

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique
Université de Constantine
Faculté des sciences de l'ingénieur
Département d'électronique

N° d'ordre :

Série :

Mémoire Présenté
En vue d'obtention d'un Diplôme de Doctorat en Sciences
En Electronique

Thème :

Analyse du détecteur GS-CFAR dans un clutter
gaussien et du détecteur VI-CFAR dans un clutter
de distribution K

Présenté Par:
Tabet Leila

Soutenu le: -- / -- / 2010

Résumé

Un des problèmes importants dans les systèmes radar est la détection automatique des cibles tout en maintenant une probabilité de fausse alarme désirée constante. Des méthodes adaptatives ont été proposées pour analyser et perfectionner la détection radar. Les dispositifs utilisant ces méthodes sont appelés détecteurs CFAR (Constant False Alarm Rate). Plusieurs variantes de détecteurs CFAR existent et qui s'adapte chacune à un environnement spécifique. Cependant, la difficulté qui se pose est de trouver un algorithme de traitement qui s'adapte à une variété d'environnements rencontrés dans la pratique. Ceci a mené aux développements de processeurs composés.

Après une présentation du fonctionnement du radar et sa constitution., nous introduisons les principes de base et les différents critères de détections et leur limite pour donner à la fin comme solution la détection automatique avec un seuil adaptatif et une probabilité de fausse alarme constante fixée a priori. Ensuite, nous présentons les différents types des détecteurs CFAR.

Dans le premier problème, nous analysons le détecteur GS-CFAR (Generalised Switching CFAR) qui est une généralisation de détecteur S-CFAR (Switching CFAR) qui tient compte des statistiques de l'échantillon dans la cellule test. Nous détaillons le concept du GS-CFAR en présentant les expressions de la probabilité de fausse alarme et de détection dans un environnement homogène. Nous examinons les performances de la détection d'une cible de type Swerling I par moyen de simulation de Monte-Carlo. Nous étudions l'opération du détecteur GS-CFAR dans l'environnement homogène et non homogène. Les performances sont évaluées par moyen de simulation et les résultats sont présentés et discutés.

Dans le deuxième problème, nous présentons le détecteur SOSCA-CFAR (Smallest of OS and CA-CFAR) qui utilise une approche composée basée sur l'analyse de deux détecteurs : CA-CFAR (Cell averaging CFAR) et OS-CFAR (Order Statistics Of CFAR). Nous introduisons le concept du SOSCA-CFAR en présentant les expressions de la probabilité de fausse alarme et de détection dans l'environnement homogène. Nous donnons

les résultats de simulations d'une cible de type Swerling I dans le cas d'un milieu homogène et d'un milieu non homogène en présence d'interférences ou d'un clutter avec effet de bord.

Dans le troisième problème, nous étudions l'effet du clutter sur les performances du détecteur adaptatif VI-CFAR (Variability Index Constant False Alarm Rate) opérant sur la mer. Nous considérons l'environnement homogène où les échantillons sont tous distribués selon la distribution K et d'un milieu non homogène en présence d'interférences, la cible fluctue selon le cas de Swerling I. Le clutter est modélisé principalement par le produit de deux composantes notées « Speckle » et « Texture ». Des simulations dans le cas d'un environnement homogène et d'un milieu non homogène en présence d'interférences ont été présentées et discutées.

Remerciements

Mes remerciements vont tout d'abord à Dieu Tout Puissant pour la volonté, la santé, et la patience qu'il nous a donnée durant toutes ces longues années.

Je tiens à exprimer toute ma gratitude envers mon enseignant et encadreur prof Faouzi Soltani qui a encadré et dirigé mon travail, pour ses précieux conseils, sa grande disponibilité et sa patience.

Je tiens sincèrement à remercier les membres du JURY pour avoir accepté d'évaluer ce travail.

Dédicaces

*À mes très chers parents :
À mes très chers frères et soeurs;
À toute mes amies ;*

Sommaire

Chapitre 1 : Introduction générale aux techniques CFAR	1
1.1 Introduction.....	2
1.2 L'effet du clutter.....	5
1.2.1 Bord du clutter.....	5
1.2.2 Pics dans les cellules individuelles.....	5
1.2.3 Bord du clutter et pics.....	5
1.3 Différents types de clutter.....	8
1.3.1 Clutter de mer.....	8
1.3.2 Clutter de terre.....	8
1.3.3 Clutter atmosphérique.....	8
1.4 Organisation de la thèse.....	9
Chapitre 2 : Systèmes radar et éléments de la détection	10
2.1 Introduction.....	11
2.2 Généralités sur les systèmes radar.....	11
2.2.1 Principe de fonctionnement.....	11
2.2.2 Constitution d'un radar.....	14
2.3 Différents types des cibles.....	17
2.3.1 Cible de type Swerling I.....	17
2.3.2 Cible de type Swerling II.....	17
2.3.3 Cible de type Swerling III.....	17
2.3.4 Cible de type Swerling IV.....	17
2.4 Critères de détection.....	18
2.4.1 Critère de Bayes.....	19

2.4.2 Critère du Minimax.....	19
2.4.3 Critère de Neyman –Pearson.....	20
2.5 Détection CFAR.....	21
2.6 Etat de l’art des processeurs CFAR.....	23
Chapitre 3 : Analyse du processeur GS-CFAR.....	25
3.1 Introduction.....	26
3.2 Description de processeur S-CFAR.....	26
3.3 Le processeur GS-CFAR.....	28
3.4 Analyse du processeur GS-CFAR dans un environnement homogène.....	29
3.5 La sélection des paramètres du GS-CFAR.....	31
3.6 La performance du GS-CFAR pour différents environnements.....	33
3.7 Conclusion.....	44
Chapitre 4 : Analyse du processeur SOSCA-CFAR.....	45
4.1 Introduction.....	46
4.2 Fonctionnement du détecteur SOSCA-CFAR.....	46
4.3 Performance du détecteur SOSCA-CFAR dans l’environnement homogène.....	49
4.4 Résultats et discussions.....	50
4.5 Conclusion.....	63
Chapitre 5 : Détecteur VI-CFAR dans un clutter de distribution K.....	64
5.1 Introduction.....	65
5.2 Détection de cibles dans le clutter de mer.....	65
5.3 Etude du détecteur VI-CFA.....	71
5.3.1 Fonctionnement du détecteur VI-CFAR.....	71
5.3.2 Définition des paramètres VI et VI^*	73

5.3.3 Définition du paramètre MR.....	73
5.3.4 Opération du VI-CFAR dans les différents environnements	74
5.4 Résultats et discussions	78
5.5 Conclusion.....	87
Chapitre 6: Conclusion générale	88
6.1 Conclusions générales.....	89
6.2 Perspectives.....	90
Annexe	91
Références	93

List des figures

Figure	Titre	Page
1.1	Détecteur CFAR.....	4
1.2	Bord du clutter.....	6
1.3	Cibles interférentes.....	7
2.1	Structure générale d'un radar.....	12
2.2	Indication de la distance entre le radar et la cible.....	13
2.3	Constitution d'un radar impulsif.....	16
2.4	Régions de décision.....	18
2.5	Détecteur CA-CFAR.....	22
3.1	Probabilité de fausse alarme de GS-CFAR et CA-CFAR..... $\alpha=0.5, N=12, K=5$ et $N_T=12$	35
3.2	Probabilité de fausse alarme de GS-CFAR et CA-CFAR..... $\alpha=0.5, N=12$ et $N_T=12$	36
3.3	Probabilité de détection pour différents processeurs CFAR dans un..... environnement homogène.....	37
3.4	Probabilité de détection pour différents processeurs CFAR en présence de trois cibles interférentes.....	38
3.5	Probabilité de détection pour différents processeurs CFAR en présence d'un bord du clutter (5 cellules contiennent le clutter).....	39
3.6	Probabilité de détection pour différents processeurs CFAR en présence d'un environnement du bord du clutter (5 cellules contiennent le clutter) et de 3 cibles interférentes	40

3.7 Probabilité de détection pour différents processeurs CFAR en présence d'un environnement de bord du clutter (8 cellules contiennent le clutter) et du 3cibles.....41	41
interférentes	
3.8 Probabilité de détection pour différents processeurs CFAR en présence d'un bord du clutter (8 cellules contiennent le clutter) et 3cibles interférentes..... 42	42
3.9 Comparaison des Pfa des processeurs GS-CFAR, S-CFAR, OS-CFAR et GO-CFAR dans l'environnement de bord du clutter..... 43	43
4.1 Détecteur SOSCA-CFAR..... 47	47
4.2 Probabilité de détection du SOSCA-CFAR dans un environnement homogène.....53	53
4.3 Probabilité de détection de SOSCA-CFAR, CA-CFAR et OS-CFAR..... 54	54
dans un environnement homogène	
4.4 Probabilité de détection de SOSCA-CFAR en présence de trois cibles interférente..... 55	55
4.5 Probabilité de SOSCA-CFAR et OS-CFAR en présence de trois cibles interférentes ... 56	56
4.6 Probabilité de détection de SOSCA-CFAR en présence d'un bord du clutter (5 cellules contiennent le clutter)..... 57	57
4.7 Probabilité de détection de SOSCA-CFAR et OS-CFAR en présence du bord du clutter(5 cellules contiennent le clutter)..... 58	58
4.8 Probabilité de détection de SOSCA-CFAR en présence d'une seule cible interférente dans chaque fenêtre.....59	59
4.9 Probabilité de détection deSOSCA-CFAR et OS-CFAR en présence d'une seule cible interférente dans chaque fenêtre.....60	60
4.10 Probabilité de fausse alarme de SOSCA-CFAR en présence d'un bord du clutter61	61

4.11	Comparaison des Pfa des processeurs SOSCA-CFAR, OS-CFAR et GO-CFA en présence d'un bord du clutter.....	62
5.1	Génération de la distribution K.....	68
5.2	Détecteur VI-CFAR.....	72
5.3	L'erreur α_0 en fonction du seuil K_{VI} pour différentes valeurs de ν	80
5.4	L'erreur β_0 en fonction du seuil K_{MR} pour différentes valeurs de ν	81
5.5	Probabilité de décision variable en fonction de ν en présence d'une seule cible interférente.....	82.
5.6	Probabilité de détection du VI-CFAR dans un environnement homogène pour différentes valeurs de ν	83.
5.7	Probabilité de sélection des deux fenêtre de référence en fonction de ν dans un environnement homogène.....	84
5.8	Probabilité de détection de VI-CFAR en présence d'une seule cibles interférente pour différentes valeurs de ν	85
5.9	Probabilité de la sélection de la deuxième fenêtre de référence du VI-CFAR en présence d'une seule cible interférente pour différente valeurs de ν	86

Introduction aux techniques CFAR

Résumé :

Dans ce chapitre, nous exposons le principe de base de la détection adaptative à taux de fausse alarme constant (CFAR : Constante False Alarm Rate). Nous présentons les différents milieux d'observation. Enfin, nous présentons un plan d'organisation de la thèse.

1.1 Introduction

Une des fonctions principales du radar est de détecter automatiquement des cibles mobiles dans l'espace de surveillance. Dans les radars classiques, le signal vidéo transmis au système de visualisation est un mélange de signaux de cibles, bruit thermique et de fouillis (clutter). Le clutter est constitué d'échos parasites provenant du sol, de la mer, des nuages, des arbres, etc... Le signal vidéo est matérialisé par des spots lumineux sur un écran qui donne une représentation polaire plane de l'espace balayé par le radar. L'opérateur humain est appelé à extraire les plots visualisés qui sont susceptibles de représenter des cibles. Naturellement, cette détection visuelle dépend de l'état de l'opérateur et ne permet pas de traiter un nombre élevé de cibles. Dans les radars modernes, la détection des cibles est réalisée automatiquement et consiste à déclarer la présence d'une cible lorsque le signal de réception dépasse un certain seuil. Etant donné que le niveau de la puissance moyenne du clutter est variable et inconnu, l'utilisation d'un seuil de détection fixe, calculé a priori en se basant sur les caractéristiques du récepteur, conduit à un nombre très élevé de fausses alarmes. Nous sommes alors conduit à adopter des méthodes à seuillage adaptatif pour maintenir un Taux de Fausse Alarme Constant, TFAC. (Constant False Alarm Rate ; CFAR).

Plusieurs procédés de détection CFAR ont été proposés. Ils obéissent tous au même schéma général présenté dans la Figure 1.1. Cependant, les processeurs CFAR sont très différents selon le type d'environnement. Pour chaque cellule testée dont la sortie est notée q_0 , nous considérons une fenêtre de N cellules de référence situées de part et d'autre de la cellule sous test. Le rôle du processeur CFAR est d'estimer la puissance locale q du clutter à partir des observations q_1, q_2, \dots, q_N disponibles dans la fenêtre de référence. Les cellules de garde, parce qu'elles entourent la cellule testée peuvent contenir le signal de la cible, ne sont pas utilisées dans l'estimation de la puissance du clutter. La constante de seuillage (threshold multiplier) T est calculée de manière à assurer une probabilité de fausse alarme, P_{fa} désirée. La décision finale sur la présence de la cible est effectuée par comparaison de l'échantillon q_0 à un seuil dont la valeur est le produit Tq . La différence entre les diverses procédures CFAR réside dans la méthode retenue pour effectuer l'estimation de la puissance du clutter selon le type de l'environnement. Dans le détecteur CA-CFAR (Cell Averaging Constant False Alarm Rate) proposé par Finn et Johnson [1], le processeur CFAR réalise la somme arithmétique des N échantillons q_1, q_2, \dots, q_N , recueillis à la sortie des cellules de référence. Dans un environnement homogène, il a été montré que la probabilité de détection tend, quand la taille de la fenêtre de référence N tend vers l'infini, vers

celle du détecteur optimal de Neyman- Pearson où la puissance moyenne (variance) du clutter est connue a priori.

La plupart des détecteurs CFAR ne maintiennent plus leurs performances optimales lorsque les hypothèses supposées sur l'environnement ne sont plus valides. Pour le détecteur CA-CFAR, l'hypothèse généralement retenue est l'homogénéité du clutter dans les cellules de références et dans la cellule testée.

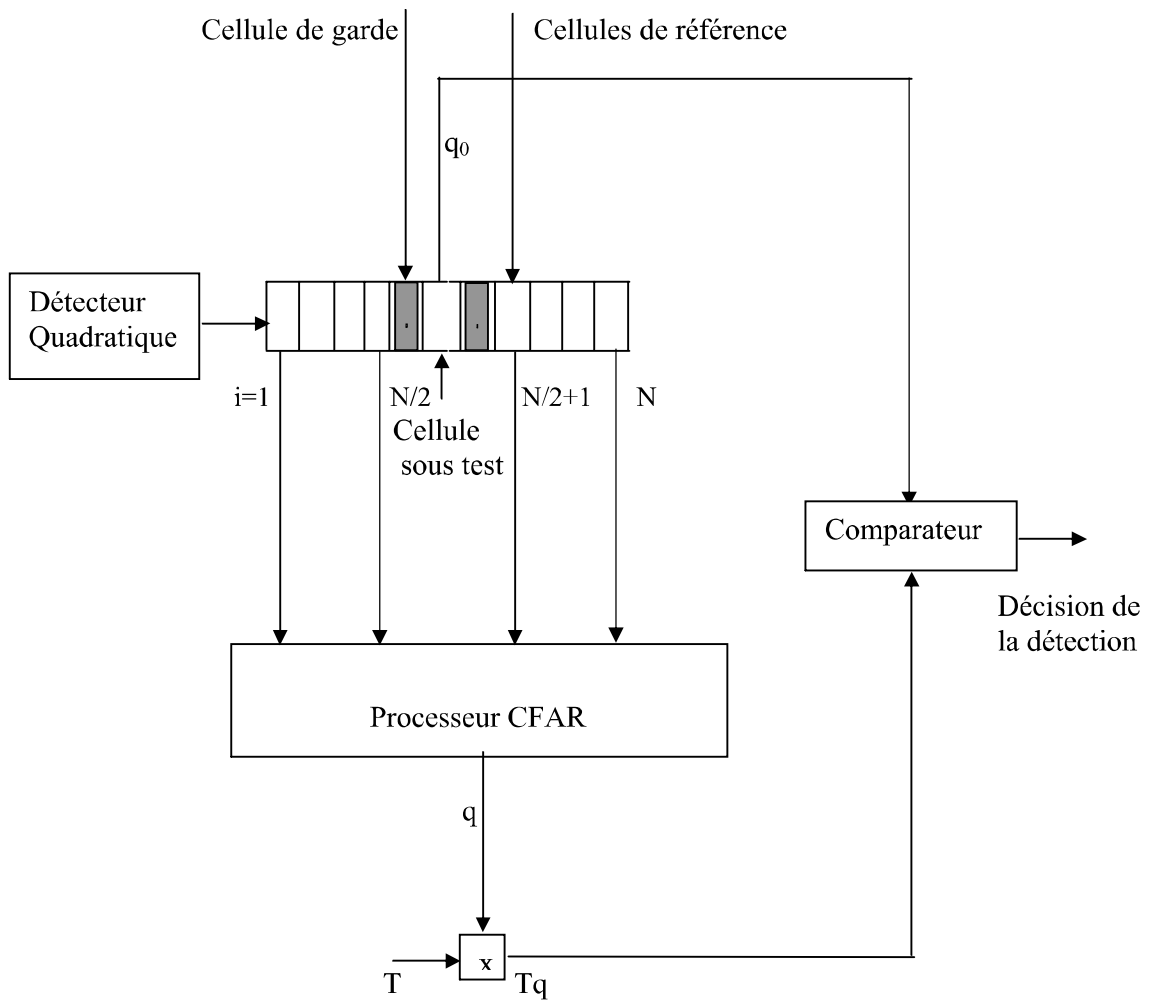


Figure 1.1 Détecteur CFAR

1.2 L'effet du clutter

La non homogénéité du clutter est causée essentiellement par l'effet de bord du clutter, ou par la présence des cibles interférentes qui peuvent se trouver dans une ou plusieurs cellules de référence [2].

1.2.1 Bord du clutter

C'est la situation dans laquelle le clutter se produit de manière abrupte. Deux cas peuvent se présenter :

Cas A :

La cellule sous test se trouve dans la région, où il y a uniquement du bruit, alors que le reste des cellules contiennent du clutter. D'où une augmentation du seuil de détection et donc la dégradation des performances de la détection. Ce phénomène est connu sous le nom de « effet de masque » (Figure 1.2.a)

Cas B :

La cellule sous test se trouve dans la région du clutter, ce qui engendre une sous estimation du seuil de détection et donc une augmentation du nombre de fausses alarmes (Figure 1.2.b)

1.2.2 Pics dans les cellules individuelles

Quand il y a présence de cibles interférentes dans quelques cellules entrant dans le calcul du seuil, celles-ci apparaissent comme des pics dans ces cellules. Le résultat sera un seuil de détection sur-estimé qui résulte en une faible probabilité de détection même pour un rapport signal sur bruit élevé (Figure 1.3.a).

