilisés pour la modélisation du clutter de mer ou du sol.



[26]

Sommaire

- 1.1 Introduction
- 1.2 Classification des Systems radar
- 1.3 Principe de fonctionnement du radar
- 1.4 Composants d'un système radar
- 1.5 Equation du radar en espace libre
- 1.6 Théorie de la décision
- 1.7 Modèles statistiques des cibles
- 1.8 Modèles statistiques du clutter de mer

1. 1 Introduction

Le radar est un instrument électromagnétique utilisé pour la détection et la localisation des cibles, telles que les avions, les bateaux, et les véhicules. Il transmet des ondes radio (énergie électromagnétique) vers la cible dans une direction donnée puis il détecte cette même onde réfléchie pour déterminer la distance et/ou la vitesse des objets. Le mot “**RADAR**” lui-même est un néologisme provenant de l’acronyme anglais : **RA**dio **D**etection **A**nd **R**anging, que l’on peut traduire en français par « détection et estimation de la distance par ondes radio » ou plus simplement « radiorepérage ». Cet acronyme d’origine américain a remplacé le sigle anglais précédemment utilisé “RDF” (*Radio Direction and Finding*). Tous les premiers radars utilisent des ondes radio, mais aujourd’hui quelques radars modernes sont basés sur les ondes optiques qui utilisent les lasers. Les ondes radio ont été découvertes en théorie avant l’expérimentale. En 1865, le physicien écossais J. C. Maxwell [1], a affirmé dans sa théorie électromagnétique de la lumière qu’il existait une certaine forme de radiations invisibles. Cette théorie fut confirmée environ 25 années plus tard.

1886 : L’Allemand Heinrich Hertz montre l’identité de nature entre la lumière ordinaire et les autres ondes électromagnétiques. Ce qu’on fait avec un phare lumineux peut donc se faire avec des phares électromagnétiques d’observation qui contiennent déjà en germe, l’idée du radar.

1904: L’Allemand Christian Hulsmeier décrit un appareil, le télémobiloscope émettant de brefs signaux électromagnétiques réfléchis par les objets métalliques sur la mer pour informer le capitaine de l’approche d’un bateau et éviter les collisions.

1922 : Premières détection radar

1935 : Aux Etats-Unis et en France, mais sans mesure directe de la distance des cibles.

1935 : Le Britannique Robert Watson-Watt met au point des équipements permettant la mesure directe de la distance de cible grâce à l’émission d’impulsion brèves entrecoupées de longs silences et la détermination de l’intervalle de temps écoulé entre l’émission d’une impulsion et la réception de l’écho correspondant.

1940 : La marine des Etats-Unis désigne officiellement sous le nom du radar (**RA**dio **D**etection **A**nd **R**anging) le système de détection et de mesure de distance à l’aide d’ondes radio. Premiers radars équipés de magnétrons (tubes d’émission très puissants). Le radar joua un rôle essentiel en faveur des chasseurs de la Royal Air Force et en facilitant leur victoire lors de la bataille d’Angleterre, il permit de changer le cours de l’histoire mondiale.

1961 : Premiers radars opérationnels à compression d’impulsion aux Etats-Unis et en France.

Les années 70 : Radars numériques et les premières images radar de la terre ont été obtenues en 1978 à l'aide d'un radar à ouverture synthétique (SAR), monté sur le satellite américain *Seasat*.

Les années 80 : Radar à moyenne PRF (*medium PRF radar*) à la fin des années 70 et au début des années 80 et Radar programmable à plusieurs modes de fonctionnement au milieu des années 80.

Les années 90 : Radar aéroporté à antenne de balayage électronique.

Récemment, le système radar est devenu très sophistiqué quoique des recherches dans ce domaine restent toujours en évolution.

Le radar a été largement utilisé, ou proposé pour l'usage, dans plusieurs domaines d'applications, dans les systèmes militaires et civils. Les radars, installés au sol ou à bord de navire, sont les équipements essentiels de la défense aérienne contre des possibles assaillants, avions ou missiles, bien que l'on s'efforce désormais de rendre ceux-ci furtif, c'est à dire moins repérable par les radars.

Les radars devront être plus performants encore, ce que doit permettre l'évolution des semi-conducteurs, en particulier avec le balayage électronique actif et le traitement numérique du signal par des machines programmables assurant un très bon traitement Doppler de la compression d'impulsion et des mesures de distance très précises. La défense aérienne fait aussi appel à de gros radar embarquée sur des avions équipés d'antenne roto-domes, sortes de grandes soucoupes, technique qui déjà cède la place à des antennes incorporées dans la surface même (la peau) de l'avion.

Les radars sont également utilisés à bord d'avions de combat pour d'autres missions (chasse, navigation, vol à basse altitude).

D'autres radars servent, à partir du sol, à détecter des véhicules terrestres ou des piétons, ou bien aident à l'atterrissage des avions et des hélicoptères.

A bord des avions de ligne, le rôle essentiel du radar est de détecter les formations nuageuses dangereuses.

A bord des bateaux, il à éviter les collisions et à régler la navigation portuaire.

Dans les centres météorologiques, il sert à localiser les systèmes nuageux.

Chez les particuliers, des radars permettent de détecter les intrus, en concurrence avec des systèmes à infrarouge ou à ultrasons.

La police utilise des radars cinémomètres pour repérer les véhicules automobiles dépassant les vitesses autorisées.

Au cours de ce chapitre, on va discuter brièvement les principes fondamentaux du système radar pour pouvoir entamer clairement les problèmes traités dans ce mémoire à savoir le problème d'analyse de performance de la détection CFAR dans les environnements homogènes et hétérogènes. On va établir une étude théorique des différents modèles statistiques du clutter de mer et modèles statistiques des cibles qui sont souvent appliqués dans la majorité des situations pratiques.

Succinctement, tout système radar comme montré dans la Fig. 1. 1 se compose d'un émetteur (TX: Transmettre) qui produit des ondes électromagnétiques de haute fréquence, lesquelles sont ensuite transmises à l'antenne émettrice. Un récepteur (RX : Receiver) connecté à une antenne de réception amplifie les signaux réfléchis afin de permettre leur lecture [2].

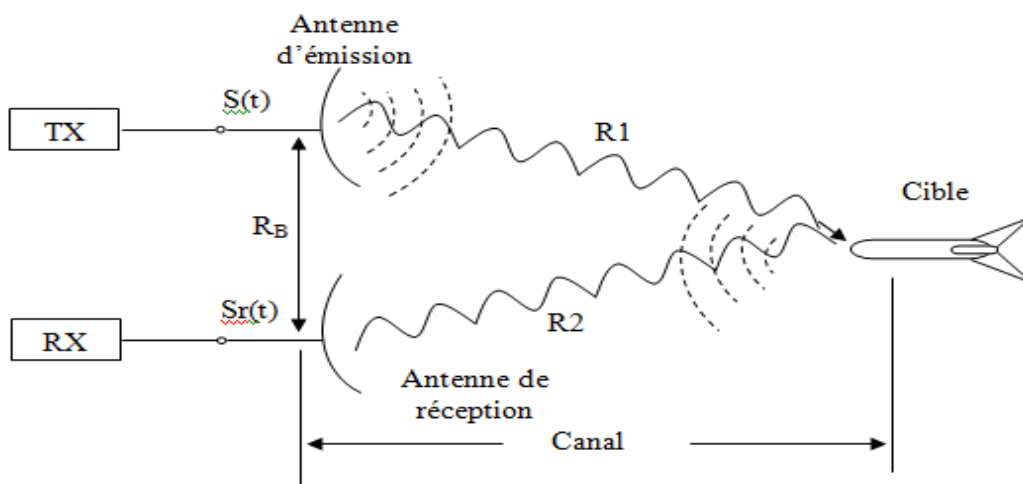


Figure 1.1 Forme générale d'un radar

Le radar mono statique ($R_B=0$) se rapporte comme un système radar qui a un émetteur et un récepteur situés dans le même site. Fig. 1. 2 montre les différents types possibles des systèmes radar. Au point de vue de faciliter l'opération, le radar mono statique est largement utilisé et ses performances souvent supérieures mais pas toujours que les radars bi-statiques ($R_B \neq 0$).

Généralement le radar bi-statique aéroporté consiste en deux radars aéroportés l'un sert à l'émission et l'autre sert à la réception. Le radar multistatique utilise un réseau de multiples antennes émettrices et réceptrices appelé radar MIMO (Multiple-Input Multiple-Output).

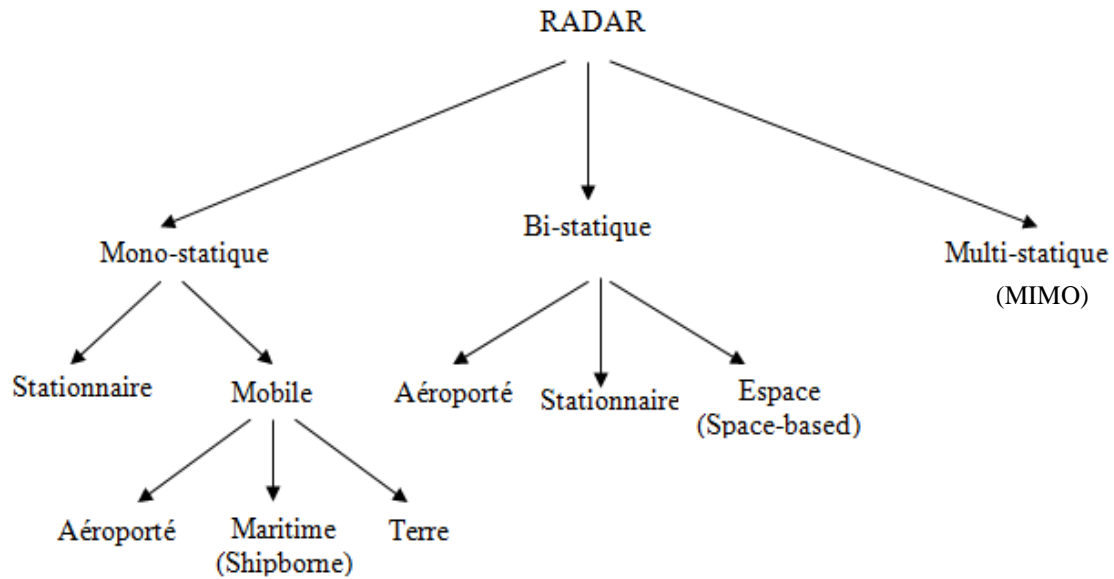


Figure 1. 2 Différents types des systèmes radar

1. 2 Classification des systèmes radar

En fonction des informations qu'elles doivent fournir, les équipements radars utilisent des qualités et des technologies différentes. Ceci se traduit par une première classification des systèmes radars [1] comme montré dans la Fig. 1. 3.

1. 2.1 Radars imageurs / Radars non imageurs

Un radar imageur permet de présenter une image de l'objet (ou de la zone) observé. Les radars imageurs sont utilisés pour cartographier la terre, les autres planètes, les astéroïdes, etc. Ils offrent aux systèmes militaires une capacité de classification des cibles. Des exemples typiques de radar non imageur sont les cinémomètres radars (sur le bord de la route etc.) et les radios altimètres. Ce type de radar est également appelé diffus-mètres puisqu'il mesure les propriétés de réflexion de la région ou de l'objet observé.

1.2.2 Radars primaires

Un radar primaire (primary surveillance radar ou PSR) émet des impulsions hyperfréquences à l'aide d'une antenne, les impulsions sont partiellement réfléchies par l'objet volant et reviennent à l'antenne. Un récepteur mesure le temps entre l'émission et le retour des impulsions. Cette durée et la direction de l'impulsion permettent de calculer la position de l'objet volant. Il existe aujourd'hui des radars primaires avec déterminations de la position en

deux dimensions (2D) (distance et azimut) ou en trois dimensions (3D) (distance, azimut, altitude). Les radars primaires permettent de détecter et de suivre dans l'espace aérien surveillé tous les objets qui réfléchissent suffisamment les ondes radars (y compris les phénomènes météorologiques, les vols d'oiseaux, les échos du sol, etc.).

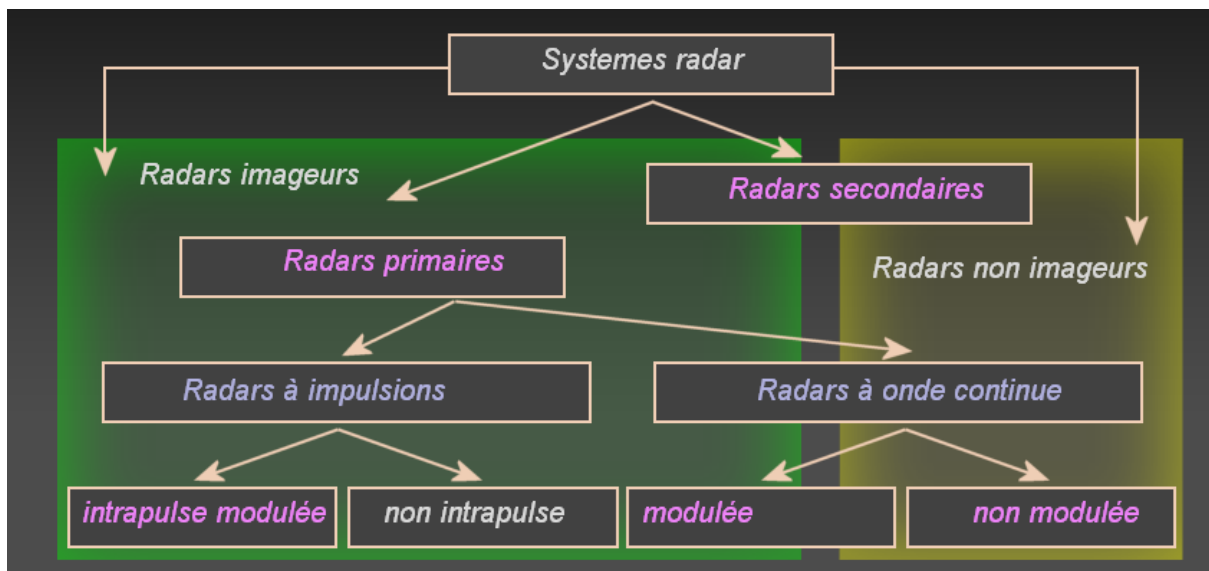


Figure 1.3 Classification des systèmes radar

1.2.3 Radars à impulsions

Les radars à impulsions émettent des impulsions du signal hyperfréquence à forte puissance, puis il attend l'écho du signal transmis pendant un certain temps avant qu'elle ne transmette une nouvelle impulsion. Le radar à impulsions est généralement utilisé lorsque cela est nécessaire pour détecter des cibles au sein d'un certain volume de l'espace et de déterminer la distance et le relèvement. Dans certains cas, il détermine la vitesse de chaque cible. Le système radar pulsé nécessitent généralement l'émission des ondes de grandes puissances et peut-être très complexe et coûteuse.

1.2.4 Radars à onde continue

Un radar à onde continue (CW) ou à ondes entretenues est un type de radar caractérisé par l'émission d'ondes en continu, modulées en fréquence ou non. Les radars à ondes entretenues émettent sans interruption un signal hyperfréquence. L'écho est donc reçu et traité

continuellement. Pour empêcher l'énergie émise directement dans le récepteur et de contaminer celle revenant de la cible, ce type de radar émet et reçoit :

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

1.2.5 Radars secondaires

Le radar secondaire fonctionne selon un principe différent: la cible qu'il éclaire génère (de façon active) les signaux de réponse. Le radar secondaire transmet des impulsions hyperfréquences (appelées interrogations). Celles-ci n'ont pas pour but d'être réfléchies, la cible étant équipée d'un transpondeur qui les reçoit et les traite. Ensuite le transpondeur met en forme et émet un message de réponse qui peut être reçu et décodé par un radar secondaire. Dans le cas des radars secondaires, la coopération nécessaire de la cible (utilisation d'un transpondeur) permet une très forte réduction de la puissance émise (par rapport à un radar primaire offrant une portée de détection identique).

1. 3 Principe de fonctionnement

Le principe du radar consiste à émettre une onde électromagnétique dans une direction donnée et à détecter en retour l'onde réfléchi par un obstacle à l'intérieur de son volume de couverture (Fig. 1. 4) [14]. Le but principal du radar est bien de révéler la présence des objets (cibles) qui ne peuvent pas être observés visuellement. En plus, le radar sert à délivrer des informations additionnelles comprenant; la distance par une mesure exacte du temps écoulé entre la transmission et la réception du signal en retour et la direction par l'utilisation de modes d'antennes directives. Dans les premières séries de radars, deux antennes étaient utilisées pour comparer l'intensité de l'énergie réfléchi avec celle émise et ainsi déterminé la direction de l'écho. La classification de cibles, également être effectuée, par l'analyse des échos et leurs variations dans le temps.

1. 4 Les composants d'un système radar

Un système radar est composé généralement d'un ensemble de sous-systèmes, représentant ainsi ses constituants majeurs, dans le but de contrôler ses capacités opérationnelles. Le schéma de la Fig. 1. 5 illustre les différentes composantes d'un radar [14]. Les principaux sous-systèmes radars sont, l'antenne, l'émetteur, le récepteur et le traitement du signal. Le récepteur prépare les échos radar pour le traitement du signal par amplification

et conversion de fréquence, l'extraction des informations de cible est effectuée par le bloc de traitement du signal. Ce dernier peut être intégré avec le récepteur, mais il est usuellement considéré comme un sous-système séparé et spécialement lorsqu'il est implanté d'une façon numérique.

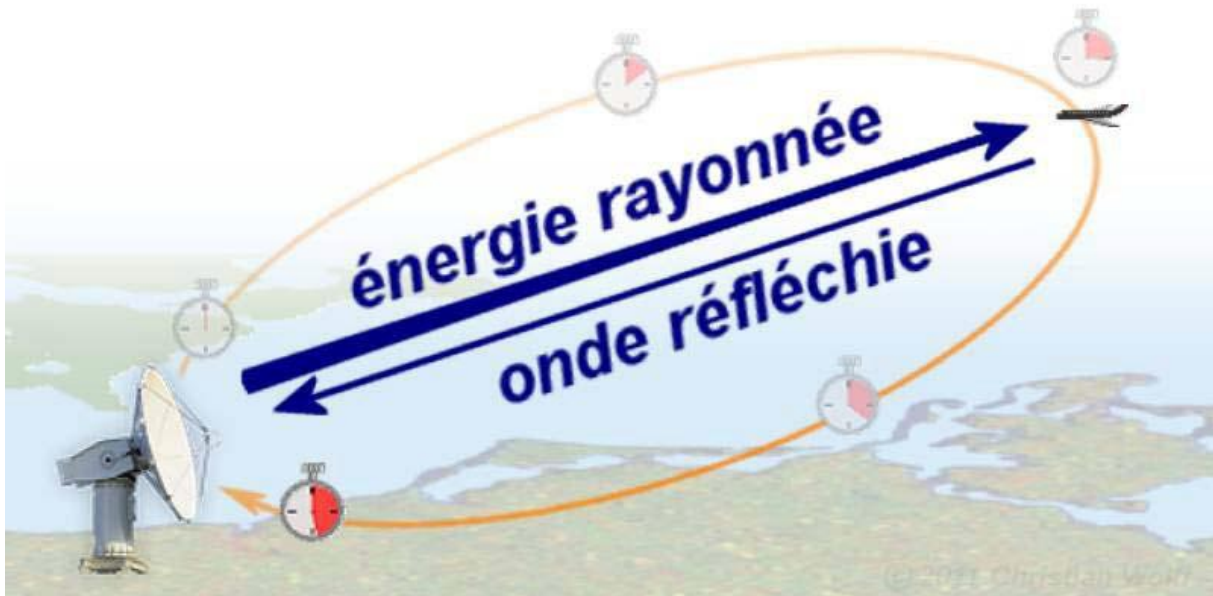


Figure 1. 4 Principe de l'émission du radar

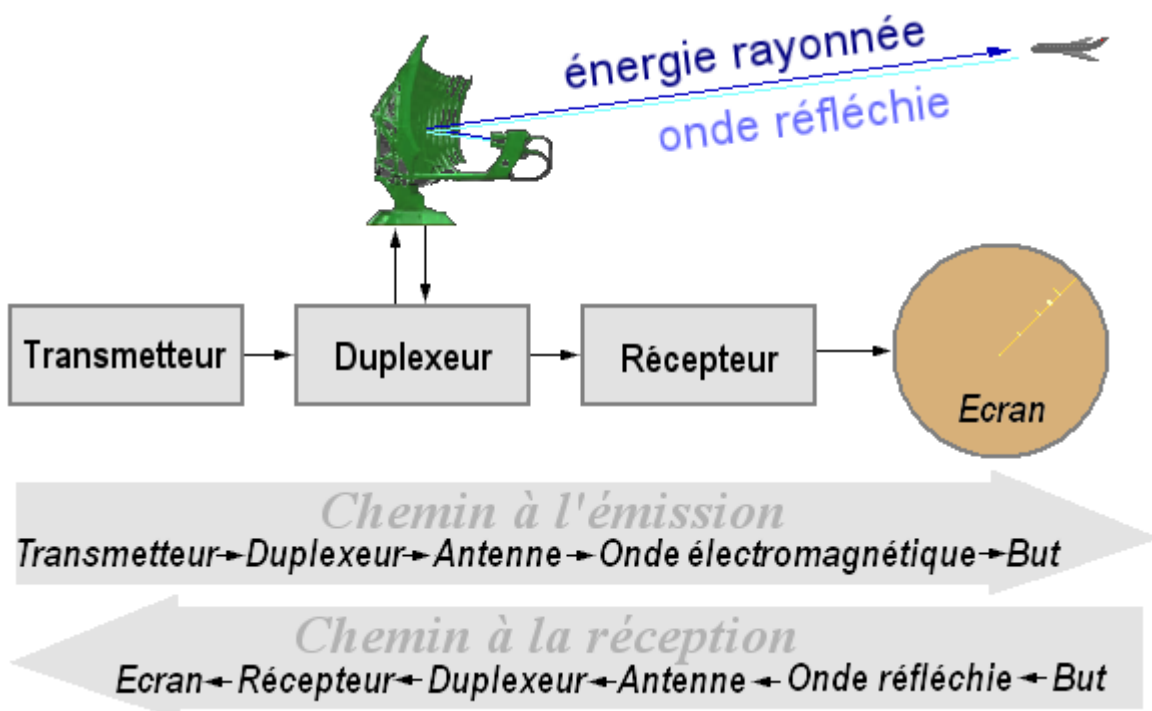


Figure 1 .5 Les composantes du radar

1.4.1 Le transmetteur

Le transmetteur (l'émetteur), site du radar, est un appareil électronique qui génère une impulsion électromagnétique de la gamme des ondes radio qui sera envoyée à l'antenne pour diffusion. Il comprend un oscillateur permanent, un amplificateur et un modulateur.

