



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



MEMOIRE de fin d'étude
Présenté pour l'obtention du diplôme de MASTER
Domaine : Electronique
Filière : Télécommunication
Spécialité : Systèmes des télécommunications
Par: Loumi Oussama Said
Zerrouki Mohamed

SUJET

**Détection CFAR cohérente dans un clutter Gaussien-
composé avec une texture log-normal**

Soutenu publiquement le : 25 / 06 /2019 devant le jury composé de :

Dr. Nabil BOUKHANOUFA
Dr.Izzeddine CHALABI
Dr.Zohra ZERDOUMI

Université de M'sila
Université de M'sila
Université de M'sila

Président
Rapporteur
Examineur

Promotion : 2018 /2019

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

DEDICACE

Nous dédions ce travail à :

*Nos mères, sources de tendresse et d'amours pour leurs
soutiens tout le long de notre vie scolaire.*

*Nos pères, qui nous ont toujours soutenus et qui ont
fait tout possible pour nous aider.*

Nos frères et nos sœurs, que nous aimons beaucoup.

Notre grande famille.

Nos cher amis, et enseignants.

*Tout qu'on collaboré de près ou de loin à l'élaboration
de ce travail.*

Que dieu leur accorde santé et prospérité.

Remerciements

Nous remercions le bon dieu de nous avoir accordé la force et le courage nécessaire afin d'accomplir ce mémoire.

La première personne que nous tenons à remercier est notre encadrant Mr. CHALABI Izzeddine, pour l'orientation, la confiance, la patience qui ont constitué un apport considérable sans lequel ce travail n'aurait pas pu être mené au bon port. Qu'il trouve dans ce travail un hommage vivant à sa haute personnalité.

Nous remercions pareillement Professeur Amar Mezache Et Dr. Houcine Oudira Pour l'aide appréciable, et les conseils Fructueux qui nous ont facilité la réalisation de ce travail.

Nous remercie également tous les membres du jury d'avoir accepté d'assister à la présentation de ce travail.

Table des matières

Acronymes.....	iii
Symboles et Notations.....	v
Liste des figures.....	vii
Liste des tableaux.....	xi
Introduction Générale.....	1

Chapitre 01 : Système Radar

1.1 Introduction.....	06
1.2 Principe de radar.....	07
1.3 Théorie de la décision.....	09
1.3.1 Test de Bayes.....	10
1.3.2 Critère de Minimax.....	11
1.3.3 Test de Neyman-Pearson.....	12
1.3.4 Test du rapport de vraisemblance généralisé (GLRT).....	12
1.4 Modèles statistiques des cibles.....	13
1.4.1 Modèles de Swerling.....	13
1.4.2 Représentation analytique des cibles.....	14
1.5 Modélisation du Clutter.....	15
1.5.1 Clutter Gaussien.....	15
1.5.2 Clutter non Gaussien.....	16
1.5.2.1 Processus Gaussien composé.....	16
1.5.2.2 Définition d'un SIRV.....	17
1.5.2.3 Clutter de mer.....	18
1.6 Conclusion.....	20

Chapitre 02 : Détection CFAR cohérente dans un milieu Gaussien-composé

2.1 Introduction.....	22
2.2 Détection radar cohérente en milieu Gaussien.....	22
2.2.1 La détection adaptative.....	22

2.2.1.1 Le test du rapport de vraisemblance généralisé(GLRT) de Kelly ...	23
2.2.1.2 Le filtre adapté adaptatif (AMF).....	24
2.2.1.3 Le filtre adapté normalisé adaptatif (ANMF).....	24
2.3 Détecteur radar en milieu Gaussien-Composé.....	25
2.3.1 Le test du rapport de vraisemblance pour les SIRVs.....	25
2.3.2 Détection non adaptative.....	26
2.3.3 Détection adaptative.....	28
2.4 Estimation de la matrice de covariance.....	28
2.4.1 La SCM.....	29
2.4.2 La NSCM.....	29
2.4.3 Le TML.....	29
2.4.4 Le point Fixe.....	30
2.5 Conclusion.....	30

Chapitre 03 : Résultats et discussions

3.1 Introduction.....	32
3.2 Contextes des simulations.....	32
3.3 L'influence des différents paramètres sur l'algorithme du Point Fixe.....	34
3.3.1 L'influence de la matrice $M(0)$ d'initialisation de l'algorithme.....	35
3.3.2 Effet du coefficient de corrélation, ρ	37
3.3.3 Effet de la taille de la fenêtre de référence, N	38
3.4 Analyse des propriétés CFAR pour les différents estimateurs.....	39
3.4.1 La propriété CFAR-texture.....	39
3.4.2 La propriété CFAR-matrice.....	41
3.5 Les performances de détection.....	43
3.6 Influence des différents paramètres sur le détecteur GLRT_LQ.....	44
3.6.1 L'effet du nombre de données secondaires N	44
3.6.2 L'effet du coefficient de corrélation ρ	44
3.7 Conclusion.....	47
Conclusion générale.....	48

Acronymes

RADAR	RAdio Detection And Ranging
MIT	Massachusets Institute of Technology
ONERA	Office National d'Etudes et Recherches Aéropatiales
SIRP	Spherically Invariant Random Process
SIRV	Spherically Invariant Random Vector
GLRT	Generalised Likelihood Ratio Test
CFAR	Constant False Alarm Rate
CUT	Cell Under Test
RCS	Radar Cross Section
N-P	Test de Neyman-Pearson
SCR	Signal-to- Noise Ratio
CNR	Clutter-to-Noise Ratio
iid	Indépendant et identiquement distribué
LRT	Likelihood Ratio Test
MV / ML	Maximum de Vraisemblance / Maximum Likelihood
MLE	Maximum Likelihood Estimation
RV	Rapport de Vraisemblance
MC	Monte Carlo Simulation
v.a	Variable aléatoire
PDF	ProbabilityDensityFunction
RF	Radio-fréquence
GLRT_LQ	GLRT-LinearQuadratic
MF	Matched Filter
NMF	Normalised Matched Filter
AMF	Adaptive Matched Filter
ANMF	Adaptive Normalized Matched Filter
BORD	Bayesian Optimum Radar Detector
SCM	Sample Covariance Matrix
NSCM	Normalized Sample Covariance Matrix

TML	Theoretical Maximum Likelihood
PF	Point-Fixe
PFP	Point-Fixe Persymétrique
DSP	Digital Signal Processor
TFAC	Taux de Fausses Alarmes Constant
PEOD	Padé Estimated Optimum Detector

Symboles et Notations

$s(t)$	Le signal émis
$s_r(t)$	Le signal reçu
R_B	Distance entre l'antenne réceptrice et l'antenne émettrice
τ_r	Temps de retard
ρ	Coefficients de corrélation
$\Gamma(.)$	La fonction Gamma
τ	La texture
$Tr(.)$	La trace d'une matrice
M	Matrice de covariance
N	Nombre de cellules de référence
m	Nombre d'impulsion
P	Steering vector
σ^2	La variance du bruit
H_0	Hypothèse nulle de test de détection caractérisant une cible absente
H_1	Hypothèse alternative de test de détection caractérisant une cible présente
P_m	La probabilité de non-détection
P_d	La probabilité de détection
P_{fa}	Probabilité de fausse alarme
a_0	Seuil désirée
γ, η	Seuil de détection
$\wedge(.)$	Rapport de vraisemblance
f_d	La fréquence Doppler
T_R	Période de répétition des impulsions
C	La vitesse de la lumière
$P_{Z/H_i}(Z/H_i)$	Les densités de probabilités

P_i	Les probabilités a priori
I	Composante en phase du signal reçu
Q	Composante en quadrature de phase du signal reçu
φ	La phase
$E [\cdot]$	L'espérance mathématique
\hat{M}_{SCM}	Estimateur par SCM
\hat{M}_{NSCM}	Estimateur par NSCM
\hat{M}_{TML}	Estimateur par TML
\hat{M}_{PF}	Estimateur PF

Liste des figures

Chapitre 01

Figure.1. 1 : Principe de base du système radar08

Figure.1. 2 : Décision entre deux hypothèses alternative.....10

Figure.1. 3 : Test binaire.....11

Chapitre 03

Figure.3. 1 : Structure du détecteur GLRT_LQ avec estimation de la matrice de Covariance M33

Figure.3. 2 : Influence de la matrice d'initialisation de l'algorithme $\hat{M}(0)$, Pour $m= 8$ et $N=24$36

Figure.3. 3 : Comportement de l'algorithme pour différents coefficients de corrélation ρ 37

Figure.3. 4 : Influence du nombre N de données secondaires, pour $m = 8$ et $M(0) = I$39

Figure.3 .5 : P_{fa} en fonction de seuil de détection λ pour plusieurs valeurs de σ dans un environnement Gaussien-composé avec texture log-normal, estimateur SCM, $\rho = 0.99$, $m=8$, $N=24$40

Figure.3 .6 : P_{fa} en fonction de seuil de détection λ pour plusieurs valeurs de σ dans un environnement Gaussien-composé avec texture log-normal, estimateur NSCM, $\rho = 0.99$, $m=8$, $N=24$40

Figure.3. 7 : P_{fa} en fonction de seuil de détection λ pour plusieurs valeurs de

σ dans un environnement Gaussien-composé avec texture log-normal,
 estimateur PF, $\rho = 0.99$, $m=8$, $N=24$41

Figure.3. 8 : P_{fa} en fonction de seuil de détection λ pour plusieurs valeurs de
 ρ dans un environnement Gaussien-composé avec texture log-normal,
 estimateur SCM, $\sigma = 0.1$, $m = 8$ et $N = 24$42

Figure.3. 9 : P_{fa} en fonction de seuil de détection λ pour plusieurs valeurs de
 ρ dans un environnement Gaussien-composé avec texture log-normal,
 estimateur NSCM, $\sigma = 0.1$, $m = 8$ et $N = 24$42

Figure.3. 10 : P_{fa} en fonction de seuil de détection λ pour plusieurs valeurs de
 ρ dans un environnement Gaussien-composé avec texture log-normal,
 estimateur PF, $\sigma = 0.1$, $m = 8$ et $N = 24$43

Figure. 3. 11- P_d en fonction de SCR pour les estimateurs NSCM et PF
 dans un environnement Gaussien-composé avec texture log-normal,
 $\rho = 0.99, N = 24$ et $P_{fa} = 10^{-3}$ 44

Figure.3. 12- P_d en fonction de SCR pour plusieurs valeurs de N dans un
 environnement Gaussien-composé (distribution log-normal), estimateur NSCM,
 $\sigma = 0.1$, $m = 8$, $\rho = 0.99$, $P_{fa} = 10^{-3}$ 45

Figure.3. 13- P_d en fonction de SCR pour plusieurs valeurs de N dans un
 environnement Gaussien-composé avec texture log-normal, estimateur PF,
 $\sigma = 0.1$, $m = 8$, $\rho = 0.99$, $P_{fa} = 10^{-3}$ 45

Figure.3. 14- P_d en fonction de SCR pour plusieurs valeurs de ρ dans un
 Environnement Gaussien-composé avec texture log-normal, estimateur NSCM,
 $\sigma = 0.1$, $m = 8$, $N=24$, $P_{fa} = 10^{-3}$ 46

Figure.3.15- P_d en fonction de SCR pour plusieurs valeurs de ρ dans un
 environnement Gaussien-composé avec texture log-normal, estimateur PF,
 $\sigma = 0.1$, $m = 8$, $N=24$, $P_{fa} = 10^{-3}$ 46

Liste des tableaux

Tab. 1.1-Modèle de cible.....14

Introduction Générale

1. Introduction

Le radar (**RA**dio **D**etection **A**nd **R**anging) est un appareil émettant et recevant des ondes électromagnétiques, utilisé pour localiser, déterminer la distance, déterminer la position ainsi que la vitesse d'objets tels que les avions, les bateaux, etc. Sa fonction principale est la détection, c'est à- dire la révélation de la présence ou l'absence d'une cible dans l'espace de surveillance à partir des observations disponibles à la sortie du récepteur en extrait alors l'information nécessaire sur la cible à partir du signal écho, même en l'absence de cible ; des échos sont observés par le radar, dus au bruit thermique du récepteur, à la rétrodiffusion du milieu environnant (mer, sol, nuages), appelée clutter, ou encore à un éventuel brouillage. Dans le cas où ce clutter s'apparente également à du bruit Gaussien, les détecteurs conventionnels, construits sur l'hypothèse Gaussienne, permettent alors une détection optimale.

Dans de nombreuses situations, la statistique du clutter ne peut plus être modélisée simplement par une loi Gaussien, cela est produit pour les radars de haute résolution et/ou avec faible angle d'incidence où pour un environnement ne pas homogène. Cette non-homogénéité est due soit à un bord de clutter ou à la présence de cibles interférentes. Ces deux cas de non homogénéité du clutter qui peut se produire dans une situation réelle sont généralement utilisés pour vérifier la robustesse de l'algorithme de détection. Dans de nombreuses études antérieures, de nombreuses distributions ont été proposées pour ajuster les données réelles, parmi celles-ci, la distribution Weibull, la distribution log-normale, la distribution K, etc.

Dans le cas de l'absence du clutter ou dans un clutter uniforme, le seuil de détection sera fixé (seuil global). Dans le cas réel, l'environnement est non homogène et le clutter change fréquemment ses caractéristiques avec le temps et l'espace, l'utilisation d'un seuil fixe conduit à un nombre très élevé de fausses alarmes. Le clutter non Gaussien engendre une augmentation du taux de fausses alarmes, c'est à dire de fausses détections.

Pour remédier à ce problème, le radar doit alors adapter son seuil de détection pour réduire le niveau de fausses alarmes, mais les performances en détection sont par conséquent fortement dégradées.

L'utilisation de techniques de détection à seuil fixe conduit alors à beaucoup de fausses alarmes qui dégradent les performances de la détection. Pour cela, une nouvelle technique à seuillage adaptatif a été adoptée pour maintenir le taux de fausses alarmes constant (Constant False Alarm Rate CFAR).

2. Etat de l'art

La conception d'un système radar performant et robuste repose essentiellement sur la connaissance des statistiques de l'environnement où l'opération de détection est effectuée. Les premiers travaux de recherche sont basés sur le modèle Gaussien qui a montré des performances considérablement dégradées dans le cas où le clutter est de nature impulsive tel que le clutter de mer. Cet inconvénient a conduit les chercheurs à utiliser des modèles plus performants.

Cependant, les stratégies optimales de détection est modélisé par un processus Gaussien-composé (Compound-Gaussian) ou SIRVs (Spherically Invariant Random Vectors). Ces modèles se sont révélés être en adéquation avec les mesures de clutter, ce qui pourrait permettre de construire des détecteurs adaptés à leur statistique. L'utilisation des modèles SIRV a été justifiée lors de campagnes de mesures de clutter (de sol ou de mer), réalisées par des organismes tel le MIT (Massachusetts Institute of Technology), l'ONERA (Office National d'Etudes et Recherches Aérospatiales) ou encore par [30,36,37,38].

Le SIRV est un processus aléatoire sphériquement invariant et un processus Gaussien non homogène de puissance aléatoire composés de deux composantes aléatoires appelées speckle et texture. Le speckle est représenté par un processus Gaussien complexe circulaire multidimensionnel, caractéristique des propriétés de cohérence du radar. La texture, interprétée comme la variance du processus Gaussien, est une variable aléatoire positive dont la densité caractérise spatialement les variations locales de la puissance du clutter.

De nombreuses études ont été menées sur les SIRV les plus utilisés en pratique, la K-distribution et la loi de Weibull, produisant ainsi des stratégies de détection optimales pour chaque cas particulier de SIRV.

En effet, pendant très longtemps, le développement des méthodes statistiques et l'étude de leurs propriétés ont été fondés essentiellement sur la Gaussianité. L'enjeu est alors de réussir à caractériser au mieux l'environnement et donc le clutter, il s'agit là du principe de détection adaptative. L'idée majeure se base sur cette adaptation à l'environnement, par l'estimation de la matrice de covariance du clutter.

Cette estimation de la matrice de covariance joue un rôle important dans les algorithmes avancés de traitement du signal des détecteurs radar et la détection de signal adaptatif. Dans l'environnement Gaussien homogène, on utilise l'estimateur de la matrice de covariance du maximum de vraisemblance (MLE). Cependant, dans de nombreuses situations, le clutter n'est pas distribué Gaussien. Dans le clutter à distribution log-normal, cas particulier

du clutter à composé Gaussien composé, l'estimateur normalisé SCM, NSCM, PF est souvent utilisé pour estimer la matrice de covariance réelle.

3. Organisation du mémoire

Ce document est constitué de la présente introduction, de trois parties illustrant les différents aspects de nos travaux. Nous avons ajouté, en début de chaque chapitre, une introduction détaillant plus encore le contexte, ainsi que les travaux effectués. Chaque chapitre se termine par une conclusion.

Plus précisément, ce mémoire est organisé comme suit :

Le premier chapitre est consacré en premier temps à un aperçu sur les systèmes radar et les principes fondamentaux du radar, aussi, un bref rappel sur la théorie de décision a été élaboré. Nous rappelons également dans ce chapitre les critères de décision.

Après avoir énuméré les différents modèles statistiques des cibles, nous abordons alors sur les modèles de Swerling et la représentation analytique du signal (unidimensionnel et multidimensionnel). Nous nous intéressons particulièrement au clutter, donc nous présentons une étude détaillée des deux cas Gaussien et Gaussien-Composé.

Dans le deuxième chapitre, nous présentons les détecteurs associés au modèle SIRV et ses utilisations à savoir environnement Gaussien ou Gaussien-composé, et la détection adaptative ou non adaptative. Ensuite, nous présentons quelques estimateurs de la matrice de covariance du clutter.