1.2.3 Bord du clutter et pics

C'est le cas le plus général qui est une combinaison des deux modèles précédents. Pour palier aux problèmes émanant des cas cités précédemment, plusieurs études ont été élaborées pour améliorer les techniques de la détection par le CFAR selon le cas qui se présente (Figure 1.3.b).

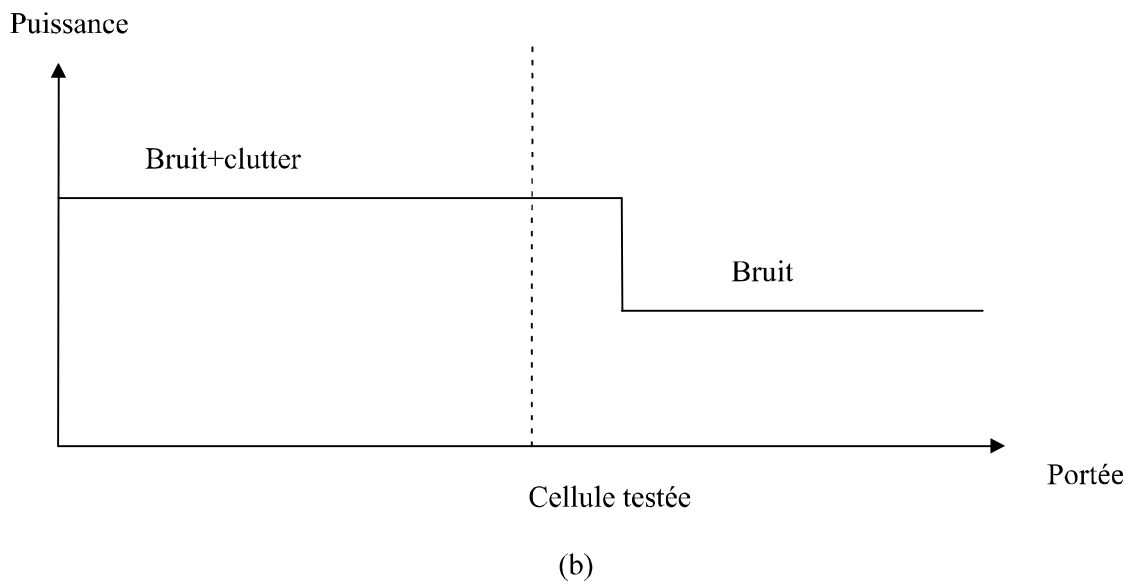
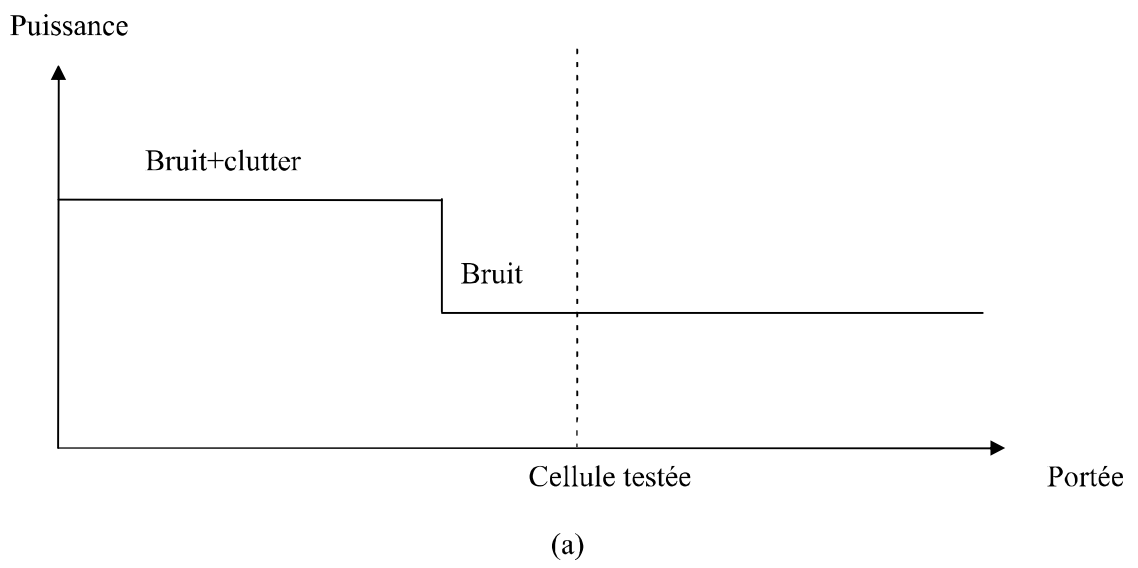


Figure 1.2 Bord du clutter

- (a) Cellule sous test dans le bruit
- (b) Cellule sous test dans le clutter

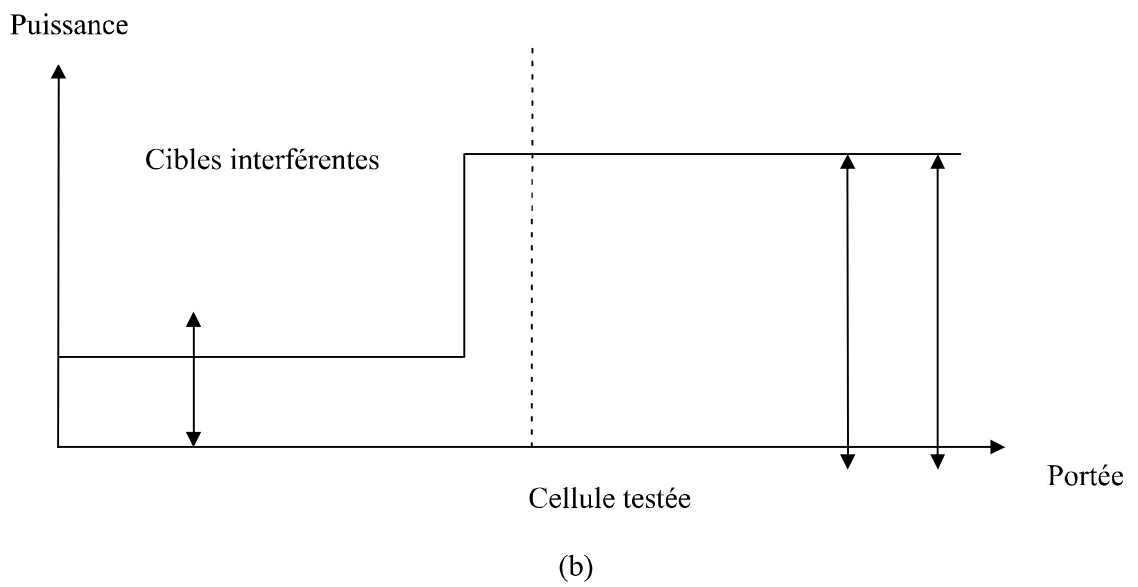
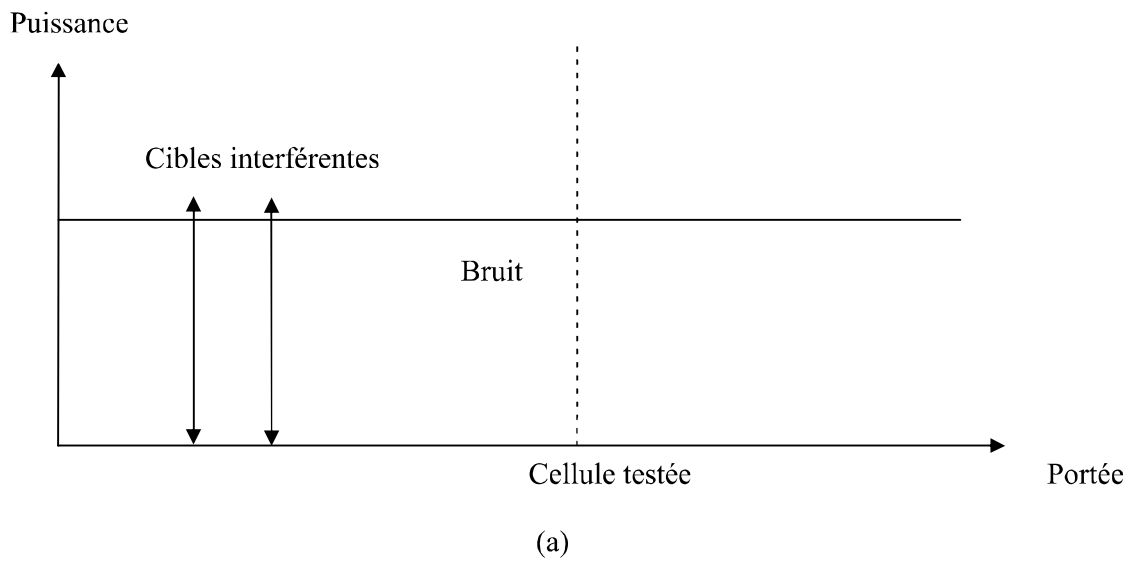


Figure 1.3 Cibles interférentes

- (a) Dans un clutter homogène.
- (b) Dans le bord du clutter.

1.3 Différents types de clutter

Nous distinguons généralement, deux types de clutter. Le clutter de surface qui provient des échos de terre et de mer, et le clutter de volume, qui est dû aux phénomènes atmosphériques.

1.3.1 Clutter de mer

Les échos de mer représentent des fluctuations statistiques. Ces fluctuations sont décrites par une fonction de densité de probabilité pour caractériser l'amplitude du clutter de mer.

Sous certaines conditions générales, la somme d'un nombre n de variables aléatoires indépendantes de même ordre de grandeur suit une fonction de densité de probabilité Gaussienne. Si cette variable aléatoire représente l'écho de mer, alors les fluctuations statistiques de son enveloppe à la sortie du détecteur d'enveloppe suit la distribution Rayleigh [2]. Cette distribution est valable si la résolution du radar est relativement basse [3]. Cependant, les données expérimentales ont montré que dans le cas d'un radar à haute résolution, la fonction de densité de probabilité du clutter s'écarte de celle de Rayleigh, dont la variance n'est plus constante [4]. Elle devient une variable aléatoire de distribution Gamma et dans ce cas l'enveloppe de l'écho reçu suit une loi de distribution K.

1.3.2 Clutter de terre

Le clutter de terre caractérise la région de la surface de la terre illuminée par le radar. Le clutter est plus difficile à quantifier et à classifier par rapport au clutter de mer. L'écho provenant de la terre dépend du type de terrain, c'est-à-dire, de sa rugosité et de ses propriétés diélectriques. L'enveloppe de cet écho pour des terrains homogènes tels que le désert et autres peut être décrite par une distribution Rayleigh. Quelques régions urbaines et rurales avec des immeubles et des montagnes peuvent être approximées par une distribution log-normale [5]. Les distributions Weibull et K ont été suggérés pour modéliser ce type de clutter avec précision.

1.3.3 Clutter atmosphérique

Les performances de certains radars peuvent être affectées par la présence de particules météorologique. En général, en basses fréquences, le clutter météorologique n'a pas d'effet significatif sur la détection, mais en hautes fréquences il peut constituer un masque pour l'opérateur radar pour lequel la tâche principale est de détecter des avions et des bateaux. La plupart des clutters météorologiques suivent une distribution Rayleigh.

1.4 Organisation de la thèse

La thèse est organisée comme suit :

Dans le chapitre 2, nous exposons le principe de fonctionnement du radar et sa constitution. Ensuite, nous introduisons les principes de base et les différents critères de détections. Enfin, nous présentons les différents types des détecteurs CFAR.

Dans le chapitre 3, nous détaillons le concept du détecteur GS-CFAR qui est une généralisation du détecteur S-CFAR qui tient compte des statistiques de l'échantillon dans la cellule sous test. Nous présentons le développement mathématique pour le calcul de la probabilité de détection dans un environnement homogène ainsi que le procédé par lequel les paramètres du GS-CFAR sont déterminés. Nous simulons la probabilité de détection du GS-CFAR pour une cible de type Swerling I pour différents environnements.

Dans le chapitre 4, nous analysons le détecteur SOSCA-CFAR (Smallest of OS and CA-CFAR) qui utilise une approche composée basée sur le minimum des deux estimateurs locaux CA-CFAR et OS-CFAR. Nous introduisons le concept du SOSCA-CFAR en présentant les expressions de la probabilité de fausse alarme et de détection dans l'environnement homogène. A la fin du chapitre, nous examinons les performances de la détection d'une cible de type Swerling I par moyen de simulation du Monte-Carlo.

Dans le chapitre 5, nous analysons le détecteur VI-CFAR (Variability Index Constant False Alarm Rate) dans un clutter de distribution K dont le paramètre de forme est connu. Nous considérons un environnement homogène où les échantillons sont tous distribués selon la distribution K et un milieu non homogène en présence d'interférences. La cible fluctue selon le cas de Swerling I.

Le chapitre 6 sera consacré aux conclusions et aux suggestions pour les travaux de recherches futures.

Systemes radars et éléments de la détection

Résumé :

Dans ce chapitre, nous exposons le principe de fonctionnement du radar et sa constitution. Ensuite, nous présentons les principes de base pour résoudre le problème de détection ainsi que les différents types des détecteurs CFAR.

2.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous décrivons le concept de base du fonctionnement d'un radar à impulsions qui est le plus employé pour la surveillance et/ou la poursuite des cibles. Nous traitons le problème du bruit et du clutter avec une présentation de plusieurs critères de détection.

2.2 Généralités sur les systèmes radar

2.2.1 Principe de fonctionnement

Le radar est d'abord un projecteur d'ondes électromagnétiques ; tout comme un projecteur lumineux. Il permet d'envoyer un faisceau d'ondes dans une direction déterminée. Lorsque le faisceau est intercepté par un obstacle (avion ou navire par exemple), celui-ci diffuse les ondes comme un avion diffuse la lumière la nuit lorsqu'il se trouve dans le faisceau d'un projecteur. Il faut ensuite détecter l'onde réfléchi par l'obstacle. Le radar permet de déterminer non seulement dans quelle direction se trouve un obstacle mais aussi la distance qui le sépare de cet obstacle. Cette mesure se fait de la façon suivante. Un émetteur radioélectrique produit une impulsion brève et très puissante qui est ensuite rayonnée dans une direction déterminée par une antenne. Chaque fois que les ondes correspondantes rencontrent un obstacle, elles sont réfléchies (en partie ou en totalité). L'antenne utilisée précédemment pour l'émission, sert ensuite pour capter les ondes réfléchies par les obstacles. Elles permettent d'obtenir un signal électrique. Le récepteur est ensuite employé pour amplifier ce signal et obtenir l'image sur l'écran. La distance entre l'obstacle et l'antenne d'émission se déduit du temps mis par les ondes radioélectriques pour effectuer le trajet aller et retour. De plus, pour éviter que l'écho ne se confonde avec le signal émis, ce dernier doit être bref, environ une microseconde ; ce signal est une impulsion. Ce sont les antennes qui par leurs caractéristiques de diversité, permettent les mesures angulaires à la définition de la position de l'objet en fixant l'angle Azimut (l'angle de la direction de cible, exprimée en degrés, c'est la position par rapport au Nord) et l'angle Site (l'angle de vue) qu'on mesure quand l'antenne est dirigée directement vers la cible et en mesurant la distance effectuée par la mesure du temps mis par l'onde radioélectrique pour se rendre de l'émetteur à l'obstacle et ensuite pour revenir de l'obstacle au récepteur comme indiqué dans la Figure 2.1 [6,7]. Donc,

$$d = \frac{ct}{2} \tag{2.1}$$

Où C est la vitesse de la lumière ($C=3.10^8$ m/s). La hauteur de la cible est calculée selon la Figure 2.2, comme suit :

$$h = d \sin(\varphi) \quad (2.2)$$

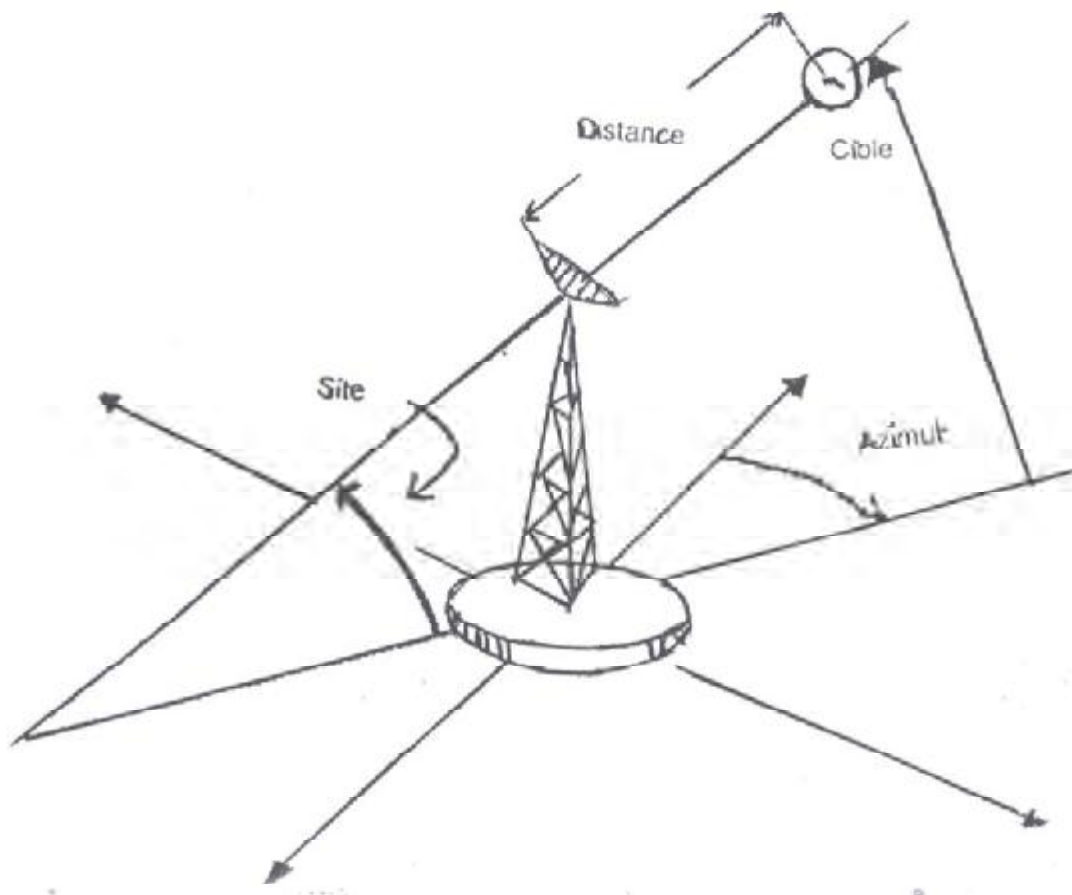


Figure 2.1 Structure générale d'un radar

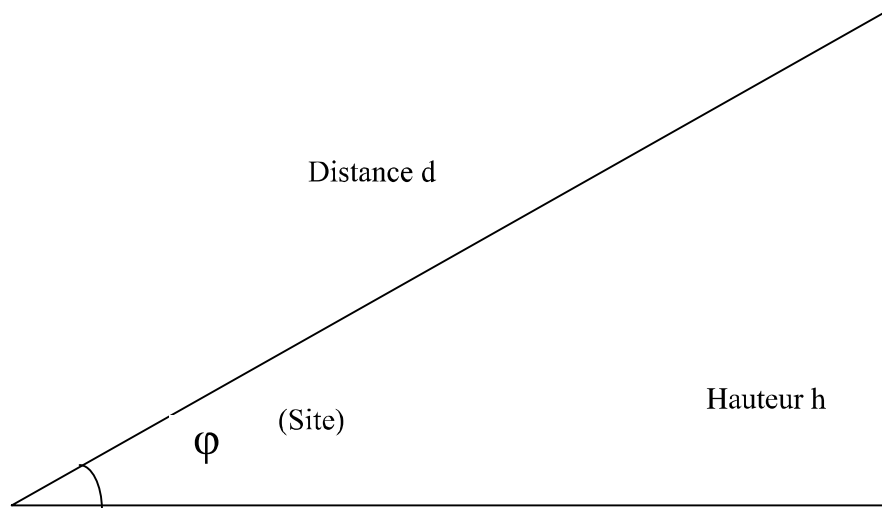


Figure 2.2 Indication de la distance entre le radar et la cible

2.2.2 Constitution d'un radar

Le radar est un instrument capable de fournir à l'utilisateur les informations suivantes :

- (i) Existence d'un corps étranger dans l'atmosphère (avion, bateau, nuage, obstacle naturel, etc..)
- (ii) Position de ce corps étranger.