- **L'oscillateur permanent** basé sur la technologie des tubes à cavité résonnante, il peut être un klystron qui a une fréquence très stable, un magnétron dont la fréquence varie dans le temps, ou d'autres types d'oscillateurs à état solide.

- **Le modulateur (générateur d'impulsions)** constitue la partie active de l'émetteur. C'est un circuit électronique qui permet de fractionner l'onde continue produite par l'oscillateur en impulsions. Il permet de stocker l'énergie pendant les périodes séparant deux émissions successives et de la restituer pendant le temps très bref de l'émission radar. Un radar émet de 500 à 3000 impulsions par seconde et chaque impulsion a une durée $\tau=0,1$ à $0,5\mu s$. L'opérateur peut varier le rythme et la durée des impulsions, en fonction de la zone à couvrir. Des impulsions plus courtes produisent une image plus nette mais demande un rythme d'émission plus rapide.

1.4.2 Le duplexeur

Un commutateur électronique dirige l'onde vers l'antenne lors de l'émission ou le signal de retour depuis l'antenne vers le récepteur lors de la réception quand on utilise un radar monostatique. Il permet donc d'utiliser la même antenne pour les deux fonctions [14]. Il est primordial qu'il soit bien synchronisé, puisque la puissance du signal émis est de l'ordre du mégawatt ce qui est trop important pour le récepteur qui lui traite des signaux d'une puissance de l'ordre de quelques nanowatts.

1.4.3 L'antenne

C'est l'élément le plus visible du radar. Son rôle est de concentrer l'énergie émise par le radar dans un angle solide déterminé. Le meilleur rendement d'une antenne radar est obtenu en la fixant à une hauteur de 3 à 6 mètres au-dessus du niveau de la mer, à l'endroit le plus dégagé possible. Placée plus haut, l'antenne devient sensible aux mouvements de roulis et de tangage. Placée trop bas, ses radiations sont dangereuses pour les personnes qui s'en approchent. L'antenne radar est dessinée de façon à concentrer l'énergie des impulsions émises en un faisceau horizontal étroit. Pour repérer les cibles, l'antenne émet sur le plan horizontal, un rayon très étroit (2 à 4°). Plus l'antenne est large, plus le faisceau est étroit. Sur le plan vertical, le rayon de balayage se situe entre 20 et 40° , et son centre est dirigé vers

l'horizon de façon à tenir compte du roulis et du tangage sans perdre les cibles de vue. Les antennes radar doivent avoir une directivité élevée. La directivité d'une antenne caractérise la manière dont celle-ci concentre son rayonnement dans une certaine direction de l'espace pour envoyer un faisceau étroit étant donné que la largeur du faisceau est proportionnelle à la longueur d'onde du rayonnement et inversement proportionnelle à la largeur de l'antenne. Si le faisceau est trop grand, il y a gaspillage d'énergie. L'antenne peut être double afin de permettre indépendamment les fonctions d'émission et de réception.

1.4.4 Le récepteur

Le récepteur est l'élément le plus délicat et souvent le plus complexe du radar, il reçoit les échos de retour qui ont été perçus par l'antenne. Il transforme le signal à haute fréquence du faisceau en un signal modulé de fréquence intermédiaire (FI) qui contient l'information des échos, l'amplifie et le transmet ensuite au système de traitement du circuit radar qui en retirera ensuite les cibles d'intérêt.

Le récepteur idéal doit :

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

1.4.5 L'étage de traitement du signal

Permettant de traiter le signal brut afin d'en extraire des données utiles à l'opérateur (détection, suivi et identification de cible; extraction de paramètres météorologiques, océanographiques, etc.). Le tout est contrôlé par le système électronique du radar, programmé selon un logiciel de sondage. Les données obtenues sont alors affichées aux utilisateurs.

1.5 Equation du radar en espace libre

L'équation du radar traduit l'influence des phénomènes physiques sur la puissance rayonnée, la propagation de l'onde, et jusqu'à la réception du signal réfléchi. L'équation du radar permet de réaliser une estimation des performances d'un système radar. La relation qui lie la distance radar-cible, D , aux paramètres caractéristiques du radar est dite équation du radar. Celle-ci prend différentes formes qui dépendent chacune du milieu dans lequel s'effectue la détection. Les quatre types d'environnements les plus connus dans la détection radar sont le bruit thermique due au récepteur dont la puissance est constante (effet de

l'agitation électronique dans les conducteurs du récepteur) ou variable (bruit capté par l'antenne), le clutter de surface (mer, terre, nuage, arbres, etc.), le clutter de volume (précipitations, insectes, ..., etc.) et les interférences (avions, ..., etc.). Dans ce qui suit, nous donnons uniquement l'équation du radar dans le cas du bruit thermique qui est connue sous le nom de l'équation radar en espace libre. Elle détermine la relation mathématique qui permet d'écrire la puissance de l'écho reçu, P_r , issu d'une impulsion en fonction de la puissance de pointe de l'impulsion transmise, P_p , tel que [1, 2]:

$$P_r = \frac{P_p G^2 \lambda^2 \sigma_r}{(4\pi)^3 D^4 L_t L_r} \quad (1.1)$$

où L_t et L_r désignent les pertes totales en transmission et en réception, $G = \frac{4\pi S}{\lambda^2}$ représente le gain de l'antenne supposé le même en transmission et en réception, S est la surface équivalente de l'antenne et λ est la longueur d'onde du signal RF émis. D'autre part, $\sigma_r = \lim_{D \rightarrow \infty} 4\pi D^2 |E_r / E_i|$, est définie comme étant la surface équivalente radar (RCS : Radar Cross Section). E_i et E_r sont les amplitudes respectives des champs électromagnétiques incident et réfléchi. Le RCS varie avec la fréquence et son calcul exact n'est possible que pour des cas simples. Autrement, il existe des formules empiriques qui le calcule. Dans le cas de la détection d'une cible de type MDS (Minimum Discernable Signal), c'est-à-dire un objet pour lequel l'écho reçu a une puissance minimale telle que $P_r = P_{min} = K^\circ T^\circ B \bar{S}$, la portée maximale s'écrit, en utilisant (1.1):

$$D_{\max} = \left[\frac{P_p G^2 \lambda^2 \sigma_r}{(4\pi)^3 P_{\min} L_t L_r} \right]^{1/4} \quad (1.2)$$

où K° est la constante de Boltzmann, T° est la température due au bruit du système, B est la bande passante du bruit au niveau du récepteur et \bar{S} est le rapport signal sur bruit (SNR : Signal-to-Noise Ratio,) moyen correspondant à une impulsion à la sortie du détecteur linéaire ou quadratique.

1. 6 Theorie de la decision

L'objectif des divers mécanismes de décision est de déterminer un algorithme de traitement du processus aléatoire, $Q(t)$, observé à la sortie d'une cellule distance afin de décider sur la présence ou l'absence d'une cible [2]. Parmi les tests de décision classiques sont les suivants:

(i) Tests d'hypothèses

La Fig. 1. 6 illustre le problème de tests d'hypothèses pour le cas de décision entre deux alternatives possibles désignées par les hypothèses H_1 et H_0 dont H_0 représente une cible absente et H_1 représente une cible présente. Une cellule dans l'espace de surveillance peut être considérée comme étant une source qui délivre deux signaux:

- (i) Le signal, $s_1(t)$, sous H_1 contient le signal utile de la cible, $s(t)$, et le bruit additif, $n(t)$.
- (ii) Le signal, $s_0(t)$, sous H_0 ne contient que le bruit, $n(t)$.

Le système de décision est alors définie par une application de l'espace des observations dans l'ensemble des hypothèses possibles. On indique cette application par règle de décision qui détermine l'espace des observations, une partition en sous-ensembles disjoints. Chaque sous-ensemble correspondant aux observations qui sont associées à une même hypothèse.

Règle de décision \Leftrightarrow partition de l'espace d'observation en régions, R_i , associées aux différentes hypothèses: $R_i \leftrightarrow H_i, i=0,1$

(ii) Tests de Bayes

L'approche Bayesienne est basée sur la connaissance pour chaque hypothèse, H_i , de la probabilité *a priori* pour que cette hypothèse se réalise

$$P_i = P_r(H_i) \quad i=0,1 \quad (1.3)$$

Et qui associe, à chaque comportement possible du système de décision, un coût (équivalent à une pénalisation ou une récompense)

C_{ij} = coût de décider H_i quant H_j est vraie

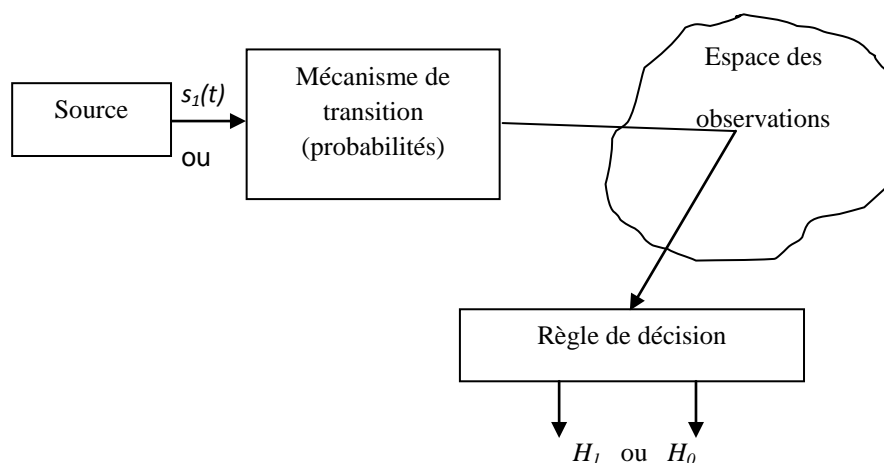


Figure. 1. 6 Décision entre deux hypothèses alternatives

La Fig. 1. 7 illustre la définition de ces quantités pour un test binaire (où on considère que seulement deux hypothèses sont possibles).

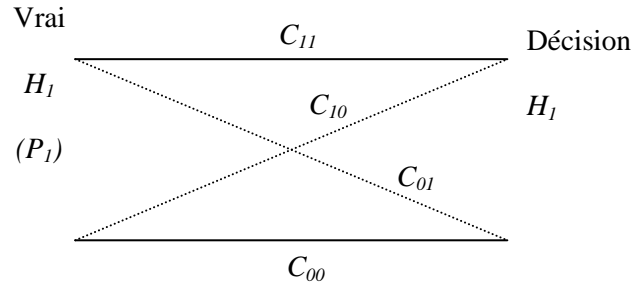


Figure. 1. 7 Définition des quantités pour un test binaire

Les lignes interrompues représentent les situations d'erreur. Les tests de Bayes consiste à déterminer les régions de décision R_1 et R_2 de façon à minimiser la valeur moyenne du coût :

$$C_m = C_{00}P_r\{H_0, H_0\} + C_{10}P_r\{H_1, H_0\} + C_{01}P_r\{H_0, H_1\} + C_{11}P_r\{H_1, H_1\} \quad (1.4)$$

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

$$P_r\{H_i, H_j\} = P_r\{H_i / H_j\}P_j = P_r\{r \in R_i\}P_j = P_j \int_{R_i} p(r / H_j) dr \quad (1.5)$$

Dans le cas de tests binaires, les deux régions de décision sont complémentaires, $R_i = \overline{R_j}$, et on peut donc écrire

$$\int_{R_i} p(r) dr = 1 - \int_{R_j} p(r) dr, \quad j \neq i; i, j = 0, 1 \quad (1.6)$$

Avec ce résultat, on peut exprimer le coût de Bayes C_m en fonction d'une seule région:

$$C_m = C_{11}P_1 + C_{10}P_0 + \int_{R_0} [P_1(C_{01} - C_{11})P(r / H_1) - P_0(C_{10} - C_{00})P(r / H_0)] dr \quad (1.7)$$

Les deux premiers termes dans (1.7) ne dépendent pas des régions de décision, et constituent une pénalisation fixe. Pour minimiser, C_m , il faut donc minimiser l'intégrale. Pour cela, on doit attribuer à R_0 tous les points de l'espace des observations pour lesquels l'intégrand est négatif, ce qui est équivalent à la règle de décision suivante :

$$\Lambda(r) = \frac{p_{r/H_1}}{p_{r/H_0}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \frac{p(H_0)(C_{10} - C_{00})}{p(H_1)(C_{01} - C_{11})} = \gamma \quad (1.8)$$

On voit donc que le test de Bayes conduit à comparer le rapport entre les fonctions densité de probabilité (fdp) conditionnelles (rapport de vraisemblance) à un seuil γ .

Puisque l'application d'une fonction monotone n'affecte pas la validité d'une inégalité, le test de Bayes est équivalent au test suivant :

$$\ln \Lambda(r) = \begin{matrix} & H_1 \\ & > \\ & < \\ & H_0 \end{matrix} \ln \gamma = \eta \quad (1.9)$$

On appelle $\ln \Lambda(r)$ le rapport de vraisemblance logarithmique.

(iii) Statistique suffisante

On appelle statistique une application de l'espace des observations dans un autre espace, en général de dimension plus petite que celle de l'espace des observations. Pour des problèmes où les observations prennent des valeurs dans un espace de dimension élevée (ou même infini, comme c'est le cas du problème de communication binaire), il est souvent pratique de formuler le problème de décision en considérant une statistique qui est obtenue à partir des observations, au lieu de les traiter directement. La notion des statistiques suffisante établit les conditions dans lesquelles on peut faire cette compression de données sans perte d'information. Par définition, $m(r)$ est une statistique suffisante si on peut factoriser les densités conditionnelles pour chaque hypothèse de la façon suivante :

$$p(r/H_i) = f_i(m(r))g(r) \quad (1.10)$$

Où $g(r)$ dépend des observations mais pas de l'hypothèse, i . Dans ce cas le rapport de vraisemblance dépend des observations, r , uniquement à travers la statistique suffisante :

$$\Lambda(r) = \frac{P_{r/H_1}}{P_{r/H_0}} = \frac{f_1(m(r))}{f_0(m(r))} \quad (1.11)$$

(iv) Test de Neyman-Pearson (N-P)

Pour beaucoup d'applications, les probabilités *a priori*, P_i ne sont pas connues et on ne peut pas en conséquence, appliquer l'approche Bayésienne, où encore même si elles sont connues, le critère ajusté au problème n'est pas obtenu par des considérations pour tout l'ensemble de situations possibles. Les tests de N-P constituent dans ce cas une approche alternative. Au lieu de considérer l'occurrence de chaque hypothèse comme un phénomène aléatoire, et d'optimiser la performance moyenne, le test de N-P agit directement sur les mesures de performance suivantes [2]:

$$P_D = P_r(\text{décider } H_1 / H_1) \quad (1.12)$$

$$P_F = P_r(\text{décider } H_1 / H_0) \quad (1.13)$$

$$P_M = P_r(\text{décider } H_0 / H_1) \quad (1.14)$$

P_D est appelée la probabilité de détection, P_F la probabilité de fausse alarme et P_M est la probabilité de non détection (Miss).

On veut usuellement avoir une valeur de P_D la plus grande possible et en même temps une valeur de P_F la plus petite possible. Cependant, ces deux contraintes ne sont pas indépendantes, et sont même contradictoire: pour augmenter P_D , on doit augmenter R_I , et pour minimiser P_F , on doit diminuer R_I . Les tests de N-P correspondent à maximiser P_D avec une contrainte fixe du P_F (max P_D sous la contrainte $P_F = \alpha_0$). La solution est obtenue à travers l'utilisation des multiplicateurs de Lagrange, et est encore une fois, donnée par le rapport de vraisemblance suivant:

$$\Lambda(r) = \begin{matrix} H_1 \\ > \\ < \\ H_0 \end{matrix} \lambda \quad (1.15)$$

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

$$P_{FA} = \int_{\lambda}^{\infty} p(\Lambda / H_0) d\Lambda = \alpha_0 \quad (1.16)$$

Pour arriver à cette solution on minimise la fonction objective J , qui est obtenue en ajoutant à la fonction à minimiser P_M , le multiplicateur de Lagrange fois la contrainte.

$$\begin{aligned} J &= P_M + \lambda(P_F - \alpha_0) \\ &= \int_{R_0} p(r / H_1) dr + \lambda \left(\int_{R_1} p(r / H_0) dr - \alpha_0 \right) \\ &= \lambda(1 - \alpha_0) + \int_{R_0} (p(r / H_1) - \lambda p(r / H_0)) dr \end{aligned} \quad (1.17)$$

Il résulte immédiatement de cette expression que la règle de décision optimale est encore la comparaison du rapport de vraisemblance avec un seuil, λ , qui doit être déterminé de façon à satisfaire la contrainte. Ceci est obtenu en définissant R_0 comme l'ensemble des points r où la fonction intégrée est négative.

(v) Critère de Minimax

Les tests de Minimax sont une autre façon de résoudre des problèmes de décision quand on ne connaît pas les probabilités *a priori* et correspondent à choisir le test qui a la meilleure performance dans le cas le plus défavorable [2]. Pour obtenir ce test, on commencera par analyser l'influence du choix du seuil sur le risque de Bayes. Admettons alors qu'une certaine valeur du seuil de décision est fixée, soit η_0 . Une fois que le seuil est

fixé, la performance du test, obtenu en comparant le rapport de vraisemblance avec lui, est déterminé :

$$P_F(\eta_0) = P_r \{ \Lambda(r) > \eta_0 / H_0 \} \quad (1.18)$$

$$P_M(\eta_0) = P_r \{ \Lambda(r) < \eta_0 / H_1 \} = (1 - P_D(\eta_0)) \quad (1.19)$$

Le coût de Bayes est donc

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

Si on utilise dans cette équation les relations

$$P_D(\eta_0) + P_M(\eta_0) = 1 \quad (1.21)$$

Et

$$P_0 + P_1 = 1 \quad (1.22)$$

On obtient une expression qui dépend uniquement de P_I

$$C_m(\eta_0) = C_{00}(1 - P_F(\eta_0)) + C_{10}P_F(\eta_0) + P_1[(C_{11} - C_{00}) + (C_{01} - C_{11})P_M(\eta_0) - (C_{10} - C_{00})P_F(\eta_0)] \quad (1.23)$$

De cette équation, on peut conclure que le coût de Bayes associé à ce test pour cette valeur fixe du seuil est une fonction linéaire de P_I .

Ce test est le test optimal si la relation suivante est vérifiée :

$$\eta_0 = \frac{P_0(C_{10} - C_{00})}{P_1(C_{01} - C_{11})} = \frac{(1 - P_1)(C_{10} - C_{00})}{P_1(C_{01} - C_{11})} \quad (1.24)$$

Les tests minimax correspondent à choisir le test optimal pour la situation où le coût est maximum, ce qui est obtenu en prenant le test qui a un coût constant pour toutes les valeurs possibles de la probabilité *a priori*. Pour obtenir ce test, on doit donc choisir un seuil qui conduit à des valeurs de P_M , et P_F tels que

$$C_{11} - C_{00} + (C_{01} - C_{11})P_M - (C_{10} - C_{00})P_F = 0 \quad (1.25)$$

1.7 Modèles statistiques des cibles

La modélisation des cibles dépend du calcul du RCS de l'objet. Le moindre changement d'orientation de la cible et les vibrations qu'elle subisse provoque le phénomène des variations du RCS appelées fluctuations [3]. A cause des fluctuations des surfaces équivalentes des cibles observées, celles-ci sont réparties, conformément à la nature statistique des fluctuations de la cible. Généralement, la majorité des cibles radar sont fluctuantes car leurs dimensions sont plus importantes que la longueur d'onde. Cependant, seuls les cibles sphériques ou les coins de réflecteurs vus sous un angle constant sont non fluctuants. De plus, pour les cibles fluctuantes, le rapport signal sur bruit (SNR: Signal-to-

Noise Ratio) est fonction du type de fluctuation. Swerling a observé et classifié les cibles selon les fluctuations en quatre modèles statistiques [3].