Dans le troisième chapitre, nous considérons la détection adaptative du détecteur GLRT_LQ pour un clutter Gaussien-composé avec une texture Log-normal, nous présentons des simulations pour analyser les propriétés CFAR-texture et CFAR-matrice avec les différents estimateurs de la matrice de covariance. Nous allons également voir l'influence des différents paramètres ainsi que les performances de détection. Pour finir, une conclusion générale exposera les résultats obtenus.

Chapitre 1

Système Radar

1.1 Introduction

La fonction principale d'un radar est de détecter la présence d'objets d'intérêt noyés dans un bruit ambiant considéré comme processus aléatoire. Ce bruit perturbe la qualité de détection et provient généralement de l'électronique du radar (bruit thermique), modélisé à juste titre comme du bruit Gaussien blanc.

Dans certains 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 les échos indésirables des réflecteurs constitutifs du sol, du sursol ou encore de la mer. Son histoire de détection a débuté par les travaux du physicien britannique James Clerk Maxwell, en 1864, qui a prédit mathématiquement que les radiations, qui seront connues ensuite sous le nom d'ondes électromagnétiques, ont quelques propriétés communes avec les ondes lumineuses, en particulier, la vitesse de propagation et la réflexion par les objets métalliques et diélectriques. Ceci a été démontré par le physicien allemand Heinrich Rudolf Hertz en 1886.

Différents équipements radar sont développés aux USA, Russie, Allemagne, France et au Japon, accélérées par la montée en puissance vers une guerre qui semble inévitable, et par le développement général de l'arme aérienne. Les recherches dans le domaine de la technologie radar génèrent des avancées techniques significatives durant la seconde guerre mondiale. Pendant la guerre froide, des radars sont déployés en grande quantité de part et d'autre du «rideau de fer», et en particulier le long des frontières allemandes.

Le radar fait son apparition dans le domaine civil après le conflit, ce système est devenu un élément indispensable à la mise en œuvre d'une aviation moderne. Associé à des ordinateurs électroniques 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 défense aérienne. En météorologie, il permet de suivre les ballons-sondes, de mesurer le plafond des couches nuageuses au dessus des aérodromes et d'avertir les équipages de la présence de perturbation sur leur route, ce qui permet de les éviter. Sur les routes, il permet la surveillance de la vitesse des automobilistes, et par conséquent, participe à l'amélioration de la sécurité de la circulation routière. Le domaine et les applications de radar restent toujours larges et les recherches dans ce domaine restent toujours en évolution.

1.2 Principe de radar

Le mot radar est un mot universellement utilisé pour désigner un système capable de détecter un objet d'intérêt. Il constitue une abréviation de l'expression anglo-saxonne « RAdio Detection And Ranging » qui signifie détection et localisation par onde radio [1]. Le principe de base du fonctionnement d'un radar est très simple à comprendre, bien que la théorie puisse être assez complexe. La connaissance de la théorie est cependant indispensable à la définition exacte et à l'utilisation de tout système radar. La réalisation et la mise en œuvre de radars primaires recourent à un large éventail de disciplines dans des domaines variés.

Le signal transmis par le radar est généré par un émetteur puissant puis passe par un duplexeur qui l'aiguille vers l'antenne émettrice. Chaque cible réfléchit le signal en le dispersant dans toute les directions ; ce qui se nomme la diffusion. La rétrodiffusion est le terme désignant la partie du signal réfléchi diffusée dans la direction opposée à celle des ondes incidentes (émises). L'écho ainsi réfléchi par la cible vers l'antenne sera aiguillé par le duplexeur vers un récepteur très sensible. Ceci est illustré dans la figure (1.1).

Dans la plupart des cas, l'émetteur et le récepteur du radar partagent une électronique et une antenne commune ($R_B=0$) ; on parle alors de radar monostatique. Dans une configuration monostatique, le partage de l'électronique et de l'antenne permet de réduire l'encombrement et les coûts de synchronisation entre l'émetteur et le récepteur, ce qui explique pourquoi l'immense majorité des radars sont monostatiques.

En contrepartie, seul le signal rétrodiffusé par la cible est reçu par le radar. D'une part, dans un contexte militaire, l'émetteur peut être détecté par l'ennemi et détruit. D'autre part, dans une configuration bistatique, le récepteur est distinct de l'émetteur et totalement passif, donc moins facilement détectable par un ennemi.

Lorsque l'on parle de radar bistatique, on suppose implicitement que l'émetteur et le récepteur sont réellement séparés ($R_B \neq 0$) (soit du point de vue de la distance, soit d'un point de vue angulaire). Si l'émetteur et le récepteur sont distincts physiquement (antennes différentes) mais situés presque au même endroit, le signal reçu est qualitativement proche d'un signal monostatique. On parle ainsi de configurations fortement bistatiques ou faiblement bistatiques pour intégrer ces deux possibilités. En revanche, l'utilisation d'une configuration bistatique demande une bonne synchronisation entre l'émetteur et le récepteur, et l'utilisation d'une géométrie d'acquisition moins triviale.

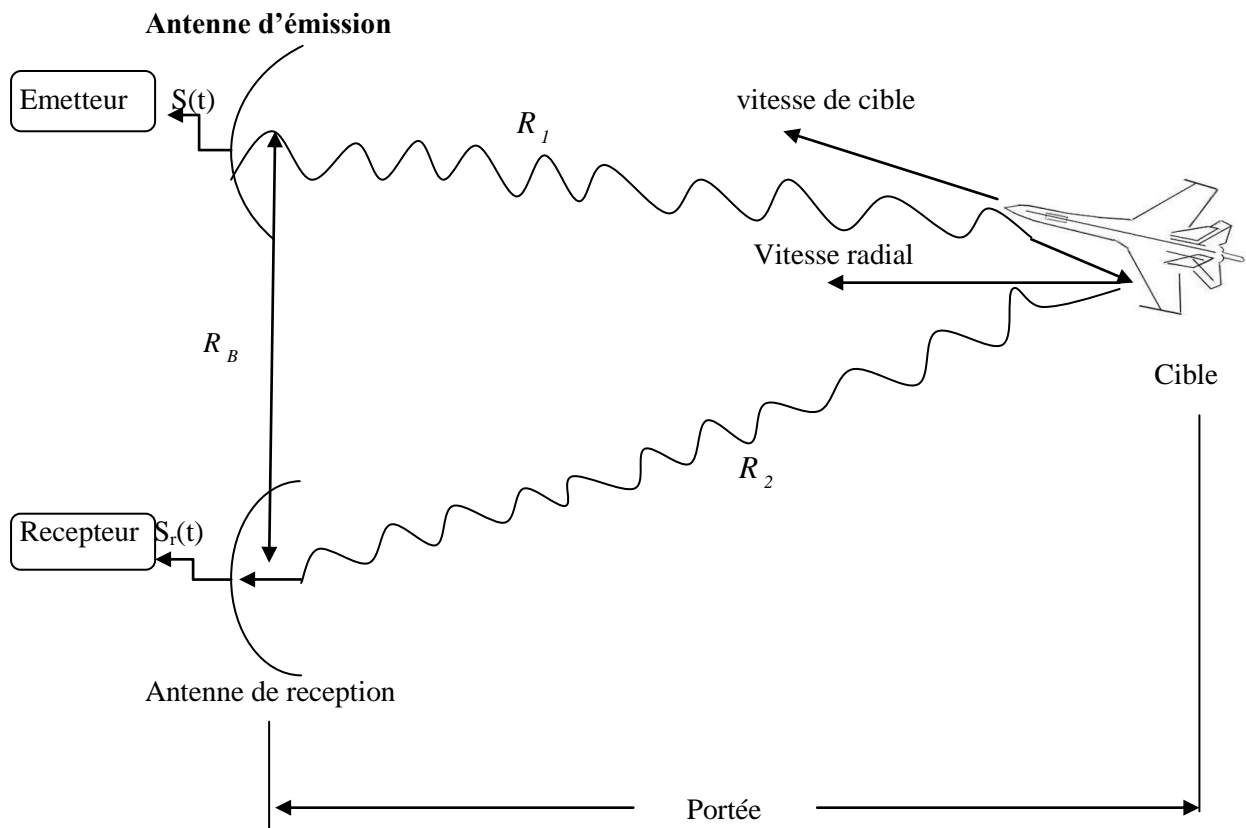


Figure.1.1- Principe de base du système radar

Pratiquement, le fonctionnement de tout système radar est basé sur les théories et les propriétés des ondes radioélectriques, qui se propagent dans le vide à la vitesse de la lumière, soit environ $c = 3 * 10^8 \text{ m / s}$.

Un émetteur diffuse au moyen d'une antenne un faisceau d'ondes électromagnétiques concentrées dans une direction souhaitée. Lorsque ces ondes rencontrent un objet, une partie d'énergie se réfléchit formant ce qu'on appelle communément un écho radar. Cet écho renvoyé vers le radar est capté par l'antenne qui joue alors le rôle du récepteur.

Le signal réfléchi est amplifié, discrétisé et traité puis il est transformé en signal lumineux visualisable sur un écran. Une cible est dite parfaitement localisée si sa distance et sa direction (azimut et élévation) sont déterminées [2]. Donc il faut une étude détaillée sur les systèmes radar tel que les paramètres caractéristiques d'une impulsion RF, l'équation du radar en espace libre, le choix des paramètres caractéristiques d'un radar, le radar Doppler à impulsions, la formulation des cellules de portée...etc.

1.3 Théorie de la décision

Les radars sont conçus pour détecter la présence d'objets d'intérêt noyés dans un bruit aléatoire ambiant. En détection radar, un des problèmes fondamentaux consiste à détecter, pour une case d'analyse fixée, dans un vecteur d'observation complexe $\mathbf{z} = \mathbf{z}_i + j\mathbf{z}_q = (z[1], \dots, z[m])^T$ de dimension m , un signal complexe S connu, caractérisant une cible, corrompu par un bruit de clutter C additif. Ce problème se formalise généralement par un test d'hypothèses binaires :

$$\begin{cases} H_0 : Z_i = C_i \\ H_1 : Z_i = S + C_i \end{cases} \quad i = 1, \dots, N \quad (1.1)$$

Où les z_i sont des vecteurs d'observations supposés indépendants entre eux et identiquement distribués, au sens probabiliste z_i sont appelés données secondaires. Ils sont supposés contenir uniquement le bruit additif et permettent d'estimer les paramètres inconnus du clutter. Ces parasites sont supposés admettre une certaine densité de probabilité ou PDF (Probability Density Function) de Z : $P_{Z/H_0}(Z/H_0)$ et $P_{Z/H_1}(Z/H_1)$

Un test d'hypothèse (ou test statistique) est une démarche qui a pour but de fournir une règle de décision permettant, sur la base de résultats d'échantillon, de faire un choix entre deux hypothèses statistiques. Sous l'hypothèse H_1 , le signal Z complexe qui implique le signal de S connu et le bruit additif C . Sous l'hypothèse H_0 , le signal Z complexe qui implique seulement le bruit additif C . Quatre cas de décision sont possibles :

- Le cas de décision correcte :
 - Décider H_0 alors que H_0 est vraie
 - Décider H_1 alors que H_1 est vraie
 - Le cas de non-détection : lorsqu'une cible est présente et déclaré absent, alors la cible est ratée.
 - Décider H_0 alors que H_1 est vraie.
 - le cas de fausse alarme : c'est-à-dire lorsqu'une cible est déclarée présente alors qu'elle est absente.
 - Décider H_1 alors que H_0 est vraie
- ❖ La probabilité de détection P_d , la probabilité de non-détection P_m , la probabilité de fausse alarme P_{fa} , sont alors définies respectivement par :

$$P_d = P(D_1 / H_1) = \int_{\gamma}^{\infty} P_{Z/H_1}(Z / H_1) dy \tag{1.2}$$

γ : Seuil de détection.

$$P_m = 1 - P_d \tag{1.3}$$

$$P_{fa} = P(D_1 / H_0) = \int_{\gamma}^{\infty} P_{Z/H_0}(Z / H_0) dy \tag{1.4}$$

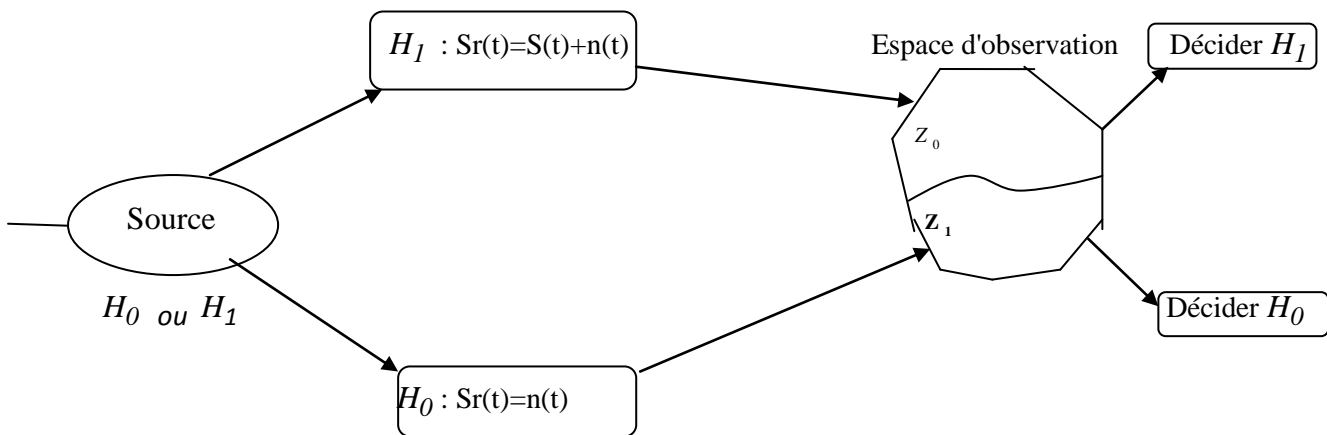


Figure.1.2 - Décision entre deux hypothèses alternatives

1.3.1 Test de Bayes

L'utilisation du critère de Bayes nécessite essentiellement deux hypothèses [9]. La première étant la connaissance préalable des probabilités d'événement des deux sorties de la source. La deuxième consiste à attribuer un coût à chaque décision possible, les décisions qui correspondent respectivement aux hypothèses H_0 et H_1 , nous pouvons définir le coût C_{ij} ($i, j=0,1$) [3], la figure suivante illustre la définition de ces quantités pour un test binaire :

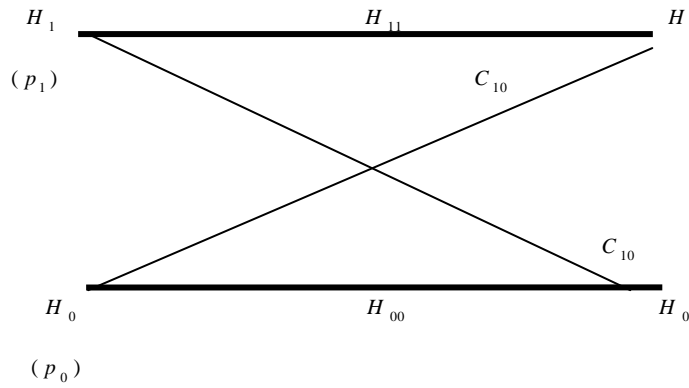


Figure.1.3- Test binaire

- C_{01} : coût du non détection du signal.
- C_{01} : coût de la détection du bruit seul.
- C_{10} : coût de la fausse alarme.
- C_{00} : coût de la détection du signal.

La règle de décision résultante du critère de Bayes est la suivante : [4,5]

$$\hat{\Lambda}(Z) = \frac{P_{Z/H_1}(Z/H_1)}{P_{Z/H_0}(Z/H_0)} > \frac{P_0(C_{10} - C_{00})}{P_1(C_{01} - C_{11})} = \gamma \tag{1.5}$$

On observe 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 .

$\hat{\Lambda}(z)$ Le rapport de vraisemblance (Likelihood ratio).

1.3.2 Critère de Minimax

Le critère de min-max est un autre critère de décision utilisé quand on ne connaît pas les probabilités à priori P_1 et P_0 . Ils correspondent à choisir le test qui a la meilleure performance dans le cas le plus défavorable [9]. Le critère de Minimax est donné par la règle suivante :

$$\hat{\Lambda}(Z) > \frac{(1 - P_1)(C_{10} - C_{00})}{P_1(C_{01} - C_{11})} = \eta_0 \tag{1.6}$$

Le critère min-max consiste à choisir le test optimal pour la situation où le risque est maximal. Donc on doit choisir un seuil pour avoir les valeurs P_m et P_{fa} vérifiant l'équation de Minimax suivante :

$$\frac{d\mathfrak{R}(P_1)}{dP_1} = (C_{11} - C_{00}) + (C_{01} - C_{11})P_m - (C_{10} - C_{00})P_{fa} = 0 \quad (1.7)$$

\mathfrak{R} : est risque moyen.

1.3.3 Test de Neyman-Pearson

Le critère de Bayes nous avons besoin des probabilités à priori et les coûts associés à chaque décision possible. Le critère de min-max est utilisable dans le cas de non connaissance de la probabilité. Le principe du critère de Neyman-Pearson est de maximiser la probabilité de détection sous contrainte d'une probabilité de fausse alarme désirée.