Ces deux informations peuvent être complétées, suivant le cas par d'autres portant sur la vitesse, l'étendue, voire la nature du corps détecté par le radar. D'une façon générale le schéma synoptique d'un radar comporte les éléments indiqués sur la Figure 2.3. Il se compose de quatre parties essentielles qui sont : l'émetteur, le récepteur, l'antenne et le duplexeur. L'opération d'émission consiste à un générateur qui engendre le signal $F(t)$ tel que

$$F(t) = \begin{cases} 1, & t \in [nT_R, nT_R + T_p] \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (2.3)$$

Avec T_p la durée d'une impulsion et T_R la période de répétition des impulsions. Le signal rectangulaire est modulé par le signal sinusoïdal de fréquence f_0 . Le mélangeur décale le spectre du signal aux hautes fréquences à l'aide de l'oscillateur local qui a pour fréquence f_L . Le signal qui a un spectre centré sur (f_0+f_L) est amplifié et dirigé vers l'antenne qui est l'élément le plus visible du radar. Son rôle est de concentrer l'énergie émise par le radar dans un angle solide déterminé. Cet angle solide est défini par la nature de l'antenne utilisée. La direction vers laquelle il est dirigé est également liée à l'antenne. Une action (mécanique ou électronique) sur cette antenne permettra de modifier cette direction et donc provoquer une exploration du domaine entourant le radar. L'antenne peut être double afin de permettre indépendamment les fonctions d'émission et de réception. Dans ce cas, il est nécessaire que les deux aériens élémentaires soient orientés à chaque instant dans la même direction. Ils doivent donc être solidaires entre eux ou synchronisés. En outre, leur interférence radioélectrique doit être la plus faible possible afin qu'au moment de l'émission le signal émis qui est de très grande puissance ne vienne perturber le fonctionnement du récepteur. L'ensemble des raisons qui précèdent vient augmenter le prix de l'antenne double. Ainsi, chaque fois que cela est techniquement possible, la solution de l'aérien unique est préférée.

L'aérien unique est utilisé à l'émission et à la réception en même temps et est associé à un duplexeur (clé d'émission – réception). Ce dernier est un aiguilleur électronique qui permet

d'une part au signal émis d'être dirigé vers l'antenne avec une perte minimale tout en isolant convenablement le récepteur et d'autre part au signal reçu d'être dirigé en totalité vers le récepteur sans dérivation vers l'émetteur et toujours avec une perte minimale. Le signal reçu est accompagné du bruit et du fouillis, connu beaucoup plus sous le nom de clutter, résultant de divers phénomènes et occupant un très large spectre. Pour limiter ce bruit et maximiser le SCR (signal to Clutter Ratio). Rapport Signal sur Clutter, un filtre adapté de largeur ΔF et centré sur $(f_L + f_0)$; la fréquence de l'onde d'émission est utilisée. Le mélangeur permet de décaler le spectre du signal dans la sortie du filtre vers la fréquence initiale f_0 . Pour éliminer le clutter, le MTI (Moving Target Indicator) supprime les échos résultant des cibles fixes en se basant sur l'effet Doppler. Finalement, pour que l'opérateur puisse tirer les informations collectées par le radar (distance, site, azimute et hauteur), il faut avoir un système qui facilite la lecture représentée par un écran [6, 8].

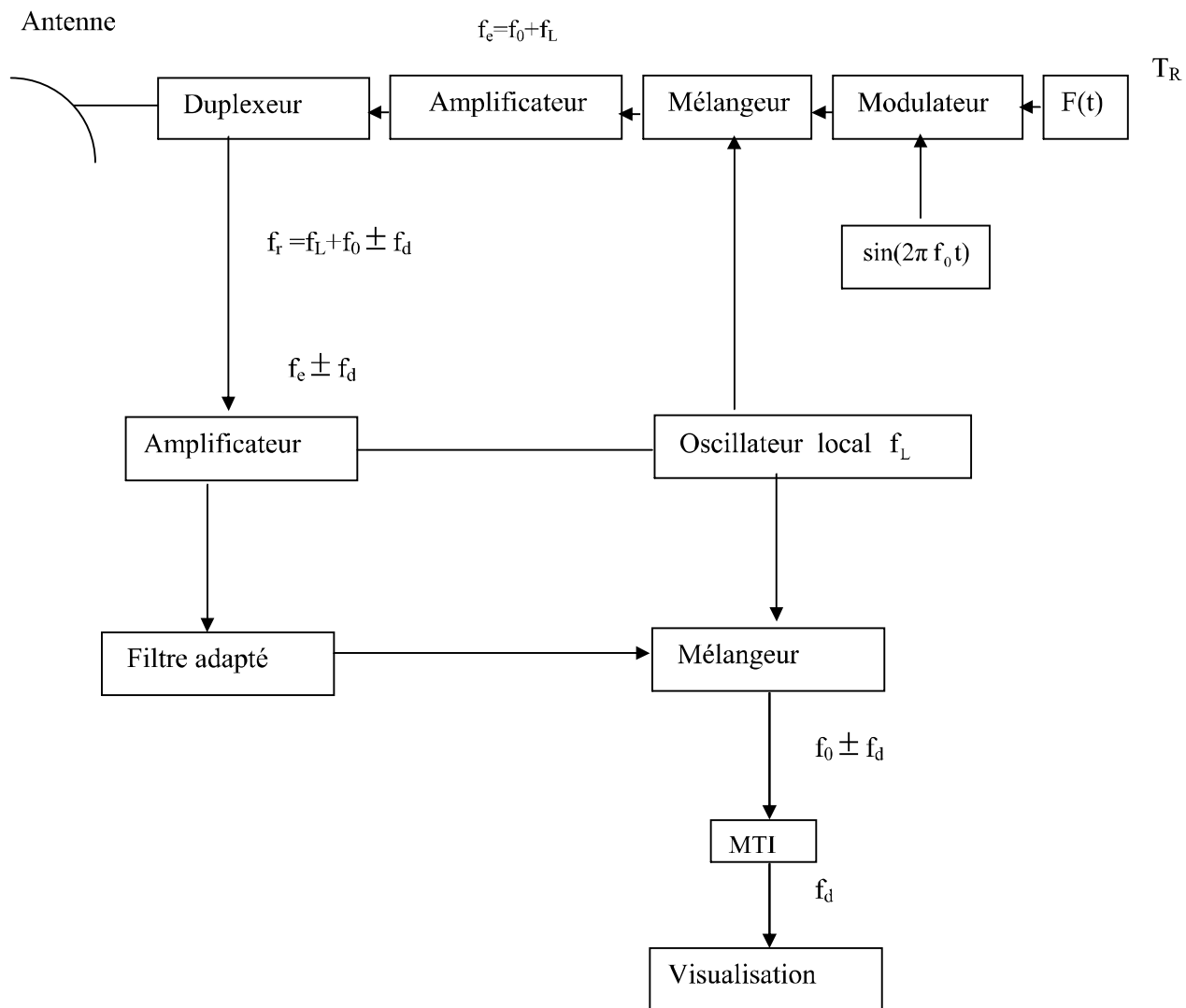


Figure 2.3 Constitution d'un radar impulsionnel

2.3 Différent types des cibles

Nous rappelons qu'il existe quatre modèles de cibles appelés modèles de Swerling définissant quatre types de cibles répondant aux différentes situations ci-dessus [1].

2.3.1 Cible de type Swerling I (scan- to- scan)

Ce modèle est défini par une cible lentement fluctuante dont l'amplitude du signal de réception à la sortie du détecteur d'enveloppe suit une loi de Rayleigh de la forme :

$$p(A) = \frac{A}{A_0^2} e^{-\frac{A^2}{2A_0^2}} \quad (2.4)$$

Où A est l'amplitude du signal et A_0^2 est sa puissance moyenne.

2.3.2 Cible de type Swerling II (pulse- to- pulse)

Ce modèle est défini par une cible rapidement fluctuante dont l'amplitude du signal de réception à la sortie du détecteur d'enveloppe suit une loi donnée par l'équation (2.4).

2.3.3 Cible de type Swerling III (scan- to- scan)

Ce modèle est défini par une cible lentement fluctuante dont l'amplitude du signal de réception à la sortie du détecteur d'enveloppe suit une loi de la forme:

$$p(A) = \frac{9A^3}{2A_0^4} e^{-\frac{3A^2}{2A_0^2}} \quad (2.5)$$

2.3.4 Cible de type Swerling IV (pulse –to-pulse)

Ce modèle est défini par une cible rapidement fluctuante dont l'amplitude du signal à la sortie du détecteur d'enveloppe suit une loi donnée par l'équation (2.5).

2.4 Critères de détection

La détection d'une cible peut être modélisée par un problème de test d'hypothèse binaire. Dans ce cas, nous avons deux hypothèses : L'hypothèse nulle H_0 pour cible absente où le signal reçu est constitué du bruit seulement. L'hypothèse H_1 pour cible présente où le signal reçu provient des échos de la cible additionné au bruit. Chaque hypothèse correspond à une ou plusieurs observations qui sont représentées par des variables aléatoires et le récepteur décide laquelle des hypothèses est vraie. Nous supposons que le récepteur prend une décision sur une seule observation du signal reçu Q . L'ensemble des valeurs que peut prendre la variable aléatoire Q constitue l'espace d'observation Z . Cet espace d'observation est partitionné en deux régions Z_0 et Z_1 de telle façon que si Q se trouve dans la région Z_0 le récepteur décide en faveur de H_0 et si Q se trouve dans la région Z_1 le récepteur décide en faveur de H_1 comme il est montré dans la Figure 2.4 L'espace d'observation Z est l'union des régions Z_0 et Z_1 , c'est-à-dire :

$$Z = Z_1 \cup Z_0 \quad (2.6)$$

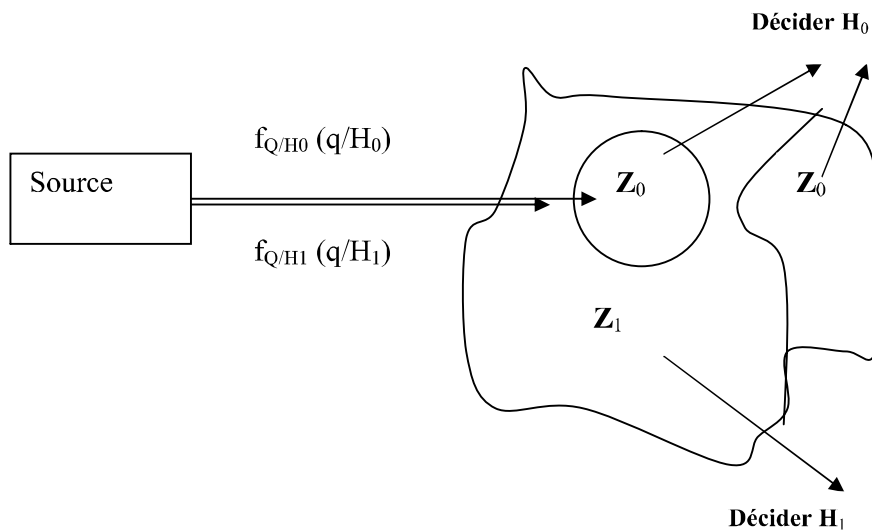


Figure 2.4 Régions de décisions

$f_{Q/H_0}(q/H_0)$ et $f_{Q/H_1}(q/H_1)$ sont dites densités de probabilités conditionnelles.

Chaque fois qu'une décision est faite, quatre cas sont possibles.

1- H_0 est vraie et on décide H_0 .

2- H_0 est vraie et on décide H_1 .

3- H_1 est vraie et on décide H_1 .

4- H_1 est vraie et on décide H_0 .

Pour les cas 1 et 3, le récepteur fait une décision correcte, par contre dans les cas 2 et 4, le récepteur fait une erreur.

Dans ce cas, on obtient trois types de probabilités :

1-La probabilité de détection (P_d) correspond au troisième cas.

2-La probabilité de fausse alarme (P_{fa}) correspond au deuxième cas.

3-La probabilité de non détection (P_m probability of miss) correspond au quatrième cas.

Le but de la détection est d'établir une règle de décision qui optimise les performances du récepteur. Les critères qui sont utilisés dans la théorie de la décision et les conditions dans lesquelles ils sont appliqués sont :

2.4.1 Critère de Bayes

Ce critère nécessite une connaissance préalable des probabilités d'événement H_0 et H_1 , appelées 'probabilités a priori' $P(H_1)$ et $P(H_0)$, ainsi que les coûts associés à chaque décision possibles. La règle de décision résultant du critère de Bayes [9] est :

$$\Lambda(Q) = \frac{f_{Q/H_1}(q/H_1)}{f_{Q/H_0}(q/H_0)} \underset{<H_0}{>H_1} \frac{(c_{10} - c_{00})}{(c_{01} - c_{11})} \cdot \frac{P(H_0)}{P(H_1)} \quad (2.7)$$

Où $\Lambda(Q)$ est le rapport de vraisemblance.

2.4.2 Critère du Minimax

Dans plusieurs situations pratiques, il n'y a pas d'information sur les probabilités a priori $P(H_0)$ et $P(H_1)$, ce qui rend le critère de Bayes inutile. Pour palier à ce problème, une nouvelle approche qui consiste à sélectionner une valeur de $P(H_1)$ pour laquelle le risque est maximum,

puis minimiser la fonction du risque par rapport à $P(H_1)$. Ce principe est appelé critère du Minimax [9].

2.4.3 Critère de Neyman –Pearson

Ce critère est le plus utilisé dans la détection Radar car il offre une bonne règle de décision en absence de toute information sur les probabilités a priori et les coûts associés à ces probabilités. Il consiste à maximiser la probabilité de détection pour une valeur spécifique de la probabilité de fausse alarme. Dans ce cas, le risque peut s'écrire de la manière suivante :

$$R = C_{00} P(H_0) + C_{11} P(H_1) + P(H_1)(C_{01} - C_{11})(1 - P_d) + P(H_0)(C_{10} - C_{00})P_{fa} \quad (2.8)$$

En minimisant R , on obtient la règle de décision. Pour établir cette règle, on définit la fonction objective.

$$J(\lambda) = pm + \lambda(pfa - \alpha) \quad (2.9)$$

Où

$$P_m = 1 - P_d$$

λ est le multiplicateur de Lagrange.

Sachant que

$$P_{fa} = \int_{Z_1} P(q/H_0) dq$$

$$P_m = \int_{Z_0} P(q/H_1) dq$$

$$\int_{Z_1} P(q/H_0) dq + \int_{Z_0} P(q/H_1) dq = 1$$

Il s'en suit que

$$J(\lambda) = \lambda(1 - \alpha) + \int_{Z_0} [P(q/H_1) - \lambda P(q/H_0)] dq \quad (2.10)$$

$J(\lambda)$ est minimale si Z_0 est choisi de façon que l'intégrale soit négative, d'où la règle de décision [9]

$$\Lambda(Q) = \frac{f_{Q|H_1}(q/H_1)}{f_{Q|H_0}(q/H_0)} \underset{< \tau_0}{> \tau_1} \frac{(c_{10} - c_{00})}{(c_{01} - c_{11})} \cdot \frac{P(H_0)}{P(H_1)} = \lambda \quad (2.11)$$

Une fausse alarme est produite lorsqu'on décide H_1 alors que $\Lambda(Q) > \lambda$.

Donc Pf sera égale à

$$Pf = \int_{\lambda}^{\infty} f_{\wedge/H_0}(\lambda/H_0) d\lambda \quad (2.12)$$

Où $f_{\wedge/H_0}(\lambda/H_0)$ est la densité de probabilité conditionnelle du rapport de vraisemblance.

La valeur de λ est déterminée une fois la probabilité de fausse alarme fixée, ce qui donne directement à partir de (2.11).

$$\Lambda(Q) = \frac{f_{Q/H_1}(q/H_1)}{f_{Q/H_0}(q/H_0)} \underset{<_{H_0}}{>_{H_1}} \lambda \quad (2.13)$$

Où λ est déterminée à partir de l'équation (2.13)

Donc l'équation (2.11) représente la règle de décision du critère du Neyman-pearson.