(i) **Le modèle de Swerling I (scan-to-scan independence)**: Ce modèle caractérise une cible lentement fluctuante et dont l'amplitude de l'enveloppe, q , du signal réfléchi suit une loi de Rayleigh, telle que sa fonction densité de probabilité (fdp) est donnée par: [3]

$$f(q) = \frac{q}{\sigma_i^2} \exp\left(-\frac{q^2}{2\sigma_i^2}\right), q > 0 \quad (1.26)$$

Le paramètre, σ_i^2 , représente la variance de la cible, laquelle est proportionnelle à son RCS.

(ii) **Le modèle de Swerling II (pulse-to-pulse independence)**: Ce modèle est défini par une cible rapidement fluctuante et dont l'amplitude de l'enveloppe, q , du signal réfléchi suit la loi donnée par (1.26). En pratique, les modèles de types Swerling I et II s'apparentent à des éléments réfléchissants indépendants dont aucun n'est prépondérant. De nombreuses cibles entrent dans cette catégorie, notamment les avions (Fig. 1. 8).

(iii) **Le modèle de Swerling III (scan-to-scan independence)**: Ce modèle caractérise une cible lentement fluctuante dont l'amplitude de l'enveloppe, q , du signal réfléchi suit une loi Rayleigh modifiée (one dominante-plus Rayleigh), telle que sa fdp est d'écrite par: [3]

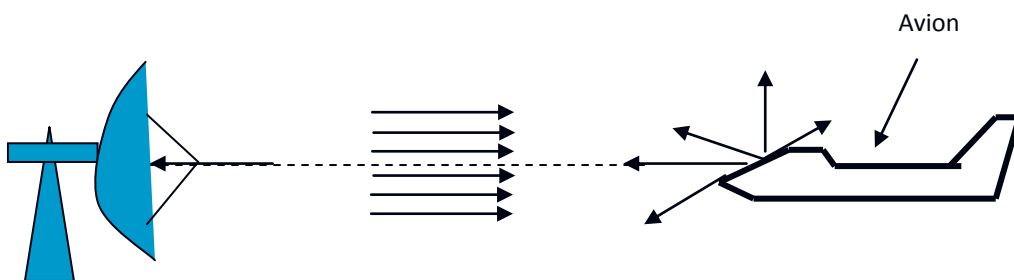


Figure. 1. 8 Conception du RCS (avions)

$$f(q) = \frac{9q^3}{2\sigma_i^4} \exp\left(-\frac{3q^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (1.27)$$

(iv) **Le modèle de Swerling IV (pulse-to-pulse independance)**: Ce modèle est défini par une cible rapidement fluctuante et dont l'amplitude du signal reçu, q , à la sortie du détecteur d'enveloppe suit une loi donnée par (1.27). En pratique, les modèles de types Swerling III et IV s'apparentent à un élément réfléchissant prépondérant mais non fluctuant, associé à de nombreux éléments moins importants et indépendants. Les missiles rentrent dans cette catégorie de cibles (Fig. 1.9)

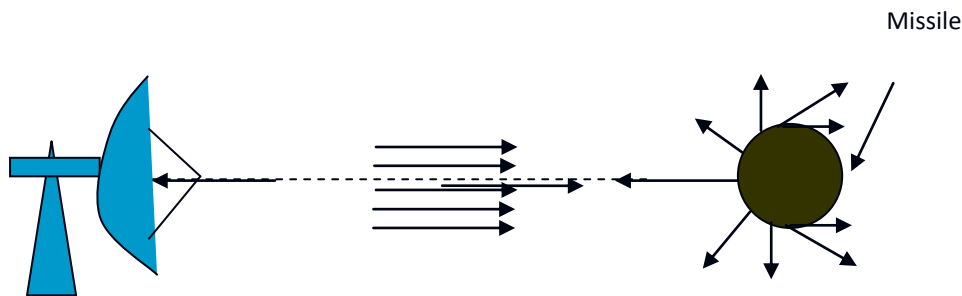


Figure. 1.9 Conception du RCS (missiles)

1.8 Modèles statistiques du clutter de mer

Un radar est généralement destiné à détecter des échos mobiles de petites dimensions se déplaçant à la surface du sol ou en altitude. Les échos sont peu nombreux mais très souvent noyés dans un contexte très puissant d'échos parasites appelé clutter. Le clutter est constitué soit d'échos atmosphériques soit d'échos situés à la surface de notre planète. La détection radar est rarement effectuée dans des environnements composés de bruit thermique uniquement. Nous distinguons généralement deux types de clutter. Le clutter de surface (Terre, mer, etc.) et le clutter de volume (précipitation, insectes, pluie, etc.). La modélisation du clutter dépend de l'application radar en question. En effet, dans les radars à basse résolution, la largeur d'impulsion est supérieure à $0.5\mu\text{s}$. Si en plus la détection se fait à des angles d'incidence (grazing angles) supérieurs à 3.9° , le clutter de surface peut être modélisé par une distribution Gaussienne de moyenne nulle et de variance constante (clutter uniforme). En revanche, dans certains environnements, l'utilisation d'un radar à haute résolution s'avère indubitable (largeur d'impulsion inférieure à $5\mu\text{s}$). Pour ce cas, les données expérimentales correspondant à ce type de clutter ont montré qu'elles suivent une distribution présentant une queue plus étalée (long tail ou heavy tail) que celle de la Gaussienne. Conséquemment, pour détecter des cibles dans ce type de clutter avec un angle d'incidence inférieur à 3.9° , il est nécessaire de modéliser l'environnement par des distributions non-Gaussiennes. Dans la

littérature radar, quelques modèles peuvent représenter les statistiques du clutter de mer ou du sol tels que les fdp de Weibull, Log-normal, Gamma, K, etc. [2-4].

1.8.1 Le modèle de Weibull

La loi de Weibull est donnée par [15]:

$$p(x) = \frac{c}{b} \left(\frac{x}{b}\right)^{c-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{b}\right)^c\right), \quad x > 0 \quad (1.28)$$

où b et c représentent les paramètres d'échelle et de forme respectivement et $\Gamma(\cdot)$ est la fonction gamma. Le moment d'ordre n est donné par

$$E[x^n] = b^n \Gamma\left(1 + \frac{n}{c}\right) \quad (1.29)$$

Pour $c=1$ et $c=2$, la distribution de Weibull devient identique aux distributions Exponentielle et Rayleigh respectivement.

1.8.2 Le modèle Log-normal

La distribution Log-normal est donnée comme suit [16]:

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma x} \exp\left(-\frac{(\ln(x) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1.30)$$

où μ est la moyenne de $\ln(x)$ et σ^2 est la variance de $\ln(x)$. Le moment d'ordre n est donné par

$$E[x^n] = \exp\left(n\mu + \frac{n^2}{2}\sigma^2\right) \quad (1.31)$$

1.8.3 Le modèle K

Le clutter de mer est bien modélisé par la distribution K . En effet, l'amplitude du clutter suit la distribution Rayleigh appelée speckle dont la puissance de celle-ci suit la loi gamma. L'amplitude du clutter, x , est équivalente au produit des deux variables aléatoires suivantes [5, 6]:

$$x = ys \quad (1.32)$$

Où les deux composantes, s et y , représentent respectivement le speckle et le niveau moyen de la puissance du clutter appelé texture. D'où, la fdp de l'amplitude du clutter peut être déterminé par

$$p(x) = \int_0^{\infty} p(y)p(x/y)dy \quad (1.33)$$

Pour un clutter de distribution K , nous avons

$$\begin{cases} p(x/y) = \frac{\pi x}{2y^2} \exp\left(-\frac{\pi x^2}{4y^2}\right), & x \geq 0 \\ p(y) = \frac{2b^{2\nu} y^{2\nu-1}}{\Gamma(\nu)} \exp(-b^2 y^2), & y \geq 0 \end{cases} \quad (1.34)$$

A partir de (1.34), la distribution K peut être calculée comme

$$p(x) = \frac{4c}{\Gamma(\nu)} (cx)^\nu K_{\nu-1}(2cx), \quad x > 0 \quad (1.35)$$

Où, $K_\nu(\cdot)$, est la fonction de Bessel modifiée de deuxième espèce, $c = b\sqrt{\pi/4}$ est le paramètre d'échelle et ν est le paramètre de forme. Les moments d'ordre n sont donnés par

$$E(x^n) = \frac{1}{a^n} \frac{\Gamma(\nu + \frac{n}{2})}{\Gamma(\nu)} \Gamma(\frac{n}{2} + 1) \quad (1.36)$$

En générale, la valeur de ν se situe entre 0 et 1 pour un clutter pointu et l'infini pour un clutter Rayleigh.

1.8.4 Distribution de Pareto généralisée (GP)

La distribution GP est définie par un paramètre de forme α et un facteur d'échelle b . De même que pour la loi K composée, cette distribution est obtenue en moyennant la composante speckle sur toutes les valeurs possibles de la composante texture. Les deux composantes sont [17, 18].

$$\begin{cases} p(x|y) = \frac{1}{y} \exp\left(-\frac{x}{y}\right) \\ p(y) = \frac{b^\alpha y^{-\alpha-1}}{\Gamma(\alpha)} \exp(-b/y) \end{cases} \quad (1.37)$$

Le modèle globale GP est obtenu analytiquement après la substitution de (1.37) dans (1.33)

$$p(x) = \frac{\alpha b^\alpha}{(x+b)^{\alpha+1}}, \quad x > 0 \quad (1.38)$$

Cette distribution ajuste mieux les échos de la mer provenant du radar à haute résolution. Les méthodes d'estimation CMLE [7], [zlog(z)] [18] et FOME [6] peuvent aussi être utilisées pour affiner les estimés des paramètres de la distribution GP.

1.8.5 Distribution de Pareto

La distribution de Pareto (ou de première espèce) a été validée récemment comme un modèle statistique pour les échos (retours du clutter) de la mer à haute résolution. Elle est définie par deux paramètres: un paramètre de forme α et un facteur d'échelle β . La pdf correspondante est donnée par [9].

$$p(x) = \frac{\alpha\beta^\alpha}{x^{\alpha+1}}, x > 0 \quad (1.39)$$

Les estimateurs MLE et UE (*the Unbiased Estimator*) peuvent être retenues comme estimateurs efficaces des paramètres de la distribution de Pareto. En outre, une autre approche basée sur les statistiques d'ordre et la régression linéaire a été récemment proposée dans [25].

1.8.6 Distribution Inverse Gaussienne composée (CIG)

Dans le but d'avoir un bon ajustement aux données réelles IPIX, le modèle CIG a été proposé dans [8, 19] où la composante texture suit la loi inverse Gaussienne (IG) définie par un paramètre de forme λ et une moyenne μ [20-22].

$$p(y) = \frac{\lambda^{1/2}}{\sqrt{2\pi}y^{3/2}} \exp\left(-\lambda \frac{(y-\mu)^2}{2\mu^2 y}\right) \quad (1.40)$$

La composante du speckle suit la loi Exponentielle donnée par

$$p(x|y) = \frac{1}{y} \exp\left(-\frac{x}{y}\right) \quad (1.41)$$

Substituant (1.40) et (1.41) dans (1.33), le modèle CIG devient

$$p(x) = \left(\frac{\sqrt{\lambda}}{(\lambda + 2z)^{3/2}} + \frac{\lambda}{\mu(\lambda + 2z)} \right) \exp\left(\frac{\lambda}{\mu} \left(1 - \sqrt{1 + \frac{2z}{\lambda}} \right) \right) \quad (1.43)$$

Cette distribution a été validée pour la représentation statistique du clutter de la mer IPIX [8, 19].

1.8.7 Distribution généralisée composée (GC)

Dans le but de regrouper plusieurs modèles statistiques tels que les distributions de Rayleigh, Weibull, Log-normal, K , K généralisée, gamma généralisée, gamma et hypergéométriques, le modèle GC a été proposé et validé sur plusieurs base de données radar à haute résolution [23]. Subséquemment, les distributions des deux composantes speckle et texture sont représentées respectivement par deux distributions gamma généralisée données par

$$\begin{cases} p(x|y) = \frac{b_1}{y\Gamma(\nu_1)} \left(\frac{x}{y}\right)^{b_1\nu_1-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{y}\right)^{b_1}\right) \\ p(y) = \frac{b_2}{y\Gamma(\nu_2)} \left(\frac{y}{a}\right)^{b_2\nu_2-1} \exp\left(-\left(\frac{y}{a}\right)^{b_2}\right) \end{cases} \quad (1.44)$$

Où a est le paramètre d'échelle, $\nu_{1,2}$ sont les paramètres de formes et $b_{1,2}$ sont les paramètres de puissances de la distribution gamma généralisée ($G\Gamma$). La fdp totale de x est obtenue à partir de [23]

$$\begin{aligned} p(x) &= \int_0^{\infty} p(x|y)p(y)dy \\ &= \frac{b_1 b_2}{\Gamma(\nu_1)\Gamma(\nu_2)} \frac{x^{b_1\nu_1-1}}{a^{b_2\nu_2}} \int_0^{\infty} y^{b_2\nu_2 - b_1\nu_1-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{y}\right)^{b_1} - \left(\frac{y}{a}\right)^{b_2}\right) dy \end{aligned} \quad (1.45)$$

A partir de cette distribution, on peut obtenir plusieurs modèles statistiques en jouant sur les valeurs des paramètres de formes et de puissances. A titre d'exemples, on peut acquérir les distributions statistiques suivantes:

- (i) La distribution K généralisée (GK) est obtenue à partir du modèle GC en prenant $b_1 = b_2 = b$. Alors, les paramètres du modèle GK sont ν_1, ν_2, b et a .
- (ii) La distribution K est obtenue à partir de la distribution GK en mettant $b_1 = b_2 = b = 2$ et $\nu_1 = 1$. Alors, les paramètres du modèle K sont ν_2 et a .
- (iii) La distribution Weibull est obtenue à partir de la distribution GK si $b_1 = b_2 = b$, $\nu_1 = 1$, $\nu_2 = 1/2$. Alors, les paramètres du modèle de Weibull sont b et a .
- (iv) La distribution de Rayleigh est obtenue à partir de la distribution de Weibull si $b = 2$. Alors, nous avons un seul paramètre, a du modèle de Rayleigh.

(v) La distribution Weibull-speckle-Gamma-Mean (WG) est obtenue à partir de la composante speckle définie par le modèle de Weibull ($b_1=b$ et $\nu_1=1$) et la composante texture définie par le modèle gamma ($b_2=2$ et $\nu_2=\nu$). Alors, le modèle WG contient trois paramètres qui sont b , ν et a .

(vi) Les distributions hypergéométriques (HG) sont obtenues si les paramètres b_1 et b_2 prennent des valeurs entières.

La Fig. 1. 10 récapitule les différentes distributions ci-dessus comme des cas particuliers du modèle GC en commençant par le modèle le plus général GC jusqu'au modèle de Rayleigh (gaussien). L'estimation des différents paramètres doivent être effectuée afin de savoir où est le modèle le plus adapté aux échos provenant du radar.

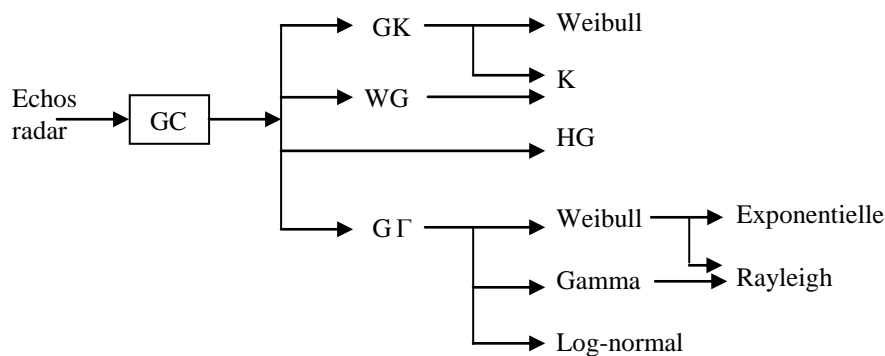


Figure. 1. 10 : Le modèle GC et ses distributions particulières utilisées dans la détection des cibles radar

Le clutter peut être considéré comme homogène et non-homogène. La non-homogénéité est causée essentiellement par l'effet de bord de clutter (effet de masque) et/ou par la présence des cibles interférentes (effet de capture) [4].

1. 9 Conclusion

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

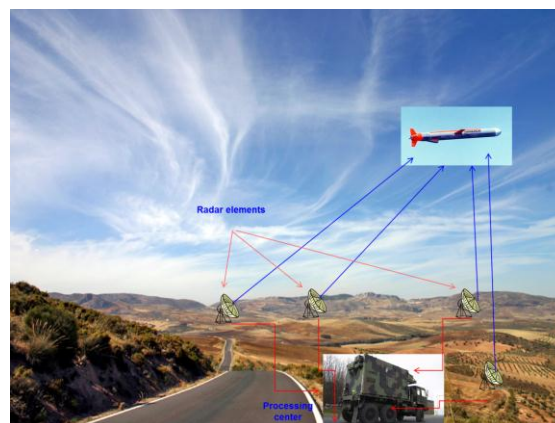
avons présenté les modèles statistiques des cibles selon les quatre types de Swerling en tenant compte aussi la présentation des distributions les plus rependues pour la modélisation du clutter de mer ou du sol. Dans le chapitre suivant, on va présenter les différents concepts du système radar MIMO où la détection CFAR dans ce dernier en présence du clutter de mer Pareto distribué sera aussi l'objet de ce chapitre.

Chapitre 2

Détection CFAR dans un clutter Pareto distribué pour des radars MIMO

Résumé

Dans ce chapitre, nous présentons en premier lieu les différents concepts radar MIMO. Après, nous décrivons la distribution de Pareto représentant le clutter de mer de haute résolution. Ensuite, nous expliquons l'utilité et le principe de fonctionnement d'un détecteur CFAR. Enfin, nous développons quelques détecteurs intéressants CFAR pour un système radar MIMO en particulier on s'intéresse aux algorithmes GM-CFAR, SO-CFAR, GO-CFAR et OS-CFAR. La cible est supposée fluctuante suivant le modèle de Swerling 1 immergée dans un environnement du clutter homogène et hétérogène Pareto distribué.



Sommaire

[26]

- 2.1 Introduction
- 2.2 Radars MIMO
- 2.3 Distribution de Pareto
- 2.4 Détection CFAR
- 2.5 Détecteurs CFAR pour un radar MIMO
- 2.6 Conclusion

2. 1 Introduction

Le concept Multiple Input Multiple Output (MIMO) a montré son efficacité dans le domaine des télécommunications qui a été adoptée récemment dans les applications de la détection de cibles radar. Les systèmes de télécommunication MIMO surmontent les problèmes causés par le fading en émettant des flux d'informations différents avec plusieurs émetteurs indépendants [12, 13]. Les différents signaux subissent donc un fading indépendant et le récepteur a un rapport signal sur bruit (SNR) moyen qui est plus ou moins constant. Pour les systèmes conventionnels qui transmettent toute leur énergie sur une seule voie, le SNR varie considérablement. Le concept MIMO permet d'envoyer plusieurs signaux différents sur des antennes différentes pour augmenter les performances du système de transmission. Sa particularité passe donc par l'utilisation simultanée de plusieurs antennes, émettrices et réceptrices.

Par la suite, nous présentons deux architectures de concepts radar MIMO. Après, nous décrivons la distribution de Pareto représentant le clutter de mer de haute résolution. Ensuite, nous détaillons l'objectif et le principe de fonctionnement d'un détecteur CFAR. Enfin, nous développons quelques détecteurs robustes CFAR pour un système radar MIMO en particulier on s'intéresse aux algorithmes GM-CFAR, SO-CFAR, GO-CFAR et OS-CFAR. La cible est supposée fluctuante selon le modèle de Swerling 1 noyée dans un environnement de clutter homogène et hétérogène Pareto distribué.

2. 2 Radars MIMO

Le radar MIMO peut être défini simplement comme un radar avec de multiples rayonnements et de multiples sites de réception [12, 13] où les informations reçues sont traitées en parallèle. En d'autres termes, le radar MIMO n'est qu'une généralisation du concept multistatique. Dans [12, 13], il a été montré que la distance relative entre les antennes d'émission (et les antennes de réception) par rapport à la distance émetteur-cible (cible-récepteur) et la dimension de la cible, définissent le degré de corrélation entre les coefficients de réflexion et par conséquent, deux cas se présentent comme montré par la Fig. 2. 1. Les radars MIMO peuvent être classés en deux catégories principales selon la disposition de ses éléments émetteurs et de ses éléments récepteurs. La première classe est le radar dit "radar statistique" dont les éléments sont largement espacés. La seconde est le radar constitué de multiples antennes d'émission co-localisées et multiples antennes de réception aussi co-localisées, comme illustrée dans la Fig. 2. 2.