L'étude théorique de Neyman – Pearson (NP) est peut être mis en œuvre en comparant le rapport de vraisemblance (Z), à un seuil de détection fixé en tenant compte des exigences de probabilité de fausse alarme (P_{fa}), la vraisemblance fonctionne sous les hypothèses zéro (H_0) et alternative (H_1) on veut avoir une valeur de P_d la plus grande possible et en même temps une valeur de P_{fa} la plus petite possible [9]. La solution est obtenue à travers l'utilisation de multiplicateur de Lagrange, la règle de décision est donnée par :

$$\hat{\wedge}(Z) = \frac{P_{Z/H_1}(Z/H_1)}{P_{Z/H_0}(Z/H_0)} > \lambda_L \quad (1.8)$$

λ_L : Multiplicateurs de Lagrange

1.3.4 Test du rapport de vraisemblance généralisé (GLRT)

La méthode du rapport de vraisemblance généralisé (Generalized likelihood Ratio Test) est une approche à la résolution de problèmes de décision quand on ne peut pas construire un test uniformément le plus puissant. Cette procédure consiste à associer à chaque hypothèse H_i une densité unique, parmi toutes les densités possibles, en prenant celle qui maximise la vraisemblance des données, et à l'utiliser pour construire un rapport de vraisemblance. Les paramètres inconnus sont d'abord estimés à partir des données observées sous l'une des hypothèses ou les deux.

Soit Θ l'ensemble de ces paramètres inconnus. la loi de probabilité des observations est ainsi donnée par :

$$P(Z_1, \dots, Z_N, \theta / H_0) \quad (1.9)$$

$$P(Z_1, \dots, Z_N, \theta / H_1) \quad (1.10)$$

Avec $\theta \in \Theta$

Dans la GLRT, les paramètres inconnus θ sont remplacés par leur estimation de vraisemblance maximale (MLE) dans le rapport de vraisemblance [9,10]

$$\hat{\Lambda}(Z) = \frac{\max_{\theta} P(Z / H_1, \theta)}{\max_{\theta} P(Z / H_0, \theta)} \stackrel{H_1}{>} \lambda \stackrel{H_0}{<} \quad (1.11)$$

1.4 Modèles statistiques des cibles

Deux types de fluctuations sont considérés : Cible lentement fluctuante ou fluctuante d'un balayage à un autre (scan to scan) et cible rapidement fluctuante ou fluctuante d'une impulsion à une autre (pulse to pulse) [11].

- ❖ **Cible lentement fluctuante « scan-to-scan »** : La cible lentement fluctuante garde la même amplitude pendant le temps d'un balayage. Par conséquent, les échantillons reçus sont les mêmes pour toutes les impulsions, donc d'une seule réalisation d'une même variable aléatoire.
- ❖ **Cible rapidement fluctuante « pulse-to-pulse »** : La cible rapidement fluctuante change de valeur par rapport à chaque impulsion. Donc les échantillons reçus sont des réalisations différentes d'une même variable aléatoire.

Les modèles de Swerling sont les modèles les plus utilisés pour représenter les fluctuations des cibles. En effet, les modèles de Swerling définissent quatre types de cibles répondant aux différentes situations ci-dessus.

1.4.1 Modèles de Swerling

Le moindre changement d'orientation de la cible et les vibrations qu'elle subisse provoquent le phénomène des variations appelées fluctuations. À cause des fluctuations des surfaces équivalentes des cibles observées. Celles-ci sont réparties, conformément à la nature statistique des fluctuations de la cible. Ce modèle exploite la PDF de Rayleigh. En fait, les quatre modèles de la cible découlent de la formule générale suivante [11,12] :

$$W_K(\bar{S}, S) = \frac{1}{(K-1)!} \cdot \frac{K}{S} \cdot \left(\frac{KS}{S}\right)^{K-1} \exp\left(-\frac{KS}{S}\right), S \geq 0 \quad (1.12)$$

\bar{s} est la surface équivalente du radar est égale au rapport signal sur bruit, \bar{s} est la surface équivalente moyenne du radar.

$$S = \frac{A^2}{2\sigma^2} \tag{1.13}$$

A : la puissance de signal et σ la puissance du bruit.

Le paramètre k est :

$$k = \frac{\overline{s^2}}{VAR(s)} \tag{1.14}$$

VAR désigne l'opérateur variance.

Le modèle de Swerling détermine la nature des fluctuations de la cible, il ya pratiquement quatre modèles de Swerling :

k	Modèle	Types de fluctuation
1	Swerling I	scan-to-scan (cible lentement fluctuante).
1	Swerling II	pulse-to-pulse (cible rapidement fluctuante).
2	Swerling III,	scan-to-scan (cible lentement fluctuante).
2	Swerling IV,	pulse-to-pulse (cible rapidement fluctuante).

Tab. 1.1-Modèle de cible

1.4.2 Représentation analytique des cibles

Dans la représentation analytique la cible présentée par deux types de signal : [13]

- **Signal unidimensionnel:**

est le plus utilisé dans la détection radar, il est constitué de l'amplitude complexe du signal A , de la fréquence Doppler f_d de la cible (indicatrice de la vitesse de la cible), du retard τ du signal et de la direction du radar. La forme du complexe du signal est donné par :

$$S = S_1 + jS_2 = \alpha e^{j\nu} e^{j\varphi} = AP \tag{1.15}$$

s_1 et s_2 sont les composantes en quadrature du signal $A = \alpha e^{j\nu}$, le facteur α modélise les pertes du canal de transmission et la RCS de cible, ν représente la phase initiale du train d'impulsion reçu elle est considérée comme une variable aléatoire. Le vecteur $P = e^{j\varphi}$ de dimension m est appelé le steering vector.

$$\varphi[K] = 2\pi f_d K T_R \quad K=0, \dots, m-1 \quad (1.16)$$

- **Signal multidimensionnel :**

Le modèle du signal multidimensionnel le plus utilisé est le modèle linéaire défini par :

$$S = \sum_{i=1}^r h_i \theta_i = H \theta \quad (1.17)$$

H est une matrice $m \times r$ connue, appelée la matrice de mode et θ est un vecteur de pondération $r \times 1$. Le sous espace généré par H est appelé sous espace signal.

1.5 Modélisation du Clutter

Le clutter radar est la somme vectorielle à l'antenne radar de nombreux signaux d'écho provenant de nombreux petits diffuseurs, tels que les terrains, les nuages, les vagues, etc., situés dans la même cellule de résolution radar.

En raison du mouvement de ces diffuseurs et du balayage du faisceau de l'antenne radar, l'amplitude et la phase de ces signaux d'écho vont changer, et l'amplitude et la phase de la somme vectorielle changera également. C'est le mécanisme de la fluctuation phénomène d'écho de clutter. En raison de ce phénomène, les signaux de clutter deviennent une séquence aléatoire stationnaire et même non stationnaire. [14]

1.5.1 Clutter Gaussien

La fonction principale d'un radar est de détecter la présence d'objets d'intérêt noyés dans un bruit ambiant considéré comme processus aléatoire, les détecteurs des cibles à niveaux moyens sont les premiers parus dans la littérature radar. Cette classe de détecteurs convient le mieux aux environnements stationnaires et homogènes. Des modèles physiques de clutter basés sur les modèles de bruit composé (SIRP, Compound Gaussian Processes) permettent de mieux représenter la réalité.

Il est bien connu qu'une variable aléatoire complexe X est par définition, un couple (U, V) de variables aléatoires (réelles) associées à un PDF joint (bi varié) attribué.

De manière similaire, un vecteur aléatoire complexe z (c'est-à-dire de variables aléatoires complexes $X = U + jV$ tel que U et V sont des composantes quadratures. On définit la moyenne de X par μ_x est sa matrice de covariance M_x [1, 15,16]

$$\mu_x = \mu_u + j\mu_v \quad (1.18)$$

$$M_x = 2(M_{uu} + jM_{uv}) \quad (1.19)$$

Tel que :

$$M_{uu} = E[UU^H] \quad (1.20)$$

$$M_{uv} = E[UV^H] \quad (1.21)$$

Une loi complexe Gaussienne de moyenne μ_x et de matrice de covariance M_x est donnée par la formule suivante : [17]

$$f_x(X) = \frac{1}{\pi^N \det(M_x)} \exp[-(X - \mu_x)^H M_x^{-1} (X - \mu_x)] \quad (1.22)$$

1.5.2 Clutter non Gaussien

Le processus Gaussien complexe abordé dans la sous section précédente constitue un modèle raisonnable de clutter dans un système radar à faible résolution. Dans un radar à haute résolution et angle de visé faible, des distributions Gaussiennes-composées appliquées au traitement de signal, est mettre au point la modélisation du milieu en ajoutant l'hypothèse que le milieu localement Gaussien est de puissance variable spatialement.

Cependant, Des mesures expérimentales de clutter effectuées par des organisations telles que MIT ont montré que ces données étaient correctement décrites par des modèles statistiques non Gaussiens. Ensuite, l'intérêt de la détection dans le clutter Gaussien composé a augmenté dans la communauté des radars.

Depuis plusieurs années, les processus aléatoires invariants sphériques (SIRP) ont été considérés comme le modèle de clutter le plus approprié. Un SIRP est le produit d'un processus aléatoire Gaussien appelé speckle avec une variable aléatoire positive appelée texture [18]. La distribution Weibull est aussi utilisée pour modéliser le clutter de surface. Cependant, ce modèle de distribution offre un large éventail de représentations de clutter réels.

1.5.2.1 Processus Gaussien composé

Un processus Gaussien composé est un processus aléatoire, tel que tout vecteur issu de ce processus est un vecteur aléatoire Gaussien composé. Il en va de même pour les processus aléatoires sphériquement invariants (pour lesquels les Vecteurs de même nature sont des SIRV) et les deux familles de processus se définissent à partir des vecteurs qui les composent [7].

Le détecteur est nécessaire de calculer la puissance du bruit et éventuellement sa matrice de covariance dans le cas de traitements cohérents, pour déterminer la valeur du seuil de détection, le problème de la détection adaptative dans un environnement non Gaussien est toujours à l'étude pour dériver un algorithme de détection avec un comportement à taux de fausse alarme constant (CFAR) par rapport aux paramètres de la fonction de densité probabilité (pdf) et à la structure de corrélation de la perturbation dans un clutter non Gaussien.

Ces modèles se caractérisent par la modulation aléatoire au cours du temps de la puissance instantanée d'un bruit Gaussien. Ils décrivent parfaitement certaines situations expérimentales (clutter de mer, de terre), et de plus, leur loi de probabilité est connue dans de nombreux cas.

A partir de cette modélisation, la vraisemblance (RV) peut être obtenue quelle que soit la statistique de l'environnement. Son expression dépend de la loi de la variance, appelée densité de probabilité caractéristique du SIRV, ou plus simplement la loi de la texture. A chaque SIRV correspond une loi de texture, connue analytiquement ou non. La distribution-k correspond à un SIRV possédant une texture de loi Gamma.

Par contre, une loi de Weibull correspond à un SIRV ne correspond pas une loi de texture puisque l'expression de cette dernière n'existe pas sous forme analytique. De plus, un SIRV peut être Gaussien, dans le cas spécifique d'une loi de texture distribuée selon une loi de Dirac. [19]

À partir de cette modélisation, de nombreuses études ont été menées sur les SIRVs les plus utilisés en pratique, la distribution K et la loi de Weibull, produisant ainsi des stratégies de détection optimales pour chaque cas particulier de SIRV. [20]

1.5.2.2 Définition d'un SIRV

Dans le cadre de la détection radar selon le critère de Neymann-Pearson, il est nécessaire de connaître la statistique des enregistrements effectués par le récepteur radar. Les données reçues dans chaque case distance, émission de chaque impulsion radar sont des vecteurs complexes et représentent les composantes en quadrature (ou speckle).

La modélisation de ces données par les SIRV permet d'obtenir les expressions des lois jointes des composantes sous chacune des hypothèses du critère de Neymann-Pearson,

nécessaires à l'élaboration du test du rapport de vraisemblance [7]. Les SIRV ont été largement étudiés, et une excellente synthèse de leurs propriétés et des détecteurs construits pour les différentes lois de probabilité.

Le SIRV est un processus aléatoire sphériquement invariant est un processus Gaussien non homogène de puissance aléatoire. Plus précisément, un SIRV C [20] est le produit d'une variable aléatoire τ scalaire et positive, appelée la texture, ayant une loi $f_\tau(\tau)$. Sa moyenne $\mu = E[\tau]$ où $E[\cdot]$ désigne l'espérance mathématique ou moyenne statistique d'une variable aléatoire et d'un vecteur aléatoire complexe Gaussien $X = X_1 + jX_2$ indépendant de τ , appelé speckle de dimension m , centré et ayant pour matrice de covariance $M = E[XX^H]$.

$$C = \sqrt{\tau} X \quad (1.23)$$

Dans la grande majorité des études du modèle SIRV [7, 20], la matrice de covariance M est normalisée selon $Tr(M) = m$ représente la trace d'une matrice.

La PDF f_c de C est connue et son expression est :

$$f_c(C) = \int_0^{+\infty} g_m(C/\tau) f_\tau(\tau) d\tau \quad (1.24)$$

$f_\tau(\tau)$ désigne la PDF (inconnue) de la texture τ et la fonction $g_m = (C, \tau)$ dépendant de la taille m des vecteurs est définie par :

$$g_m(C/\tau) = \frac{1}{(\pi\tau)^m \det(M)} \exp\left(-\frac{C^H M^{-1} C}{\tau}\right) \quad (1.25)$$

Donc la PDF f_c de C est :

$$f_c(C) = \int_0^{\infty} \frac{1}{(\pi\tau)^m \det(M)} \exp\left(-\frac{C^H M^{-1} C}{\tau}\right) f_\tau(\tau) d\tau \quad (1.26)$$

Cette PDF est à l'origine de la construction du test de RV (Likelihood Ratio) qui sera en fait un test de rapport de vraisemblance généralisé GLRT (Generalized Likelihood Ratio test) puisque plusieurs paramètres sont inconnus : la texture τ et la matrice de covariance M du vecteur Gaussien X . cette hypothèse de "non connaissance" de ces deux paramètres qui permet de conserver une problématique générale.

1.5.2.3 Clutter de mer

Le clutter de mer perturbe les échos radar des crêtes des vagues. Cet encombrement prend également une vitesse Doppler par le vent. Cela signifie que "s'éloigne", c'est-à-dire

change avec le temps, alors que pour le clutter de sol il reste le même. Par conséquent, en pratique, le clutter de mer est très difficile à contrôler sans perte de détection. L'état de la mer prend en compte l'amplitude et la distance entre les vagues.

Deux types de vagues apparaissent à la surface de la mer, les vagues de capillarité et les vagues de gravité. Les données à très haute résolution permettent d'extraire d'avantage de paramètres sur les cibles détectées (longueur, largeur, position des superstructures...). Ces données à très haute résolution ne permettent cependant plus de négliger les mouvements des cibles au cours du temps d'intégration cohérent.

Le clutter a alors un comportement impulsionnel caractérisé par des pics de puissance. Pour les détecteurs classiques basés sur l'hypothèse de bruit Gaussien, ces pics sont interprétés comme des cibles et déclenchent de nombreuses fausses alarmes.

Les performances qui sont demandées aux radars modernes sont de plus en plus élevées et ainsi de nouveaux modes de fonctionnement apparaissent comme les configurations multistatiques. Ainsi, des modèles statistiques non-Gaussiens contribuent à s'affranchir, dans une certaine mesure, de la méconnaissance statistique du clutter.

La distribution de l'amplitude du clutter de mer s'écarte de la loi de Rayleigh, classiquement adoptée. Plusieurs distributions non-Gaussiennes ont été alors proposées, parmi lesquelles nous citons la distribution K et la loi Weibull qui sont les plus couramment utilisées pour modéliser le clutter de mer.

La distribution K

La loi K est une distribution Gaussienne composée formée à partir de deux composantes appelées speckle et texture. En comparant avec les modèles de Weibull et log-normal, le modèle K s'adapte mieux aux données réelles du radar à haute résolution [21].

La distribution de K a été largement utilisée pour représenter à la fois le clutter de mer et le clutter de terre, la distribution k contient deux paramètres (paramètre de forme et paramètre d'échelle), elle peut s'ajuster mieux aux données expérimentales que les distributions Rayleigh. Par exemple, la distribution de Rayleigh s'applique généralement lorsque la résolution radar est grande, de sorte qu'elle contient de nombreux diffuseurs.

La distribution K à deux paramètres ν est appelé le paramètre de forme quand ν est tend vers l'infini la densité de probabilité tend vers une densité Gaussienne et le

paramètre μ représente la puissance moyenne du clutter. La loi de la texture pour la distribution K est une loi Gamma de paramètre ν et μ dont l'expression est la suivante [22] :

$$f_{\tau}(\tau) = \frac{1}{\Gamma(\nu)} \left(\frac{\nu}{\mu}\right)^{\nu} \tau^{\nu-1} \exp\left(-\frac{\nu}{\mu}\tau\right) u(\tau) \quad (1.27)$$

La PDF multi variable s'écrit :

$$f_{\tau}(C) = \frac{1}{\pi^N \Gamma(\nu) 2^{\nu-N-1} \det(M)} \left(\frac{\nu}{\mu}\right)^N \left[4\nu \frac{C^H M^{-1} C}{\mu}\right]^{\frac{\nu-N}{2}} K_{\nu-N} \left(\sqrt{4\nu \frac{C^H M^{-1} C}{\mu}}\right) \quad (1.28)$$

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une introduction générale sur le radar, dans laquelle on a montré le principe de fonctionnement d'un radar, la théorie de décision pour détecter la présence d'objets ainsi que les critères de décision. Nous avons mentionné, que le teste de Bayes exige la connaissance *a priori* des probabilités et attribue un coût à chaque décision possible. Par contre le critère de Minimax et Neyman-Pearson qui se qui comportent directement sur les mesures des performances P_d , P_{fa} , P_m . Dans le cas pratique, la méthode de test du rapport de vraisemblance généralisé (GLRT) est la plus répandue car les paramètres inconnus sont remplacés par leur estimation au sens de vraisemblance (MLE).

Nous avons également présenté les modèles de Swerling, qui sont les modèles les plus utilisés pour modéliser les fluctuations des cibles. Pour la représentation analytique des cibles, on a présenté les deux types de signal ; unidimensionnel et multidimensionnel. Concernant le clutter, nous avons détaillé les modèles de clutter Gaussien et Gaussien-composé.