Le rapport de vraisemblance dans les trois critères de détection cités plus haut, était comparé à un seuil fixe λ . Cependant une petite variation dans les paramètres de $f_{Q/H_j}(q/H_j)$ $j = 0,1$ (puissance du bruit, bruit thermique + clutter) provoque un changement remarquable dans les probabilités de fausse alarme et de détection. Donc il est important d'adapter le seuil de détection avec la puissance du bruit pour garder un taux de fausse alarme constant. Ce principe s'appelle la détection à taux de fausse alarme constant (Constant False Alarm Rate CFAR).

2.5 Détection CFAR (Constant False Alarm Rate)

La détection CFAR (Constant False Alarm Rate) est le processus par lequel une cible est déclarée présente ou absente dans la cellule sous test tout en maintenant un taux de fausse alarme constant. Ceci accompli par la comparaison du contenu de chaque cellule sous test à un seuil adaptatif. Le détecteur CFAR le plus simple est le CA-CFAR [1] (Cell Averaging Constant False Alarm Rate) montré dans la Figure 2.5. Il consiste à comparer la cellule test à un seuil calculé à partir de la somme des cellules avoisinantes appelées cellules de référence, multiplié

par un facteur T . Les performances de ce détecteur sont bonnes si les cellules de références contiennent du bruit gaussien indépendant et identiquement distribué. Cependant lorsque le bruit dans les cellules de références est corrompu par la présence de cibles interférentes ou une transition de la puissance du clutter, les performances se dégradent considérablement.

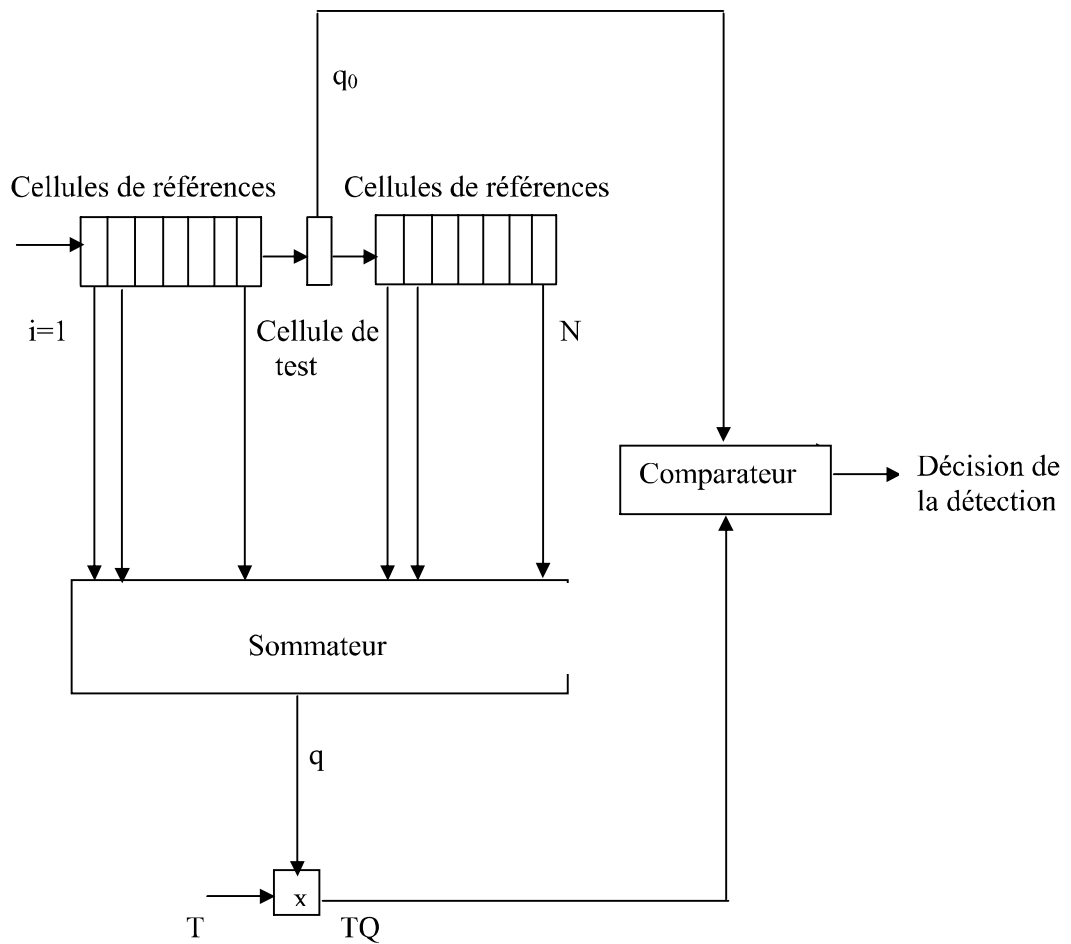


Figure 2.5 Détecteur CA-CFAR

2.6 Etat de l'art des processeurs CFAR

Le premier type de détecteur CFAR modifié est le GO-CFAR (Greatest Of CFAR). Il a été proposé par Hansen et Sawyers [10]. Il consiste à diviser la fenêtre de référence en deux fenêtres ; l'une contenant les cellules avant la cellule test et l'autre les cellules après la cellule test. L'estimation du niveau du bruit est le maximum des sommes des sorties des deux fenêtres dans le but est de réguler la probabilité de fausse alarme. La performance de ce détecteur est bonne dans le cas de bord de clutter. Cependant, Lorsque une ou plusieurs cibles interférentes sont présentes dans les cellules de référence, les performances de détection sont sérieusement affectées. Trunk [11] a proposé le détecteur SO-CFAR (Smallest Of CFAR), qui utilise le minimum des fenêtres pour corriger le problème de l'effet de masque. L'orsqu'il y a présence d'une ou plusieurs cibles interférentes dans les cellules de référence, le seuil de détection augmente et la probabilité de détection diminue même pour un rapport signal sur bruit élevé. Le détecteur SO-CFAR peut être efficace quand les interférences sont situées dans une fenêtre seulement. Dans le cas où le nombre de cibles interférentes est connu, Rickard et Dillard [12] ont proposés le CMLD (Censored Mean Level Detector). Dans le CMLD, les échantillons du bruit à la sortie des cellules de référence sont classés dans un ordre croissant selon leurs amplitudes et les plus grands qui correspondent aux cellules contenant des interférences sont éliminées. Le niveau du bruit est estimé à partir d'une combinaison linéaire des échantillons restant. Ritcey [13] a obtenu une expression mathématique de la probabilité de détection d'une cible dans un bruit homogène Gaussien pour un nombre fini et connu de cibles interférences. Barkat *et al* [14] ont proposé le détecteur GCMLD (Generalized CMLD) puis le détecteur GTL-CMLD (Generalized Two Level CMLD) qui utilisent des algorithmes robustes basés sur la statistique d'ordre pour éliminer les cibles interférentes dont le nombre n'est pas connu a priori et l'environnement n'est pas homogène. Rohling [15] a introduit le détecteur OS-CFAR (Order Statistics CFAR), dans lequel les échantillons de la fenêtre de référence sont classés dans un ordre croissant. Le $k^{\text{ème}}$ échantillon ordonné est utilisé pour estimer le niveau de bruit. De bons résultats ont été obtenus pour $k=3N/4$. Ce détecteur subit une légère perte en détection par rapport au CA-CFAR dans un milieu homogène mais présente une grande robustesse en présence de cibles interférentes. Cependant, en présence d'un bord du clutter, le nombre de fausses alarmes devient excessif. Pour surmonter ce problème, Gandhi et Kassam [16], ont présenté une généralisation du détecteur OS-CFAR combinant le classement à la moyenne arithmétique. En effet, le détecteur TM-CFAR (Trimmed Mean CFAR) a résolu les insuffisances du détecteur

OS-CFAR lors du passage de la fenêtre de référence par des transitions de clutter. Un autre exemple d'un processeur adaptatif est le processeur SE (Selection and Estimation test processor). Le processeur SE-CFAR[17] donne de meilleures performances que l'OS-CFAR dans le cas de bord du clutter. Smith et Varshny [18] ont présenté le détecteur VI-CFAR (Variability-Index-CFAR) qui utilise une approche composée basée sur l'analyse de trois détecteurs : CA-CFAR, GO-CFAR et SO –CFAR. Le principe de base du détecteur VI-CFAR est d'utiliser une approche basée sur le calcul de deux paramètres : Le paramètre VI (Variability Index) et le rapport des moyennes MR (Mean Ratio). Les données dans les cellules de référence sont utilisées pour calculer ces paramètres. Le VI-CFAR montre une faible perte en détection dans un environnement homogène et assure une robustesse dans un environnement non homogène y compris l'environnement de plusieurs cibles ainsi que le bord de clutter. Mais dans le cas où les cibles interférentes sont présentés dans les deux fenêtres de référence sa probabilité de détection se dégrade considérablement. Le processeur MOSCA-CFAR (Mean of OS and CA-CFAR) utilise une approche composée basée sur la somme des deux estimateurs locaux CA-CFAR et OS-CFAR a été proposée par [19]. Le MOSCA-CFAR offre une faible perte en détection l'orsque l'environnement est homogène. En plus, le MOSCA-CFAR performe mieux que L'OS-CFAR dans un environnement de plusieurs cibles interférentes. Toutes ces versions modifiées de détecteurs CFAR donnent de bonnes performances sous certaines hypothèses et perdent leur avantages dès que les conditions sur ces hypothèses changent. Noter que la décision si une cible est présente ou absente dépend non seulement des échantillons des cellules de références, mais également sur l'échantillon dans la cellule test. Récemment, Le concept du nouvel algorithme CFAR appelé Switching CFAR (S-CFAR) qui tient compte des statistiques de l'échantillon dans la cellule test a été proposé par Tan. et Cao [20]. Le S-CFAR offre une très faible perte en détection par rapport au CA-CFAR lorsque l'environnement est homogène et assure une robustesse dans un environnement de plusieurs cibles. Cependant, dans le cas où le nombre de cibles interférentes est plus grand que $2N-N_T-1$, sa probabilité de détection dégrade considérablement.

Dans le chapitre qui suit nous proposons un nouvel algorithme de CFAR qui est une généralisation du S-CFAR.

Analyse du processeur GS-CFAR

Résumé :

Une généralisation de détecteur S-CFAR (Switching CFAR) qui tient compte des statistiques de l'échantillon dans la cellule test pour le choix des échantillons de références est présentée dans ce chapitre. Le $K^{\text{ème}}$ échantillon ordonné est utilisé pour estimer le niveau du clutter. Nous étudions l'opération du détecteur GS-CFAR dans l'environnement homogène et non homogène y compris l'environnement de plusieurs cibles ainsi que le bord du clutter.

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous analysons le détecteur GS-CFAR (Generalised Switching CFAR) qui est une généralisation de détecteur S-CFAR (Switching CFAR) qui tient compte des statistiques de l'échantillon dans la cellule test. Nous détaillons le concept du GS-CFAR en présentant les expressions de la probabilité de fausse alarme et de détection dans l'environnement homogène. Nous examinons les performances de la détection d'une cible de type Swerling I par moyen de simulation de Monte-Carlo. Nous étudions l'opération du détecteur GS-CFAR dans l'environnement homogène et non homogène. Les performances sont évaluées par moyen de simulation et les résultats sont présentées et discutées

3.2 Description du processeur S-CFAR

Les signaux en phase et en quadratique de phase (I et S) forment l'entrée du détecteur quadratique qui a pour fonction de détecter l'enveloppe du signal. A la sortie du détecteur quadratique le signal est échantillonné en portée et envoyé dans un registre à décalage constitué de cellules destinées à couvrir l'ensemble de la distance à surveiller. En effet, la portée du radar est divisée en plusieurs centaines de cellules et le test de détection dans chaque cellule utilise une fenêtre de $2N$ cellules. Pour un environnement homogène, on suppose que les signaux I et S sont indépendants et identiquement distribués (IID) et sont des processus aléatoires gaussiens de moyenne nulle. Par conséquent, le signal à la sortie du détecteur quadratique est une variable aléatoire qui suit la distribution exponentielle qui est donnée par la relation suivante :

$$f_z(z) = \frac{1}{b} \exp\left(-\frac{z}{b}\right) \quad z \geq 0, \quad b > 0 \quad (3.1)$$

Où, $b=1+\sigma$ si une cellule de référence contient le bruit plus une cible avec le rapport signal sur bruit (SNR) égal à σ et $b=1+C$ si une cellule de référence contient le bruit plus le clutter avec le rapport clutter sur bruit (CNR) égal à C .

L'algorithme du S-CFAR comprend les tâches principales suivantes :

- 1- La fenêtre de référence avec $2N$ cellules de référence est divisée en deux parties S_0 et S_1 comme suit :

$$\begin{aligned} & S_1 \\ & \geq \\ z_k & < \alpha z \\ & S_0 \end{aligned} \quad (3.2)$$

Où z est l'amplitude de la cellule test et $0 < \alpha < 1$ est un facteur multiplicatif.

2- Le nombre d'échantillons contenus dans S_0 est calculé.

3- La cible est déclarée dans la cellule test si :

$$z > \frac{B_0}{\eta_0} \sum_{z_k \in S_0} z_k, \quad \text{si } \eta_0 > N_T \quad \text{ou} \quad (3.3)$$

$$z > \frac{B_1}{2N} \sum_{k=1}^{2N} z_k \quad \text{si } \eta_0 \leq N_T \quad (3.4)$$

Où B_0 et B_1 sont des constantes, N_T est un seuil qui est un nombre entier et η_0 est le nombre d'échantillons contenus dans S_0 .

De (3.3) et (3.4), la probabilité de détection de détecteur S-CFAR est donnée par [20] :

$$\begin{aligned} P(N_T, \alpha, \sigma, B_0, B_1) &= \frac{1}{1+\sigma} \sum_{\eta_0=0}^{N_T} \binom{2N}{\eta_0} \sum_{k=0}^{\eta_0} \binom{\eta_0}{k} (-1)^k \sum_{q=0}^{\infty} \frac{\lambda^{2N+q}}{(B_k)^{2N+q+1}} \\ &+ \frac{1}{1+\sigma} \sum_{\eta_0=N_T+1}^{2N} \binom{2N}{\eta_0} \sum_{0 \leq n \leq \delta_{n_0}} \binom{\eta_0}{n} (-1)^n \sum_{k=0}^{\infty} \frac{((\delta_{n_0} - n)\alpha)^{\eta_0+k}}{(a_{n_0})^{\eta_0+k+1}} \end{aligned} \quad (3.5)$$

Où

$$\lambda = \frac{2N}{B_1}, \quad B_k = \frac{1}{1+\sigma} + (k + 2N - \eta_0)\alpha + \frac{2N}{B_1}, \quad \delta_{n_0} = \eta_0 (\alpha B_0)^{-1} \quad \text{et}$$

$$a_{n_0} = \frac{1}{1+\sigma} + (\delta_{n_0} + 2N - \eta_0)\alpha$$

La Pfa de S-CFAR est obtenu en mettant $\sigma = 0$ dans l'équation (3.5).

Le S-CFAR montre une faible perte en détection dans l'environnement homogène et assure une robustesse dans l'environnement de plusieurs cibles. Cependant, son inconvénient est qu'il est conçu pour tolérer jusqu'aux $2N - N_T - 1$ cibles interférentes. C'est-à-dire, sa probabilité de détection se dégrade considérablement quand le nombre de cibles interférentes est plus grand que $2N - N_T - 1$. Pour surmonter ce problème, nous proposons l'algorithme S-CFAR généralisé

(GS-CFAR) dans le quel le $K^{\text{ème}}$ échantillon ordonné est utilisé pour estimer le niveau de clutter.

3.3 Le processeur GS-CFAR (Generalised Switching CFAR)

Puisque l'OS-CFAR donne des meilleures performances que le CA-CFAR dans un environnement de plusieurs cibles interférentes, nous introduisons la technique de la statistique d'ordre dans le S-CFAR et le nouvel algorithme ainsi obtenu est appelé le GS-CFAR.

L'algorithme du GS-CFAR comprend les tâches principales suivantes :

1- Les échantillons dans la fenêtre de référence avec $2N$ cellules de résolution sont classés dans un ordre croissant $z_{(1)} \leq z_{(2)} \leq \dots \leq z_{(K)} \dots \leq z_{(2N)}$ (3.6)

2- Les échantillons ordonnés sont divisés en deux ensembles S_0 et S_1 comme suit :

$$\begin{array}{l} S_1 \\ \geq \\ z_{(k)} < \alpha z \\ < \\ S_0 \end{array} \quad (3.7)$$

Où z est l'amplitude de la cellule test et $0 < \alpha < 1$ est un facteur multiplicatif.

3- Le nombre d'échantillons contenus dans S_0 est calculé.

4- La cible est déclarée dans la cellule test si :

$$z > \frac{B_0}{\eta_0} \sum_{z_{k \in S_0}} z_{(k)}, \quad \text{si } \eta_0 > N_T \text{ ou} \quad (3.8)$$

$$z > \frac{B_1 N}{2} z_{(K)} \quad \text{si } \eta_0 \leq N_T \quad (3.9)$$

Où B_0 et B_1 sont des constantes, N_T est un seuil entier et η_0 est le nombre d'échantillons contenus dans S_0 . Le $K^{\text{ème}}$ échantillon ordonné est utilisé pour estimer le niveau de clutter.

3.4 Analyse du processeur GS-CFAR dans l'environnement homogène

Supposons que les échantillons dans la fenêtre de référence sont indépendants et identiquement distribués (IID), de (3.8) et (3.9), la Pd du GS-CFAR est donnée par :

$$P(N_T, \alpha, \sigma, B_0, B_1, K) = E_z(P_1(N_T, \alpha, K, B_1|_z)) + E_z(P_0(N_T, \alpha, B_0|_z)) \quad (3.10)$$

Où P_0 et P_1 sont les probabilités de détection quand l'ensemble S_0 ou le $K^{\text{ème}}$ échantillon ordonné est choisi, respectivement ; $|_z$ dénote la probabilité conditionnée sur la variable aléatoire z et $E_z(*)$ dénote la moyenne statistique de z .