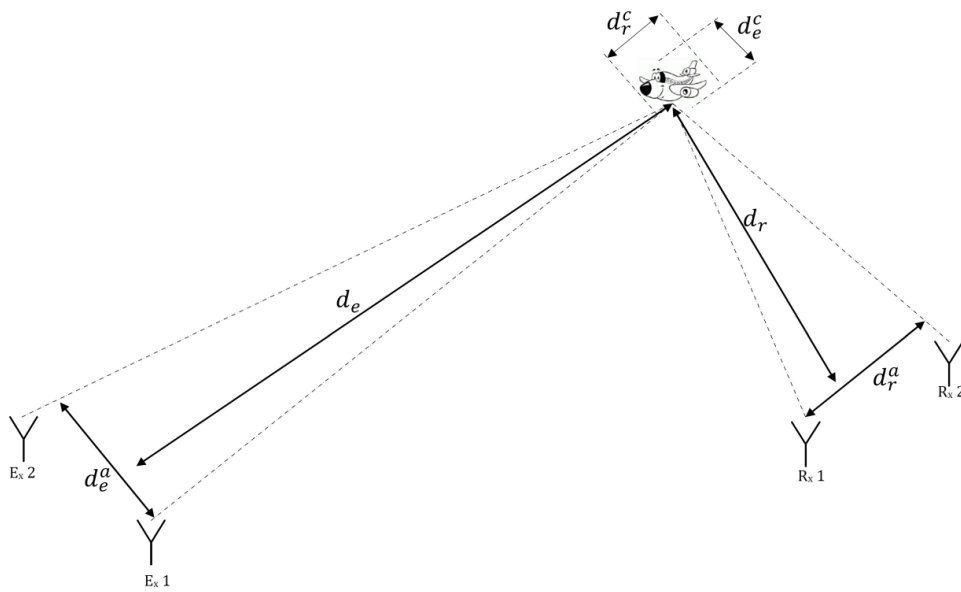


Figure 2.1 Radar MIMO

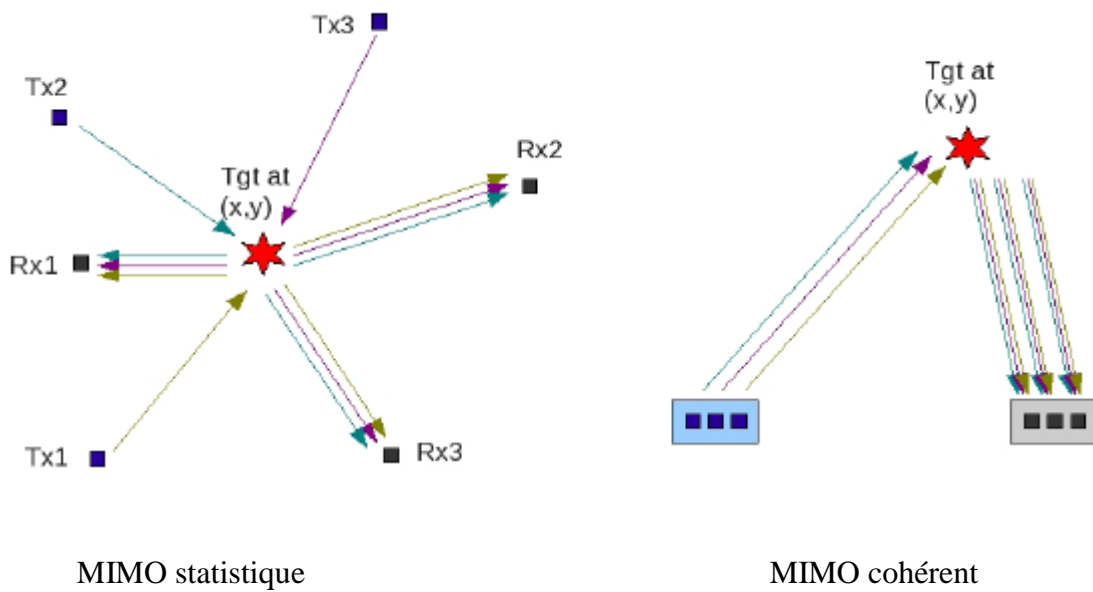


Figure 2.2: Concepts des radars MIMO statistique et cohérent.

Dans la littérature relative au radar MIMO, nous distinguons quatre grands axes de recherche [12, 13]

2.2.1 Radar MIMO statistique

C'est le radar où les antennes d'émission, et de réception, sont largement espacées. Les travaux dans cet axe sont concentrés sur les gains apportés par la diversité spatiale qu'offre le concept MIMO. En générale, ces tâches analysent l'amélioration des performances de ces systèmes radar MIMO statistique en termes de détection de cibles grâce à la multitude des angles de vision de ces radars [12, 13]. A partir de la Fig. 2. 1, les distances relatives de ce type de radar sont considérées comme

$$d_e^a > d_e \lambda / d_e^c \quad \text{et} \quad d_r^a > d_r \lambda / d_r^c \quad (2.1)$$

Où λ représente la longueur d'onde.

2.2.2 Application des systèmes radar MIMO

Nombreux travaux se sont focalisés sur l'aspect de l'application du concept radar MIMO. La première expérimentation du radar MIMO a été pour les systèmes de surveillance aérienne. D'autres ont présenté les radars MIMO pour la réduction du fouillis (clutter). Les performances de ces radars MIMO ont été aussi étudiées pour des applications aéroportées [12, 13].

2.2.3 Optimisation de forme d'onde

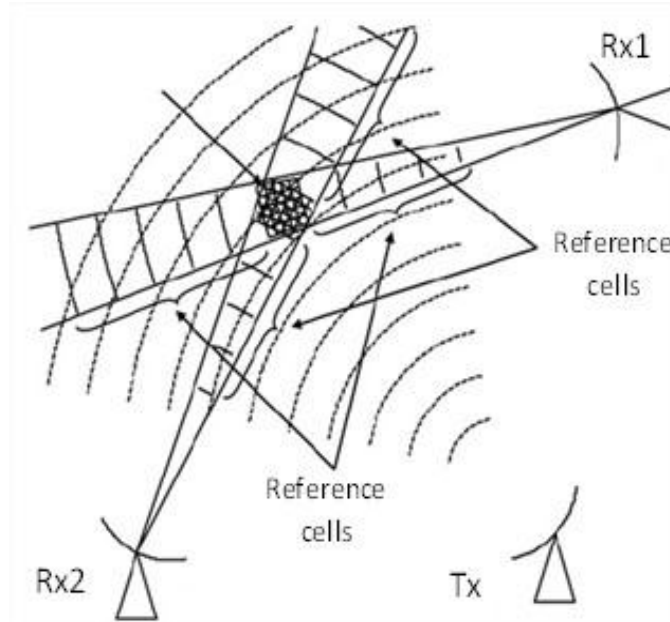
Cet aspect a pris beaucoup de considérations. L'optimisation de la forme d'onde pour le radar MIMO dépend des objectifs attendus (ou l'application). Dans le but d'améliorer la détection, un ensemble de travaux utilisent cette optimisation dans le sens de maximiser l'énergie totale réfléchiée par la cible. D'autres techniques d'optimisation ont été proposées, basées sur l'adaptation du rayonnement, pour contrôler l'énergie spatiale dans les directions de cibles et minimiser l'intercorrélacion entre les signaux sondés dans ces directions [12, 13].

2.2.4 Radar MIMO cohérent

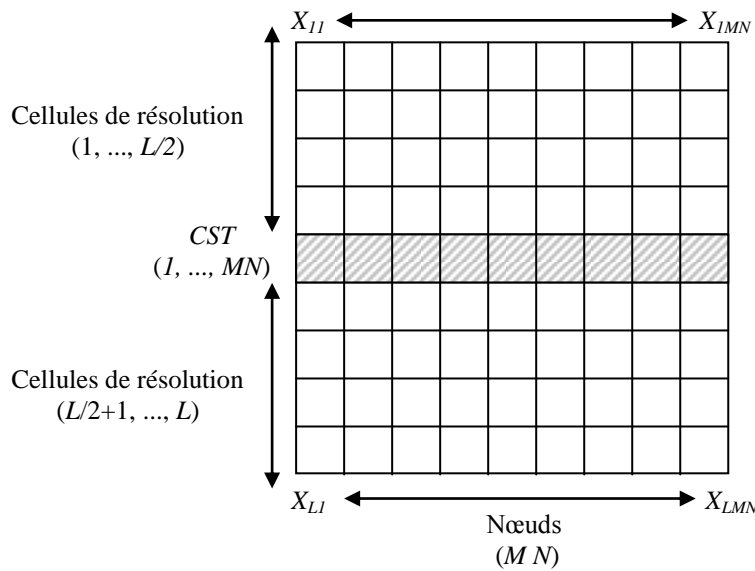
Ce type de radar utilise des éléments d'émission et de réception étroitement espacés. Les degrés de liberté qu'offre ce type de radar MIMO, l'interprétation du réseau virtuel et les performances en termes de détection et localisation ont fait l'objet de plusieurs publications [12, 13]. A partir de la Fig. 2. 1, les distances relatives de ce type de radar sont considérées comme

$$d_e^a < d_e \lambda / d_e^c \quad \text{et} \quad d_r^a < d_r \lambda / d_r^c \quad (2.2)$$

En générale, l'architecture d'un radar MIMO avec sa structure de données reçues sont illustrés par la Fig. 2. 3.



(a) Architecture d'un radar MIMO



(b) Structure de données reçues sous forme une matrice pour un radar MIMO

Figure 2.3 Concepts d'un radar MIMO

2.3 Distribution de Pareto

Récemment, la distribution de Pareto a été sélectionnée parmi les modèles les plus adaptés au clutter de la mer de haute résolution [9]. Si le bruit thermique est négligeable et le détecteur quadratique est utilisé, la distribution Pareto généralisée (GP) est obtenue par une expression compacte comme présentée dans le chapitre 1. Dans ce cas, le speckle est constamment modélisé par la loi Exponentielle par contre la texture est modélisée par la distribution gamma inverse. Par ailleurs, sans passer par le modèle Gaussien composé, la distribution de Pareto est directement exprimée par [10, 11]

$$p_X(x) = \frac{\alpha\beta^\alpha}{x^{\alpha+1}}, \quad x > \beta \quad (2.3)$$

Où β est le paramètre d'échelle et α est le paramètre de forme indiquant l'état de la surface de la mer. Généralement, on peut spécifier la loi de X par $X \stackrel{d}{=} Pa(\alpha, \beta)$. En effet, la fonction caractéristique (CDF : cumulative distributed function) est calculée par

$$F_X(x) = \int_0^x \frac{\alpha\beta^\alpha}{x^{\alpha+1}} dx = 1 - \left(\frac{\beta}{x}\right)^\alpha \quad (2.4)$$

La moyenne et la variance de la variable aléatoire X sont [10]

$$E(X) = \frac{\alpha\beta}{\alpha-1} \quad (2.5)$$

$$\text{var}(X) = \frac{\alpha\beta^2}{(\alpha-1)^2(\alpha-2)} \quad (2.6)$$

La Fig. 2. 4 trace les allures de la fdp de Pareto selon l'équation (2.3) pour $\beta = 1$ et trois valeurs de α . On peut constater que pour $\alpha = 2.1$, la fdp de Pareto représente un clutter pointu (heavy tailed clutter) et pour $\alpha = 10$, elle représente un clutter Gaussien. A partir de [10], la transformation, $Y = \log(X/\beta)$ était effectivement intéressante et importante pour résoudre pas mal de problèmes de la détection CFAR dans un environnement de clutter homogène et hétérogène. D'où, la fdp de Y est simplifiée par la distribution Exponentielle, $Y \stackrel{d}{=} Exp(\alpha)$ suivante

$$p_Y(y) = \alpha \exp(-\alpha y) \quad (2.7)$$

Etant donné un ensemble d'échantillons $X_1, X_2, \dots, X_N = Pa(\alpha, \beta)$, qui sont supposés indépendants et identiquement distribués (iid), la variable aléatoire du minimum des échantillons, $X_{(1)}$ devient $X_{(1)} = Pa(N\alpha, \beta)$.

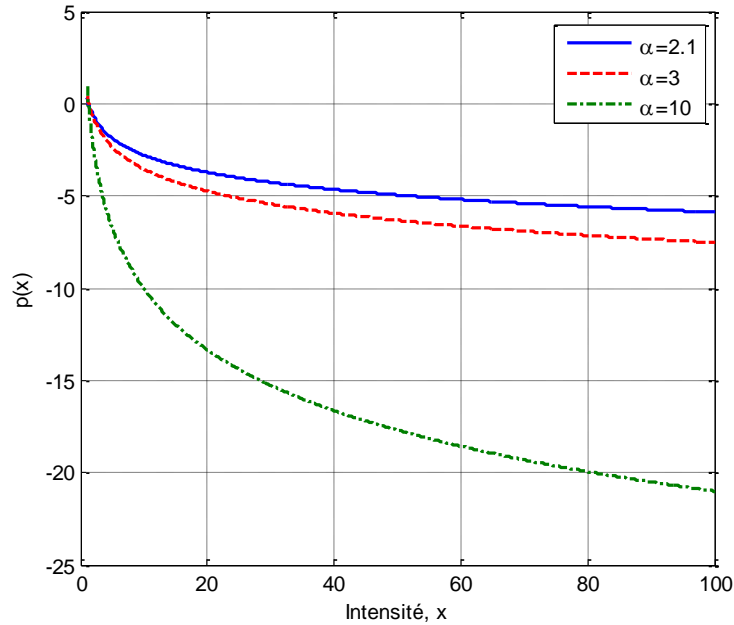


Figure 2.4 Distribution de Pareto en fonction de l'intensité, X

En simulation, la génération des données aléatoires selon la loi de Pareto est obtenue utilisant la méthode de la transformation inverse suivante

$$X = \beta(1 - \text{rand}(n, L))^{-1/\alpha} \quad (2.8)$$

Où (n, L) représente la taille de la matrice de données qu'on veut désir à générée et $\text{rand}(\dots)$ désigne la distribution uniforme. Une autre façon d'obtenir les échantillons X est de générer d'abord les variables aléatoires $Y = \text{Exp}(\alpha)$ et puis on détermine le produit entre la fonction exponentielle de cette dernière avec le paramètre d'échelle β comme

$$X = \beta \exp(\exp \text{rnd}(1/\alpha, n, L)) \quad (2.9)$$

2. 4 La Détection CFAR

La détection de cible par un radar est limitée par la qualité de son récepteur mais aussi par l'environnement dans lequel ce radar doit opérer. Les méthodes classiques de détection utilisent des seuils fixes, pour dire s'il y a une cible ou non, en comparant l'amplitude de l'échantillon sous test avec celle du seuil [2].

En plus du bruit thermique du récepteur, le signal reçu par le radar est souvent formé d'un conglomérat d'échos provenant de différents types d'obstacles situés dans le champ de rayonnement de l'antenne. Pour un radar de surveillance, il s'agit de discerner le signal utile, celui provenant d'un aéronef ou d'un navire, du signal parasite contaminant appelé clutter. En présence des signaux parasites stationnaires, l'ensemble de ces signaux plus celui de la cible, à la sortie du détecteur d'amplitude, est échantillonné sur un niveau de seuil fixe pour une probabilité de fausse alarme donnée. Or dans de nombreux cas pratiques, le radar opère dans un environnement non stationnaire et les variations brusques du niveau des signaux parasites font varier dans des proportions considérables le taux de fausses alarmes rendant ainsi l'échantillonnage sur un seuil fixe inapplicable. Cet inconvénient peut être pallié en adaptant le seuil sur le niveau du signal parasite de façon à ce que le signal de réponse à la sortie du récepteur présente un nombre de fausses alarmes constant. L'adaptation du seuil est basée sur l'estimation du signal parasite provenant de la cellule distance considérée. Cette technique, depuis longtemps utilisée dans la détection radar appelée détection à Taux de Fausse Alarme Constant (TFAC) ou Constant False Alarm Rate (CFAR) [4].

Dans ce qui suit, on va présenter la dépendance entre la puissance du bruit et la probabilité de fausse alarme. Pour un environnement du bruit Gaussien (Rayleigh), la P_{FA} est calculée comme [2]

$$P_{FA} = \exp\left(-\frac{\gamma^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.10)$$

Où γ est le niveau du seuil et σ^2 représente la variance du bruit. Si on considère α_0 comme la valeur désirée de la P_{FA} établie sur une variance connue σ_d^2 , la P_{FA} à seuil fixe pour une variance quelconque σ^2 devient

$$P_{FA}(\sigma^2) = (\alpha_0)^{\sigma_d^2/\sigma^2} \quad (2.11)$$

Pour $\alpha_0 = 10^{-6}$, une augmentation seulement de 3dB dans la puissance du bruit comme illustré dans la Fig. 2. 5 provoque un changement de la P_{FA} d'ordre 10^3 qui est intolérable pour le traitement de données soit par le calculateur ou par les opérateurs. Cette remarque est à la base des méthodes adaptatives pour analyser et perfectionner la détection radar. Pour contourner les limitations du seuil fixe, l'idée est de prendre un seuil de détection adaptatif (i.e., proportionnellement avec la puissance du bruit). Pour cela, les techniques du seuillage adaptatif sont indispensables pour maintenir un taux de fausse alarme constant. Le récepteur

est donc conçu pour établir la procédure CFAR en tenant compte aussi la maximisation de la probabilité de détection, P_D . D'où, dans le but de la régulation de la P_{FA} , Finn et Johnson [2] ont proposé l'utilisation des cellules de référence du canal pour l'estimation en temps réel du niveau du clutter afin d'entretenir une adaptation du seuil de décision. Alors, le radar utilise les cellules de portée entourées de la cellule sous test CST ou CUT (CUT : Cell Under Test) comme cellules de référence. Ces observations sont obtenues par le processus d'échantillonnage en portée et en fréquence (Doppler) comme montré dans la Fig. 2. 6. La bande passante pour chaque filtre Doppler est égale à $1/\tau$. La sortie du détecteur d'enveloppe est échantillonnée pour chaque τ sec, ce qui correspond à un intervalle de portée (distance de résolution) de $c\tau/2$. Donc, chaque échantillon peut être considéré comme une sortie de cellule de résolution portée/Doppler avec les dimensions, τ en temps et $1/\tau$ en fréquence [2]

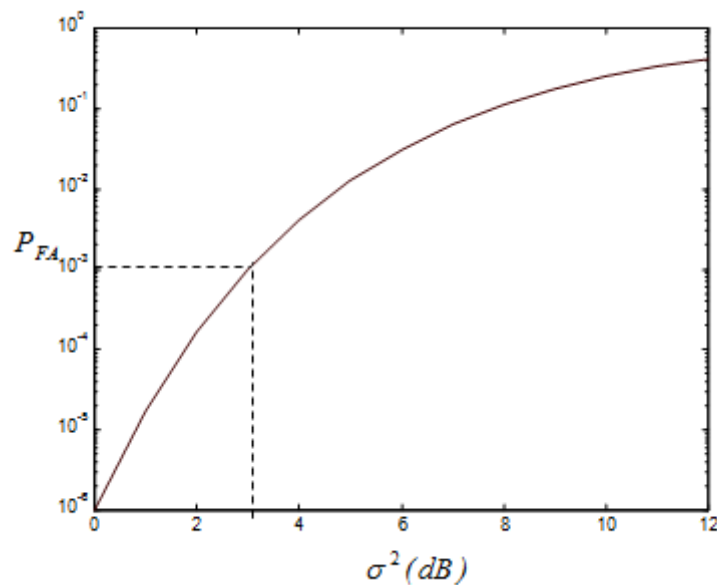


Figure. 2.5 Effet du changement de la puissance du bruit sur la P_{FA} pour un seuil de détection fixe avec $\alpha_0=10^{-6}$ et $\sigma_d^2 = 1$

Ainsi, nous pouvons obtenir une matrice de cellules de résolution en portée et en fréquence comme illustré dans la Fig. 2. 7. La détection générale basée sur le principe CFAR est schématisé utilisant des cellules de portée avec une fréquence Doppler spécifique comme montré dans la Fig. 2. 8. Pour qu'une partie du signal réfléchi à partir de la cible rentre dans les cellules de portée adjacentes et qui peuvent causer la non homogénéité du clutter (i.e., affectent l'estimation de la puissance du clutter), les sorties des cellules adjacentes appelées cellules de garde sont entièrement ignorées. Chaque cellule de résolution est testée de manière à obtenir une décision sur toute la portée du radar. Nous supposons que la *CST* se situe dans le

centre des cellules de référence où une cible est déclarée présente si son contenu est supérieur à un seuil adaptatif, T . Pour ce faire, la valeur du seuil est déterminée en fonction du test statistique, Q , qui représente l'estimation de la puissance du clutter calculée à partir des échantillons, X_1, X_2, \dots, X_N de la fenêtre de référence et un facteur multiplicatif, α . Ce dernier règle en permanence la valeur désirée de la P_{FA} . La diversité des algorithmes CFAR réside dans la méthode retenue pour effectuer l'estimation de la puissance du clutter (i.e., $Q = f(x_1, x_2, \dots, x_N)$) ainsi que la formulation du seuil (i.e., $T = g(\alpha, Q)$).