Chapitre 2

Détection CFAR cohérente dans un milieu Gaussien-composé

2.1 Introduction

Le rôle principal des radars consiste à détecter tous les objets dans la zone d'observation et déterminer leurs positions. Généralement, la détection de cible serait une tâche facile dans le cas d'absence de clutter ou un clutter uniforme. Dans ce cas, le signal écho peut être simplement comparé à un signal seuil fixe, et les cibles sont détectées chaque fois que le signal réceptionné est supérieur à ce seuil. En application réelle, la cible est toujours émergée dans un clutter qui change fréquemment ses caractéristiques avec le temps et l'espace et l'utilisation d'un seuil fixe conduit à un nombre très élevé de fausses alarmes.

Dans ce qui suit, nous allons présenter les différents détecteurs dans les deux cas de clutter, Gaussien et Gaussien composé.

2.2 Détection radar cohérente en milieu Gaussien

Le problème de la détection du signal peut se formuler par les tests d'hypothèses statistiques. Typiquement, il y a deux hypothèses à formuler : l'hypothèse H_0 représente un clutter C est un vecteur Gaussien complexe de taille m , centré et de matrice de covariance M . H_1 représente $S=AP$ est le signal cible, P est le steering-vector et A est l'amplitude complexe du signal cible.

La formulation du signal reçu en fonction des deux hypothèses est :

$$\begin{cases} H_0 : Z_i = C_i \\ H_1 : Z_i = S + C_i \end{cases} \quad i = 1, \dots, N \quad (2.1)$$

La densité de probabilité est donnée par l'équation (1.22) pour les hypothèses de bruit additif complexe Gaussien. Donc, plusieurs types de tests d'hypothèses et la matrice de covariances M est connue ou inconnue, il s'agit dans ce cas de détection dite non adaptative ou adaptative

2.2.1 La détection adaptative

Dans le cadre de la détection radar en environnement Gaussien de nombreux détecteurs ont été développés, en se basant sur des modèles de clutter précis et des estimateurs de matrices de covariance \hat{M} adaptés à ces modèles. Les modèles Gaussiens, simples d'utilisation, montrent rapidement leurs limites face à la réalité physique et laissent ainsi place

aux SIRP, processus aléatoires sphériquement invariants. Les détecteurs adaptés à ces environnements sont alors construits sur la base d'un estimateur de la matrice de covariance adapté \hat{M} . Dans de nombreuses applications, cette matrice de covariance présente une structure particulière. En effet, la plupart du temps, la matrice de covariance du signal est inconnue et doit donc être estimée en vue d'effectuer les traitements voulus. L'objet de la matrice de covariance du clutter est de diminuer l'erreur d'estimation dite adaptative.

2.2.1.1 Le test du rapport de vraisemblance généralisé (GLRT) de Kelly

Nous considérons le problème radar classique de détection d'une cible dans un bruit Gaussien avec une matrice de covariance inconnue. Contrairement à l'hypothèse habituelle des amplitudes cibles déterministes, nous supposons ici que ces dernières sont tirées d'une distribution Gaussienne. Le test du rapport de vraisemblance généralisé (GLRT) est basé sur plusieurs données primaires et sur un ensemble de données secondaires contenant uniquement du bruit. Le nouveau GLRT s'avère être le produit du GLRT de Kelly est un terme correctif, dépendant des données. Donc l'amplitude complexe de signal A et la matrice de covariance M du bruit sont inconnues. Kelly [23] a développé le GLRT pour le problème (2.1), ce test prend la forme suivante :

$$\hat{\lambda}_{kelly} = \frac{\left| p^H \hat{M}^{-1} z \right|^2}{\left(p^H \hat{M}^{-1} p \right) \left(1 + z^H \hat{M}^{-1} z \right)} \begin{matrix} > \lambda_{kelly} \\ < \lambda_{kelly} \end{matrix} \quad (2.2)$$

\hat{M} est la matrice de covariance empirique des données secondaire du clutter.

$$M = \sum_{i=1}^N Z_i Z_i^H \quad (2.3)$$

La relation P_{fa} -seuil est donnée par :

$$\lambda_{kelly} = 1 - P_{fa}^{\frac{1}{N-m-1}} \quad (2.4)$$

Ce test présente la propriété souhaitable que sa P_{fa} est indépendante de la matrice de covariance du bruit M (CFAR Taux de fausse alarme constant).

2.2.1.2 Le filtre adapté adaptatif (AMF)

Dans la pratique, la matrice de covariance du clutter est généralement inconnue, on utilise des techniques adaptatives pour l'estimer. Sous l'hypothèse de bruit Gaussien et sans a priori sur la nature de la matrice de covariance, la théorie du maximum de vraisemblance fournit comme estimateur de la matrice de covariance basée uniquement sur les données secondaires, l'estimateur SCM (Sample Covariance Matrix), pour des données Gaussiennes iid, cet estimateur est donné par [24,25] :

$$\hat{M}_{SCM} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Z_i Z_i^H \tag{2.5}$$

Le détecteur AMF est définie par [26] :

$$\hat{\Lambda}_{AMF} = \frac{\left| p^H \hat{M}_{SCM}^{-1} z \right|^2}{\left(p^H \hat{M}_{SCM}^{-1} p \right)} \underset{H_0}{>} \underset{H_1}{\lambda_{AMF}} \tag{2.6}$$

« P_{fa} -seuil » de l'AMF est donnée par :

$$P_{fa} = {}_2F_1(N - m + 1, N - m + 2; N + 1; -\frac{\lambda_{AMF}}{N}) \tag{2.7}$$

${}_2F_1(a, b; c; z)$ est la fonction hypergéométrique définie par :

$${}_2F_1(a, b; c; z) = \frac{\Gamma(c)}{\Gamma(b)\Gamma(c-b)} \int_0^1 \frac{t^{b-1} (1-t)^{c-b-1}}{(1-tz)^a} dt \tag{2.8}$$

2.2.1.3 Le filtre adapté normalisé adaptatif (ANMF)

Le détecteur NMF n'est pas applicable sur des données réelle car la matrice de covariance du clutter n'est pas connue en pratique, il faut par conséquent l'estimer. Le détecteur résultant s'appelle le filtre adapté normalisé adaptatif ANMF et il est donné par [27]:

$$\hat{\lambda}_{ANMF} = \frac{\left| p^H \hat{M}^{-1} z \right|^2}{\left(p^H \hat{M}^{-1} p \right) \left(z^H \hat{M}^{-1} z \right)} \underset{H_0}{<} \lambda_{ANMF} \underset{H_1}{>} \tag{2.9}$$

L'expression liant la P_{fa} au seuil de détection λ_{ANMF} est :

$$P_{fa} = {}_2F_1(N - m + 1, N - m + 2; N + 1; -\frac{\lambda_{AMF}}{\lambda_{AMF} - 1}) \tag{2.10}$$

2.3 Détecteur radar en milieu Gaussien-Composé

Les détecteurs étudiés dans les paragraphes précédents, par construction sont adaptés au clutter Gaussien. Cependant, dans un clutter impulsionnel, leurs performances en détection se dégradent. Des études menées sur données réelles ont montré que le modèle de clutter Gaussien n'est pas toujours approprié, dans ce cas, les performances des détecteurs construits sur l'hypothèse Gaussienne se dégradent.

En incidence rasante par exemple, la distribution du clutter devient plus impulsive. Il convient alors de le modéliser par une loi à queue longue comme la loi de Weibull ou encore la K-distribution... Une manière très fréquemment utilisée pour modéliser le clutter consiste à le considérer comme un vecteur aléatoire sphériquement invariant.

2.3.1 Le test du rapport de vraisemblance pour les SIRVs

Un processus Gaussien composé est un processus aléatoire, tel que tout vecteur issu de ce processus est un vecteur aléatoire Gaussien composé, ils se définissent à partir des vecteurs qui les composent. En effet, la fonction caractéristique du SIRV coïncide parfaitement avec la fonction caractéristique du vecteur Gaussien composé réel ou complexe. Une conséquence d'interprétation d'un SIRV C , réel ou complexe, sous la forme $C = \sqrt{\tau} X$ est sa forme généralement par un test d'hypothèse binaire [28]:

$$\begin{cases} H_0 : Z = \sqrt{\tau} X \\ H_1 : Z = AP + \sqrt{\tau} X \end{cases} \tag{2.11}$$

Le vecteur complexe Z de taille m , possède une matrice de covariance M_z en fonction de la matrice de covariance du speckle M : $M_z = E[\tau]M$

La PDF sous l'hypothèse H_0 du vecteur Z s'écrit :

$$f(Z / H_0) = \int_0^\infty \frac{1}{(\pi\tau)^m \det(M)} \exp\left(-\frac{q_0(Z)}{\tau}\right) f_\tau(\tau) d\tau \quad (2.12)$$

$q_0(Z) = Z^H M^{-1} Z$ est une forme quadratique non négative.

L'hypothèse H_1 le vecteur S connu, la densité de probabilité de Z déduit de $f(Z / H_0)$ par :

$$f(Z / H_1) = f(Z - S / H_0) = \int_0^\infty \frac{1}{(\pi\tau)^m \det(M)} \exp\left(-\frac{q_1(Z)}{\tau}\right) f_\tau(\tau) d\tau \quad (2.13)$$

$$q_1(Z) = q_0(Z - S) = (Z - S)^H M^{-1} (Z - S)$$

Le RV peut être donné pour tout SIRV par :

$$\wedge(Z) = \frac{f(Z / H_1)}{f(Z / H_0)} = \frac{\int_0^\infty \frac{1}{\tau^m} \exp\left(-\frac{q_1(z)}{\tau}\right) f_\tau(\tau) d\tau}{\int_0^\infty \frac{1}{\tau^m} \exp\left(-\frac{q_0(z)}{\tau}\right) f_\tau(\tau) d\tau} \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \lambda \quad (2.14)$$

Le seuil de détection λ est défini par :

$$P_{fa} = P(\wedge(Z) / H_0) > \lambda$$

2.3.2 Détection non adaptative

Avec l'évolution technologique des systèmes radar, la nature réelle du clutter s'est révélée ne plus être Gaussienne. Bien que l'optimalité du filtre adapté soit mise en défaut dans pareils cas, des techniques TFAC (Taux de Fausses Alarmes Constant) ont été proposées pour ce détecteur, dans le but d'adapter la valeur du seuil de détection aux multiples variations locales du clutter. Malgré leur diversité, ces techniques se sont avérées n'être ni robustes ni optimales dans ces situations, pour construire le détecteur correspondant à la modélisation SIRV, il faut revenir à l'expression (1.11) du GLRT et calculer la vraisemblance sous H_0 et celle sous H_1 grâce à la PDF du SIRV. A partir de la modélisation du clutter par des processus complexes non-Gaussiens, tels les SIRP (Spherically Invariant Random Process), des structures optimales de détection cohérente ont pu être déterminées. Ces modèles englobent de nombreuses lois non-Gaussiennes, comme la K -distribution ou la loi de Weibull.

Dans le but d'identifier la loi de leur composante caractéristique, qui est la texture, sans a priori faire une statistique sur le modèle, nous proposons, d'aborder le problème par une approche bayésienne.

Deux nouvelles méthodes d'estimation de la loi de la texture en découlent : la première est une méthode paramétrique, basée sur une approximation de Padé de la fonction génératrice de moments, et la seconde résulte d'une estimation Monte Carlo [29]. Ces estimations sont réalisées sur des données de clutter de référence et donnent lieu à deux nouvelles stratégies de détection optimales, respectivement nommées PEOD (Padé Estimated Optimum Detector) et BORD (Bayesian Optimum Radar Detector) [29].

L'expression asymptotique du BORD (convergence en loi), appelée le "BORD Asymptotique", est établie ainsi que sa loi. Ce dernier permet d'accéder aux performances théoriques optimales du BORD asymptotique qui s'appliquent également au BORD dans le cas où la matrice de corrélation des données est non singulière. Les performances de détection du BORD et du BORD Asymptotique sont évaluées sur des données expérimentales de clutter. Les résultats obtenus valident aussi bien la pertinence du modèle SIRP pour le clutter que l'optimalité et la capacité d'adaptation du BORD à tout type d'environnement. Ensuite, en réinjectant l'estimateur de la PDF de la texture dans le GLRT (1.12), le Bayesian Optimum Radar Detector (BORD) est obtenu, mais, n'étant pas très maniable, il est préférable d'étudier sa version asymptotique (aBORD) en terme de N de forme suivante [29]:

$$\hat{\Lambda}(Z) = \frac{\left| p^H M^{-1} z \right|^2}{\left(p^H M^{-1} p \right) \left(z^H M^{-1} z \right)} \stackrel{H_1}{>} \lambda \stackrel{H_0}{<} \quad (2.15)$$

Le seuil de détection λ est défini par :

$$\lambda = \frac{\sqrt[m]{\eta} - 1}{\sqrt[m]{\eta}}$$

Le calcul de seuil détection η pour une P_{fa} donnée alors selon :

$$\eta = P_{fa}^{\frac{m}{1-m}}$$

L'expression asymptotique de BORD coïncide avec d'autres expressions de détecteurs dérivées sous différentes hypothèses [29,30]. Dans [31], K.J. Sangston et al considèrent une texture aléatoire et remplacent sa valeur par son estimation ML sous chacun des tests

d'hypothèse dans (2.14), et le détecteur obtenu est appelée GLRT-LQ (GLRT-Linear Quadratic).

Le détecteur GLRT-LQ (quadratique linéaire à test de rapport de vraisemblance généralisé) a été proposé pour la détection de cible avec un radar à entrées multiples et à sorties multiples dans un clutter non Gaussien et hétérogène. Cependant, la probabilité de fausse alarme (P_{fa}) de ce détecteur GLRT-LQ n'a été obtenue que dans un cas particulier dans lequel le nombre d'éléments d'antenne de toutes les paires émission-réception est identique.

2.3.3 Détection adaptative

Dans le cadre de la détection adaptative, la matrice de covariance du clutter M est inconnue. Une solution à ce problème consiste à la remplacer par une estimée \hat{M} . Cet estimateur, sera ensuite injecté dans le GLRT_LQ pour donner une version adaptative du GLRT_LQ définie par :

$$\hat{M} = \frac{\left| p^H \hat{M}^{-1} Z \right|^2}{\left(p^H \hat{M}^{-1} p \right) \left(z^H \hat{M}^{-1} Z \right)} \begin{matrix} > \lambda \\ < \lambda \end{matrix} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} \quad (2.16)$$

2.4 Estimation de la matrice de covariance

L'estimation de la matrice de covariance joue un rôle important dans les algorithmes avancés de traitement du signal radar, tels que le traitement adaptatif espace-temps et la détection adaptative de signal [25,31].

Dans l'environnement Gaussien homogène, l'estimateur de la matrice de covariance de l'échantillon (MSC) est l'estimation du maximum de vraisemblance (MLE). Cependant, dans de nombreuses situations, le clutter n'est pas distribué Gaussien, dans le clutter à distribution K, cas particulier du clutter Gaussien composé, l'estimateur normalisé SCM (NSCM), PF est souvent utilisé pour estimer la matrice de covariance réelle.

Dans le clutter à queue lourde corrélée, l'estimateur approximatif du maximum de vraisemblance approximatif (AML) [30], est une solution itérative de la matrice de

covariance, ainsi qu'une méthode unifiée de l'estimateur SCM et NSCM et PF. Dans un environnement de clutter partiellement homogène, une méthode itérative a été fournie pour calculer les coefficients de pondération de chaque matrice de covariance du vecteur de données secondaires [32].

2.4.1 La SCM

Le premier estimateur est le SCM (Sample Covariance Matrix). Si les réalisations indépendantes des données Gaussiennes x_i , présentes dans les SIRV $c_i = \sqrt{\tau} x_i$, étaient observables, la théorie de l'estimation par maximum de vraisemblance fournirait l'estimateur SCM comme suit [7] :

$$\hat{M}_{SCM} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i X_i^H \quad (2.17)$$

où N est le nombre de réalisation indépendante de SIRV.

Cet estimateur, est utilisé largement pour l'environnement Gaussien, lorsque le milieu est non Gaussien, ses performances sont fortement dégradées.

2.4.2 La NSCM

Le deuxième estimateur est le NSCM (Normalized SCM). Il est très similaire à l'estimation SCM. Cet estimateur est donné par [7].

$$\hat{M}_{NSCM} = \frac{m}{N} \sum_{i=1}^N \frac{C_i C_i^H}{C_i^H C_i} \quad (2.18)$$

2.4.3 Le TML

L'estimateur TML (Theoretical Maximum Likelihood) est défini par :

$$\hat{M}_{TML} = \frac{m}{N} \sum_{i=1}^N \frac{C_i C_i^H}{C_i^H \hat{M}^{-1} C_i} \quad (2.19)$$

Cet estimateur n'a aucun sens en pratique, puisqu'il dépend de \hat{M} qu'il doit être estimé.

2.4.4 Le point Fixe

L'estimateur à point fixe PF se présente comme une approximation de l'estimateur de maximum de vraisemblance (MLE). L'estimateur PF est donné par [17] :

$$\hat{M}(k) = \frac{m}{N} \sum_{i=1}^N \frac{C_i C_i^H}{C_i \hat{M}^{-1}(k) C_i^H} \quad (2.20)$$

Cet algorithme itératif converge quel que soit le point de départ $M(0)$, vers \hat{M}_{PF} quand k tend vers l'infini.

2.5 Conclusion

Ce chapitre a été consacré pour la détection CFAR cohérente dans un environnement Gaussien et Gaussien-composé. On a présenté les différents détecteurs existes dans la littérature radar ainsi que les différents estimateurs de la matrice de covariance du clutter. Dans le chapitre suivant, les performances de détection du détecteur GLRT-LQ seront évaluées dans un environnement Gaussien-composé avec une texture Log-normal (GC-LNT).