Si le $K^{\text{ème}}$ échantillon ordonné est choisi, Pd est donné par :

$$\begin{aligned} P_1(N_T, \alpha, K, B_1|_z) &= \sum_{\eta_0=0}^{N_T} P_S(\eta_0, K, \alpha|_z) \text{prob}(z > B_1 N Y / 2) \\ &= \sum_{\eta_0=0}^{N_T} \binom{2N}{\eta_0} p_0^{\eta_0} (1-p_0)^{2N-\eta_0} \text{prob}(Y < 2z/B_1 N) \end{aligned} \quad (3.11)$$

Où $P_S(\eta_0, K, \alpha|_z)$ est la probabilité qu'il y a exactement η_0 échantillon du bruit dans S_0 . p_0 est la probabilité qu'un échantillon du bruit appartient à S_0 , qui est calculé par la formule suivante :

$$p_0 = \text{prob}(z_{(k)} < \alpha z) = \int_0^{\alpha z} f_z(z) dz = 1 - e^{-\alpha z} \quad (3.12)$$

$$Y = z_{(K)}$$

Y est la variable aléatoire obtenue à partir de la $K^{\text{ème}}$ échantillon ordonné. La pdf de Y est donnée par [15]:

$$f_y(y, K) = K \binom{2N}{K} (1 - e^{-y})^{K-1} e^{-(2N-K+1)y} \quad (3.13)$$

En remplaçant (3.12) dans (3.11), nous obtenons :

$$\begin{aligned}
P_1(N_T, K, \alpha, B_1|z) &= \sum_{\eta_0=0}^{N_T} \binom{2N}{\eta_0} (1 - e^{-\alpha z})^{\eta_0} (e^{-\alpha z})^{2N-\eta_0} \times \text{prob}(Y < 2z/B_1N) \\
&= \sum_{\eta_0=0}^{N_T} \binom{2N}{\eta_0} \sum_{p=0}^{\eta_0} \binom{\eta_0}{p} (-1)^p e^{-A_p z} \times \int_0^{\delta z} f_y(y, K) dy
\end{aligned} \tag{3.14}$$

Où $\delta = \frac{2}{B_1N}$, $A_p = (p + 2N - \eta_0)\alpha$,

L'intégrale de (3.14) est :

$$\begin{aligned}
\int_0^{\delta z} f_y(y, K) dy &= \int_0^{\delta z} K \binom{2N}{K} (1 - e^{-y})^{K-1} e^{-(2N-K+1)y} dy \\
&= \sum_{i=K}^{2N} \binom{2N}{i} (1 - e^{-\delta z})^K e^{-(2N-K)\delta z}
\end{aligned} \tag{3.15}$$

En remplaçant (3.15) dans (3.14), nous obtenons :

$$P_1(N_T, K, \alpha, B_1|z) = \sum_{\eta_0=0}^{N_T} \binom{2N}{\eta_0} \sum_{p=0}^{\eta_0} \binom{\eta_0}{p} (-1)^p e^{-z[A_p + (2N-K)\delta]} \times \sum_{i=K}^{2N} \binom{2N}{i} (1 - e^{-\delta z})^K \tag{3.16}$$

Après quelques manipulations (voir l'annexe) et en moyennant (3.16) sur la pdf de z, nous obtenons :

$$\begin{aligned}
E_z(P_1(N_T, K, \alpha, B_1|z)) &= \frac{1}{\sigma+1} \int_0^\infty e^{-\frac{z}{\sigma+1}} P_1(N_T, K, \alpha, B_1|z) dz \\
&= \frac{1}{\sigma+1} \frac{1}{\delta} \sum_{\eta_0=0}^{N_T} \binom{2N}{\eta_0} \sum_{p=0}^{\eta_0} \binom{\eta_0}{p} (-1)^p \times \sum_{i=K}^{2N} \binom{2N}{i} \frac{\Gamma(2N-K+B_p+1) \Gamma(K)}{\Gamma(2N+B_p+1)}
\end{aligned} \tag{3.17}$$

Où $B_p = \frac{B_1N}{2} \left[\frac{1}{\sigma+1} + (p + 2N - \eta_0)\alpha \right] - 1$ (3.18)

Dans le calcul de la Pd, quand seulement les échantillons dans S_0 sont choisis, on a :

$$Y_0 = \sum_{z_k \in S_0} z_{(k)} \quad (3.19)$$

En utilisant le même procédé de calcul, la moyenne statistique de P_0 est calculée comme il est indiqué dans [20] :

$$E_z(P_0(N_T, \alpha, B_0|z)) = \frac{1}{1+\sigma} \sum_{\eta_0=N_T+1}^{2N} \binom{2N}{\eta_0} \sum_{0 \leq n \leq \delta_{n_0}} \binom{\eta_0}{n} (-1)^n \sum_{k=0}^{\infty} \frac{((\delta_{n_0} - n)\alpha)^{\eta_0+k}}{(a_{n_0})^{\eta_0+k+1}} \quad (3.20)$$

Où

$$\delta_{n_0} = \eta_0 (\alpha B_0)^{-1} \text{ et } a_{n_0} = \frac{1}{1+\sigma} + (\delta_{n_0} + 2N - \eta_0)\alpha$$

En remplaçant (3.20) et (3.17) dans (3.10), la probabilité de la détection est donnée par la formule suivante :

$$\begin{aligned} P(N_T, \alpha, \sigma, B_0, B_1, K) &= \frac{1}{\sigma+1} \frac{1}{\delta} \sum_{\eta_0=0}^{N_T} \binom{2N}{\eta_0} \sum_{p=0}^{\eta_0} \binom{\eta_0}{p} (-1)^p \times \sum_{i=K}^{2N} \binom{2N}{i} \frac{\Gamma(2N - K + B_p + 1) \Gamma(K)}{\Gamma(2N + B_p + 1)} \\ &+ \frac{1}{1+\sigma} \sum_{\eta_0=N_T+1}^{2N} \binom{2N}{\eta_0} \sum_{0 \leq n \leq \delta_{n_0}} \binom{\eta_0}{n} (-1)^n \sum_{k=0}^{\infty} \frac{((\delta_{n_0} - n)\alpha)^{\eta_0+k}}{(a_{n_0})^{\eta_0+k+1}} \end{aligned} \quad (3.21)$$

La Pfa du GS-CFAR est obtenue en mettant $\sigma = 0$ dans l'équation (3.21).

3.5 La sélection des paramètres du GS-CFAR

La performance du processeur GS-CFAR est basée essentiellement sur les paramètres utilisés N_T, α, B_0, B_1 et K . Dans un environnement homogène, le but du GS-CFAR est de se rapprocher des performances du détecteur CA-CFAR. Ceci implique que les paramètres à choisir assurent une faible perte en détection dans un environnement homogène. Ici, la perte de détection est définie comme le SNR additionnel que le processeur CFAR exige afin de réaliser la même probabilité de détection pour un taux de faux alarme donné. Si la fenêtre CFAR contient des échantillons du bruit seulement, il est probable que tous les échantillons de la

fenêtre de référence sont classés dans S_0 si la cellule test contient une cible avec un SNR élevé. Par conséquent, le seuil multiplicatif B_0 est utilisé avec une grande probabilité. Pour minimiser la perte en détection dans cette situation, la valeur de B_0 tend vers B_{CA} (le seuil du CA-CFAR). Si aucun signal de la cible n'est présent dans la cellule test, quelques échantillons de la fenêtre de référence sont classés dans S_0 . Le facteur B_1 est alors utilisé avec une grande probabilité. Pour garder la même probabilité de fausse alarme du CA-CFAR, B_1 tend vers B_{CA} . Par conséquent, le choix raisonnable est $B_0=B_1$. Après le choix de N_T , le graphe de $B_0=B_1=B$ en fonction de la probabilité de fausse alarme P_{fa} peut être tracé pour différentes valeurs de $\alpha \in [0,1]$ et K en utilisant l'équation (3.21). Basé sur ce graphe, α , K et B peuvent être choisis selon la P_{fa} indiquée. Ce procédé de choix est montré pour une taille de fenêtre de référence de $2N=24$. N_T peut être choisi comme $N_T=N=12$. La Figure.3.1 montre $B_0=B_1=B \in [10, 20]$ en fonction de la P_{fa} du GS-CFAR avec $K=5$ pour différentes valeurs de α et de la P_{fa} du CA-CFAR (avec le seuil multiplicatif $B_{CA} = B$). Supposons que la P_{fa} désirée est égale à 10^{-5} , pour cette valeur de P_{fa} , comme α diminue de 0.6 à 0.2, les courbes de la P_{fa} du GS-CFAR se déplacent plus loin de la courbe de la P_{fa} du CA-CFAR. Ceci signifie qu'afin de réaliser la même P_{fa} , une plus grande valeur de la constante B est exigée, et par conséquent il y aura plus de perte CFAR dans un environnement homogène si α diminue. Les courbes de la P_{fa} du GS-CFAR les plus proches de celle du CA-CFAR pour une P_{fa} désirée ($P_{fa}=10^{-5}$) correspondent à $\alpha = 0.5$ ou 0.6. Noter que l'augmentation de α résulte en une diminution de la probabilité de détection dans un environnement de plusieurs cibles. Le choix raisonnable est $\alpha = 0.5$ correspondant à une courbe de la P_{fa} du GS-CFAR qui ne dévie pas trop de la courbe du CA-CFAR. Après le choix de $N_T=N=12$ et pour un seuil multiplicatif $\alpha=0.5$, la P_{fa} du GS-CFAR est tracée pour différentes valeurs de K ($K=5, 7$ et 11) comme le montre la Figure 3.2. L'augmentation de K assure une faible perte en détection dans l'environnement homogène. Cependant, une valeur plus petite de K donne une meilleure probabilité de détection dans l'environnement non homogène. Donc, le choix raisonnable est $K=5$ correspondant à une courbe de la P_{fa} du GS-CFAR qui ne dévie pas trop de la courbe de la P_{fa} du CA-CFAR.

3.6 Performance du GS-CFAR dans différents environnements

Pour illustrer l'efficacité du détecteur proposé, les performances du détecteur GS-CFAR sont examinées et comparées à ceux du S-CFAR, CA-CFAR et OS-CFAR. Nous supposons que la cible fluctue selon le modèle de Swerling I. Dans les simulations de Monte-Carlo, la simulation de la Pfa exige au moins 100/Pfa essais. Puisque la Pfa désirée est 10^{-5} , donc le nombre d'essais nécessaires est 10^7 . Nous fixons $\alpha = 0.5$, $K = 5$, $B = 15$, $N = 12$ et $N_T = 12$. Puisqu'il n'y a aucune expression analytique de la Pfa dans un environnement non homogène, ces paramètres sont employés pour des situations correspondant à un environnement homogène et non homogène. Nous comparons la performance de détection du GS-CFAR à ceux de l'OS-CFAR et du S-CFAR pour plusieurs situations, l'environnement homogène, plusieurs cibles interférentes et le bord du clutter. Dans la Figure 3.3, nous présentons la Pd du GS-CFAR, S-CFAR, CA-CFAR et l'OS-CFAR dans un environnement homogène. Nous observons que les performances du GS-CFAR et du S-CFAR sont identiques avec une légère perte en détection par rapport au CA-CFAR. La Figure 3.4 présente la Pd du GS-CFAR, S-CFAR et OS-CFAR dans un environnement constitué de trois cibles interférentes (SNR=INR). Comme le S-CFAR, le GS-CFAR n'est pas affecté par le nombre de cibles interférentes. Le cas d'un environnement non homogène avec un bord de clutter est présenté dans la Figure 3.5. Nous avons considéré d'une part, le cas de présence de clutter jusqu'à la cellule de référence 5 dans les trois détecteurs : GS-CFAR, OS-CFAR et S-CFAR et par conséquent la cellule test sous trouve dans la région qui contient le bruit. Nous avons pris le cas spécifique où le SNR de la cible est égale au rapport clutter sur bruit (CNR). Noter la dégradation substantielle de Pd pour l'OS-CFAR, tandis que la performance du GS-CFAR et du S-CFAR reste relativement inchangée. Ensuite, dans le cas d'un environnement de bord de clutter, nous supposons que quelques cibles interférentes sont localisées dans la fenêtre de référence. Spécifiquement, nous supposons que trois cibles interférentes sont présentes dans les détecteurs GS-CFAR, S-CFAR et OS-CFAR. La Figure 3.6 montre la Pd du GS-CFAR, S-CFAR et OS-CFAR dans un environnement avec 3 cibles interférentes et 5 cellules contenant le clutter (équivalent à 8 cibles interférentes). Les mêmes observations que pour la Figure 3.5 peuvent être faites. La Figure 3.7 montre la Pd du GS-CFAR, S-CFAR et OS-CFAR dans un environnement avec 3 cibles interférentes et 8 cellules contenant le clutter (équivalent à 11 cibles interférentes). Des résultats semblables ont été obtenus pour 8 cibles interférentes. La Figure 3.8 montre la Pd du GS-CFAR, S-CFAR et OS-CFAR dans un environnement avec 3 cibles interférentes et 10 cellules contenant

le clutter (équivalent à 13 cibles interférentes). Dans ce cas, nous remarquons une dégradation de la Pd du S-CFAR. Noter que le processeur S-CFAR est conçu pour tolérer jusqu'aux $2N - N_T - 1 = 11$ cibles interférentes. Cependant, sa probabilité de détection se dégrade considérablement quand le nombre de cibles interférentes est plus grand que 11. Nous notons également que le GS-CFAR donne une meilleure probabilité de détection. L'amélioration de la Pd du processeur GS-CFAR peut être expliquée comme suit. Dans une fenêtre CFAR, le nombre des cibles interférentes est plus grand que 11. Si le SNR de la cible est substantiel, la probabilité pour que $\eta_0 \leq N_T$ est très élevée. Le GS-CFAR tend alors à choisir le $K^{\text{ème}}$ échantillon ordonné pour calculer son seuil de détection. Donc, les cibles, peuvent être détectées avec une grande probabilité. La Pfa du GS-CFAR, S-CFAR, OS-CFAR et GO-CFAR dans le cas d'un effet de bord du clutter glissant sur tout la longueur de la fenêtre est montrée dans la Figure 3.9 où le CNR est égal à 10. Les résultats indiquent que la Pfa du GS-CFAR est plus mauvaise que celle de GO-CFAR et relativement meilleure par rapport au S-CFAR.

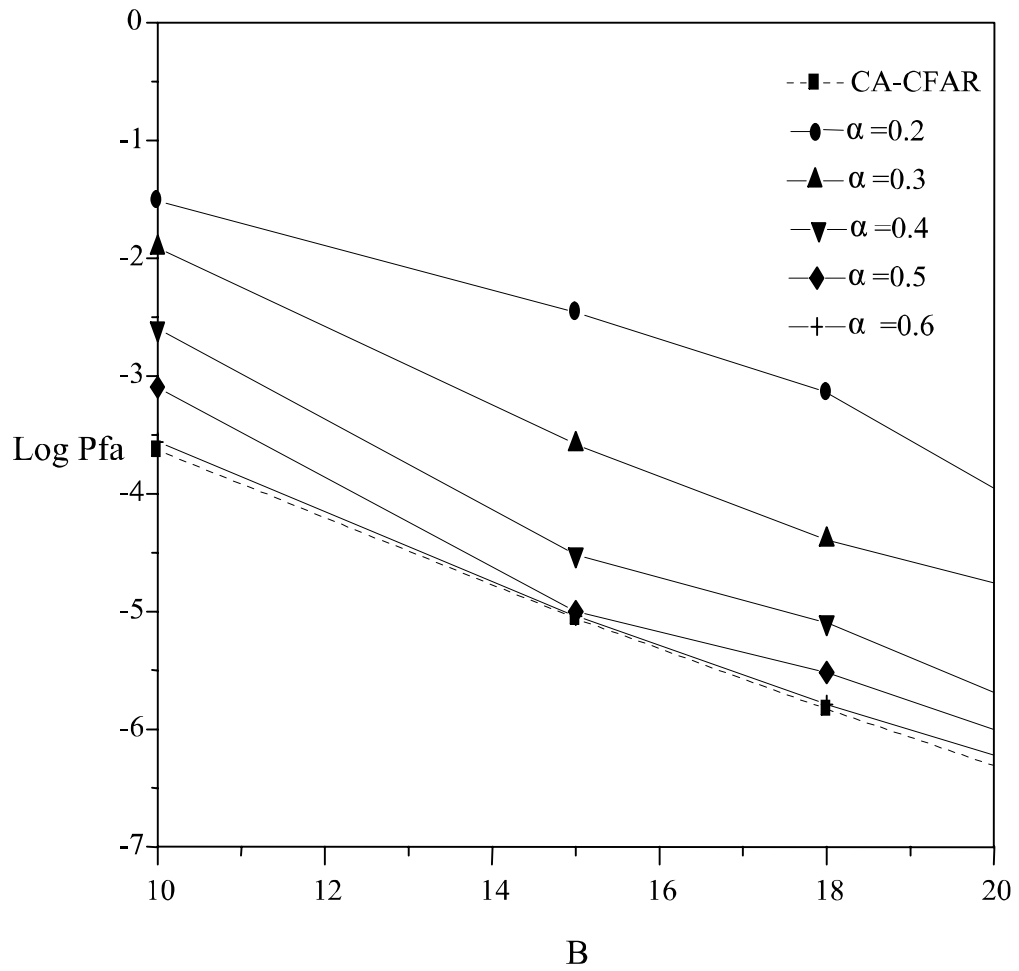


Figure 3.1: Probabilité de fausse alarme de GS-CFAR et CA-CFAR en fonction de seuil multiplicatif B, $N=12$, $K=5$ et $N_T=12$