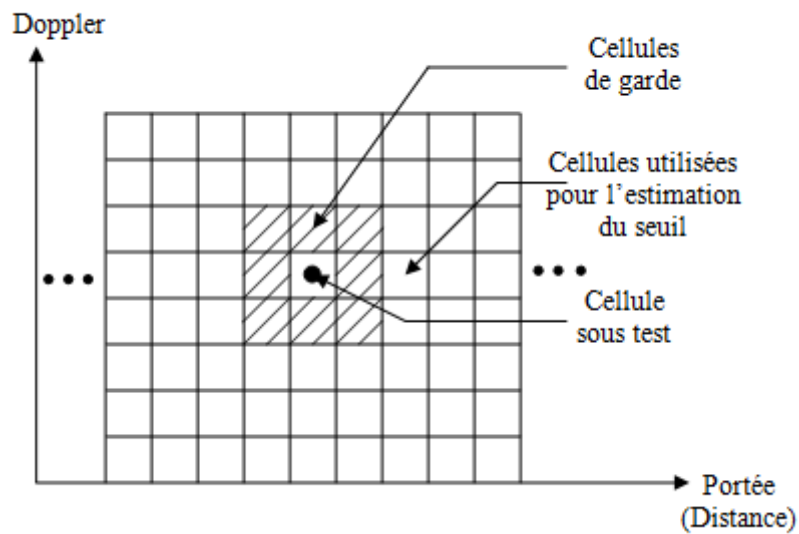


Figure.2. 6 Matrice distance/vitesse d'un radar Doppler à impulsions

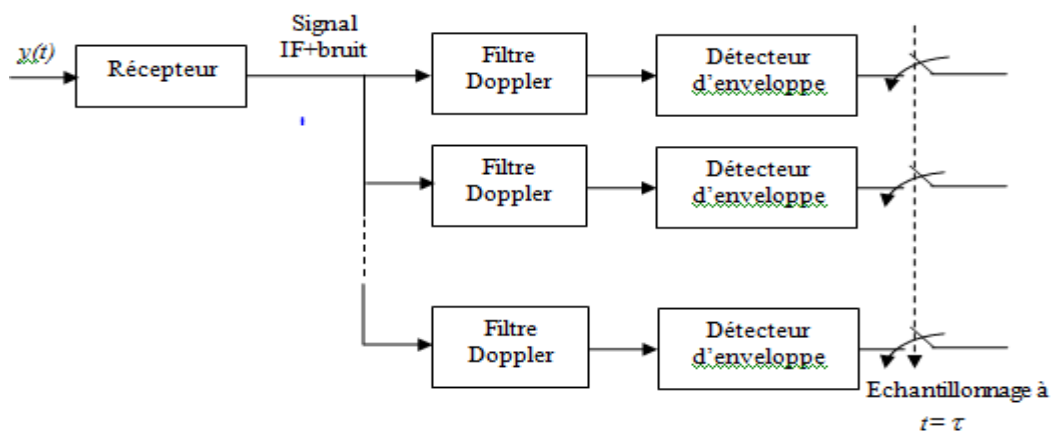


Figure. 2. 7 Processus d'échantillonnage en portée et en fréquence (Doppler)

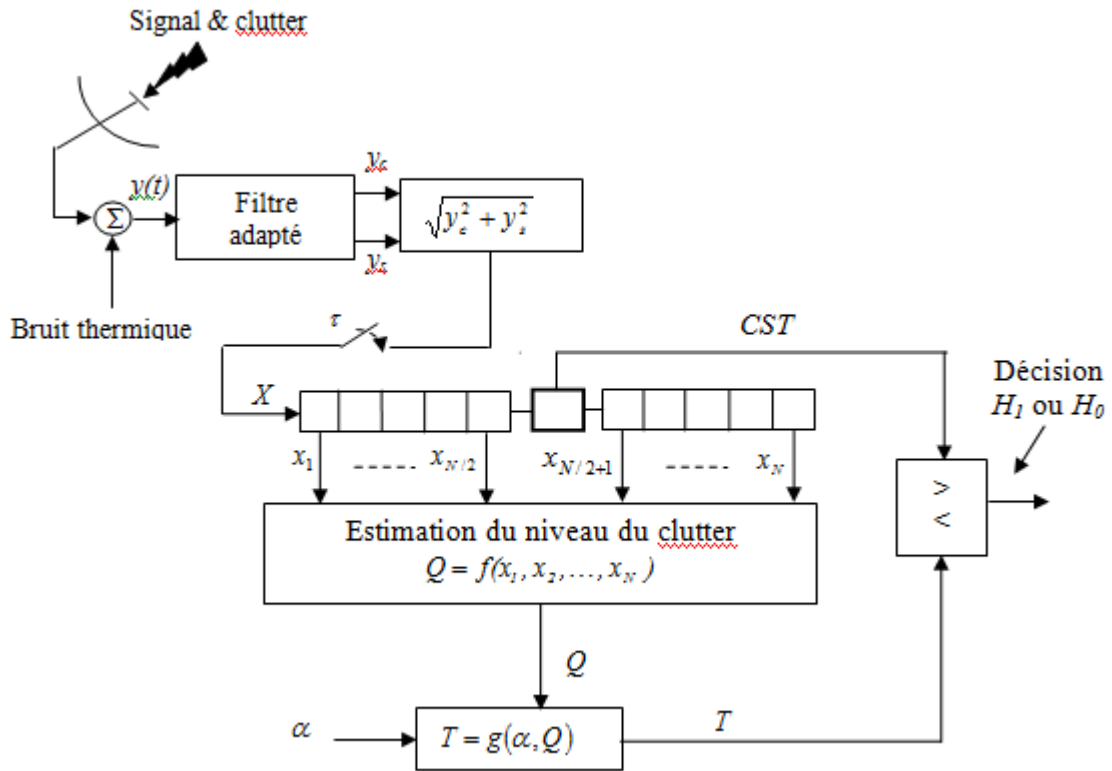


Figure. 2. 8 Architecture générale de la détection CFAR

La détection d'enveloppe (linéaire) est modélisée par la détection synchrone du signal reçu comme montré par la Fig. 2. 9 [2].

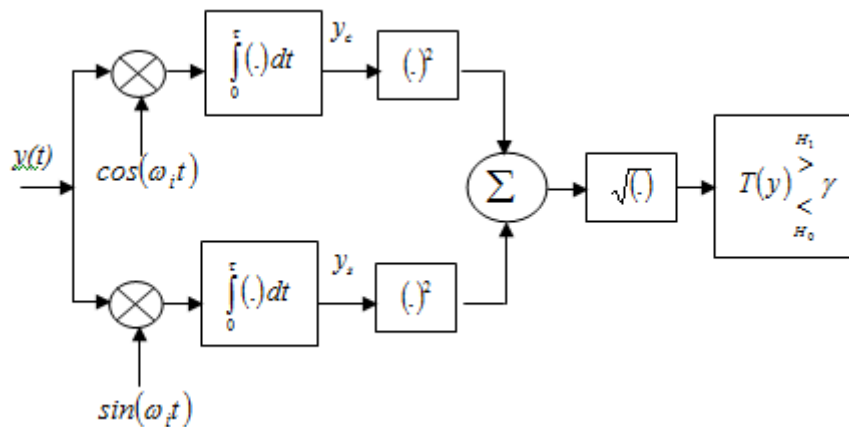


Figure. 2.9 Récepteur linéaire pour des signaux avec une phase et amplitude aléatoires.

2. 5 Détecteurs CFAR pour un radar MIMO

Dans cette section, nous allons considérer la détection CFAR dans un clutter de distribution de Pareto appliquée au radar MIMO. La cible est supposée fluctuante selon de modèle de Swerling1. Les détecteur GM-CFAR, SO-CFAR, GO-CFAR et OS-CFAR sont construits pour les deux types d'environnements homogène et hétérogène. Les expressions analytiques des probabilités de fausse alarme, P_{FA} des processeurs GM-CFAR, SO-CFAR et GO-CFAR sont obtenues tandis que la P_{FA} pour le détecteur OS-CFAR est évaluée via la méthode de simulation Monte-Carlo. En outre, à cause des complexités mathématiques du calcul de la fdp de la CST sous l'hypothèse H_1 , la méthode de simulation Monte-Carlo reste usuellement valable pour déterminer les valeurs de la probabilité de détection, P_D de chaque détecteur CFAR.

2. 5.1 Détecteur GM-CFAR

Pour un environnement de clutter homogène, Weinberg [10] a proposé un test statistique du détecteur GM-CFAR sous la condition de connaissance *a priori* du paramètre d'échelle β du clutter Pareto distribué donné par

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} T_{GM} = \beta^{1-L\tau} \prod_{i=1}^L X_i^\tau \quad (2.12)$$

Où τ représente un facteur du seuil de détection adopté pour affecter la valeur désirée de la P_{FA} . Si le contenu de la cellule CST, i.e., X_0 contient seulement le clutter, le test statistique (2.12) peut être reformulé pour $MN=1$ comme suit

$$\log\left(\frac{X_0}{\beta}\right) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \tau \sum_{i=1}^L \log\left(\frac{X_i}{\beta}\right) \quad (2.13)$$

Lorsque $Y_i = \log(X_i / \beta)$, $i=0, \dots, L$, ce problème de détection est exactement lié au cas de la détection des cibles immergées dans un bruit Gaussien (Exponentielle). Alors, la P_{FA} est simplement obtenue par [10]

$$P_{FA}^{GM} = (1 + \tau)^{-L} \quad (2.14)$$

En se basant sur la Fig. 2. 3 (b), la détection GM-CFAR dans le cas d'un radar MIMO ($MN>1$) est fondée sur le test statistique suivant

$$\prod_{i=1}^{MN} X_{i0} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} T_{GM} = \beta^{MN-MNL\tau} \prod_{j=1}^L \prod_{i=1}^{MN} X_{ij}^\tau \quad (2.15)$$

On applique le logarithme des deux cotés de (2.15), la P_{FA} est calculée comme

$$\begin{aligned} P_{FA}^{GM} &= \Pr\left(\prod_{i=1}^{MN} X_{i0} > \beta^{MN-MNL\tau} \prod_{j=1}^L \prod_{i=1}^{MN} X_{ij}^\tau | H_0\right) \\ &= \Pr\left(\sum_{i=1}^{MN} \log\left(\frac{X_{i0}}{\beta}\right) > \tau \sum_{j=1}^L \sum_{i=1}^{MN} \log\left(\frac{X_{ij}}{\beta}\right) | H_0\right) \end{aligned} \quad (2.16)$$

A partir de (2.16), il est facile de démontrer les distributions gamma suivantes

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{MN} \log(X_{i0} / \beta) \stackrel{d}{=} \text{Gamma}(MN, \alpha) \\ \sum_{j=1}^L \sum_{i=1}^{MN} \log(X_{ij} / \beta) \stackrel{d}{=} \text{Gamma}(MNL, \alpha) \end{cases} \quad (2.17)$$

Enfin, la P_{FA} est obtenue utilisant directement le résultat acquis pour le cas du bruit Gaussien comme suit [24]

$$P_{FA}^{GM} = \sum_{k=0}^{MN-1} \binom{MN-1}{k} \frac{\tau^k}{(1+\tau)^{MN+k}} \quad (2.18)$$

2. 5.2 Détecteur GO-CFAR

Le détecteur GO-CFAR est introduit dans [11] pour le cas du clutter Pareto distribué. Ce type de détecteur a démontré une robustesse considérable en présence du bord de clutter dont la CST appartenant dans la zone de ce dernier (i.e., la CST se trouve dans la zone de haute puissance du clutter). Pour $MN=1$, la forme du test statistique est donnée par [11]

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} T_{GO} = \beta^{1-L\tau/2} Z^\tau \quad (2.19)$$

Où $Z = \max(W_1, W_2)$ avec $W_1 = \prod_{i=1}^{L/2} X_i$ et $W_2 = \prod_{i=L/2+1}^L X_i$. Si on applique le logarithme des deux cotés de l'équation (2.19), la P_{FA} devient exactement la même formule trouvée dans le cas du bruit Gaussien. D'où la P_{FA} est [11]

$$P_{FA}^{GO} = 2(1+\tau)^{-L/2} - 2 \sum_{r=0}^{L/2-1} \binom{L/2+r-1}{r} (2+\tau)^{-(L/2+r)} \quad (2.20)$$

Maintenant pour la détection GO-CFAR appliquée au radar MIMO ($MN>1$), le test statistique devient

$$\prod_{i=1}^{MN} X_{i0} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} T_{GO} = \beta^{MN-NML\tau/2} \left(\max\left(\prod_{j=1}^{L/2} \prod_{i=1}^{MN} X_{ij}, \prod_{j=L/2+1}^L \prod_{i=1}^{MN} X_{ij} \right) \right)^\tau \quad (2.21)$$

Constamment, on applique le logarithme des deux cotés de l'équation (2.21), la P_{FA} est calculée par

$$\begin{aligned} P_{FA}^{GO} &= \Pr \left(\prod_{i=1}^{MN} X_{i0} > \beta^{MN-NML\tau/2} \left(\max \left(\prod_{j=1}^{L/2} \prod_{i=1}^{MN} X_{ij}, \prod_{j=L/2+1}^L \prod_{i=1}^{MN} X_{ij} \right) \right)^\tau \middle| H_0 \right) \\ &= \Pr \left(\sum_{i=1}^{MN} \log \left(\frac{X_{i0}}{\beta} \right) > \tau \left(\max \left(\sum_{j=1}^{L/2} \sum_{i=1}^{MN} \log \left(\frac{X_{ij}}{\beta} \right), \sum_{j=L/2+1}^L \sum_{i=1}^{MN} \log \left(\frac{X_{ij}}{\beta} \right) \right) \right) \middle| H_0 \right) \end{aligned} \quad (2.22)$$

Après un certain développement mathématique, la P_{FA} devient [24]

$$\begin{aligned} P_{FA}^{GO} &= 2 \sum_{r=0}^{MN-1} \binom{MNL/2+r-1}{r} \frac{\tau^r}{(1+\tau)^{MNL/2+r}} - \\ &2 \sum_{r=0}^{MN-1} \sum_{k=0}^{MNL/2-1} \frac{(MNL/2+r+k-1)!}{r!k!(MNL/2-1)!} \frac{\tau^r}{(2+\tau)^{MNL/2+r+k}} \end{aligned} \quad (2.23)$$

2. 5.3 Détecteur SO-CFAR

Dans le cas de la détection SO-CFAR, $Z = \min(W_1, W_2)$ avec $W_1 = \prod_{i=1}^{L/2} X_i$ et $W_2 = \prod_{i=N/2+1}^L X_i$. Ce type de détecteur a montré aussi une meilleure performance de détection en présence de cibles interférentes (i.e., présence des cibles dans une seule fenêtre à coté de la CST) ainsi que en présence du bord de clutter (i.e., la CST se trouve dans la zone de faible puissance du clutter). On applique le test statistique (2.19), le résultat de la P_{FA} est obtenue par [11]

$$P_{FA}^{SO} = 2 \sum_{r=0}^{L/2-1} \binom{L/2+r-1}{r} (2+\tau)^{-(L/2+r)} \quad (2.24)$$

Pour $MN > 1$, c'est-à-dire la détection par un radar MIMO, la P_{FA} est calculée après une application de la fonction logarithmique comme suit

$$\begin{aligned} P_{FA}^{SO} &= \Pr \left(\prod_{i=1}^{MN} X_{i0} > T_{SO} = \beta^{MN-NML\tau/2} \left(\min \left(\prod_{j=1}^{L/2} \prod_{i=1}^{MN} X_{ij}, \prod_{j=L/2+1}^L \prod_{i=1}^{MN} X_{ij} \right) \right)^\tau \middle| H_0 \right) \\ &= \Pr \left(\sum_{i=1}^{MN} \log \left(\frac{X_{i0}}{\beta} \right) > \tau \left(\min \left(\sum_{j=1}^{L/2} \sum_{i=1}^{MN} \log \left(\frac{X_{ij}}{\beta} \right), \sum_{j=L/2+1}^L \sum_{i=1}^{MN} \log \left(\frac{X_{ij}}{\beta} \right) \right) \right) \middle| H_0 \right) \end{aligned} \quad (2.25)$$

Après un certain calcul, on obtient [24]

$$P_{FA}^{SO} = 2 \sum_{r=0}^{MN-1} \sum_{k=0}^{MNL/2-1} \frac{(MNL/2+r+k-1)!}{r!k!(MNL/2-1)!} \frac{\tau^r}{(2+\tau)^{MNL/2+r+k}} \quad (2.26)$$

2.5.4 Détecteur OS-CFAR

L'algorithme OS-CFAR a démontré de bonnes performances de détection en présence de cibles interférentes dans une ou deux fenêtres adjacentes de la CST. Alors, le test statistique est basé sur un échantillon ordonné comme suit ($MN=1$) [11]

$$X_0 \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} T_{OS} = \beta^{1-\tau} X_{(K)}^\tau \quad (2.27)$$

Où $X_{(K)}$ représente un échantillon ordonné d'ordre $K < L$ définie par $X_{(K)} = \beta W_K^{-1/\alpha}$. La variable aléatoire W_K suit la loi Bêta $W_K \stackrel{d}{=} \text{Bêta}(L-K+1, K)$

On utilise perpétuellement le logarithme dans l'équation (2.27), l'expression compacte de la P_{FA} devient [10, 11]

$$P_{FA}^{OS} = \frac{L!}{(L-K)!} \frac{\Gamma(L-K+\tau+1)}{\Gamma(L+\tau+1)} \quad (2.28)$$

Maintenant si $MN > 1$, le test statistique de la détection OS-CFAR pour un radar MIMO peut être reformulé comme

$$\prod_{i=1}^{NM} X_{i0} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \beta^{1-\tau} S_{(K)} \quad (2.29)$$

Avec

$$S_j = \prod_{i=1}^{NM} X_{ij}^\tau, \quad j=1, \dots, L \quad (2.30)$$

La fonction logarithmique est appliquée pour reformuler (2.29) comme

$$\sum_{i=1}^{NM} \log\left(\frac{X_{i0}}{\beta}\right) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \tau \underbrace{\sum_{i=1}^{NM} \log\left(\frac{X_{i(K)}}{\beta}\right)}_Q \quad (2.31)$$

Pour un cas particulier où $MN=2$, la P_{FA} peut être calculée en forme compacte donnée par [24]

$$P_{FA}^{OS} = \prod_{i=0}^{K-1} \frac{2L-i}{2L-i+\tau} \left(1 + \tau \sum_{i=0}^{K-1} \frac{1}{2L-i+\tau} \right) \quad (2.32)$$

Si $MN > 2$, les valeurs de la P_{FA} doivent être calculées à l'aide de la méthode de simulation Monte-Carlo.

2. 6 Conclusion

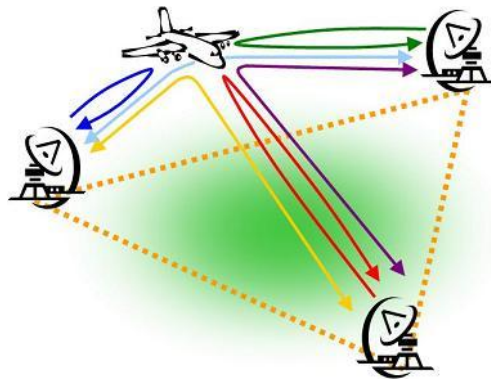
Dans ce chapitre, on a considéré le concept MIMO qui est une technique très récente pour améliorer les performances du système de transmission et de détection de cibles radars. Après donné la représentation d'un radar MIMO, nous avons décrit brièvement la distribution de Pareto avec sa fonction caractéristique et les méthodes de génération des échantillons utilisant cette loi. Le principe de base de la détection CFAR est convenablement expliqué à travers d'un schéma bloc général. Pour une application de détection via un radar MIMO, les processeurs GM-CFAR, GO-CFAR, SO-CFAR et OS-CFAR sont développés afin de détecter des cibles de Swerling 1 noyées dans un environnement de clutter de mer de haute résolution homogène et non homogène. Dans le chapitre qui se suit, on va étudier et examiner les performances des détecteurs CFAR évoqués dans ce chapitre.

Chapitre 3

Résultats de la détection CFAR pour un radar MIMO

Résumé

Dans ce chapitre, on va examiner les détecteurs GM-CFAR, SO-CFAR, GO-CFAR et OS-CFAR pour des cibles de Swerling 1 immergées dans un clutter de mer Pareto distribué. Les performances de la détection seront testées en fonction des paramètres du clutter et du nombre des transmetteurs et des récepteurs du radar MIMO. Les probabilités de fausse alarme, P_{FA} et de détection, P_D sont évaluées dans des cas où le clutter a des caractéristiques homogène et non-homogène causé par la présence des cibles interférentes et les bords de clutter. La méthode de Monte-Carlo est utilisée dans ce travail pour la détermination de la P_D en fonction du SCR.