Chapitre 3

Résultats et discussions

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, une analyse des performances du détecteur GLRT-LQ dans un environnement Gaussien-composé avec une texture Log-normal. L'examen des performances sera effectué en utilisant les différents estimateurs de la matrice de covariance du clutter CG-LNT en termes de la probabilité de fausse alarme P_{fa} , et de probabilité de détection. Les données radar exploité dans cette section sont des données simulées générées avec Matlab et les données réelles collectées par le radar IPIX.

Cette étude est également basée sur les résultats exposés dans le chapitre précédent, que nous allons vérifier à partir des données synthétiques (générées) et réelles.

En ce qui suit, la version adaptative du détecteur GLRT_LQ sera exploitée pour les estimateurs SCM, NSCM et PF, avant d'analyser les performances de détection. La première des choses, nous allons tester l'influence des différents paramètres sur l'algorithme itératif de l'estimateur PF, ensuite nous allons analyser les propriétés CFAR-texture et CFAR-matrice du détecteur GLRT_LQ avec les différents estimateurs SCM, NSCM et PF en traçant les courbes $(P_{fa} - \lambda)$. Enfin, nous allons voir les performances de détection en termes de probabilité de détection en fonction du SCR, ainsi que l'influence des différents paramètres sur la probabilité de détection.

3.2 Contextes des simulations

Le principe de la simulation, au sens commun du terme, est d'utiliser un modèle, c'est-à-dire une représentation abstraite d'un système ou d'un problème, et d'étudier l'évolution de ce modèle sans faire fonctionner le système réel. Les simulations sont effectuées par la méthode de Monte-Carlo (MC), cette méthode est une classe d'un algorithme informatique qui se fonde sur l'échantillonnage aléatoire répété pour calculer les résultats.

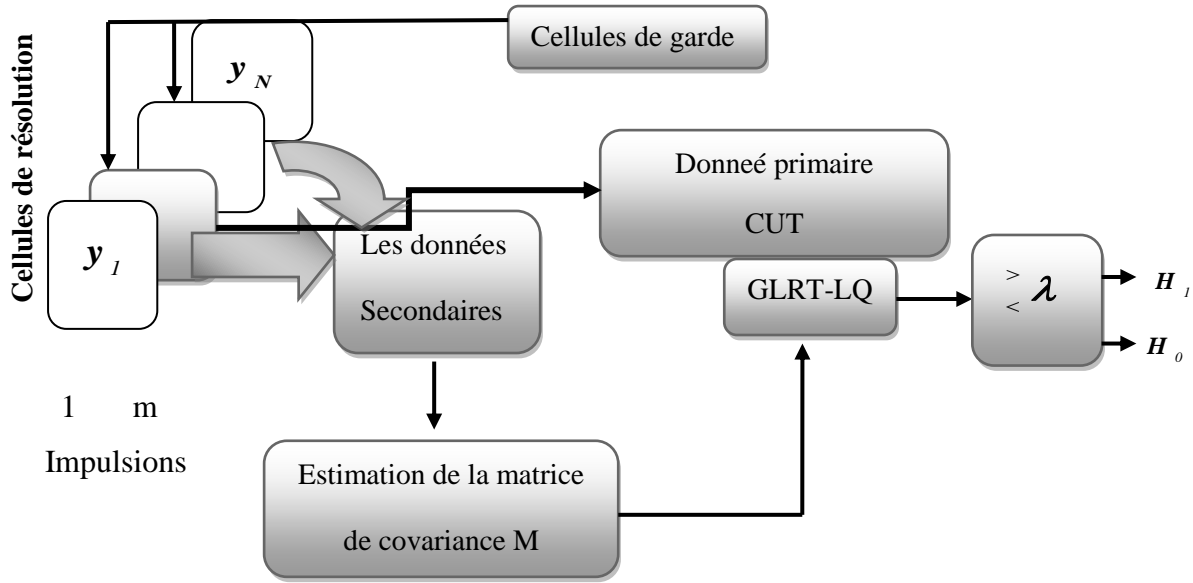


Figure. 3.1-Structure du détecteur GLRT_LQ avec estimation de la matrice de Covariance M

L'application de cette méthode Monte-Carlo dans le domaine de la détection radar a connu beaucoup de succès, en raison de l'absence en générale d'équations analytiques qui nous permettent d'obtenir les seuils à partir des P_{fa} voulues.

Dans notre simulation, nous allons prendre le nombre de données secondaire $N = 24$ (nombre de cellules en portée) et la taille des observations $m = 8$ (nombre d'impulsions). Pour le cas de l'estimateur PF, nous allons prendre la matrice d'initialisation de l'algorithme $M(0) = I$ (I matrice identité). Les courbes sont tracées par la simulation Monte-Carlo (100 / P_{fa} runs).

La génération des données du clutter et de la cible est comme suit :

(i) **Le clutter** : le clutter est modélisé par la modélisation SIRV ou Gaussien-composé avec une texture Log-normal : $c = \sqrt{\tau} X$.

Ce modèle est une distribution Gaussien-composée formée à partir de deux composantes appelées speckle et texture, ou la composante speckle est suit la loi Rayleigh. Cette distribution a été appliquée dans une grande variété de situations réelles de clutter de mer et de terre, la distribution Log-normal contient deux paramètres (paramètre de forme et paramètre d'échelle). La PDF de la distribution log-normal est donnée par : [34,35]

$$p(y) = \frac{1}{y\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(\ln(y/\delta))^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.1)$$

Où $\delta > 0$ et $\sigma > 0$ représentent respectivement le paramètre d'échelle et le paramètre de forme.

La loi de la texture est une loi Log-normal et le speckle X est modélisé par un vecteur Gaussien complexe centré et de matrice de covariance M , $X \sim CN(0, M)$, les éléments de la matrice de covariance sont donnée par : $M_{ij} = \rho^{|i-j|}$ avec $1 \leq i, j \leq m$ et ρ : est le coefficient de corrélation $0 \leq \rho \leq 1$, pour $\rho = 0$,

$M = I$ (matrice identité).

(ii) La cible : Durant cette simulation, nous avons utilisé le modèle de Swerling-I, défini par l'équation (1.15) (la représentation unidimensionnelle du signal).

$$S = AP$$

$$P = e^{j\varphi}$$

$$\varphi[k] = 2\pi f_d k T_R \quad K = 0, \dots, m-1$$

Avec la fréquence de répétition du radar $T_R = 1\text{ms}$ et la fréquence Doppler normalisée :

$$f_d = 0.5.$$

3.3 L'influence des différents paramètres sur l'algorithme du Point Fixe

Considérent les simulations pour voir l'influence de la matrice d'initialisation sont présentées selon le point d'initialisation de l'algorithme, le nombre N de données secondaires et la taille m des observations (nombre d'impulsion) de construire cette simulation à l'aide d'un algorithme itératif PF.

Premièrement, le choix des vraies matrices de covariance M s'est arrêté sur les matrices de Toeplitz car elles sont fréquemment rencontrées dans les cas de processus stationnaires. Nous avons choisi dans notre étude des matrices de la forme :

$$M_{ij} = \rho^{|i-j|} \quad (3.2)$$

Pour $1 \leq i, j \leq m$ et pour $0 \leq \rho \leq 1$ et avec, par convention, pour $\rho = 0$, $M = I$. On peut aussi noter que des matrices de ce type modélisent bien le clutter.

Donc la matrice M est définie parfaitement par le paramètre ρ , qui caractérise la corrélation de chaque vecteur de données. Chaque vecteur est constitué de composantes

indépendantes pour $\rho = 0$ tandis que plus ρ augmente, plus ces composantes sont corrélées. La convergence de l'algorithme est analysée en évaluant le critère $C(k)$, appelé aussi erreur relative, comme une fonction de l'itération k :

$$C(k) = \frac{\left\| \hat{M}(k+1) - \hat{M}(k) \right\|}{\left\| \hat{M}(k) \right\|} \quad (3.3)$$

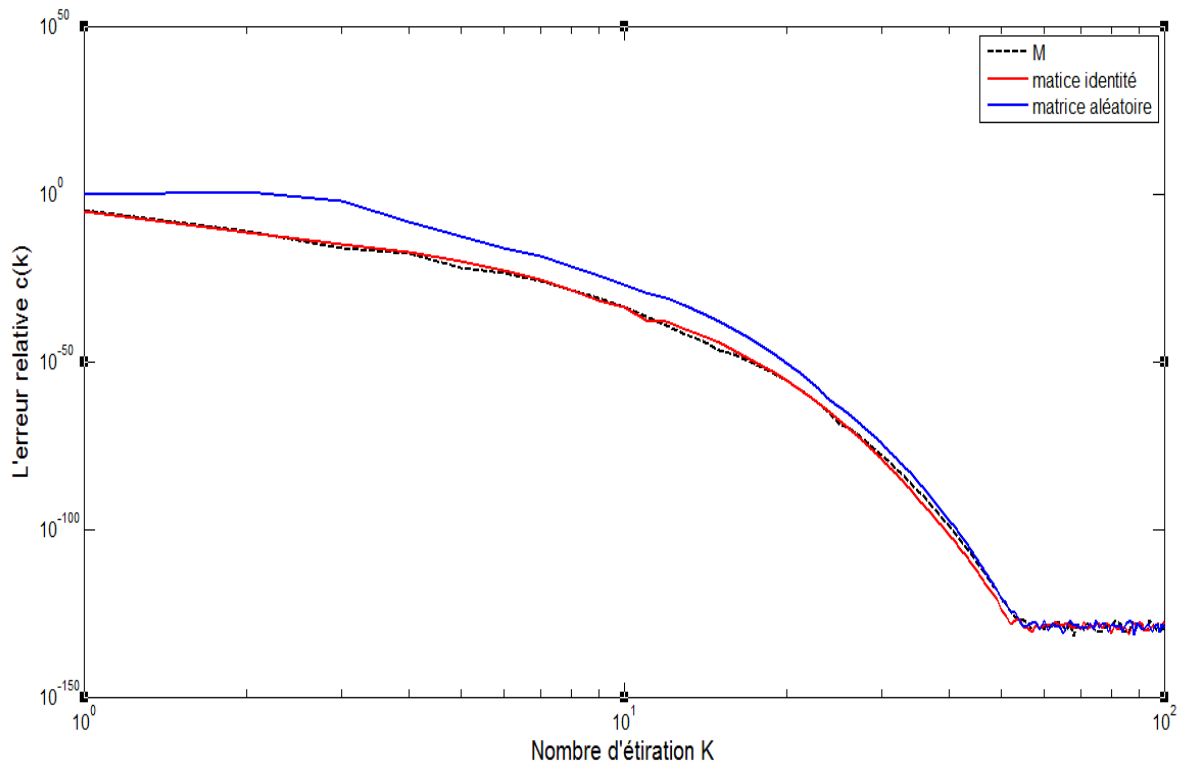
3.3.1 L'influence de la matrice $M(0)$ d'initialisation de l'algorithme

Pour représenter l'influence de la matrice $M(0)$ d'initialisation de l'algorithme PF, nous avons choisi une matrice aléatoire uniforme, une matrice identité et la vraie matrice de covariance M . La première des choses suppose une connaissance à priori des paramètres nombre $K=0, \dots, 100$ pour $m=8, N=24$, le critère $C(k)$ a été tracé, en échelle logarithmique.

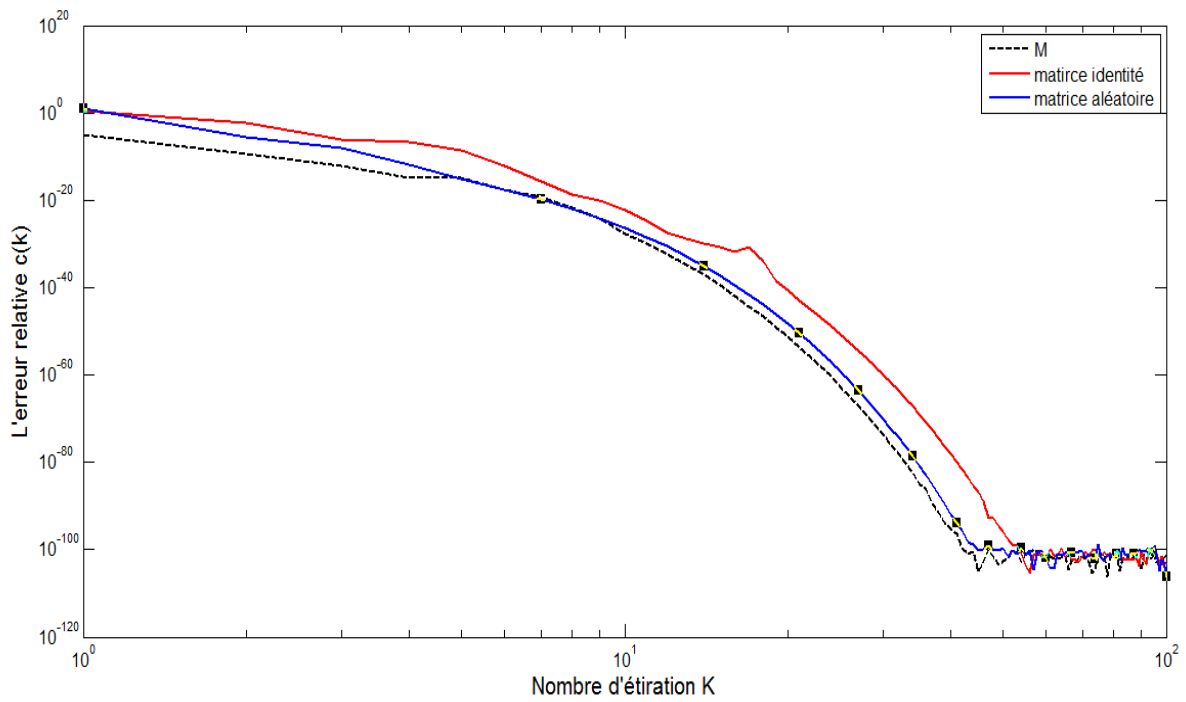
Dans cette figure, l'influence de la matrice d'initialisation de l'algorithme $M(0)$, pour les 2 valeurs de ρ , les différentes courbes se rapprochent et le critère $C(k)$ converge vers 0 pour $k=80$ itération, c'est-à-dire que le point fixe est atteint pour ce nombre k d'itérations.

Les différentes courbes se rapprochent très rapidement malgré des valeurs initiales très éloignées. On observe que pour la valeur de $\rho = 0.001$, la matrice de covariance M et la matrice identité sont très proches, on peut expliquer que cette matrice est très simplement inversible, et pour la valeur $\rho = 0.999$, une matrice M est plus difficilement inversible et les données sont très corrélées.

L'initialisation de l'algorithme n'ayant aucune influence sur son comportement, donc la suite des simulations, pour la simplification, la matrice d'initialisation $\hat{M}(0)$ sera choisie la matrice identité.



(a) $\rho = 0.001$



(b) $\rho = 0.999$

Figure.3.2 Influence de la matrice d'initialisation de l'algorithme $\hat{M}(0)$,
Pour $m=8$ et $N=24$.

3.3.2 Effet du coefficient de corrélation, ρ

Dans cette simulation, nous présentons les résultats de l'analyse théorique du rôle de la corrélation des données observées sur le comportement de l'algorithme. Les courbes deviennent du critère $C(k)$ en fonction du nombre k d'itérations pour l'ensemble des paramètres $k=0, \dots, 100$, $m=8$, $N=20$ pour différentes valeurs du coefficient de corrélation ρ .

D'un côté, on observe que quand ρ est faible ($\rho=0.00001$), les données sont très peu corrélées et la matrice de covariance M est proche de l'identité, l'algorithme converge lentement environ 60 itérations, mais avec une meilleure précision ($k=10^{-130}$).

D'un autre coté, l'augmentation de ρ donne une plus forte corrélation entre les données, ce qui peut être plus proche de la réalité. La vitesse de convergence grandit, mais avec la précision qui diminue jusqu'à 10^{-85} est atteinte des 40 itérations.

Enfin, nous pouvons dire qu'il y a une relation entre la robustesse de l'algorithme et la corrélation des données.