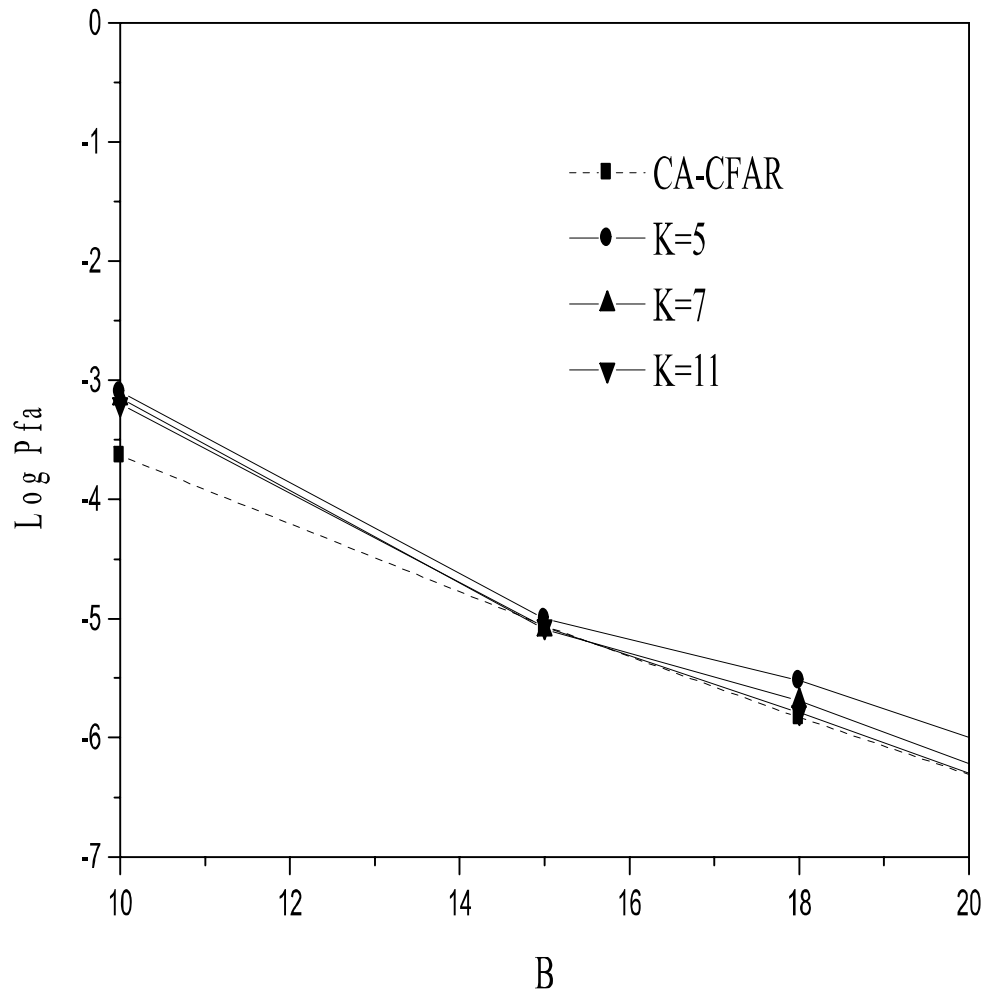


Figure 3.2 Probabilité de fausse alarme de GS-CFAR et CA-CFAR en fonction de seuil multiplicatif B , $\alpha=0.5$, $N=12$ et $N_T=12$

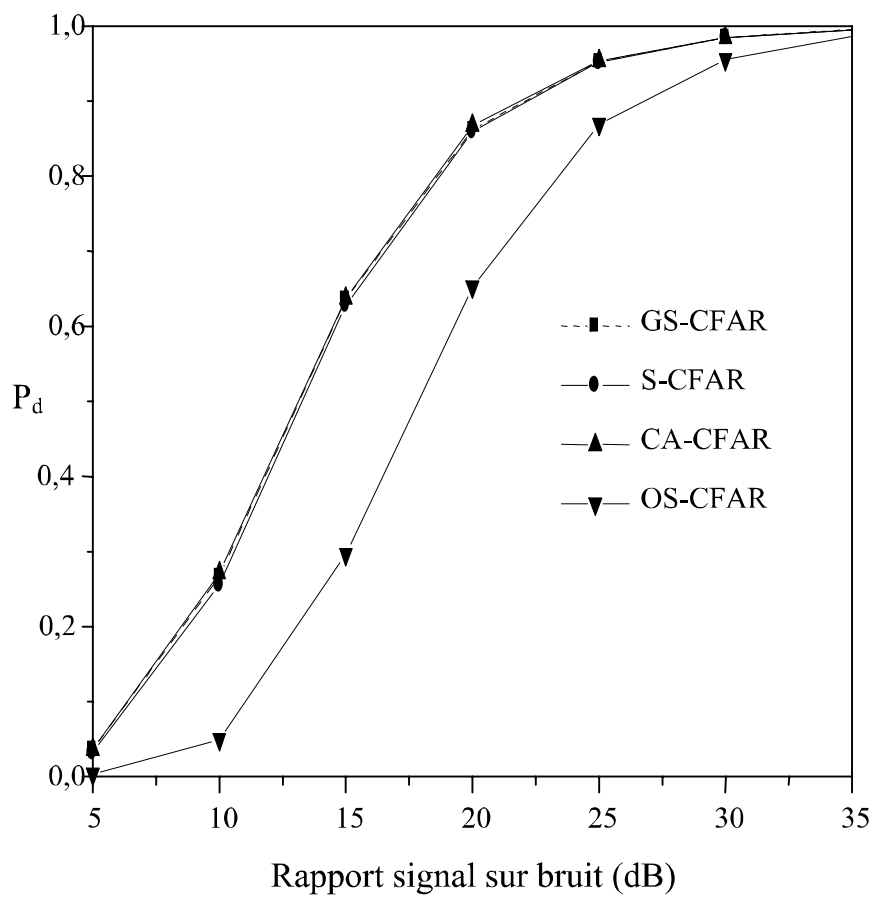


Figure 3.3: Probabilité de détection pour différents processeurs CFAR dans un environnement homogène, $P_{fa}=10^{-5}$, $K=5$, $\alpha=0.5$, $B=15$ et $N_T=12$.

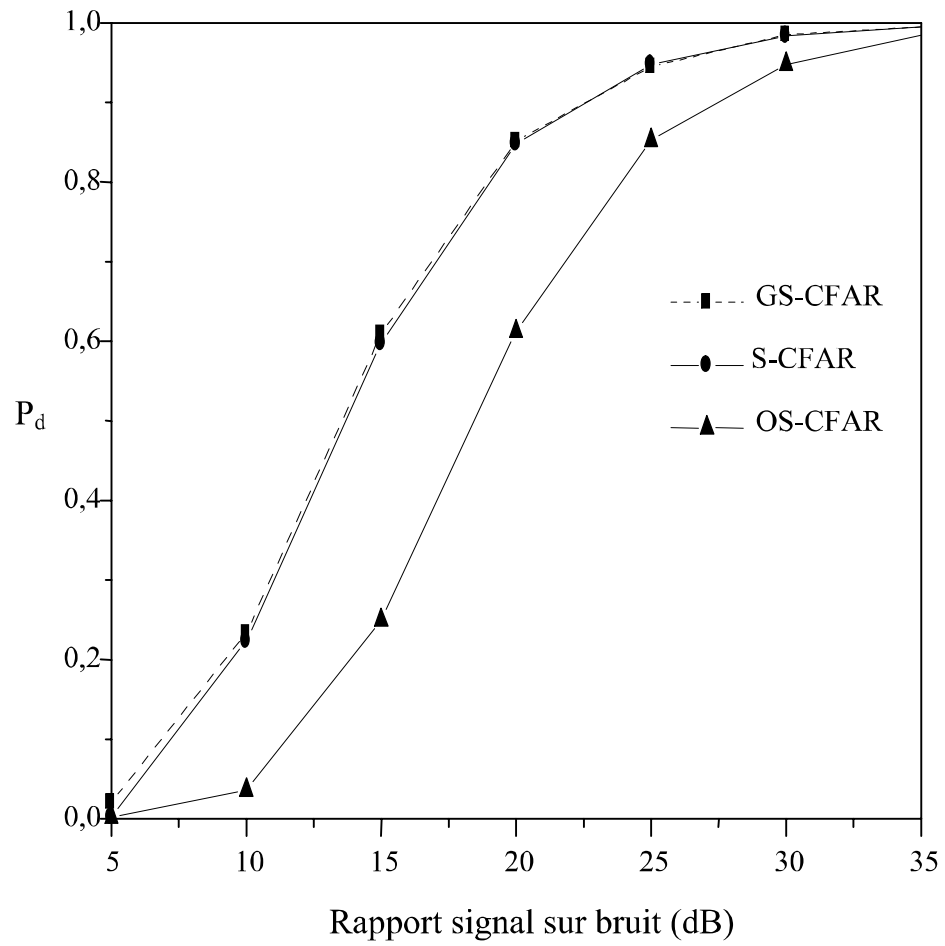


Figure 3.4 Probabilité de détection pour différents processeurs CFAR dans un environnement de trois cibles interférente, $P_{fa}=10^{-5}$, $K=5$, $\alpha=0.5$, $B=15$ et $N_T=12$.

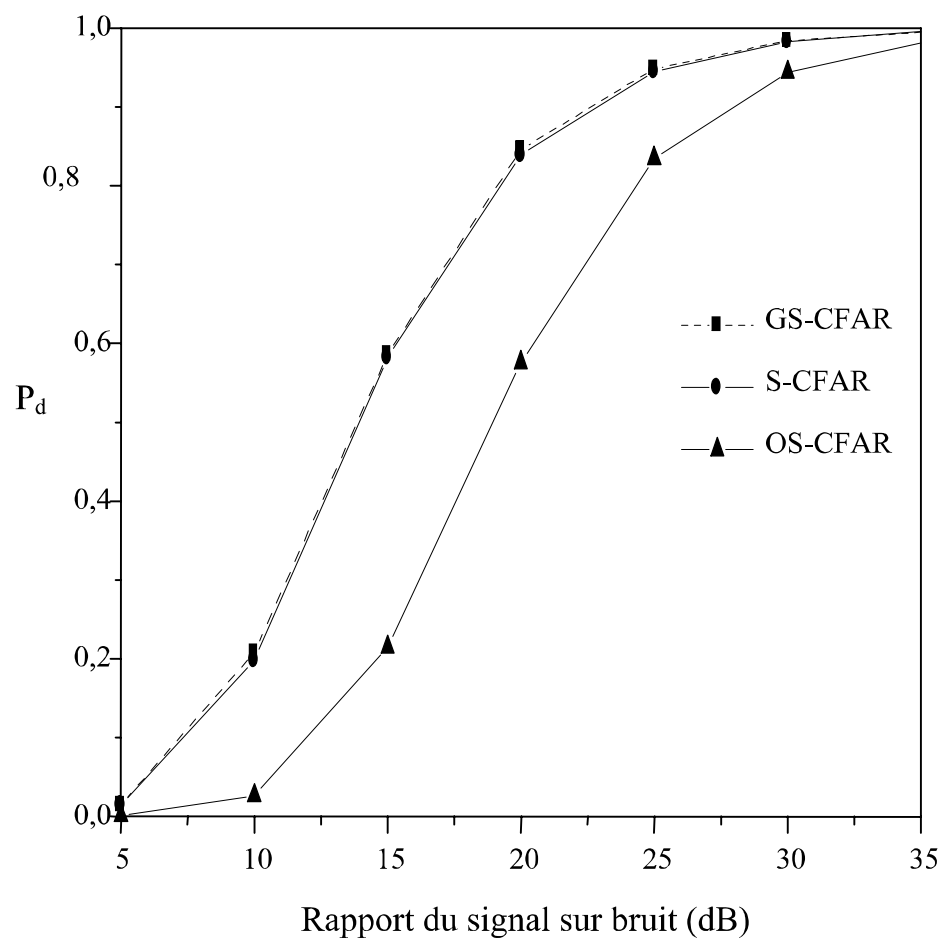


Figure 3.5 Probabilité de détection pour différents processeurs CFAR dans un environnement de bord du clutter(5 cellules contiennent le clutter), $P_{fa}=10^{-5}$, $K=5$, $\alpha=0.5$, $B=15$ et $N_T=12$.

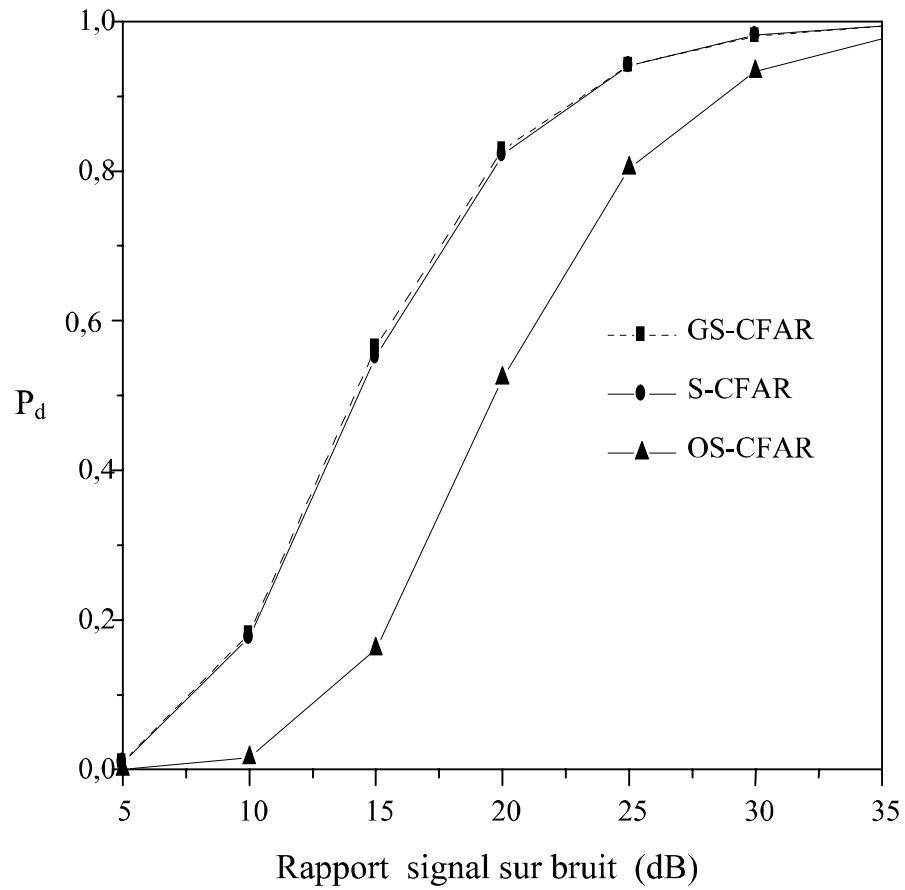


Figure 3.6 Probabilité de détection pour différents processeurs CFAR dans un environnement de bord du clutter (5 cellules contiennent le clutter) et 3cibles interférentes $P_{fa}=10^{-5}$, $K=5$, $\alpha=0.5$ et $B=15$ et $N_T=12$.

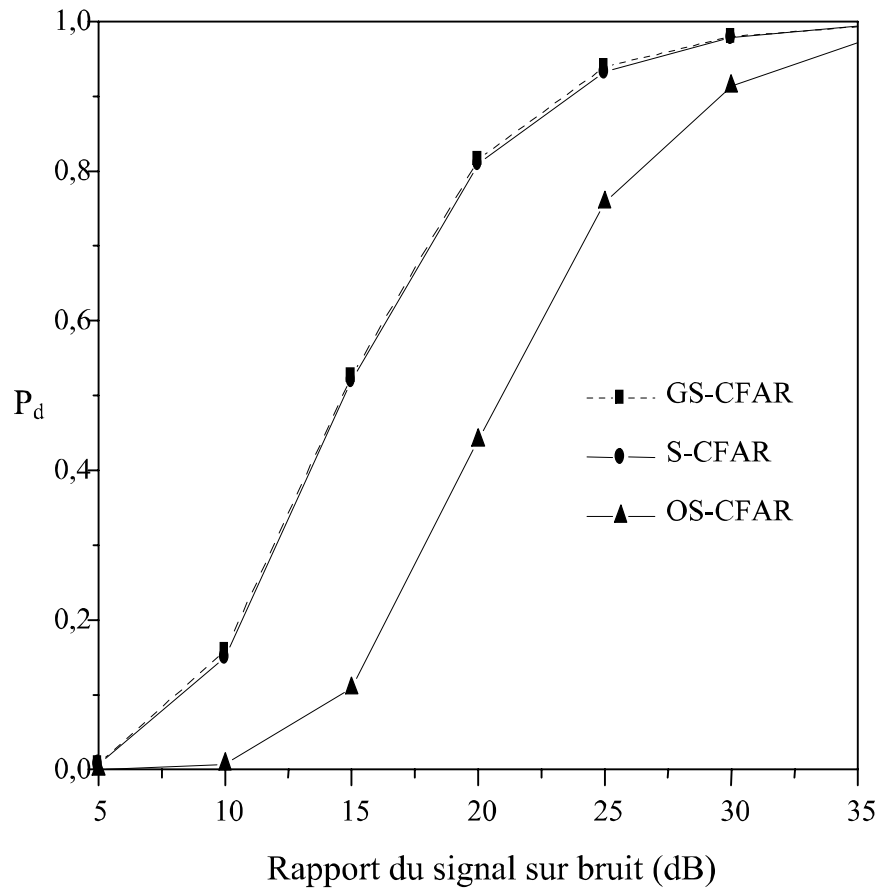


Figure 3.7 Probabilité de détection pour différents processeurs CFAR dans un environnement de bord du clutter (8 cellules contiennent le clutter) et 3cibles interférentes $P_{fa}=10^{-5}$, $K=5$, $\alpha=0.5$ et $B=15$ et $N_T=12$.

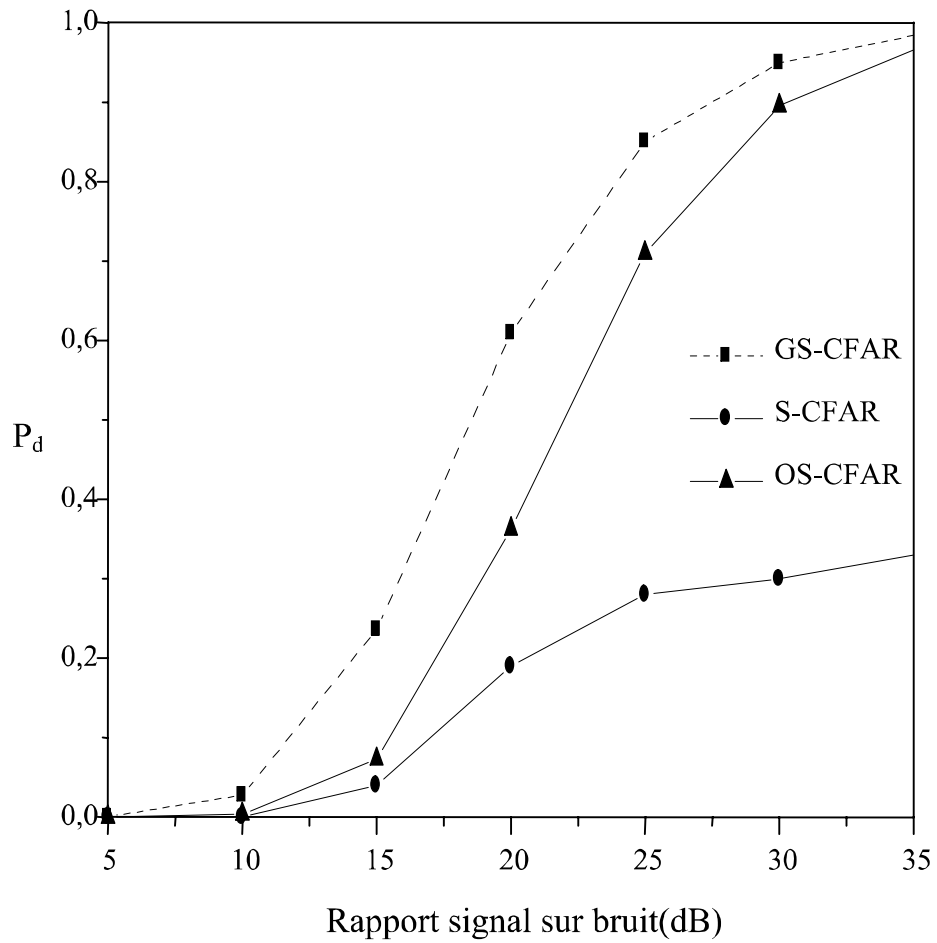


Figure 3.8 Probabilité de détection pour différents processeurs CFAR dans un environnement de bord du clutter (10 cellules contiennent le clutter) et 3 cibles interférentes $P_{fa}=10^{-5}$, $K=5$, $\alpha=0.5$ et $B=15$ et $N_T=12$.