[26]

Sommaire

3. 1 Introduction

3. 2 Résultats de la détection CFAR dans un clutter homogène

3. 3 Résultats de la détection CFAR dans un clutter hétérogène

3.4 Conclusion.

3.1 Introduction

La problématique de la détection radar est fondée essentiellement sur la modélisation statistique du clutter provenant de l'environnement de détection. D'ailleurs, la plupart des techniques de la détection non-cohérente CFAR ont été établies sur une description statistique simplifiée du clutter faisant appel au modèle Gaussien. Ce dernier a largement contribué au développement de plusieurs techniques CFAR destinées à l'utilisation en environnements Gaussiens.

Dans la plus part des cas, le problème de la détection CFAR dans un clutter homogène lorsque les échantillons reçus sont statistiquement iid a été largement considéré dans la littérature. Cependant, cette situation ne correspond pas souvent à des scénarios réalistes où l'hypothèse de l'uniformité (homogénéité) du clutter n'est plus valide et le caractère d'hétérogénéité du clutter devient l'élément sur lequel on doit chercher à optimiser les performances de détection. D'ailleurs, cette hétérogénéité est causée principalement par la présence des cibles interférentes et/ou la présence des transitions du clutter dans la fenêtre de référence. Dans de telles situations, le comportement du détecteur GM-CFAR devient complètement différent à celui du cas homogène et leurs performances se dégradent notablement, ce qui conduit à un non-respect du taux de fausse alarme souhaité ou à une chute de la probabilité de détection.

Ce chapitre a pour but de considérer les procédures de la détection CFAR pour un radar MIMO en environnement de clutter Pareto distribué. Cette nouvelle application vient compléter l'ancienne et permet de même de surmonter ses problèmes et inconvénients. Les algorithmes de détection CFAR conçus dans le chapitre précédent sont appliqués principalement pour fonctionner dans des situations plus réalistes du clutter (i.e., homogène et non homogène). Spécifiquement, on va examiner par la suite les algorithmes GM-CFAR, SO-CFAR, GO-CFAR et OS-CFAR pour la détection des cibles de Swerling 1 immergées dans un clutter de mer Pareto distribué. Les performances de la détection seront testées en fonction des paramètres du clutter et du nombre des transmetteurs et des récepteurs du radar MIMO. Les probabilités de fausse alarme, P_{FA} et de détection, P_D sont évaluées dans des cas où le clutter a des caractéristiques homogène et non-homogène causées par la présence des cibles interférentes et les bords de clutter. La méthode de Monte-Carlo est utilisée dans ce travail pour la détermination de la P_D en fonction du SCR .

3. 2 Résultats de la détection CFAR dans un clutter homogène

Dans cette section, nous souhaitons de vérifier et d'évaluer expérimentalement les performances du détecteur GM-CFAR dans un environnement de clutter homogène Pareto distribué. Afin d'illustrer l'efficacité de ce détecteur, nous allons comparer ses performances de détection à celles des détecteurs GO-CFAR, SO-CFAR et OS-CFAR. Les hypothèses considérées dans cette étude sont :

- La probabilité de fausse alarme désirée : $P_{FA} = \alpha_0 = 10^{-3}$
- Le nombre des essais (runs) Monte-Carlo : $n=10^5$
- Cible fluctuante selon le modèle de Swerling 1
- Bruit thermiques négligeable : $2\sigma^2 = 0$
- Les cellules de garde sont ignorées comme montré dans la Fig. 2. 6.
- La taille de la fenêtre de référence : $L=16, 24$ et 32 .
- Le nombre de transmetteurs/récepteurs : $MN=1, 2, 3$ et 4 .

Ainsi, nous allons affecter quelques expériences afin d'étudier l'influence des paramètres du clutter Pareto distribué (α et β) sur les performances de détection. Le contenu de la cellule sous test (CST) est modélisé par le module de la somme du vecteur du clutter C et du vecteur de la cible S , comme

$$CST = S + C + \sqrt{2SC} \cos(\varphi) \quad (3.1)$$

Où φ est un angle uniformément distribué sur l'intervalle $[0, 2\pi]$.

A partir des résultats de la détection CFAR illustrés ci-dessous, nous pouvons constater les remarques suivantes :

- Pour $MN=1$ et $\alpha = 2.1$ (cas d'une détection classique avec un seul radar), il est bien montré dans la Fig. 3. 1 que le détecteur GM-CFAR est le plus performant pour toutes les valeurs du SCR . Cette supériorité est due par la qualité d'estimation du niveau du clutter homogène Pareto distribué exprimée par $L=24$ cellules au lieu $L/2$ dans les cas des détecteurs SO-CFAR et GO-CFAR. Aussi, il est évident à partir de ces résultats que la P_D est une fonction croissante par rapport aux valeurs du SCR .
- Maintenant si on augmente le nombre de transmetteurs/récepteurs ($MN=2, 3$ et 4) pour $\alpha = 2.1$, les Figs. 3. 2- 3. 5 gardent toujours la bonne performance obtenue par le détecteur GM-CFAR. Dans cette étude, on peut aussi observer que les probabilités de

détection des algorithmes CFAR se rapprochent quand $SCR > 20\text{dB}$ avec une taille MN du radar MIMO importante. Cela est interprété par la croissance du nombre des échantillons utilisé pour l'estimation de la puissance du clutter Pareto.

- Dans des conditions plus réalistes, la vitesse du vent influe directement sur la surface ou l'agitation de la mer. En effet, la mesure de ces états de la mer est effectuée par l'estimation du paramètre de forme α de la distribution de Pareto. Pour assimiler ce genre de situation, la Fig. 3. 6 présentes les courbes des P_D des différents algorithmes CFAR en fonction du SCR ou α est considéré comme paramètre. Il est bien montré que les performances des détecteurs CFAR se dégradent quand la valeur de α devient petite ($\alpha = 2.1$: clutter pointu ou mer agitée). L'augmentation de $\alpha = 10$ (clutter Gaussien ou mer calme) améliore effectivement la performance de détection de la cible.

- La Fig. 3. 7. montre la variation de la P_D en fonction du SCR et le paramètre d'échelle β . On remarque que les performances de la détection restent constantes en dépit de la variation de β . Cela est traduit par la variation du rapport signal-sur-clutter SCR , c'est-à-dire que si β augmente, le SCR croit. Dans le cas d'un clutter Gaussien ($\alpha \approx 10$), il a été montré que la P_D ne dépend jamais de β [10].

- Dans le cas d'un clutter homogène, il est bien montré dans la Fig. 3. 8, que les meilleures performances de détection sont obtenues si la taille de la fenêtre de référence L est importante. Dans les applications radar, la valeur maximale de $L = 32$ est fixée afin d'assurer la homogénéité du clutter dans l'espace de surveillance du radar. Les valeurs des facteur des seuils, τ_{GM} , τ_{SO} , τ_{GO} , et τ_{OS} sont donnés dans les titres de chaque figure.

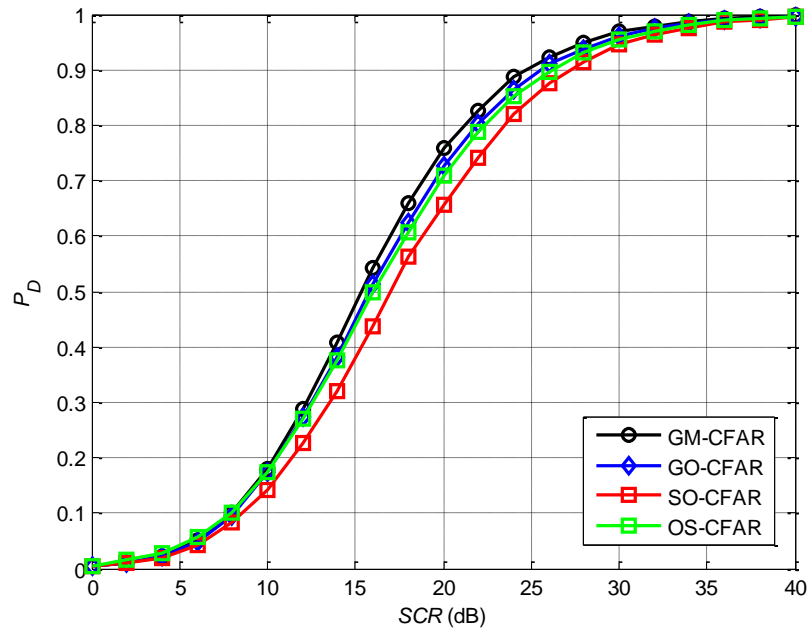


Figure. 3.1 P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $\beta=1$, $MN=1$ et $L=24$.
 ($\tau_{GM}=0.33$; $\tau_{SO}=0.87$; $\tau_{GO}=0.59$ et $\tau_{OS}=6.3$)

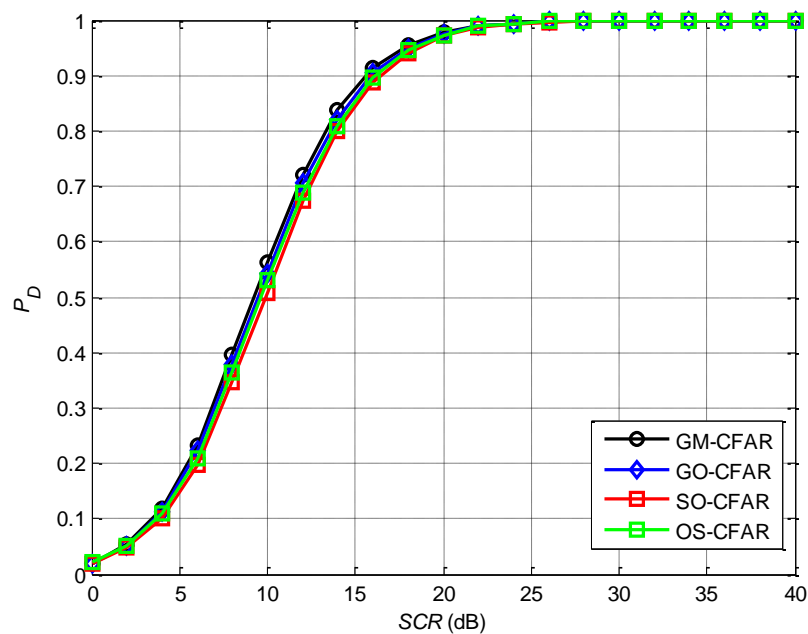


Figure. 3.2 P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $\beta=1$, $MN=2$ et $L=24$.
 ($\tau_{GM}=0.20$; $\tau_{SO}=0.49$; $\tau_{GO}=0.38$ et $\tau_{OS}=4.01$)

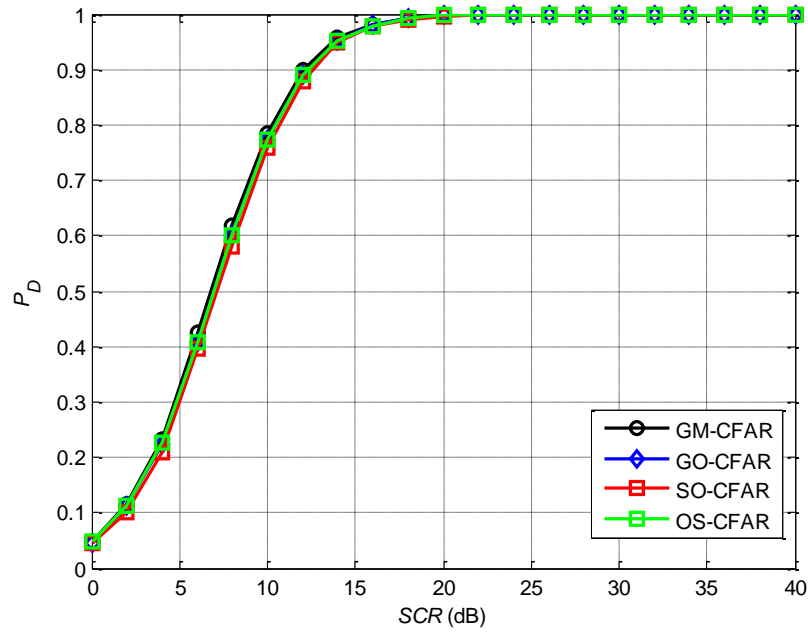


Figure. 3.3 P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $\beta=1$, $MN=3$ et $L=24$.
 ($\tau_{GM}=0.16$; $\tau_{SO}=0.37$; $\tau_{GO}=0.30$ et $\tau_{OS}=3.01$)

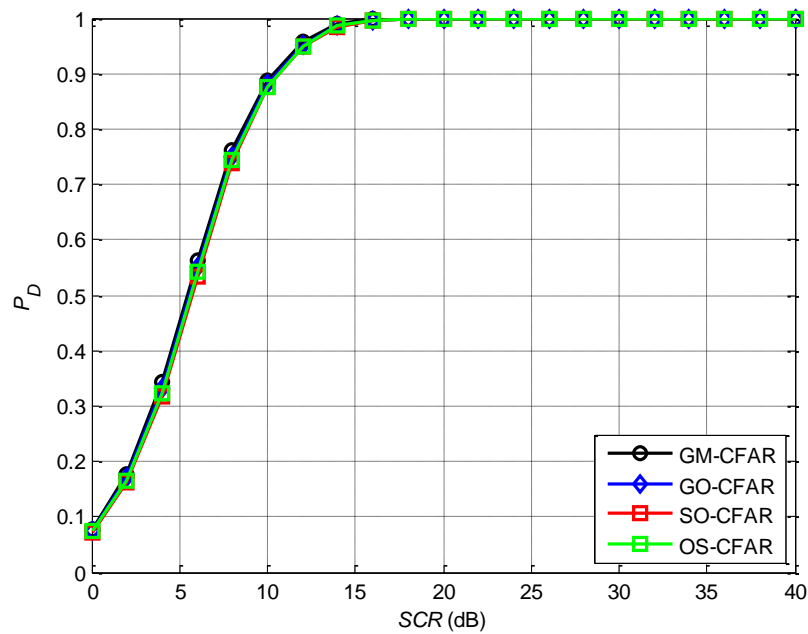


Figure. 3.4 P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $\beta=1$, $MN=4$ et $L=24$.
 ($\tau_{GM}=0.14$; $\tau_{SO}=0.32$; $\tau_{GO}=0.26$ et $\tau_{OS}=2.83$)

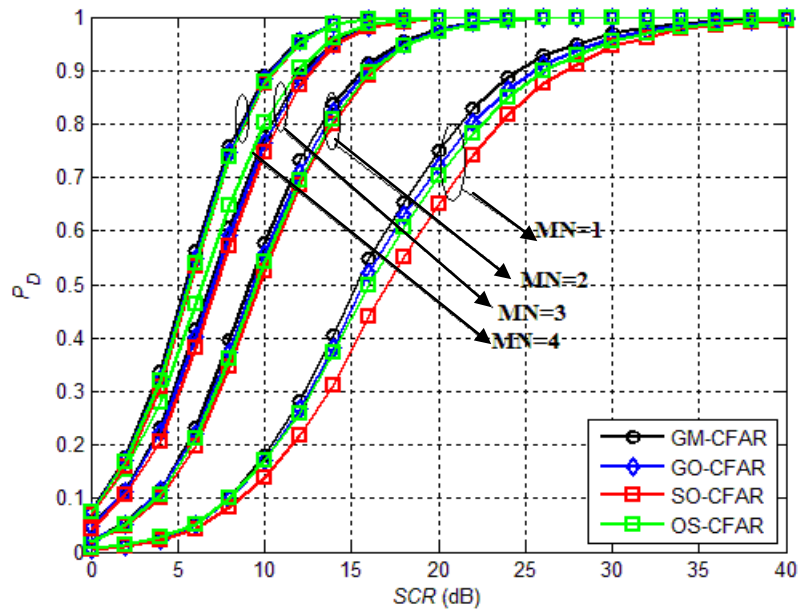


Figure 3.5 P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $\beta=1$ et $L=24$.

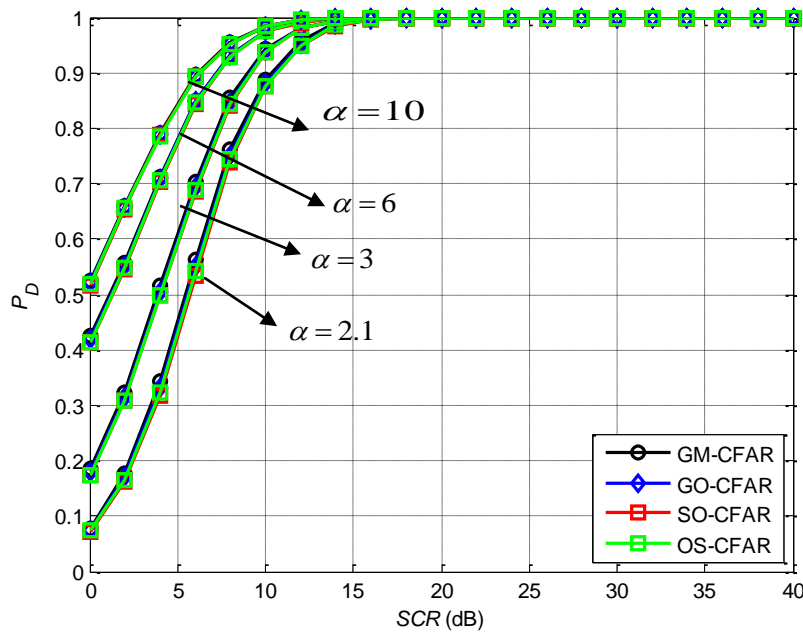


Figure 3.6 P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\beta=1$, $MN=4$ et $L=24$.
 ($\tau_{GM}=0.14$; $\tau_{SO}=0.32$; $\tau_{GO}=0.26$ et $\tau_{OS}=2.83$)

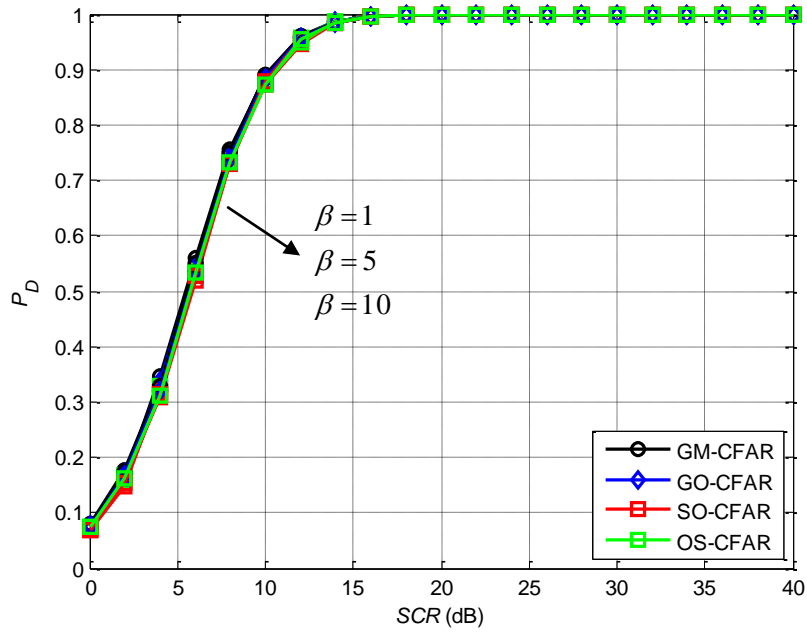


Figure.3. 7 P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $MN=4$ et $L=24$.
 ($\tau_{GM}=0.14$; $\tau_{SO}=0.32$; $\tau_{GO}=0.26$ et $\tau_{OS}=2.83$)

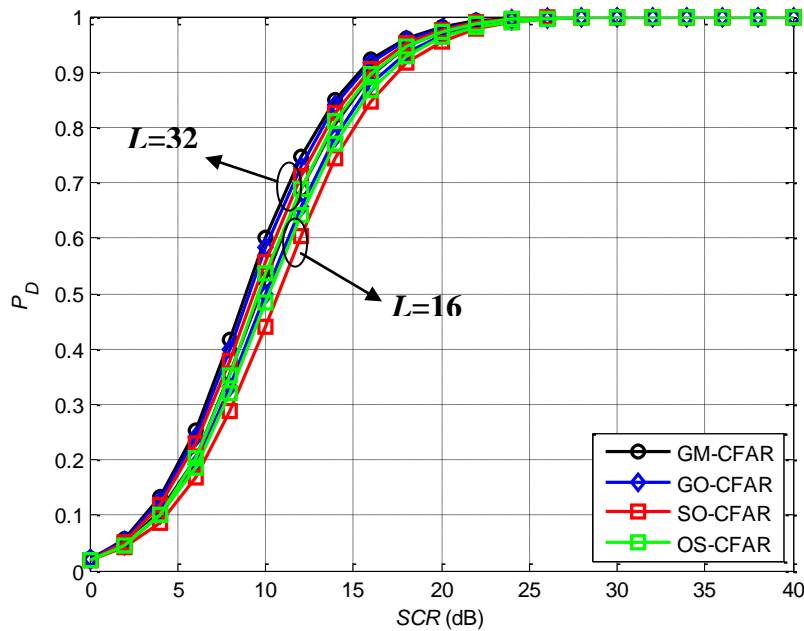


Figure 3.8 P_D en fonction du SCR pour un environnement homogène du clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$ $\beta=1$, et $MN=2$.
 $L=16$: ($\tau_{GM}=0.32$; $\tau_{SO}=0.82$; $\tau_{GO}=0.59$ et $\tau_{OS}=4.3$)
 $L=32$: ($\tau_{GM}=0.15$; $\tau_{SO}=0.35$; $\tau_{GO}=0.28$ et $\tau_{OS}=4$)

3.3 Résultats de la détection CFAR dans un clutter hétérogène

Le comportement des détecteurs CFAR en milieux hétérogènes a été largement étudié [4]. Des études ont prouvé la dégradation des performances de détection CFAR due à la présence des cibles interférentes et/ou à l'effet des bords du clutter au niveau de la fenêtre de référence. Dans ce cas-ci, l'hypothèse d'un clutter homogène n'est plus valide puisque les échantillons dans la fenêtre de référence ne sont plus distribués d'une manière identique. Nous allons envisager par la suite les différentes situations dans lesquelles l'environnement est considéré comme hétérogène.