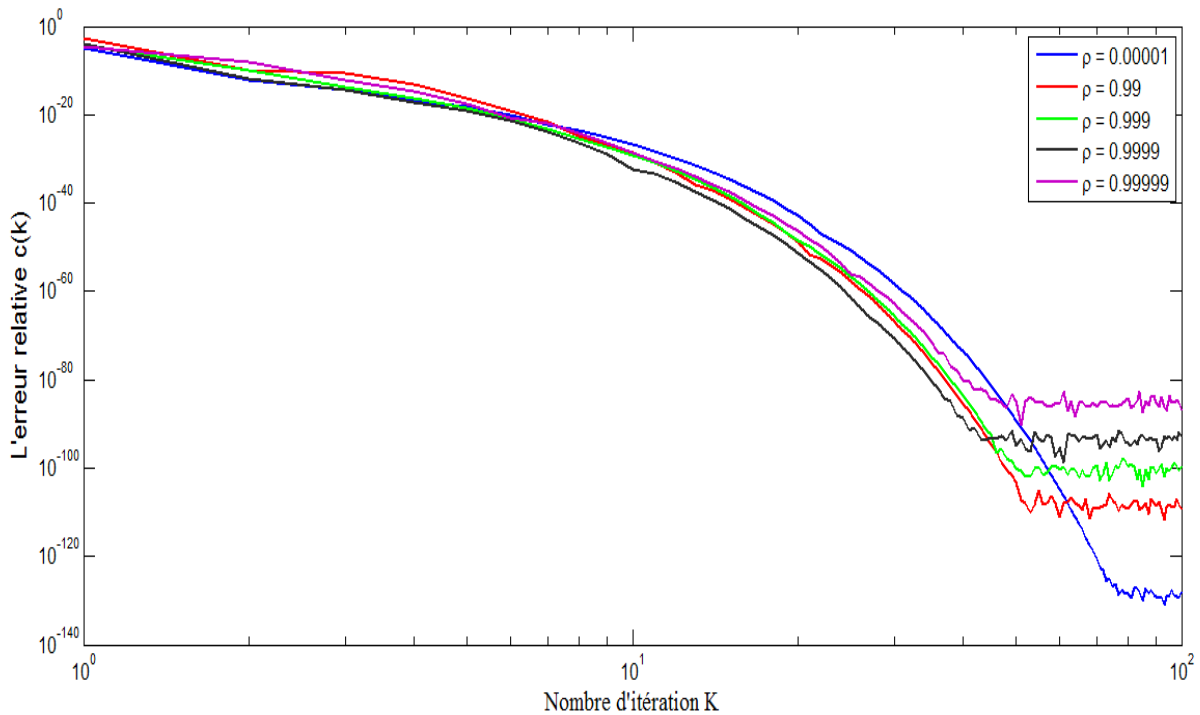


Figure.3.3 Comportement de l'algorithme ρ pour différents coefficients de corrélation

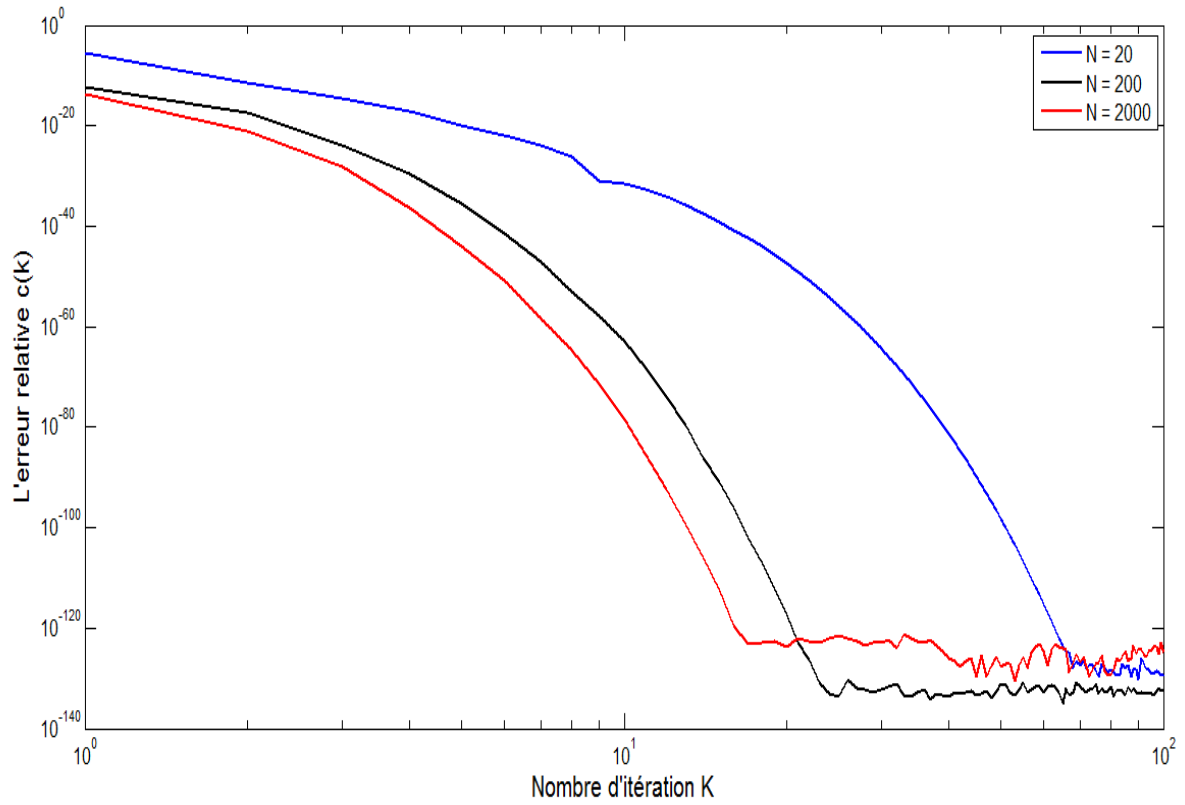
3.3.3 Effet de la taille de la fenêtre de référence, N

Cette simulation étudie l'influence du nombre N de données secondaires sur le comportement de l'algorithme de construction du point fixe. La valeur de m fixé à 8, est pour les valeurs de N et doit respecté $N \geq 2m$, donc les valeurs sont $N = 20, 200, 2000, 20000$.

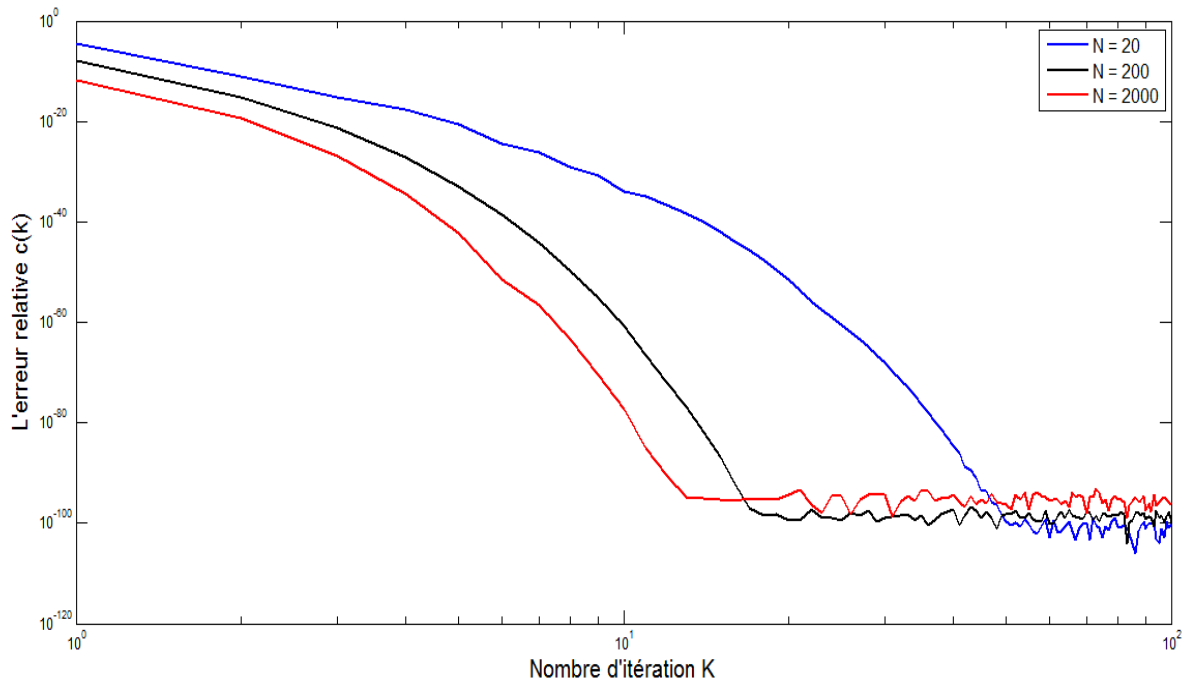
Dans la simulation pour les deux valeurs de ρ , nous remarquons que, quand N est grand l'algorithme converge rapidement vers le point fixe. En effet, quand $N = 20000$, il faut seulement entre 10 et 20 itérations pour atteindre la limite de l'algorithme et le point fixe, et ce, quand $N = 20$ alors qu'il faut près de 60 itérations.

On observe, quelle que soit la valeur de N , que la précision de $C(k)$ est la même, environ 10^{-125} pour $\rho = 0.001$ et 10^{-100} pour $\rho = 0.999$. L'influence de ρ est étudiée plus en détail sur la figure (3.2.a), pour $\rho = 0.001$, on peut remarquer la stabilité du critère quand l'algorithme a convergé avec N grand.

En fin, d'utilisation de cet algorithme, la convergence est assez rapide : 50 itérations, avec une précision de 10^{-120} .



(a) $\rho = 0.001$



(b) $\rho = 0.999$

Figure.3.4 -Influence du nombre N de données secondaires, pour $m = 8$ et $M(0) = I$.

3.4 Analyse des propriétés CFAR pour les différents estimateurs

Maintenant on va analyser la propriété CFAR-matrice et la propriété CFAR-texture de la version adaptative du détecteur GLRT_LQ, utilisant les estimateurs SCM, NSCM et PF pour estimer la matrice de covariance du clutter.

3.4.1 La propriété CFAR-texture

Considérons maintenant les figures (3.5, 3.6, 3.7), ont été utilisées plusieurs valeurs du paramètre de forme σ , allant de $\sigma = 0.1$, à $\sigma = 100$ pour tracer les courbes $(P_{fa} - \lambda)$ avec les estimateurs SCM, NSCM et PF respectivement, en utilisant la version adaptatif du détecteur GLRT_LQ.

On remarque pour les cas où la matrice de covariance est estimée par l'estimateur du SCM (figure (3.5)) n'est pas CFAR-texture.

Pour les estimateurs NSCM (figure (3.6)), PF (figure (3.7)), on remarque que le détecteur GLRT_LQ indépendant du paramètre de forme σ possède la propriété CFAR-texture, parce que les courbes $(P_{fa} - \lambda)$ sont confondues, donc le détecteur GLRT_LQ construit avec les estimateurs NSCM et PF possède la propriété CFAR-texture.

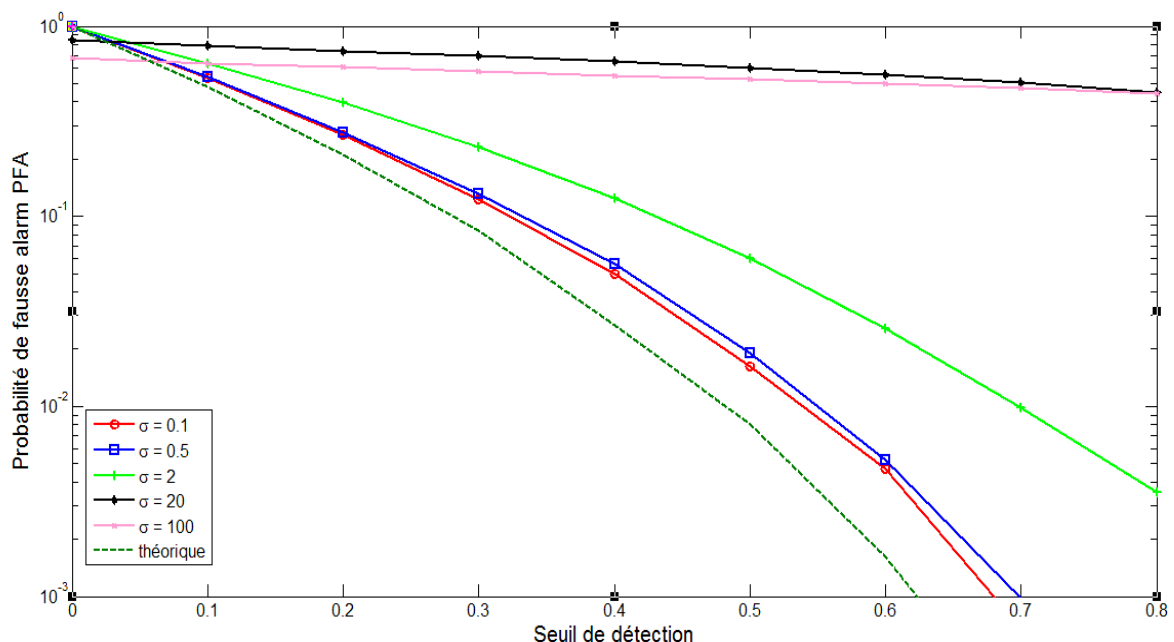


Figure. 3.5 - P_{fa} en fonction de seuil de détection λ pour plusieurs valeurs de σ dans un environnement Gaussien-composé avec texture log-normal, estimateur SCM, $\rho = 0.99$, $m=8$, $N=24$.

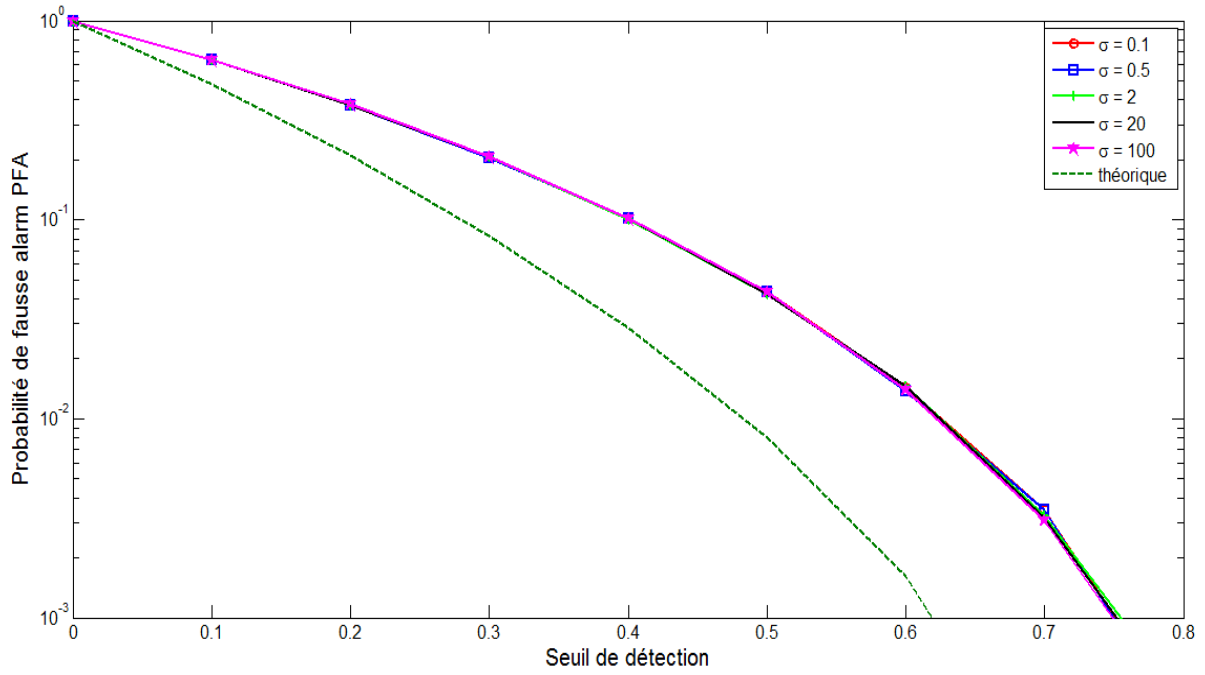


Figure.3.6 - P_{fa} en fonction de seuil de détection λ pour plusieurs valeurs de σ dans un environnement Gaussien-composé avec texture log-normal, estimateur NSCM, $\rho = 0.99$, $m=8$, $N=24$.

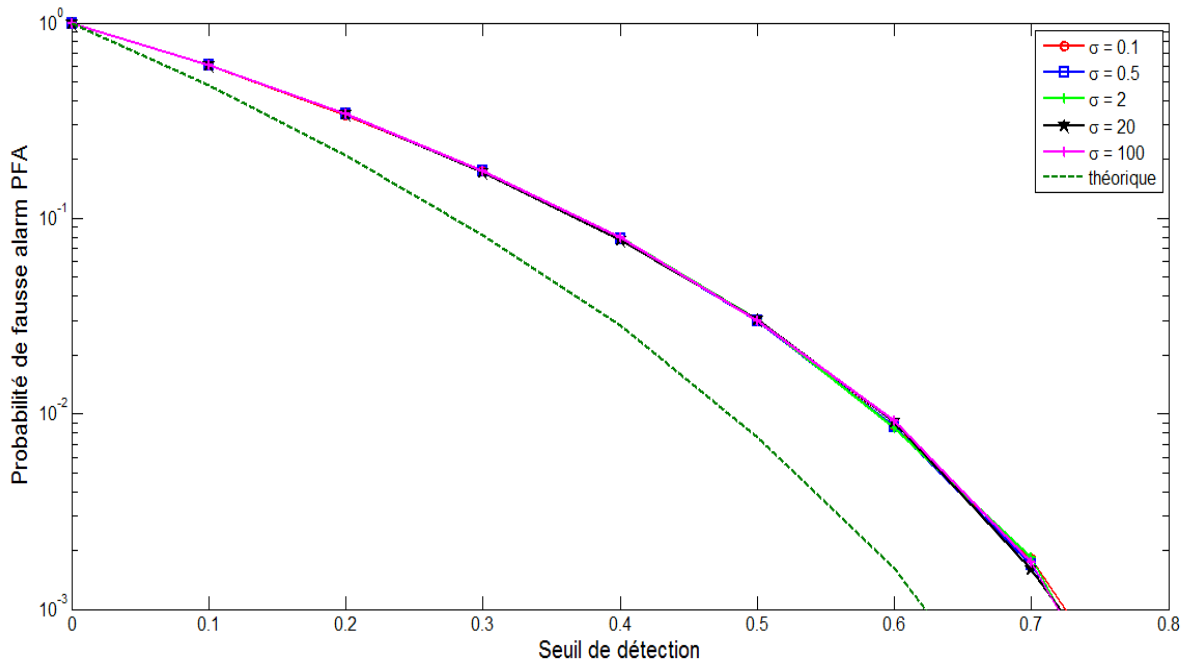


Figure.3.7 - P_{fa} en fonction de seuil de détection λ pour plusieurs valeurs de σ dans un environnement Gaussien-composé avec texture log-normal, estimateur PF, $\rho = 0.99$, $m=8$, $N=24$.