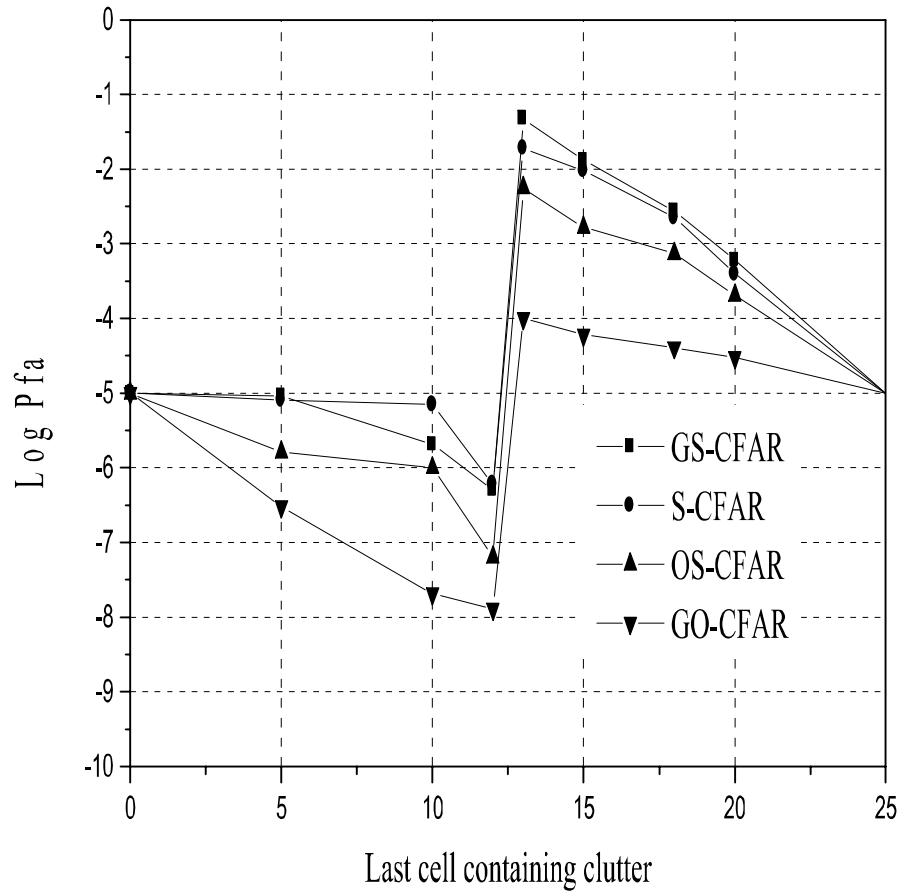


Figure 3.9: Comparaison de Pfa des processeurs GS-CFAR, S-CFAR, OS-CFAR et GO-CFAR dans l'environnement de bord du clutter, $CNR=10dB$, $K=5$, $\alpha=0.5$, et $N_T=12$.

3.7 Conclusion.

Une généralisation du détecteur S-CFAR qui tient compte des statistiques de l'échantillon dans la cellule test pour le choix des échantillons de références, a été présentée dans ce chapitre. Le $K^{\text{ème}}$ échantillon ordonné est utilisé pour estimer le niveau du clutter. Une comparaison avec d'autres algorithmes CFAR existants tels que le CA-CFAR, OS-CFAR et S-CFAR est donnée. Nous avons présenté une analyse théorique du détecteur GS-CFAR dans un milieu homogène. Les résultats obtenus montrent que le processeur GS-CFAR combine les meilleures performances des détecteurs S-CFAR et OS-CFAR. Le GS-CFAR montre une faible perte en détection dans un environnement homogène et assure une robustesse dans un environnement non homogène y compris l'environnement de plusieurs cibles ainsi que le bord du clutter. D'autre part, nous pouvons conclure aussi que le GS-CFAR peut augmenter la probabilité de détection particulièrement dans le cas où quelques cibles interférentes sont présentes dans l'environnement de bord du clutter.

Analyse du processeur SOSCA-CFAR

Résumé :

Dans ce chapitre, nous présentons l'analyse du détecteur SOSCA-CFAR (Smallest of OS and CA-CFAR). Le MOSCA-CFAR (Mean of OS and CA-CFAR) qui est une combinaison de deux détecteurs CA-CFAR (Cell averaging CFAR) et OS-CFAR (Order Statistics Of CFAR assure une robustesse dans le cas de présence de cibles interférentes confinées à une seule fenêtre de référence. Cependant, dans le cas où les cibles interférentes sont présentées dans les deux fenêtres de références sa probabilité de détection se dégrade considérablement. Pour surmonter ce problème, nous proposons l'algorithme SOSCA-CFAR où l'estimation de la puissance du bruit est basée sur le minimum des deux estimateurs locaux (CA-CFAR et OS-CFAR) au lieu de la somme. Des simulations dans le cas de l'environnement homogène et non homogène ont été présentées et discutées.

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons le détecteur SOSCA-CFAR (Smallest of OS and CA-CFAR) qui utilise une approche composée basée sur l'analyse de deux détecteurs : CA-CFAR (Cell averaging CFAR) et OS-CFAR (Order Statistics Of CFAR). Nous introduisons le concept du SOSCA-CFAR en présentant les expressions de la probabilité de fausse alarme et de détection dans un environnement homogène. Nous donnons les résultats de simulations d'une cible de type Swerling I dans le cas d'un milieu homogène et d'un milieu non homogène en présence d'interférences ou d'un clutter avec effet de bord.

4.2 Description du détecteur SOSCA-CFAR

Dans la détection automatique, le signal reçu est échantillonné en portée et en Doppler. En effet, la portée du radar est divisée en plusieurs centaines de cellules et le test de détection dans chaque cellule utilise une fenêtre de $2N$ cellules, N cellules adjacentes qui précèdent la cellule test et N autres cellules adjacentes qui la succèdent. Le processeur SOSCA-CFAR consiste à diviser la fenêtre de référence en deux fenêtres ; l'une utilise le détecteur OS-CFAR et l'autre utilise le détecteur CA-CFAR. L'estimation du niveau du bruit est le minimum des sorties des deux fenêtres. Pour chaque cellule de référence, le processeur SOSCA-CFAR fait la décision sur la présence ou l'absence d'une cible basé sur la comparaison du contenu de la cellule test V à un seuil adaptatif. Afin d'atteindre une probabilité de fausse alarme désirée, le seuil de détection est obtenu en multipliant une constante T par le niveau du bruit estimé Z . Le schéma du processeur SOSCA-CFAR est montré dans la Figure 4.1.

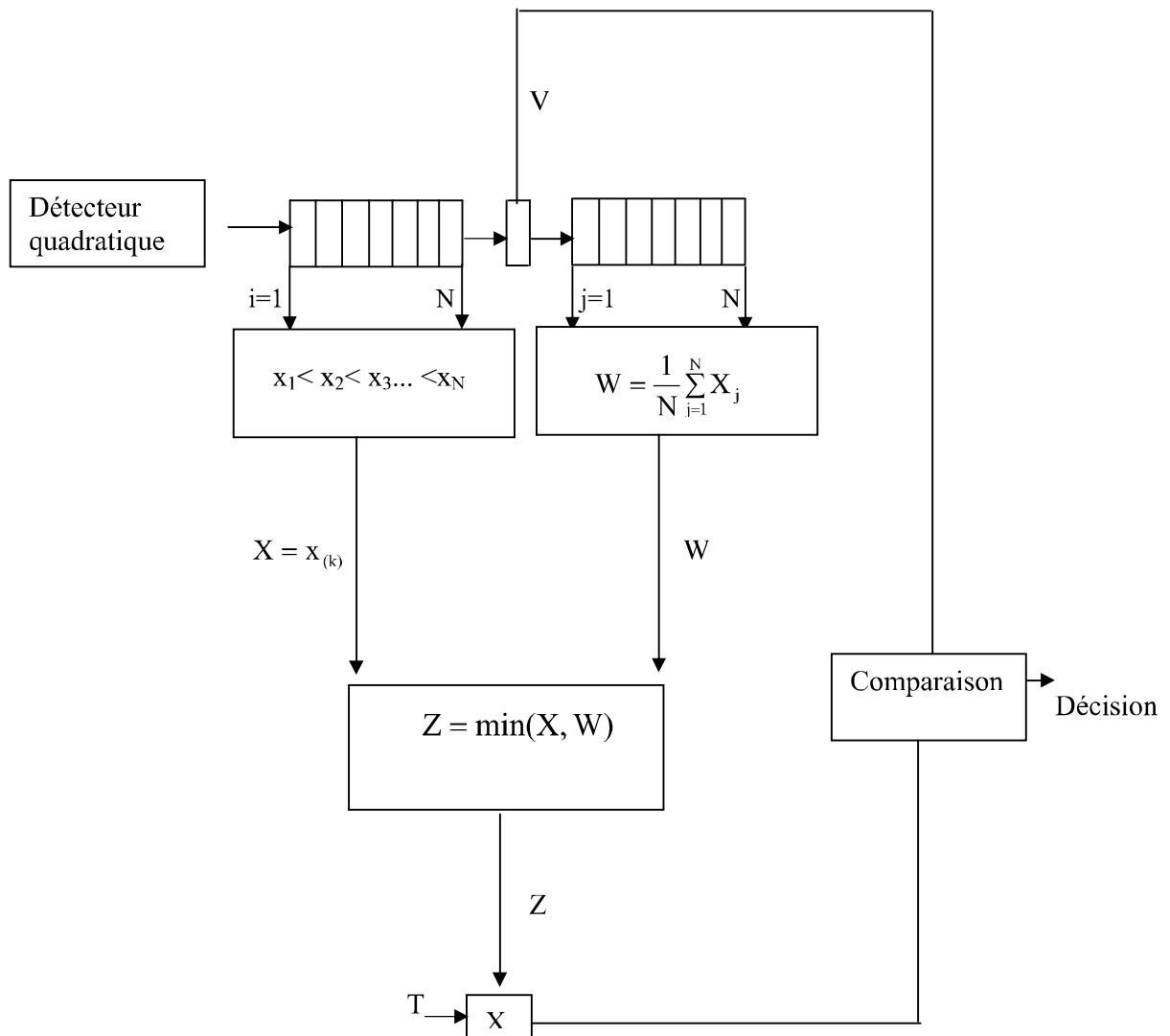


Figure 4.1 Détecteur SOSCA-CFAR

Nous examinons les performances d'une cible de type Swerling I. La pdf dans la cellule test V est donnée par :

$$v \approx \begin{cases} f_0(v) = \frac{1}{\mu} \exp\left(-\frac{v}{\mu}\right) & H_0 \\ f_1(v) = \frac{1}{b\mu} \exp\left(-\frac{v}{b\mu}\right) & H_1 \end{cases} \quad (v > 0) \quad (4.1)$$

Le paramètre $b = 1 + \lambda$, λ est le rapport de la puissance du signal sur la puissance du bruit. Dans un environnement homogène, les variables X_i et X_j sont IID.

La pdf et la fonction cumulative des variables X_i et X_j sont données par les relations suivantes :

$$f(x) = \frac{1}{\mu} \exp\left(-\frac{x}{\mu}\right) \quad (4.2)$$

$$F(x) = 1 - \exp\left(-\frac{x}{\mu}\right) \quad (4.3)$$

Pour estimer la puissance du bruit, le détecteur SOSCA-CFAR utilise les deux estimateurs locaux (CA-CFAR et OS-CFAR) qui sont exprimées par la formule suivante :

$$X = x_{(k)}, W = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N x_j \quad (4.4)$$

D'après [21,22], les échantillons dans la première fenêtre ((Leading window) sont classés dans un ordre croissant, le $K^{\text{ème}}$ échantillon ordonné est utilisé pour estimer le niveau de bruit. La pdf du $K^{\text{ème}}$ échantillon ordonné est donnée par la formule suivante :

$$f_x(x) = \frac{k}{\mu} \binom{M}{k} \left(1 - \exp\left(-\frac{x}{\mu}\right)\right)^{k-1} \exp\left(-(M-k+1)x/\mu\right) \quad (4.5)$$

La pdf du bruit dans la deuxième fenêtre (lagging window) est :

$$f_w(w) = \frac{N^N}{\mu} \left(\frac{w}{\mu}\right)^{N-1} \frac{e^{-Nw/\mu}}{\Gamma(N)} \quad (4.6)$$

Les variables aléatoires Z et V sont indépendantes. D'après [21,22], on a pour une cible de type Swerling I les expressions suivantes :

$$P_d = d\left(\frac{T}{b_1}\right) \text{ et } p_{fa} = d\left(\frac{T}{\mu}\right) \quad (4.7)$$

Où, $b_1 = \mu b$, $d(u) = E(e^{-uZ})$ est la fonction génératrice des moments (mgf) de la variable Z, donc il est facile de trouver Pd et Pfa à partir de l'équation (4.7).

4.3 Performance de détecteur SOSCA-CFAR dans l'environnement homogène

Pour le détecteur SOSCA-CFAR, l'estimation de la puissance du bruit est basée sur le minimum des deux estimateurs locaux (CA-CFAR et OS-CFAR) (Figure 4.1) :

$$Z = \min(X, W) \quad (4.8)$$

La pdf et la mgf de la variable Z sont exprimées par les formules suivantes [22] :

$$f_z(z) = f_x(z)[1 - F_w(z)] + f_w(z)[1 - F_x(z)] \quad (4.9)$$

$$d(u) = \int_0^{\infty} \exp(-uz) f_z(z) dz \quad (4.10)$$

$$d(u) = \frac{1}{\left(1 + \frac{u\mu}{N}\right)^N} + K \binom{N}{K} \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-K} \sum_{j=0}^{K-1} \binom{K-1}{j} (-1)^j \frac{1}{j!} \left(\frac{N}{2N + K + j + u\mu}\right)^{1+j} - \sum_{i=K}^N \binom{N}{i} \sum_{j=0}^i \binom{i}{j} (-1)^j \left(\frac{N}{2N + j - i + u\mu}\right)^N \quad (4.11)$$

La substitution de l'équation (4.11) dans (4.7) nous donne la Pfa et la Pd du détecteur SOSCA-CFAR qui sont données par les formules suivantes:

$$\begin{aligned}
 Pfa = & \frac{1}{\left(1 + \frac{T}{N}\right)^N} + K \binom{N}{K} \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-K} \sum_{j=0}^{K-1} \binom{K-1}{j} (-1)^j \frac{1}{i!} \left(\frac{N}{2N + K + j + T} \right)^{i+1} \\
 & - \sum_{i=K}^N \binom{N}{i} \sum_{j=0}^i \binom{i}{j} (-1)^j \left(\frac{N}{2N + j - i + T} \right)^N
 \end{aligned} \tag{4.12}$$

$$\begin{aligned}
 Pd = & \frac{1}{\left(1 + \frac{T}{(1+\lambda)N}\right)^N} + K \binom{N}{K} \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-K} \sum_{j=0}^{K-1} \binom{K-1}{j} (-1)^j \frac{1}{i!} \left(\frac{N}{2N + K + j + T/(1+\lambda)} \right)^{i+1} \\
 & - \sum_{i=K}^N \binom{N}{i} \sum_{j=0}^i \binom{i}{j} (-1)^j \left(\frac{N}{2N + j - i + T/(1+\lambda)} \right)^N
 \end{aligned} \tag{4.13}$$

4.4 Résultats et discussions

A partir de l'équation (4.12), nous remarquons que pour un environnement homogène la probabilité de fausse alarme est fonction du nombre des cellules de résolution N , le facteur multiplicatif T et K ($K^{\text{ème}}$ échantillon ordonné). Par conséquent, elle est insensible aux changements dans le niveau du bruit. Ainsi le détecteur SOSCA-CFAR permet d'obtenir un taux constant de fausse alarme (CFAR). Nous constatons également à partir de (4.13) que la probabilité de détection est fonction du λ (rapport signal sur bruit), du nombre des cellules N , $K^{\text{ème}}$ échantillon ordonné et du facteur multiplicatif T qui est calculé à partir de la probabilité de fausse alarme désirée Pfa . Les valeurs de T de détecteur SOSCA-CFAR pour $K=7,9$ et 11 sont données dans le Tableau suivant : (Tableau 4.1).

SOSCA-CFAR (K=7)	SOSCA-CFAR (K=9)	SOSCA-CFAR (K=11)
24.1	15.1	13.9

Tableau 4.1 Les valeurs des T pour différentes valeurs de K

La Figure 4.2 présente la probabilité de détection du détecteur SOSCA-CFAR en fonction de SNR dans un environnement homogène pour $N=12$, $K=7,9$ et 11 . Nous observons que la probabilité de détection augmente quand K augmente. Dans la Figure 4.3, nous présentons la P_d pour les trois détecteurs CA-CFAR, OS-CFAR et SOSCA-CFAR dans un environnement homogène. Nous remarquons que la performance du détecteur SOSCA-CFAR est entre celle du CA-CFAR et de l'OS-CFAR. La Figure 4.4 représente la P_d du SOSCA-CFAR dans un environnement constitué de trois cibles interférentes pour des valeurs de K égales à 7, à 9, et à 11. Nous observons que la meilleure probabilité de détection du SOSCA-CFAR est obtenue pour une valeur de K égale à 11.