3.3.1 Présence des cibles interférentes

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 et en aval de la CST comme montré sur la Fig. 3.9. En présence des cibles interférentes dans les cellules de référence, le seuil de détection augmente considérablement induisant éventuellement une dégradation remarquable dans la P_D . Ce phénomène est connu sous le nom effet de capture (*capture effect*) [4].

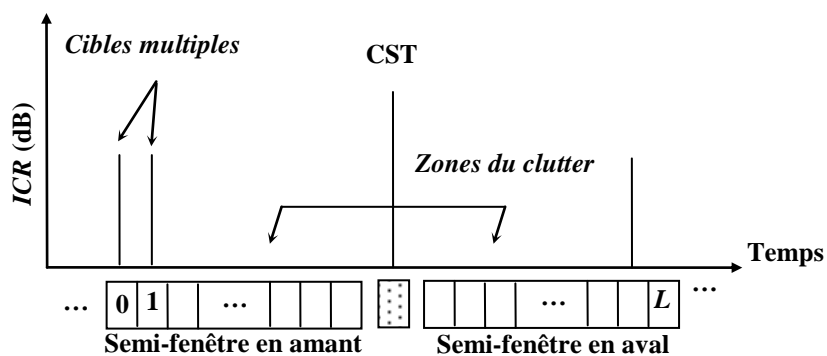


Figure 3.9 Modèle du clutter hétérogène en présence des cibles interférentes

La cible interférente présente dans la fenêtre de référence est supposée fluctuante selon le modèle de Swerling 1. Nous supposons également que le signal de la cible interférente s'ajoute de manière cohérente au clutter Pareto distribué dans la cellule contenant cette cible. On définit alors le rapport interférence sur clutter, que l'on note ICR (*Interference-to-Clutter Ratio*), comme étant le rapport de la puissance de la cible interférente et la puissance du clutter. Ce rapport s'exprime en décibels comme suit

$$ICR_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{p_i}{p_c} \right) \quad (3.2)$$

Où $p_i = 2s_i^2$ est la puissance moyenne du signal de la cible interférente et $p_c = \frac{\alpha\beta}{\alpha-1}$ est la puissance moyenne du clutter Pareto distribué.

Dans cette situation, les facteurs des seuils trouvés dans la section précédente des détecteurs GM-CFAR, SO-CFAR, GO-CFAR et OS-CFAR sont utilisés pour examiner les performances de ces derniers. A partir des résultats de la détection CFAR illustrés, nous pouvons constater les remarques suivantes :

- La présence d'une cible dans la fenêtre en amont (lagging window) influe négativement sur les performances des algorithmes GM-CFAR et GO-CFAR comme présenté dans la Fig. 3. 10. Cette dégradation est justifiée par l'utilisation des échantillons du clutter non homogène dans l'estimation de la puissance du clutter. Dans cette étude, il est bien remarquée que presque les même valeurs de la P_D sont trouvées en fonction du SCR pour les algorithmes OS-CFAR et SO-CFAR.
- Maintenant, on injecte deux cibles interférentes dans la même fenêtre en amont dans la 5^{ème} et la 7^{ème} cases distances. Toujours, on remarque d'après la Fig. 3. 11 que les algorithmes OS-CFAR et SO-CFAR ont prouvé une meilleure robustesse par rapport aux détecteurs GM-CFAR et GO-CFAR.
- Pour examiner la robustesse en détection des différents détecteurs CFAR, on considère un cas où deux cibles interférentes se trouvent dans les deux fenêtres (en amont et en aval). Cette expérience est montrée dans la Fig. 3. 12. Alors les algorithmes GM-CFAR, GO-CFAR et SO-CFAR utilisent des données erronées du clutter pour l'estimation des seuils de détection.
- L'injection de trois cibles interférentes dans une seule fenêtre (en amont) influe réellement sur la performance de la détection OS-CFAR devant la détection SO-CFAR comme montré dans la Fig. 3. 13. C'est-à-dire si le nombre augmente des cibles interférentes la dégradation de l'algorithme OS- CFAR devient remarquable.
- A partir de la Fig. 3. 14, on peut conclure que l'algorithme OS-CFAR assure de bonnes performances de détection quand les interférentes se trouvent dans les deux fenêtres en amont et en aval. L'algorithme SO-CFAR est vraiment mauvais en présence de cibles interférentes dans les deux cotés de la CST (en amont et en aval).

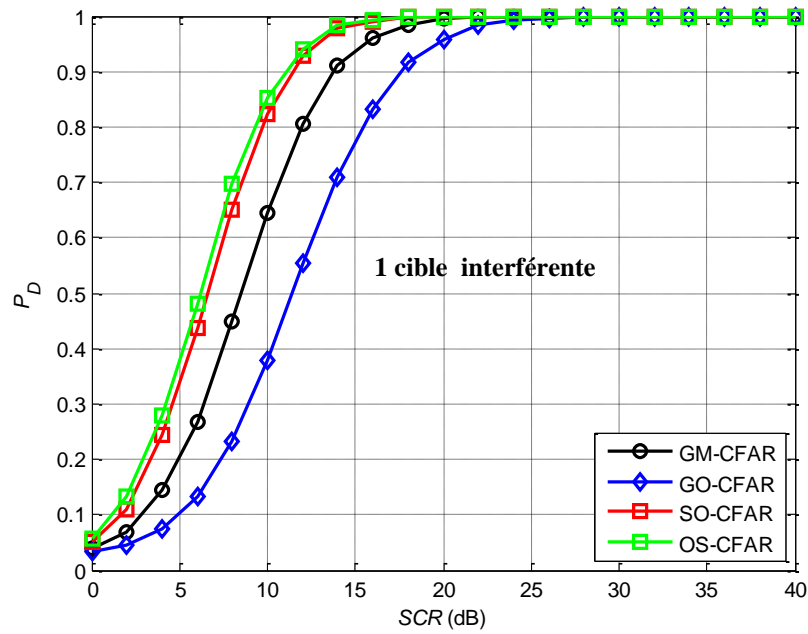


Figure 3. 10 P_D en fonction du SCR pour un environnement hétérogène (présence d’une cible interférente dans la 5^{ème} case distance) avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $\beta=1$, $MN=4$ et $L=24$

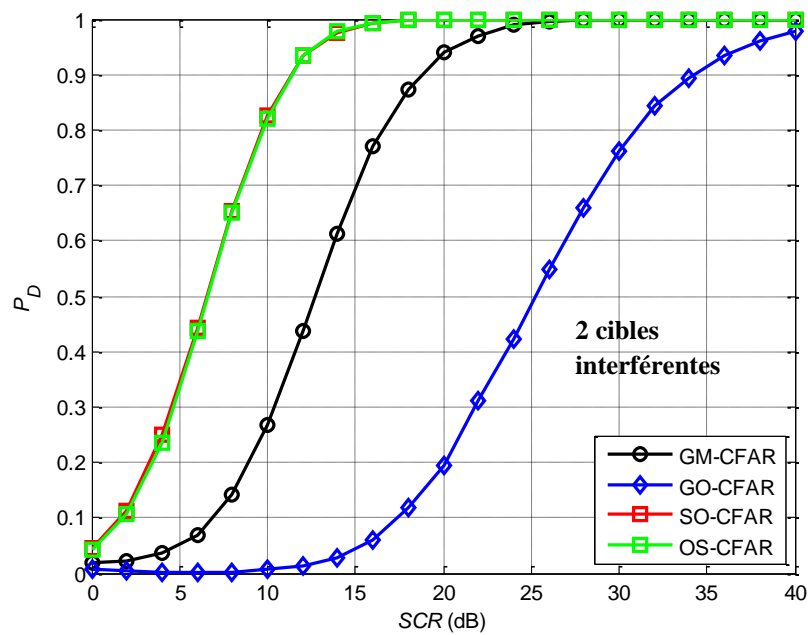


Figure 3. 11 P_D en fonction du SCR pour un environnement hétérogène (deux cibles interférentes dans les cases distances 5 et 7) avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $\beta=1$, $MN=4$ et $L=24$

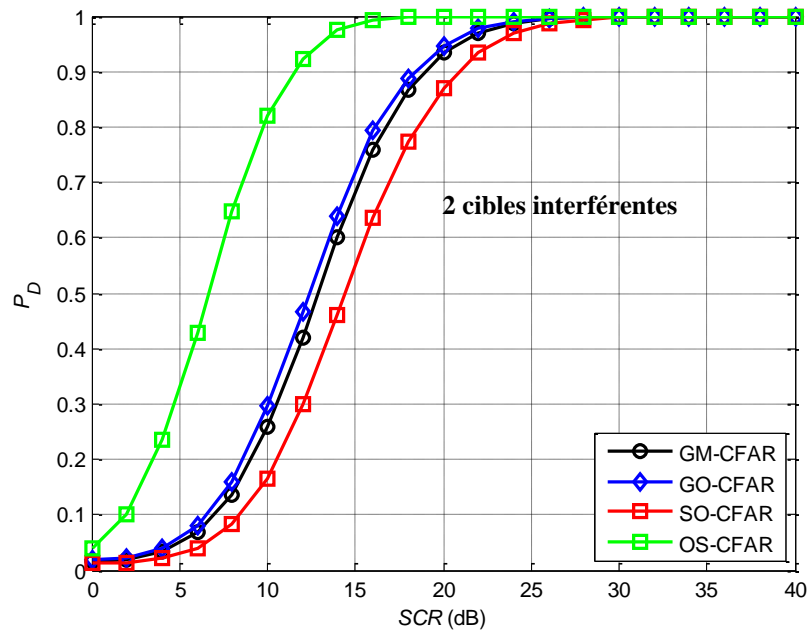


Figure 3.12 P_D en fonction du SCR pour un environnement hétérogène (deux cibles interférentes dans les cases distances 3 et 18) avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $\beta=1$, $MN=4$ et $L=24$

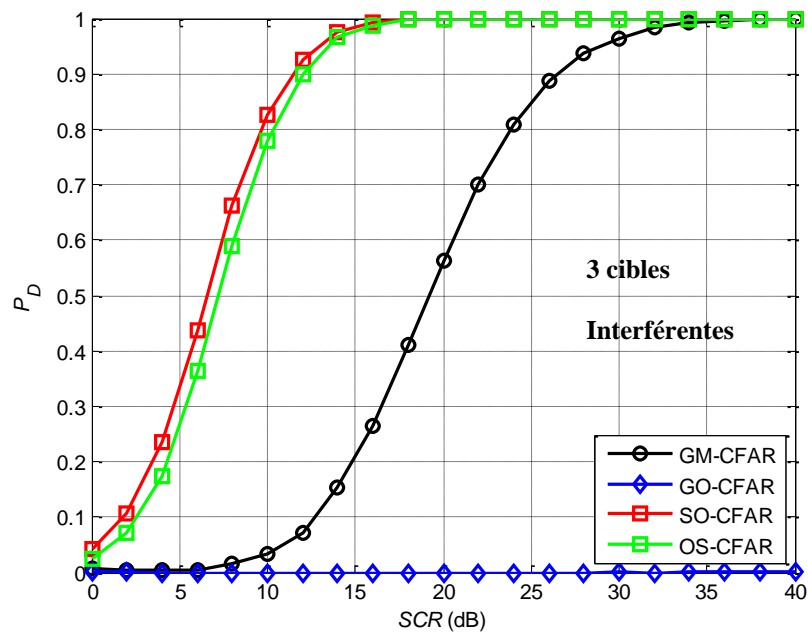


Figure 3.13 P_D en fonction du SCR pour un environnement hétérogène (trois cibles interférentes dans les cases distances 2, 4 et 9) avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $\beta=1$, $MN=4$ et $L=24$

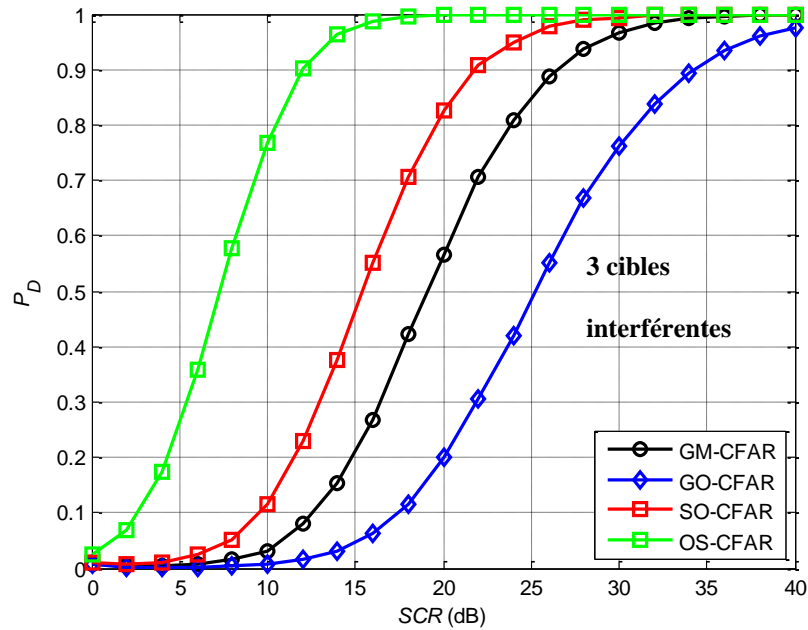


Figure 3. 14 P_D en fonction du SCR pour un environnement hétérogène (trois cibles interférentes dans les cases distances 5, 20 et 24) avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha=2.1$, $\beta=1$, $MN=4$ et $L=24$

3. 3. 2 Présence du bord de clutter (clutter edge)

Dans la détection radar, une transition entre deux environnements de natures différentes produit un changement brusque (i.e., une rupture ou une discontinuité) dans la puissance du clutter. Cette situation est réaliste et peut être rencontrée, à titre d'exemple, à l'entrée d'une baie (mer-terre) ou un terrain composite (forêt-plaine). Cette transition est appelée communément un bord de clutter. Il apparait, au niveau de la fenêtre de référence, sous la forme de deux zones (blocs) adjacentes homogènes; une zone de clutter de puissance faible et une zone de clutter de puissance élevée. Comme la fenêtre de référence est déplacée sur toutes les observations collectées, la position du bord de clutter varie donc dynamiquement (en temps) le long de la fenêtre. D'ailleurs, deux situations peuvent être rencontrées en pratique selon la position de la CST qui peut être immergée soit dans une zone de clutter de puissance élevée, soit dans une zone de clutter à puissance faible (effet de masque). Ces deux situations mènent respectivement, vers une augmentation du seuil, et de ce fait la P_D et la P_{FA} se réduisent significativement, ou vers une diminution du seuil induisant une augmentation intolérable dans la P_{FA} [4].

Une représentation schématique de quelques modèles possibles d'environnement hétérogène réel en présence des bords de clutter est présentée à la Fig. 3. 15. Toutefois, des modèles plus compliqués peuvent être également rencontrés en pratique, nous nous limitons dans ce travail aux cas des modèles simples présentés sur la Fig. 3. 15.

D'ailleurs, les Figs. 3. 15 (a) et 3. 15 (b) décrivent la situation dans laquelle il y a une seule transition dans la distribution de puissance du clutter. Dans la Fig. 3. 15 (a), la CST est dans la zone claire, alors que dans la Fig. 3. 15 (b), elle est noyée dans la zone du clutter de puissance élevée. En outre, une cellule est dans la zone claire si elle contient uniquement le clutter de puissance faible. Supposons que m est le nombre de cellules immergées dans la zone claire, alors la CST appartient à cette zone, si et seulement si $m < \frac{L}{2}$, où L est le nombre total des cellules de référence qu'on suppose pair. Par conséquent, il en résulte un phénomène appelé souvent effet de masque (*masking effect*). Dans ce cas-ci, le seuil de détection augmente inutilement ce qui peut induire une réduction significative dans la P_D et dans la P_{FA} , même avec un SCR relativement élevé dans la CST. D'un autre côté, si $m > \frac{L}{2}$, la CST se trouve dans la zone du clutter à puissance élevée, mais un groupe de cellules de référence sont alors dans la zone claire. Dans ce ca-ci, si toute la fenêtre de référence est utilisée pour estimer le seuil de détection, alors ce dernier est éventuellement de niveau réduit par rapport au signal dans la CST. Ceci peut produire un nombre excessif de fausse alarme (ou simplement une augmentation de la P_{FA}) [4].

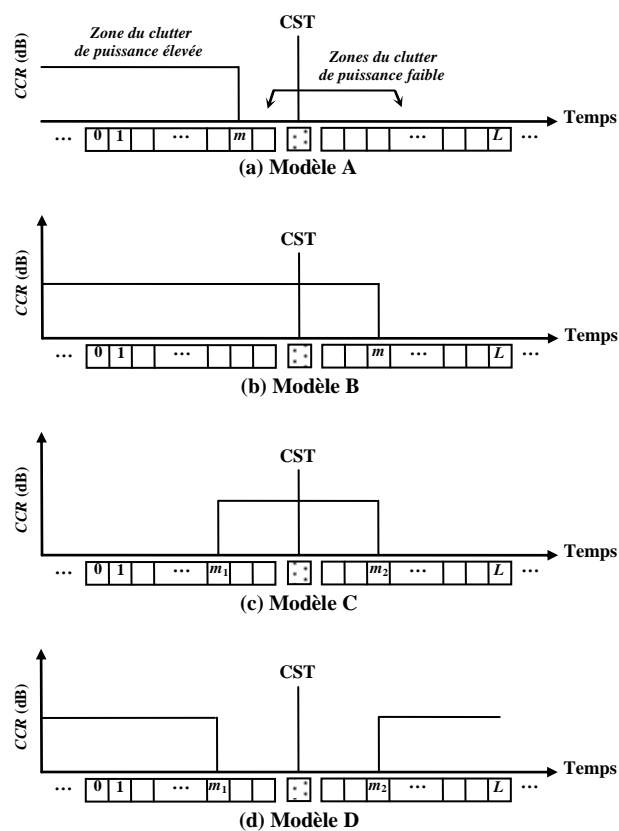


Figure 3.15 Modèles du clutter hétérogène en présence des bords de clutter

Intéressons maintenant au cas de présence de deux transitions dans la distribution de puissance du clutter. D'ailleurs, les deux modèles C et D montrés sur les Figs. 3. 15 (c) et (d), décrivent la situation dans laquelle il y a deux transitions de clutter. Alors, si m_1 et m_2 représentent respectivement les emplacements des deux transitions de puissance du clutter dans les deux semi-fenêtres en amont et en aval de la CST et supposons que les cellules, se trouvant entre les deux emplacements évoqués, sont immergées dans la zone du clutter de puissance élevée, la CST serait donc dans cette zone si $m_1 < \frac{L}{2} < m_2$ (voir la Fig. 5. 2-(c)). D'autre part, si les m_1 premières cellules et les $L - m_2$ dernières cellules sont noyées dans la zone du clutter de puissance élevée, la CST serait alors dans la zone claire si $m_1 < \frac{L}{2} < m_2$ comme montré sur la Fig. 3. 15 (d). Pour un cas simple, nous supposons qu'il y a une seule transition dans la distribution de puissance du clutter dans la fenêtre de référence et dont la position m est connue *a priori*. Nous définissons ainsi le rapport clutter sur clutter, que l'on note *CCR* (*Clutter-to-Clutter Ratio*), comme étant le rapport entre la puissance du clutter dans la deuxième zone et la puissance du clutter dans la première zone. D'ailleurs, le *CCR* peut être exprimé en décibels comme suit

$$CCR_{\text{dB}} = 10 \log_{10} \left(\frac{p_{c2}}{p_{c1}} \right) \quad (3.3)$$

Ou $p_{c1} = \frac{\alpha_1 \beta}{\alpha_1 - 1}$ est la puissance du clutter dans la première zone de m cellules, tandis que $p_{c2} = \frac{\alpha_2 \beta}{\alpha_2 - 1}$ représente la puissance du clutter dans la deuxième zone formée de $L - m$ cellules restantes. Comme le *CCR* donne une idée sur le changement brusque au niveau de bord dans la fenêtre de référence, alors pour une différence de puissance égale à $CCR_{\text{dB}} = C$, il faut que la relation suivante soit satisfaite

$$\alpha_2 = \left(1 - 10^{-\frac{CCR}{10}} \left(\frac{\alpha_1 - 1}{\alpha_1} \right) \right)^{-1} \quad (3.4)$$

Nous définissons maintenant la pdf du clutter sur les deux zones de puissances différentes. Alors, étant donné L échantillons X_1, X_2, \dots, X_L de la fenêtre de référence qu'on suppose statistiquement indépendants mais non identiquement distribués. Nous supposons que les m premières cellules, constituant la première zone du clutter à puissance élevée, sont noyées dans un clutter de distribution Pareto avec un paramètre de forme α_1 . Cependant, la deuxième

zone du clutter à puissance faible est formée par les $L - m$ cellules restantes et qui sont noyées dans un clutter de distribution Pareto mais avec un autre paramètre de forme α_2 . Sans perte de généralité, le paramètre d'échelle est supposé le même sur les deux côtés du bord de clutter, juste pour simplifier l'analyse. Ainsi, la pdf d'un échantillon X_i , se trouvant soit dans la première zone soit dans la deuxième, est donnée par

$$p_X(x) = \begin{cases} \frac{\alpha_1 \beta^{\alpha_1}}{x^{\alpha_1+1}}, & i = 1, \dots, m \\ \frac{\alpha_2 \beta^{\alpha_2}}{x^{\alpha_2+1}}, & i = m + 1, \dots, L \end{cases} \quad (3.5)$$

Où α_1 et α_2 sont relié selon (3.5) pour une différence en puissance moyenne entre les deux zones de clutter égale à C dB.