3.4.2 La propriété CFAR-matrice

Considérons maintenant les figures (3.8, 3.9, 3.10), elles ont utilisé plusieurs valeurs du paramètre du coefficient de corrélation ρ , allant de $\rho = 0.1$, à $\rho = 0.999$ pour tracer les courbes $(P_{fa} - \lambda)$ avec les estimateurs SCM, NSCM et PF respectivement, en utilisant la version adaptative du détecteur GLRT_LQ.

On remarque que l'estimateur NSCM (figure (3.9)) n'est pas CFAR-matrice, parce que la probabilité de fausse alarme change en fonction du seuil de détection pour chaque valeur de ρ . Donc, cet estimateur sera écarté de cette étude. Pour les estimateurs SCM et PF figures (3.8 et 3.10), les courbes $(P_{fa} - \lambda)$ sont pratiquement confondues, donc le détecteur GLRT_LQ possède la propriété CFAR-matrice pour les estimateurs SCM et PF.

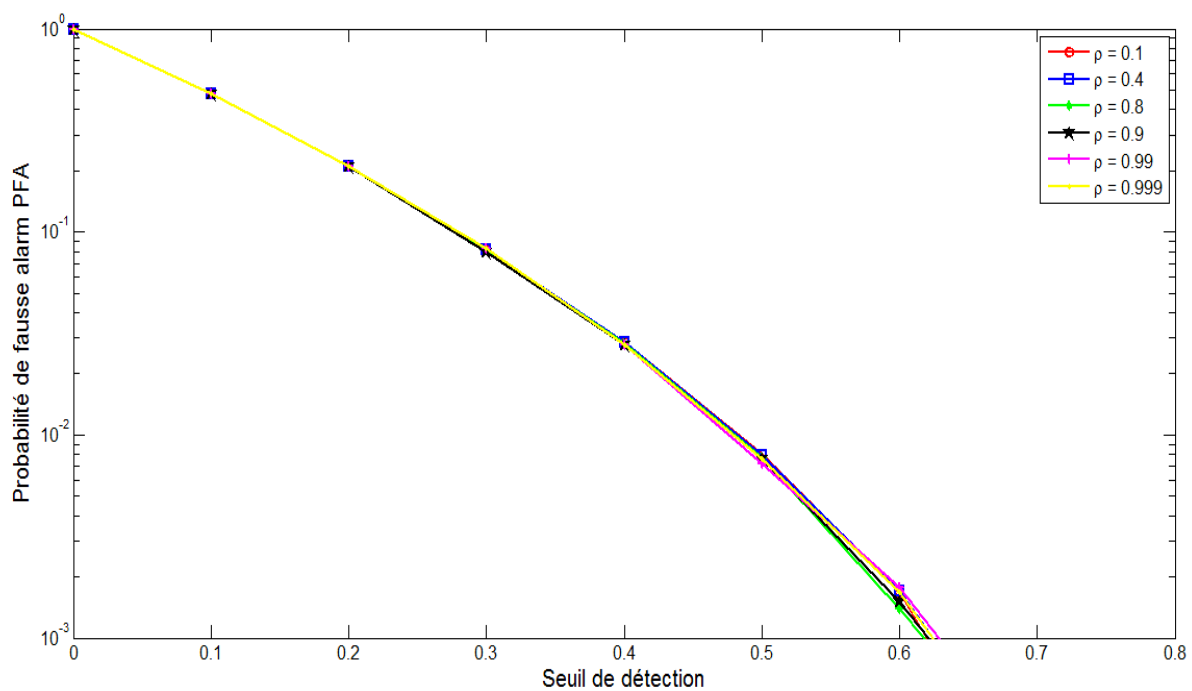


Figure.3.8 - P_{fa} en fonction de seuil de détection λ pour plusieurs valeurs de ρ dans un environnement Gaussien-composé avec texture log-normal, estimateur SCM, $\sigma = 0.1$, $m = 8$ et $N = 24$

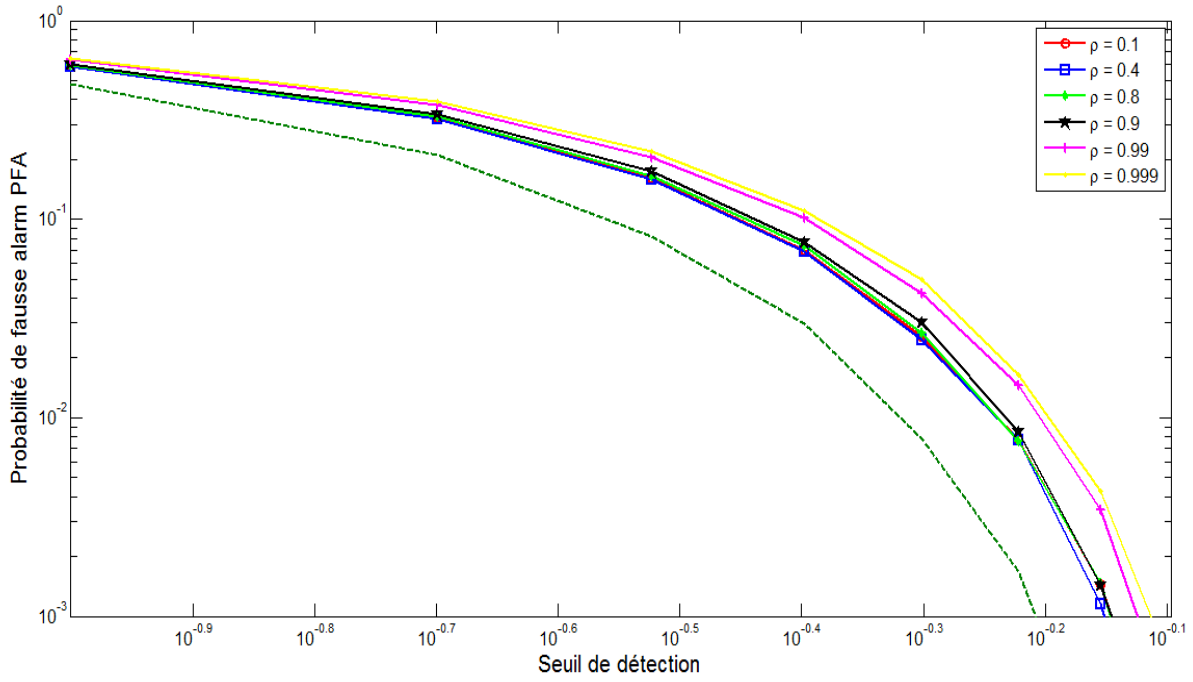


Fig.3.9 - P_{fa} en fonction de seuil de détection λ pour plusieurs valeurs de ρ dans un environnement Gaussien-composé avec texture log-normal, estimateur NSCM, $\sigma = 0.1$, $m = 8$ et $N = 24$

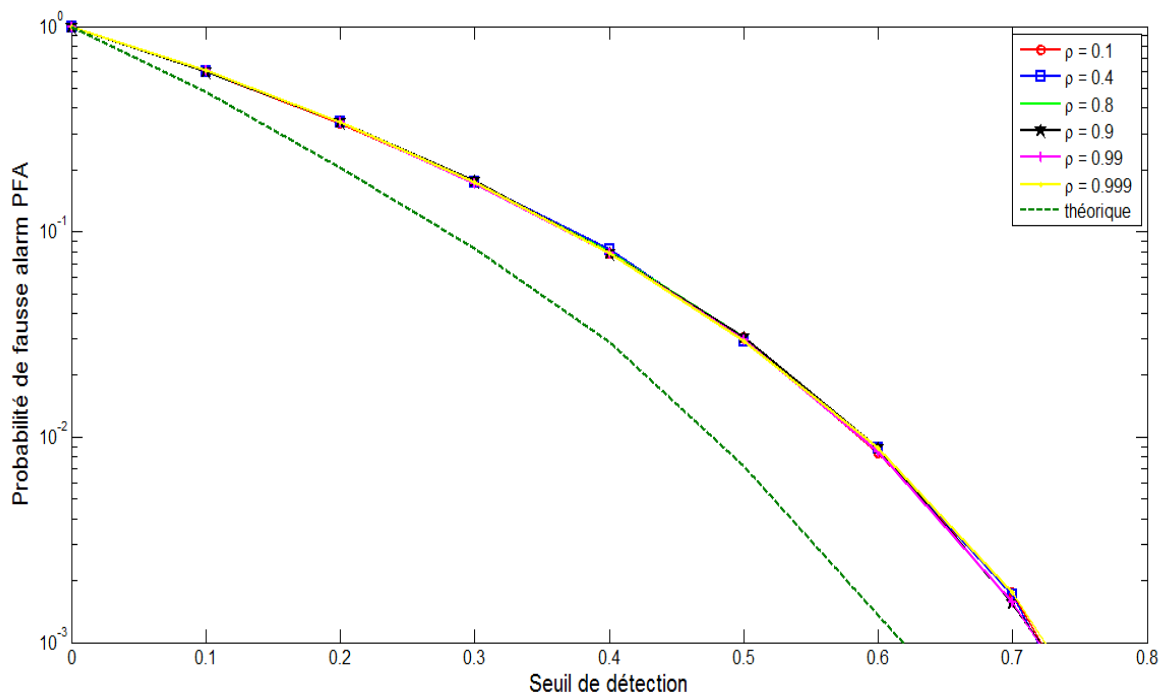


Figure.3.10 - P_{fa} en fonction de seuil de détection λ pour plusieurs valeurs de ρ dans un environnement Gaussien-composé avec texture log-normal, estimateur PF, $\sigma = 0.1$, $m = 8$ et $N = 24$

3.5 Les performances de détection

A partir des résultats précédents, nous présentons une comparaison entre les probabilités de détection P_d du détecteur GLRT_LQ utilisant les estimateurs NSCM et PF. Le seuil de détection pour les estimateurs PF et NSCM sont obtenus d'après les courbes de la propriété CFAR-texture pour une probabilité de fausse alarme égale 10^{-3} . Le rapport signal sur clutter SCR est donné par : $SCR = \frac{\sigma_s^2}{\mu}$ où σ_s^2 est la puissance du signal cible et μ est la moyenne du clutter.

Les résultats de la figure (3.11) montrent que l'estimateur itératif PF donne des meilleurs résultats de détection par rapport à l'estimateur NSCM.

En terme de temps de calcul, on a trouvé que l'algorithme itératif PF prend plus de temps que l'estimateur NSCM, ceci est a cause du calcul de l'inverse de la matrice de covariance M^{-1} et la nature itérative de l'estimateur.

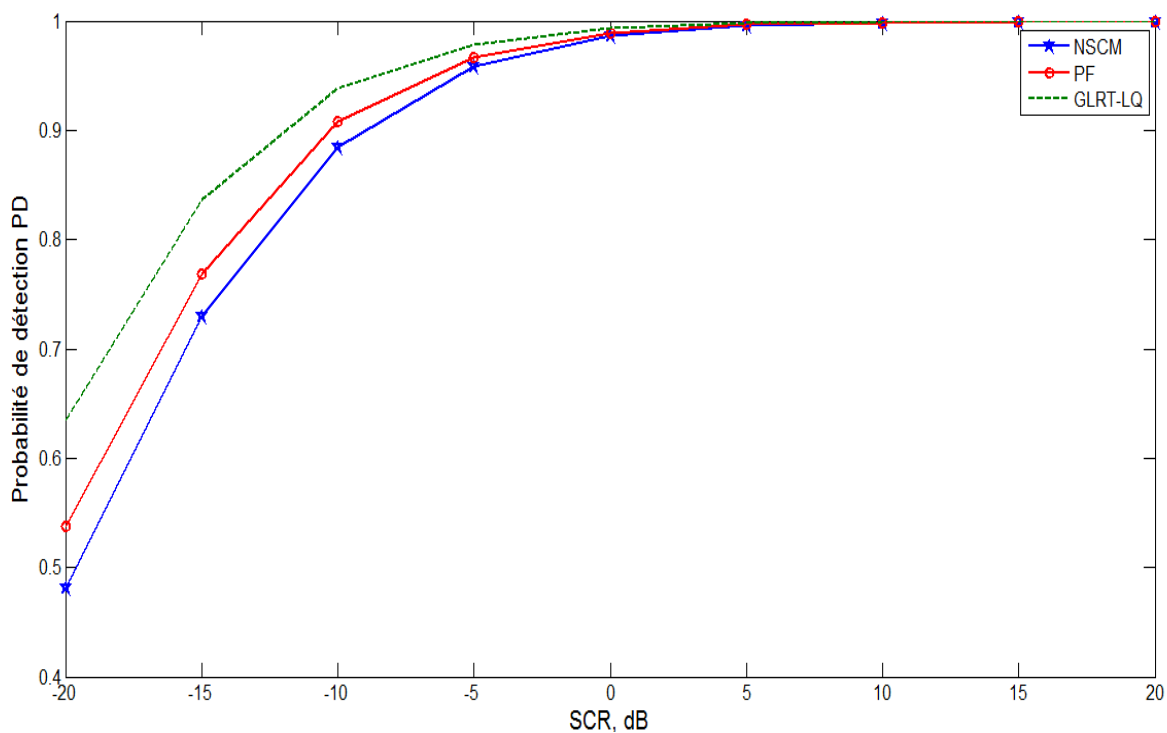


Figure. 3.11- P_d en fonction de SCR pour les estimateurs NSCM et PF dans un Environnement Gaussien-composé avec texture log-normal, $\rho = 0.99$, $N = 24$ et $P_{fa} = 10^{-3}$

3.6 Influence des différents paramètres sur le détecteur GLRT_LQ

3.6.1 L'effet du nombre de données secondaires N

Considérons maintenant les figures (3.12, 3.13), elles ont utilisé plusieurs valeurs de N avec les estimateurs NSCM et PF. En utilisant la version adaptative du détecteur GLRT_LQ estime la matrice de covariance du clutter M à travers les données secondaires.

On remarque qu'en segmentant N , la p_d en augmentant. Donc, la matrice de covariance tend vers la vraie matrice de covariance qui ce ramène a une augmentation de la p_d .

3.6.2 L'effet du coefficient de corrélation ρ

Les figures (3.14 et 3.15) représentent les variations de la probabilité de détection pour les estimateurs NSCM et PF respectivement, pour voir l'influence de la corrélation du clutter sur le détecteur GLRT_LQ.

On remarque qu'en segmentant ρ , la probabilité de détection p_d s'améliore jusqu'à la probabilité de détection égale 1.

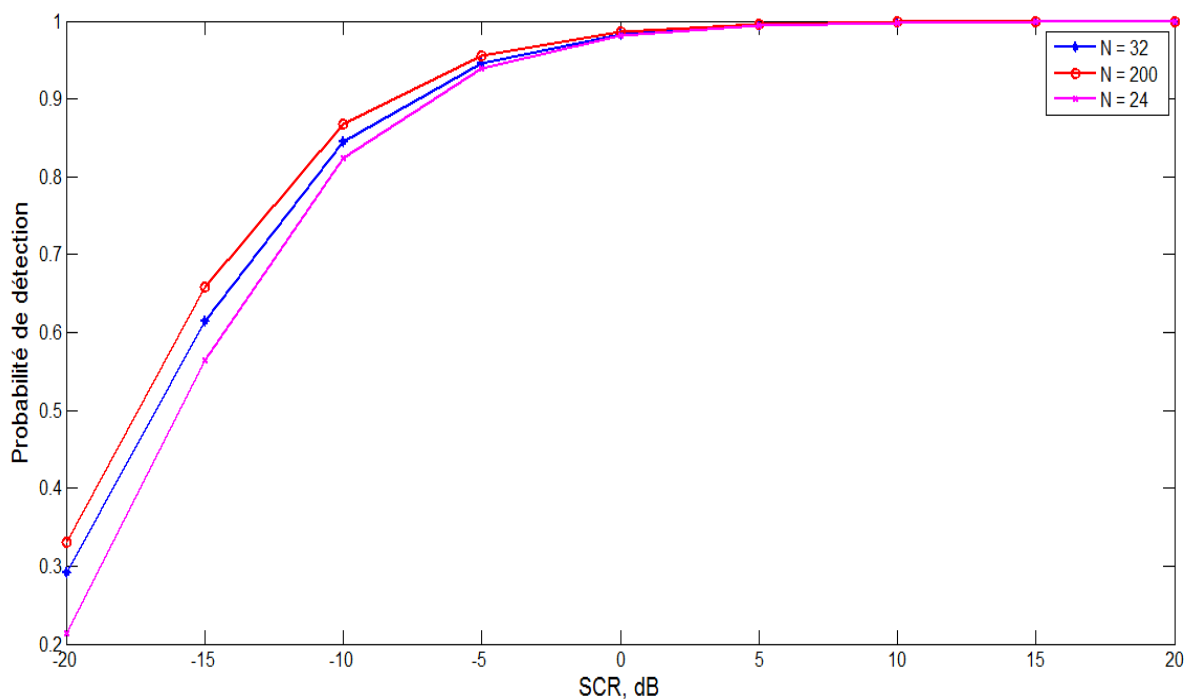


Figure.3.12- P_d en fonction de SCR pour plusieurs valeurs de N dans un environnement Gaussien-composé avec texture log-normal, estimateur NSCM, $\sigma = 0.1$, $m = 8$, $\rho = 0.99$, $P_{fa} = 10^{-3}$