Dans cette situation, les facteurs des seuils des détecteurs GM-CFAR, SO-CFAR, GO-CFAR et OS-CFAR trouvés dans le cas du clutter homogène sont utilisés pour examiner les performances de détection de cible radar. Nous étudions maintenant, à travers l'exemple des Figs. 3. 16- 3. 18, la régulation du taux de fausse alarme en présence d'un bord de clutter pour différentes valeurs de α (2.1, 5 et 10). Pour cela, les P_{FA} des détecteurs GM-CFAR, SO-CFAR, GO-CFAR et OS-CFAR sont présentées en fonction de la position du clutter du bord (Figs. 3. 16- 3. 18). Nous avons pu vérifier alors, à partir de cette figure, que les performances du détecteur SO-CFAR dans la première transition du clutter non homogène ($m=1, \dots, L/2$) sont des meilleures à celles obtenues par les détecteurs GO-CFAR et OS-CFAR. Nous constatons également que l'algorithme GO-CFAR affirme sa robustesse dans la deuxième transition du clutter non homogène ($m=L/2+1, \dots, L$).

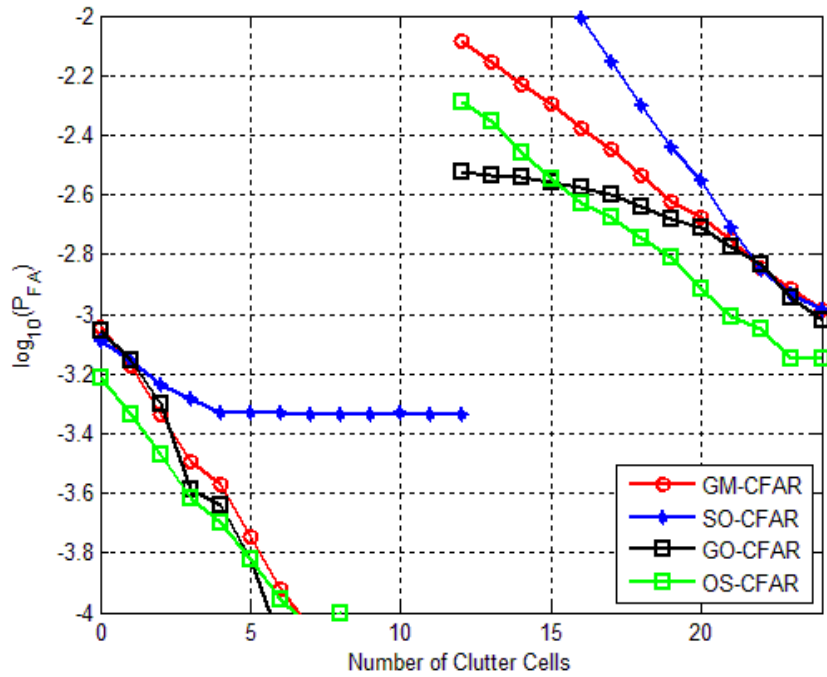


Figure. 3.16 P_{FA} en fonction de la position du bord de clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha_1=2.1$, $\alpha_2=1.19$, $\beta=1$, $CCR=5$, $MN=4$ et $L=24$

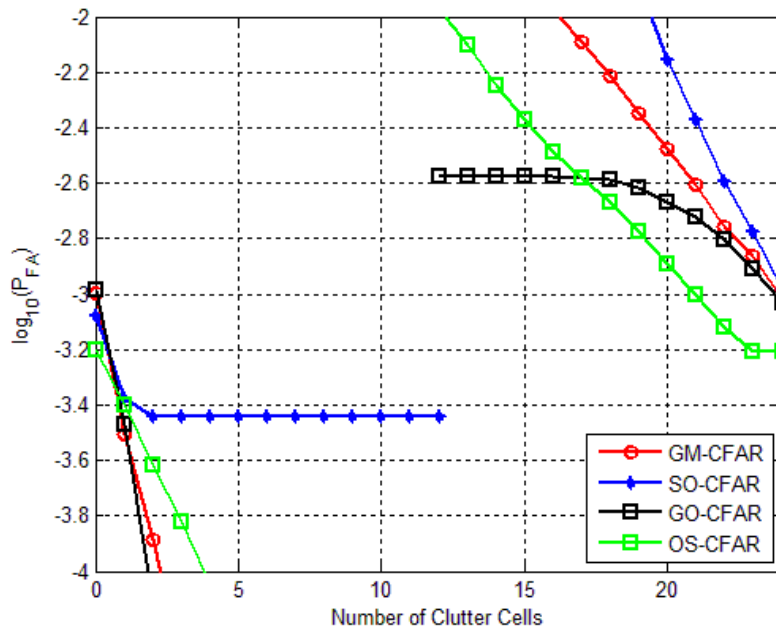


Figure. 3.17 P_{FA} en fonction de la position du bord de clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha_1=5$, $\alpha_2=1.33$, $\beta=1$, $CCR=5$, $MN=4$ et $L=24$

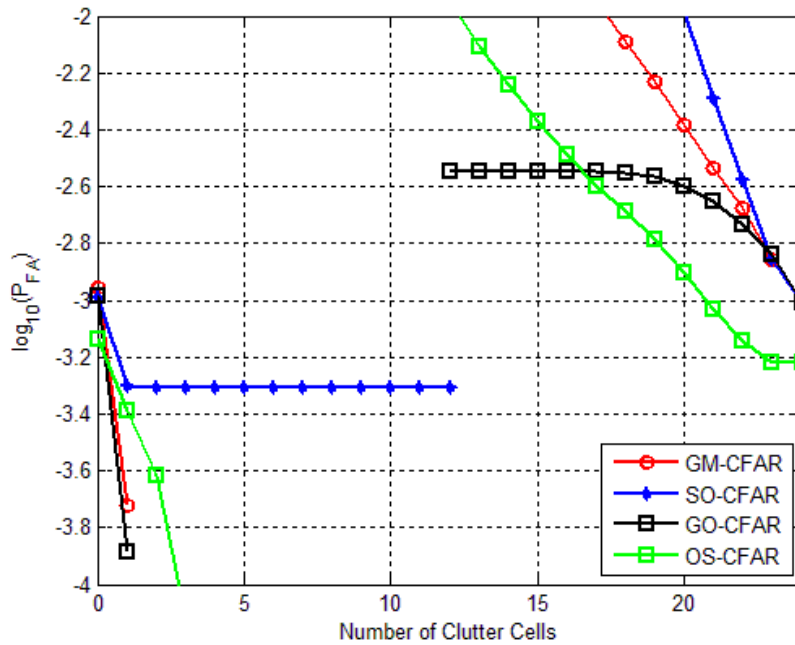


Figure. 3.18 P_{FA} en fonction de la position du bord de clutter avec $P_{FA}=10^{-3}$, $\alpha_1=10$, $\alpha_2=1.39$, $\beta=1$, $CCR=5$, $MN=4$ et $L=24$.

3. 4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons discuté, dans un cadre plus réaliste, le problème de la détection radar MIMO en environnements homogène et hétérogène de clutter Pareto distribué. A cet effet, nous avons appelé les détecteurs GM-CFAR, GO-CFAR, SO-CFAR et OS-CFAR développés dans le chapitre 2. Dans le cas du clutter homogène, plusieurs tests basés sur le nombre des transmetteurs/récepteurs, la taille de la fenêtre de référence, les valeurs du paramètre de forme ont été effectués pour examiner les performances des détecteurs CFAR. Dans le cas du clutter non homogène, un nombre de cibles interférentes a été introduit dans le but de confirmer la robustesse des détecteurs OS-CFAR et SO-CFAR devant les détecteurs GM-CFAR et GO-CFAR. Ainsi, la variation de la position du bord du clutter a été prise en compte afin de montrer la déviation de la probabilité de fausse en fonction de ce dernier.

Nous avons constaté lors des résultats de simulations établis l'efficacité de la détection GM-CFAR en environnement homogène du clutter et la robustesse des détecteurs OS-CFAR et SO-CFAR en environnement hétérogène du clutter causé par la présence de cibles interférentes. Comme prévue, les performances de détection de chaque algorithme CFAR sont

fortement liées aux paramètres du système radar MIMO ainsi que des paramètres du clutter Pareto distribué. A partir de la détection CFAR étudiée dans ce chapitre, on peut également conclure qu'il n'y a pas un détecteur CFAR robuste en présence de bord de clutter.

Conclusion Générale

1. Conclusions

Ce mémoire portait essentiellement sur la détection CFAR des cibles en environnements homogènes et hétérogènes de clutter non Gaussien Pareto distribué via un radar MIMO.

Nous avons présenté dans un premier temps le principe de fonctionnement d'un radar à impulsions ainsi que les différentes opérations de traitement du signal radar et les différentes composantes d'un radar. Ce type de radar est basé sur la détection d'échos obtenus par réflexion d'impulsions brèves. A la réception, le signal superhétérodyne est traité de telle manière à ce que toute cible possédant une vitesse radiale non nulle exhibe un décalage de fréquence Doppler proportionnel à la vitesse de la cible par rapport au radar. Enfin, nous avons présenté les modèles statistiques des cibles selon les quatre types de Swerling en tenant compte aussi la présentation des distributions les plus répandues pour la modélisation du clutter de mer ou du sol. Dans le chapitre suivant, on va présenter les différents concepts du système radar MIMO où la détection CFAR dans ce dernier en présence du clutter de mer Pareto distribué sera aussi l'objet de ce chapitre.

Dans un deuxième temps, nous avons considéré le concept MIMO qui est une technique très récente pour améliorer les performances du système de transmission et de détection de cibles radars. Après donné la représentation d'un radar MIMO, nous avons décrit brièvement la distribution de Pareto avec sa fonction caractéristique et les méthodes de génération des échantillons utilisant cette loi. Le principe de base de la détection CFAR est convenablement expliqué à travers d'un schéma bloc général. Pour une application de détection via un radar MIMO, les processeurs GM-CFAR, GO-CFAR, SO-CFAR et OS-CFAR sont développés afin de détecter des cibles de Swerling 1 noyées dans un environnement de clutter de mer de haute résolution homogène et non homogène. Dans le chapitre qui se suit, on va étudier et examiner les performances des détecteurs CFAR évoqués dans ce chapitre.

Finalement, nous avons discuté, dans un cadre plus réaliste, le problème de la détection radar MIMO en environnements homogène et hétérogène de clutter Pareto distribué. A cet effet, nous avons appelé les détecteurs GM-CFAR, GO-CFAR, SO-CFAR et OS-CFAR développés dans le chapitre 2. Dans le cas du clutter homogène, plusieurs tests basés sur le nombre des

transmetteurs/récepteurs, la taille de la fenêtre de référence, les valeurs du paramètre de forme ont été effectués pour examiner les performances des détecteurs CFAR. Dans le cas du clutter non homogène, un nombre de cibles interférentes a été introduit dans le but de confirmer la robustesse des détecteurs OS-CFAR et SO-CFAR devant les détecteurs GM-CFAR et GO-CFAR. Ainsi, la variation de la position du bord du clutter a été prise en compte afin de montrer la déviation de la probabilité de fausse en fonction de ce dernier. Nous avons constaté lors des résultats de simulations établis l'efficacité de la détection GM-CFAR en environnement homogène du clutter et la robustesse des détecteurs OS-CFAR et SO-CFAR en environnement hétérogène du clutter causé par la présence de cibles interférentes. Comme prévue, les performances de détection de chaque algorithme CFAR sont fortement liées aux paramètres du système radar MIMO ainsi que des paramètres du clutter Pareto distribué. A partir de la détection CFAR étudiée dans ce chapitre, on peut également conclure qu'il n'y a pas un détecteur CFAR robuste en présence de bord de clutter.

2. Perspectives

Comme perspectives on peut envisager les thèmes de recherches suivants:

- Sur le plan estimation, nous suggérons le développement de nouveaux estimateurs de paramètres des modèles CIG sans et avec bruit.
- Sur le plan détection, il serait également intéressant de développer des détecteurs CFAR pour un environnement du clutter de distribution CIG sans bruit.
- Une proposition d'un nouveau détecteur CFAR en environnement de distribution de Pareto dans le cas de présence du bord de clutter sera un sujet de grande importance à entamer ultérieurement.

Références

- [1] Z. Peyton and JR. Peebles, “*Radar principles*,” A Wiley- Interscience Publication, 1998.
- [2] M. Barkat, “*Signal Detection and Estimation*“, Second Edition, Artech House, Boston, MA, SA, 2005.
- [3] Swerling, P., ‘*Recent Developments In Target Models For Radar Detection Analysis*’, *AGARD Avinics Tech. Symp. Proc. Istanbul, Turkey, May 25-29, 1970*.
- [4] M. Sahed et A. Mezache, “*Détection Automatique CFAR en Environnement Non Gaussien*” Thèse de doctorat en science, Département d’électronique, Université Mohamed Boudiaf-M’sila, Octobre 2015.
- [5] Iskander, D. R., and Zoubir, A. M.: ‘*Estimation of the parameters of the K-distribution using higher-order and fractional moments*’, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 1999, **35**, (4), pp. 1453–1457
- [6] Blacknell. D. Tough. R. J.: ‘*A Parameter estimation for the K-distribution based on $[z \log(z)]$* ’, *IEE Proc. Radar. Sonar. Navig.*, 2001, **148**, (6), pp. 309–312
- [7] Bocquet, S.: ‘*Parameter estimation for Pareto and K distributed clutter with noise*’, *IET Radar. Sonar. Navig.*, 2015, **9**, (1), pp. 104-113
- [8] Mezache, A., Sahed, M., Soltani, F., Chalabi, I.: ‘*Model for non-rayleigh clutter amplitudes using compound inverse Gaussian distribution: an experimental analysis*’, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 2015, **51**, (1), pp. 142–153
- [9] Weinberg, G. V.: ‘*Assessing the Pareto Fit to High Resolution High Grazing Angle Sea Clutter*’, *IET Electronics Letters*, 2011, 47, pp. 516-517.
- [10] Weinberg, G. V.: ‘*Constant false alarm rate detectors for pareto clutter models*’, *IET Radar Sonar Navig*, 2013, vol 7, Iss 2, pp.153-163
- [11] Weinberg, G. V.: ‘*Constant false alarm rate detection in pareto distributed clutter :further results and optimality issues* ‘contemporary engineering sciences, vol 7, 2014, no. 6, 231 -261
- [12] Mohamed Laid Bencheikh . : ‘*Exploitation des propriétés des signaux dans les systèmes radar MIMO pour la détection et la localisation* ‘ Thèse de doctorat, Ecole polytechnique de l’université de Nantes , Université de Nantes, 4 juillet 2011.
- [13] Chin Yuan Chong. : ‘*Signal Processing for MIMO Radars: Detection under Gaussian and non-Gaussian environments and application to STAP* ‘Thèse de Doctorat, Ecole Doctorale « Sciences et Technologies de l’Information des Télécommunications et des Systèmes, 18 novembre 2011.

- [14] Krattou Mohamed Riad. : ' *Étude De La Détection Radar Dans Un Milieu Homogène* ' Mémoire de Master en Télécommunications, Département d'électronique, À L'université Abou Bekr Belkaid de Tlemcen, 2012-2013.
- [15] R. Ravid and N. Levanon, " *Maximum-likelihood CFAR for Weibull background* ", *IEE Proceedings-F*, 139, (3), June 1992.
- [16] Goldstein. G. B, ' *False-Alarm regulation in Log-Normal and Weibull clutter*, ' IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, **AES-9**, (1), January 1973, pp. 84-92.
- [17] Rosenberg, L., Bocquet, S.: ' *The Pareto distribution for high grazing angle sea-clutter* '. IEEE Int. Geoscience and Remote Sensing Conf., Melbourne, Australia, 2013, pp. 4209-4212
- [18] Bocquet, S.: ' *Simulation of correlated Pareto distributed sea clutter* ', IEEE Int. Conf. on Radar, Adelaide, SA, 9-12 September 2013, pp. 258–261.
- [19] Ollila, E.; Tyler, E.; Koivumäki, D.E.V.; Poor, V., " *Compound-Gaussian Clutter Modeling with an Inverse Gaussian texture distribution*, " IEEE Trans. Signal Process. Letter, **19**, (12), December 2012, pp. 876-879.
- [20] S. Sato and J. Inoue, " *Inverse Gaussian Distribution and Its Application* ", Electronics and Communications in Japan (Part III: Fundamental Electronic Science) Vol. 77, No. 1, 1994.
- [21] J. L. Folks and R. S. Chhikara, " *The Inverse Gaussian Distribution and Its Statistical Application-A Review* ", Journal of the Royal Statistical Society, Series B, Vol. 40, No. 3, 1978
- [22] Seshadri. V.: ' *The Inverse Gaussian Distribution- Statistical Theory and Applications* ', (Springer-Verlag, New York, Inc. in 1999)
- [23] V. Anastassopoulos, G. A. Drosopoulos and M. Rey, " *High resolution radar clutter statistics* ", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic systems, Vol. 35, No. 1, January 2009.
- [24] N.janation. M. Modarres –hashemi. A.Sheikhi .: ' *CFAR detectors for MIMO radars* ' circuits syst signal process (2013) 32:1389-1418
- [25] Weinberg, G.V., " *Estimation of Pareto clutter parameters using order statistics and linear regression*, " *Electronics Letters*, vol. 49, n°13, pp. 845—846, Juin 2013.
- [26] https://fr.wikipedia.org/wiki/Radar_météorologique

**MEMOIRE FIN D'ETUDES EN VUE DE L'OBTENTION DE DIPLOME
DE MASTER EN GENIE ELECTRONIQUE**

OPTION : Systèmes de Télécommunications Numériques

Proposé et dirigé par : Pr. MEZACHE Amar

Présenté par : Boudria aicha

Thème

***Détection CFAR appliquée au système radar MIMO
dans un clutter Pareto distribué***

Résumé

Les algorithmes CFAR (Constant False Alarm rate) sont extrêmement utiles pour la détection des cibles dans un environnement de clutter avec des paramètres inconnus. Une série des procédures CFAR tels que le GM (Geometric mean), GO (Greatest of), SO (Smallest of) et OS (Order statistic)-CFAR ont été largement étudiés et analysés utilisant un système de détection radar SISO (Single Input Single Output). Afin d'améliorer les performances de détection des cibles immergées dans clutter Pareto distribué, ces détecteurs CFAR sont généralisés dans ce travail en considérant le système radar MIMO (Multi Input Multi Output). En effet, les expressions analytiques de la probabilité de fausse alarme sont développées et la méthode de simulation Monte-Carlo est appliquée pour déterminer les probabilités de détection en fonction du rapport signal-sur-clutter (SCR). Lors des résultats de la détection illustrés, on a conclu que l'algorithme GM-CFAR était efficace en environnement homogène du clutter tandis que les algorithmes OS-CFAR et SO-CFAR ont prouvé une meilleure robustesse devant la présence des cibles interférentes. Dans le cas d'un environnement hétérogène causé par l'effet de masque (présence du bord de clutter), les algorithmes GO-CFAR et SO-CFAR s'adaptent mieux mais n'assurent pas à 100% de bonnes robustesses pour quelque soit la position du bord de clutter dans la fenêtre de référence.

Mots clés : MIMO radar, Détection CFAR, distribution Pareto.

Matériel requis : PC+Matlab.

Numéro d'ordre : 2016/ / /