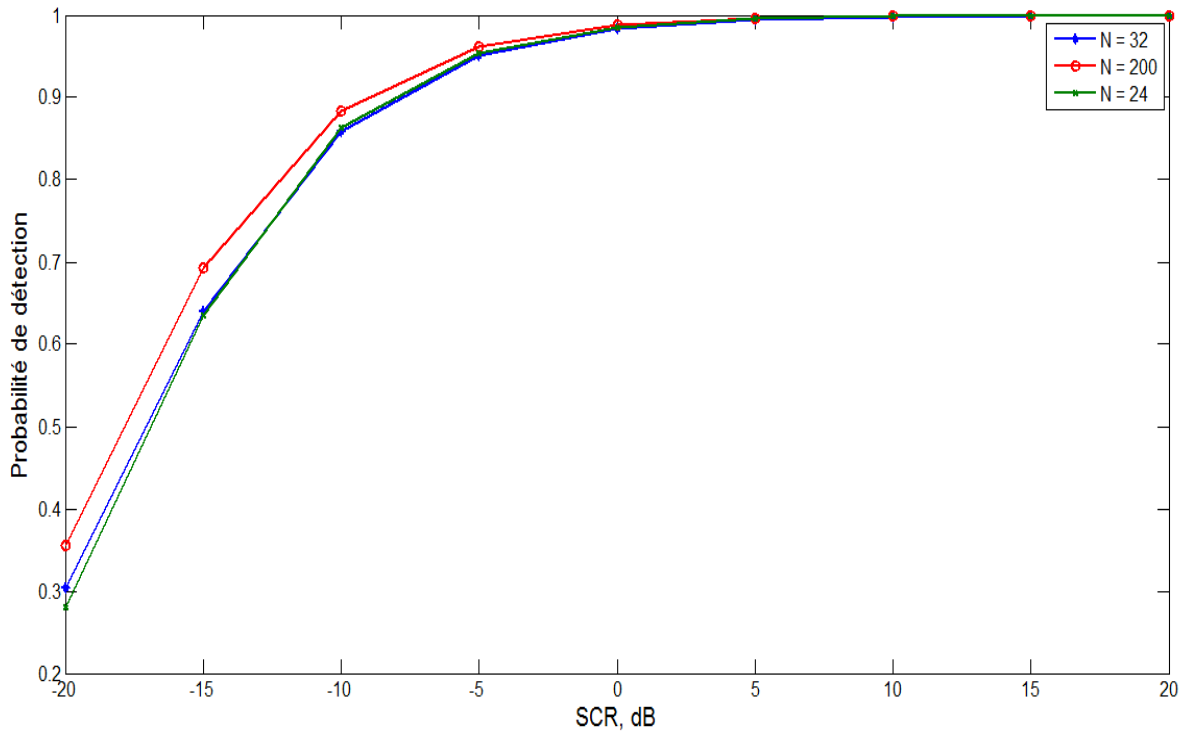


Figure.3.13- P_d en fonction de SCR pour plusieurs valeurs de N dans un environnement Gaussien-composé avec texture log-normal, estimateur PF,

$$\sigma = 0.1, m = 8, \rho = 0.99, P_{fa} = 10^{-3}$$

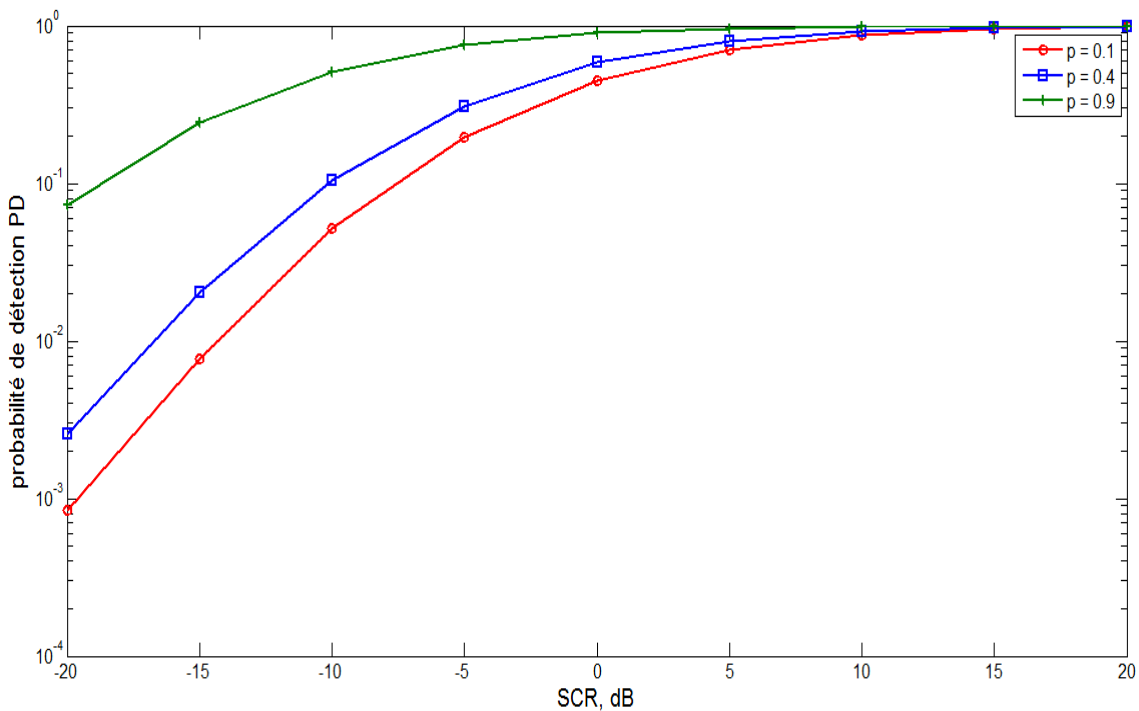


Figure.3.14- P_d en fonction de SCR pour plusieurs valeurs de ρ dans un environnement Gaussien-composé avec texture log-normal, estimateur NSCM, $\sigma = 0.1$,

$$m = 8, N=24, P_{fa} = 10^{-3}$$

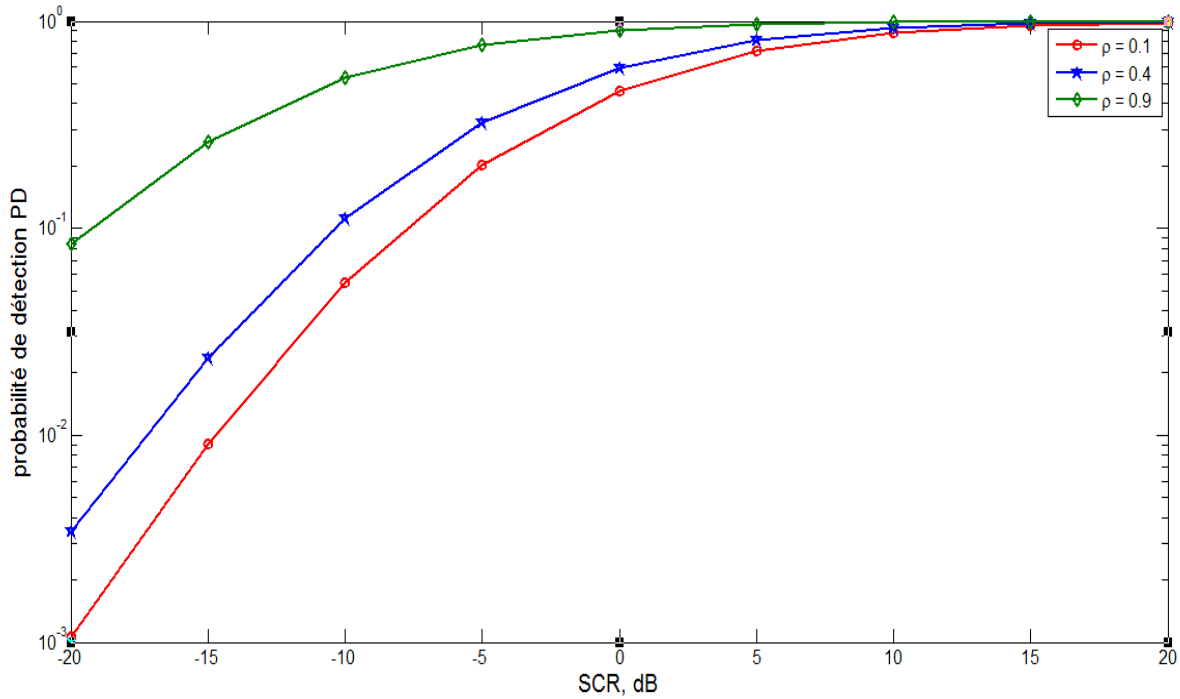


Figure.3.15- P_d en fonction de SCR pour plusieurs valeurs de ρ dans un environnement Gaussien-composé avec texture log-normal, estimateur PF, $\sigma = 0.1$, $m = 8$, $N=24$, $P_{fa} = 10^{-3}$

3.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la détection cohérente a base du détecteur GLRT_LQ dans un environnement Gaussien-composé avec une texture Log-normal. Pour estimer la matrice de covariance du clutter, on a utilisé les estimateurs SCM, NSCM, et le PF. Les résultats obtenus des propriétés CFAR-texture et CFAR-matrice sont :

- Pour l'estimateur SCM, nous avons vu que cet estimateur n'est pas robuste dans le cas d'un clutter non Gaussien par ce qu'il n'est pas CFAR-texture.
- Pour l'estimateur NSCM, il possède la propriété CFAR-texture mais il ne garantit pas la propriété CFAR-matrice.
- Pour l'estimateur PF possède les deux propriétés CFAR-matrice et CFAR-texture.

En ce qui concerne la détection, les résultats montrent que l'estimateur PF est meilleur par rapport à l'estimateur NSCM en termes de probabilité de détection, mais en termes de temps de calcul, le PF prend plus de temps par rapport au NSCM.

Pour l'influence des différents paramètres sur la probabilité de détection, nous avons vu que quand ρ ou N augmente, la matrice de covariance tend vers la vraie matrice de covariance qui se ramène à une augmentation de la probabilité de détection.

Conclusion générale

Dans ce travail, nous avons considéré la détection cohérente dans un environnement Gaussien-composé. Nous avons présenté les différents détecteurs associés à ce modèle de clutter, ainsi que les différents estimateurs de la matrice de covariance du clutter. L'analyse des propriétés CFAR et les performances de détection du détecteur GLRT_LQ a été effectuée par la méthode de simulation de Monte-Carlo utilisant les différents estimateurs de la matrice de covariance, ainsi que les différents paramètres du clutter.

Les résultats obtenus montrent que le détecteur GLRT_LQ construit avec l'estimateur PF est le plus robuste contre les variations des conditions de l'environnement car il est CFAR-texture et CFAR-matrice. Tandis que l'estimateur NSCM est CFAR-texture mais n'est pas un CFAR-matrice, et l'estimateur SCM n'est pas un CFAR-texture et ces performances sont dégradées pour le clutter non Gaussien. D'après les résultats de détection, le PF offre les meilleures performances de détection par rapport au NSCM.

A la fin, plusieurs perspectives peuvent être considérées pour la continuité de nos travaux, nous proposons l'implémentation des techniques d'estimation de la matrice de covariance sur des cartes DSP et FPGA. De plus l'utilisation d'autre détecteur et estimateur de la matrice de covariance associé au modèle Gaussien-Composé.

Références

- [1] Daricau J., “ Radars, Principe et éléments de base ”, *Technique de l'ingénieur, Traité électronique*, E 6650, PP. 1-27.
- [2] Chalabi I., “ détection CFAR base de GLRT dans un environnement gaussien-composé ” mémoire de magister. *Université de M'sila, juin 2012*.
- [3] Chabbi S., “ Détection adaptative à censure automatique basée sur les statistiques d'ordre en milieux non-Gaussiens ”, *Mémoire de Magister, Université de Constantine*, (2008), *Algérie*.
- [4] Mezache A., “ Optimisation de la détection décentralisée CFAR dans un Clutter weibull utilisant les algorithmes génétiques et les réseaux de neurones Flous, ” *Thèse de Doctorat d'état, Université de Constantine, Département D'électronique, 11 Décembre 2007*.
- [5] Laedermann J., “ Théorie bayésienne de la décision statistique et mesure de la radioactivité ”, *Thèse de doctorat présentée à la Faculté des sciences de l'Université de Lausanne, 2003*.
- [6] Zaidouni J., “ Traitement en temps réel de signaux radar appliqués aux transports terrestres ”, *Thèse de doctorat présentée à l'université de valenciennes et du Hainaut Cambrésis, 27/06/2008*
- [7] Jay E., “ Détection en environnement non-gaussien, ” *Thèse de doctorat de l'université de Cergy Pontoise, 2002*.
- [8] Colin J-M., “ Le radar théorie et pratique, ” *Ellipses, Technosup, Supélec, 2002*.
- [9] Barkat M., “ Signal Detection and Estimation ”, *Second Edition, Artech House, Boston, MA, SA, 2005*.
- [10] Wenhua J. and Cun-Hui Z., “ generalized likelihood ratio test for normal mixtures ”, *Soochow University and Rutgers University, statistica Sinica 26 (2016), 955-978*
- [11] Swerling P., “ Probability of Detection for Fluctuating Targets ”, *ASTIA Document Number AD 80638,(1954)*.
- [12] Swerling, P., “ Recent Developments In Target Models For Radar Detection Analysis ”, *AGARD Avinics Tech. Symp. Proc. Istanbul, Turkey, May 25-29,1970*.
- [13] Scharf L.L., “ Statistical Signal Processing : Detection Estimation and Time Series Analysis ”, *Reading MA : Addison-Wesley, 1991*.
- [14] Matsuo S. & Yuhai .M “ weibull radar clutter ” 1990: *Peter Peregrinus Ltd*.
- [15] Galati G., “ Advanced radar techniques and systems ” 1993: *Peter Peregrinus Ltd*.

- [16] Harry L. Van T., “Detection, Estimation, and Modulation Theory Radar-Sonar Processing and Gaussian Signals in Noise” *Copyright © 2001 by John Wiley & Sons, Inc. All rights reserved.*
- [17] Pascal F., Ovarlez J-P., Forster P., Larzabal P., “Covariance Structure Maximum Likelihood Estimates in Compound Gaussian Noise :Existence and Algorithm Analysis ”, *IEEE TRANSACTIONS ON SIGNALPROCESSING, VOL. 56, NO. 1, JANUARY 2008.*
- [18] Pascal F., “Détection et Estimation en Environnement Non Gaussien”, *thèse Doctorat de l’université de Nanterre le 4 D’ecembre 2006.*
- [19] Gini F., Greco M.V., Farina A. And Lombardo P., “Optimum and mismatched detection against K-distributed plus Gaussian clutter ”, *IEEE Trans.-AES, vol. 34, no. 3, pp. 860-876, July 1998.*
- [20] Yao K., “A Representation Theorem and its Applications to Spherically Invariant Random Processes ”, *IEEE Trans.-IT, vol. 19, no. 5, pp. 600-608, September 1973.*
- [21] Ward, K.D. Tough. R.J.A. Watts. S. “Sea clutter: scattering, the K-distribution and radar performance ”, (*IET, London, UK, 2013, 2nd edn.*)
- [22] Farina A., Gini F., Greco M.V., Verrazzani L., “High resolution sea clutter data : statistical analysis of recorded live data ”, *IEE Pro-Radar. Sonar Navig. Vol. 144, No. 3, June 1997.*
- [23] Kelly E.J., “An Adaptive Detection Algorithm,” *IEEE Trans. on AES, vol. 22, pp. 115–127, March 1986.*
- [24] Gupta A.K. and Nagar D.K., “Matrix Variate Distributions,” *Chapman & Hall/CRC, 2000.*
- [25] van der Vaart A.W., “Asymptotic Statistics,” *Cambridge University Press, 1998.*
- [26] Robey F.C., Fuhrmann D.R., Kelly E.J., and Nitzberg R., “A CFAR Adaptive Matched Filter Detector,” *IEEE Trans. on AES, vol. 23, pp. 208–216, January 1992.*
- [27] Scharf L.L and McWhorter L.T., “Adaptive Matched Subspace Detectors and Adaptive Coherence Estimators,” *Proceedings of the 30th Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, vol. 2, pp. 1114–1117, November 1996.*
- [28] Chitour Y. and Pascal F., “exact maximum likelihood estimates for sirv covariance matrix: existence and algorithm analysis ”
- [29] Pascal F., Forster P., Ovarlez J-P., Larzabal P. “theoretical analysis of an improved covariance matrix estimator in non-gaussian noise ”
- [30] Gini F., “ Sub-Optimum Coherent Radar Detection in à Mixture of K-Distributed and Gaussian Clutter ”, *IEEE Proc.Radar, Sonar Navig, 144(1) (February 1997), 39-48.*

- [31] Sangston K.J., Gini F., Greco M.V. and Farina A., “ Structures for Dadar Detection in Compound Gaussian Clutter ”, *IEEE Trans.-AES* 35(2) (April 1999), 445-458
- [32] Liu, J.; Zhou, S.; Liu, W.; Zheng, J.; Liu, H.; Li, J. Tunable “ Adaptive Detection in Colocated MIMO Radar ”. *IEEE Trans. Signal Process.* 2018
- [33] Dai B.; Wang T.; Wu J.; Bao Z., “ Adaptively iterative weighting covariance matrix estimation for airborne radar clutter suppression ”. *Signal Process.* 2015,
- [34] Guida M., Longo M., and Lops M., “ Biparametric CFAR procedures for Lognormal clutter”. *IEEE Trans. Aerospace. Electron. Syst.*, 29(3) :798–809,1993.
- [35] Almarshad M. N., Alshebeili S. A., and Barkat M., “ A forward automatic censored cell averaging detector for multiple target situations in Lognormal clutter ”, *PWASET*, 17 :1307–1318, 2006.
- [36] Trunk G.V. and George S.F., “ Detection of targets in non-Gaussian sea clutter ”, *IEEE Trans.-AES*, vol. 6, no. 8, pp. 620-628, September 1970.
- [37] Goldman J., “ Detection in the Presence of Spherically Symmetric Random Vectors ”, *IEEE Trans.- IT*, vol. 22, no. 1, pp. 52-59, January 1976.
- [38] Conte E., Longo M., Lops M., “ Modelling and simulation of non-Rayleigh radar clutter”, *IEE Proc.-Pt.F*, vol. 138, no. 2, pp. 121-138, April 1991.