La Figure 4.5 présente la P_d du SOCA-CFAR et OS-CFAR dans un environnement de trois cibles interférentes. Nous observons que le SOSCA-CFAR donne une meilleure probabilité de détection. Le cas d'un environnement non homogène avec clutter à effet de bord est présenté dans les Figures 4.6 et 4.7. Nous avons considéré d'une part, le cas de présence de clutter jusqu'à la cellule de référence 5 dans les deux détecteurs SOSCA-CFAR et OS-CFAR et pour trois valeurs de $K=7,9$ et 11 . Les mêmes observations que pour les Figures (4.4) et (4.5) peuvent être faites. La Figure 4.8 montre la P_d du SOSCA-CFAR dans un environnement avec une seule cible interférente pour chaque fenêtre de référence pour $K=7$, $K=9$ et 11 . Nous notons la diminution de la P_d du SOSCA-CFAR avec l'augmentation des valeurs de K . La Figure 4.9 montre la P_d du SOSCA-CFAR et OS-CFAR dans un environnement avec une seule cible interférente pour chaque fenêtre de référence, nous observons que l'OS-CFAR performe mieux que le SOSCA-CFAR. La P_{fa} du processeur SOSCA-CFAR dans un environnement du bord du clutter est montrée dans la Figure 4.10 avec un rapport clutter sur bruit $CNR=10dB$ en fonction du nombre des cellules qui contiennent le clutter pour les valeurs de K égales à 7, 9 et 11. Les résultats indiquent que la P_{fa} du SOSCA-CFAR est relativement meilleure pour $K=11$ si la cellule test se trouve dans la région qui contient le bruit. La P_{fa} du SOSCA-CFAR, OS-CFAR,

et GO-CFAR dans le cas d'un effet de bord du clutter glissant sur toute la longueur de la fenêtre est montrée dans la Figure 4.11 pour $K=9$. Nous remarquons que le SOSCA-CFAR donne de meilleures performances que le GO-CFAR si la cellule test se trouve dans la région où il y a uniquement le bruit. Si la cellule test se trouve dans la région du clutter, la Pfa du SOSCA - CFAR est plus mauvaise que celle du GO-CFAR.

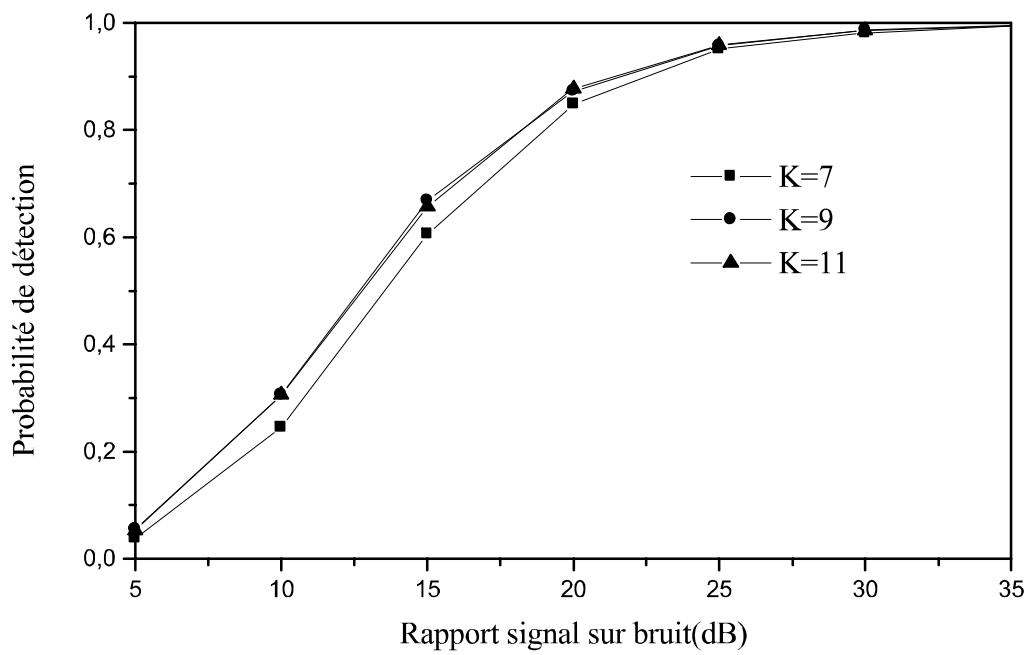


Figure 4.2 Probabilité de détection du SOSCA-CFAR dans un environnement homogène, pour $N=12$ et $P_{fa}=10^{-4}$

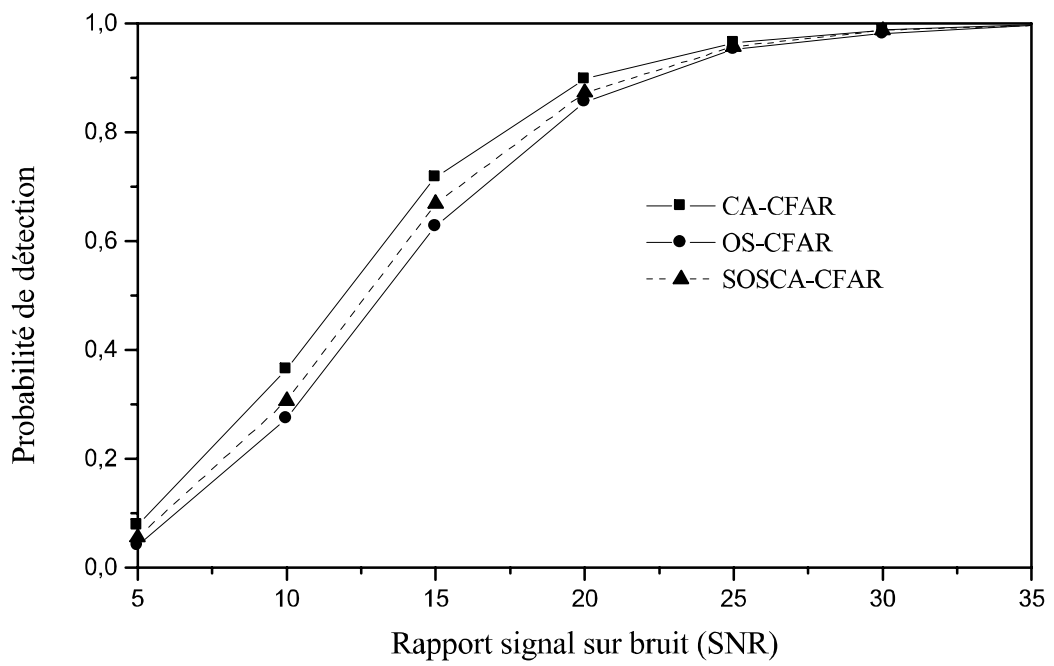


Figure 4.3 Probabilité de détection du SOSCA-CFAR, CA-CFAR et OS-CFAR dans un environnement homogène, pour, $K=9$, $N=12$ et $P_{fa}=10^{-4}$

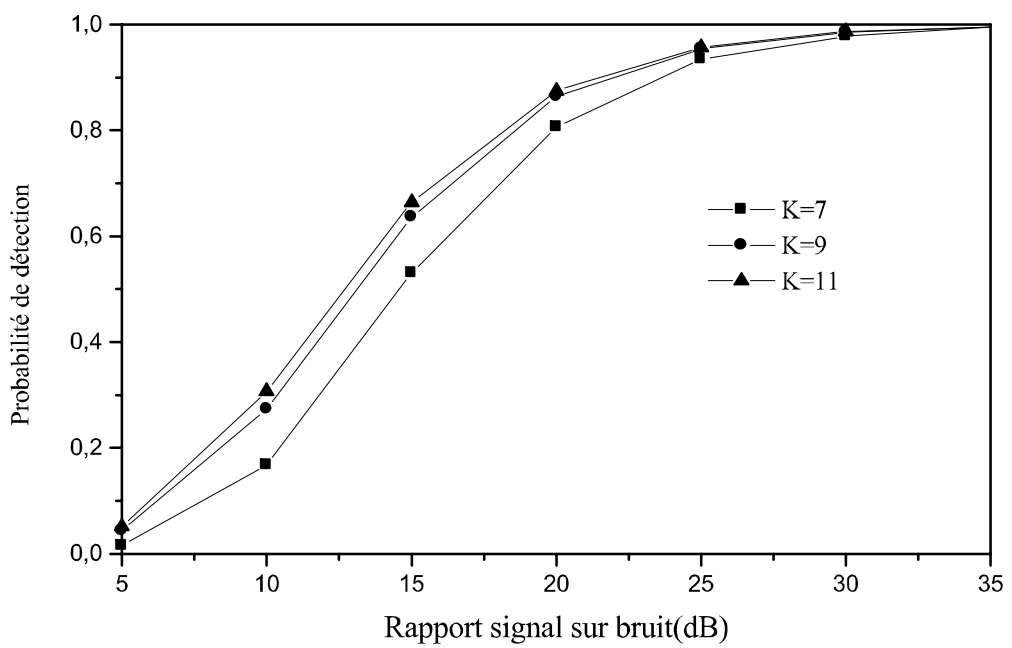


Figure 4.4 Probabilité de détection du SOSCA-CFAR dans un environnement de trois cibles interférentes pour $N=12$ et $P_{fa}=10^{-4}$

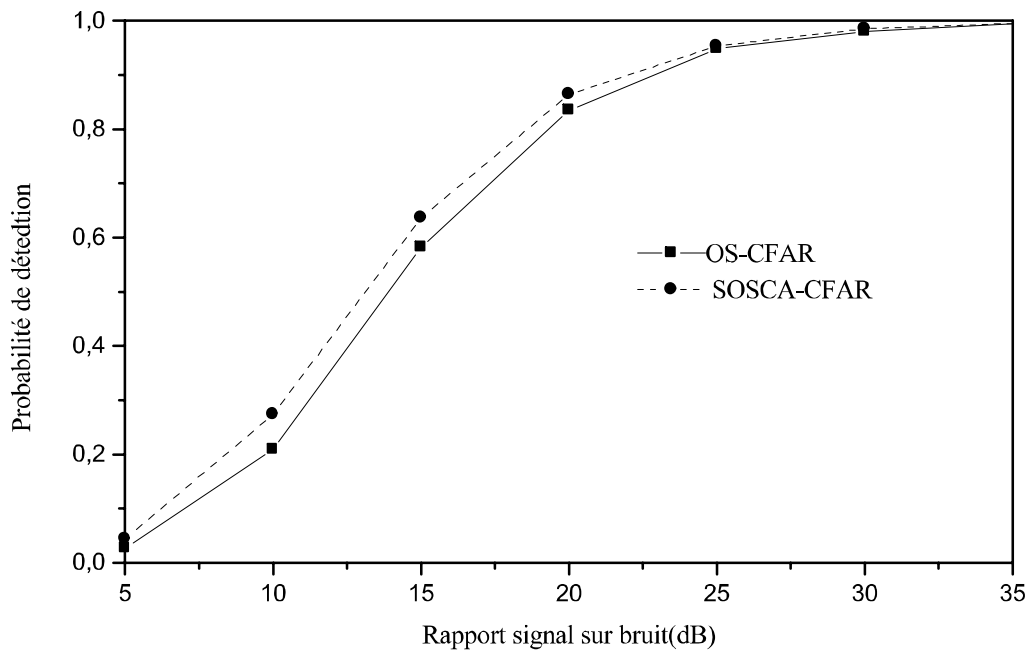


Figure 4.5 Probabilité de détection du SOSCA-CFAR et OS-CFAR dans un environnement de trois cibles interférentes, pour, $K=9$, $N=12$ et $P_{fa}=10^{-4}$

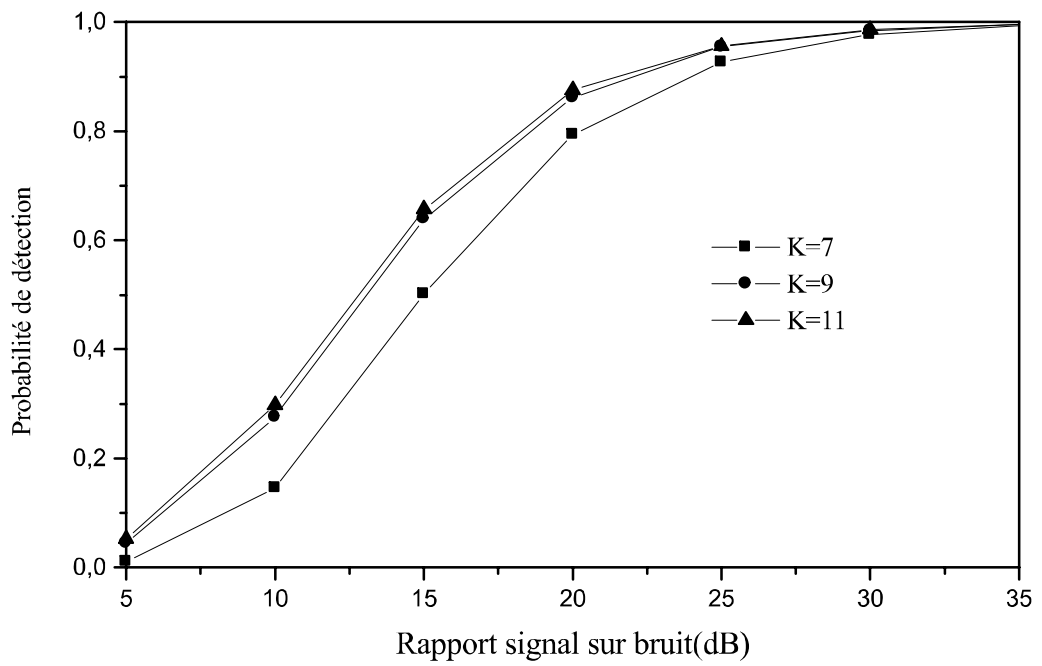


Figure 4.6 Probabilité de détection du SOSCA-CFAR dans environnement de bord du clutter(5 cellules contiennent le clutter), pour $N=12$ et $P_{fa}=10^{-4}$

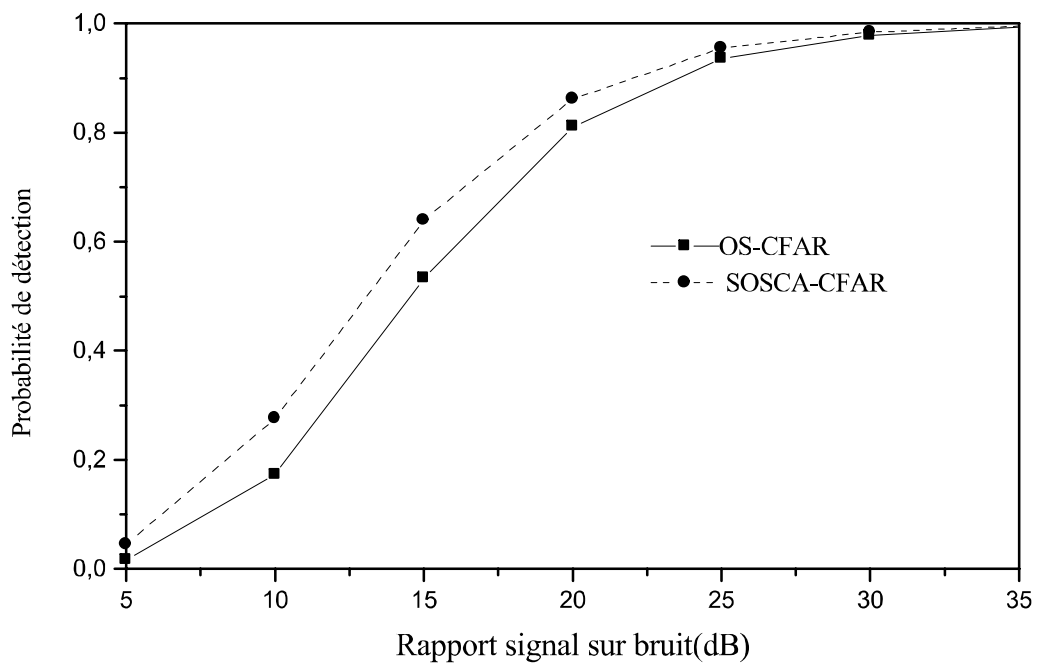


Figure 4.7 Probabilité de détection du SOSCA-CFAR et de l'OS-CFAR dans un environnement de bord du clutter (5 cellules contiennent le clutter), pour $K=9$, $N=12$ et $P_{fa}=10^{-4}$

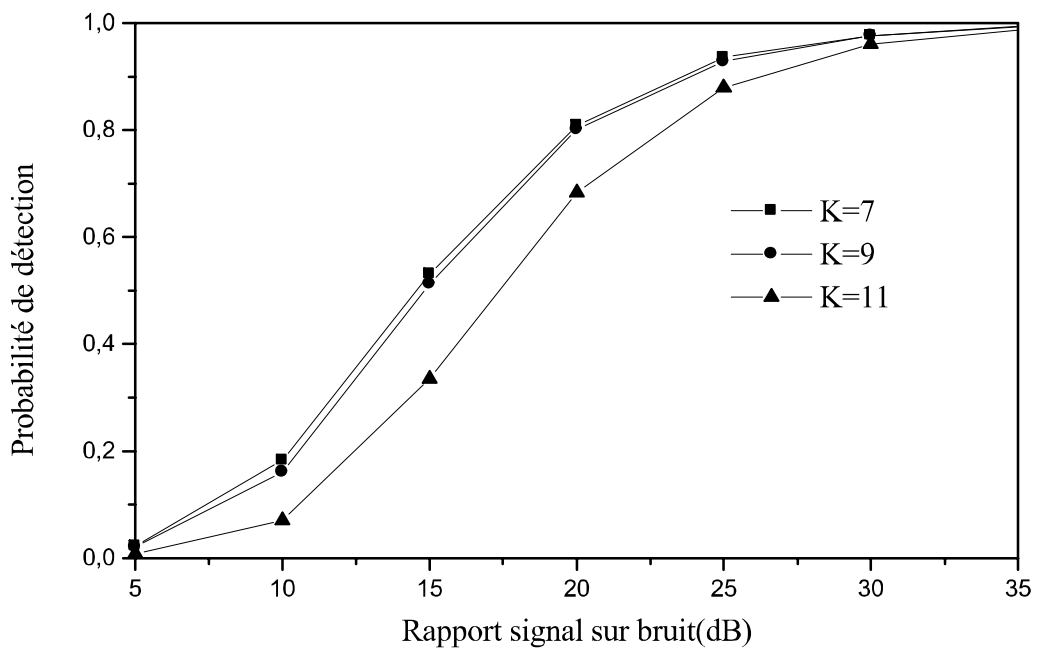


Figure 4.8 Probabilité de détection du SOSCA-CFAR dans un environnement d'une seule cible interférente pour chaque fenêtre, pour $N=12$ et $P_{fa}=10^{-4}$

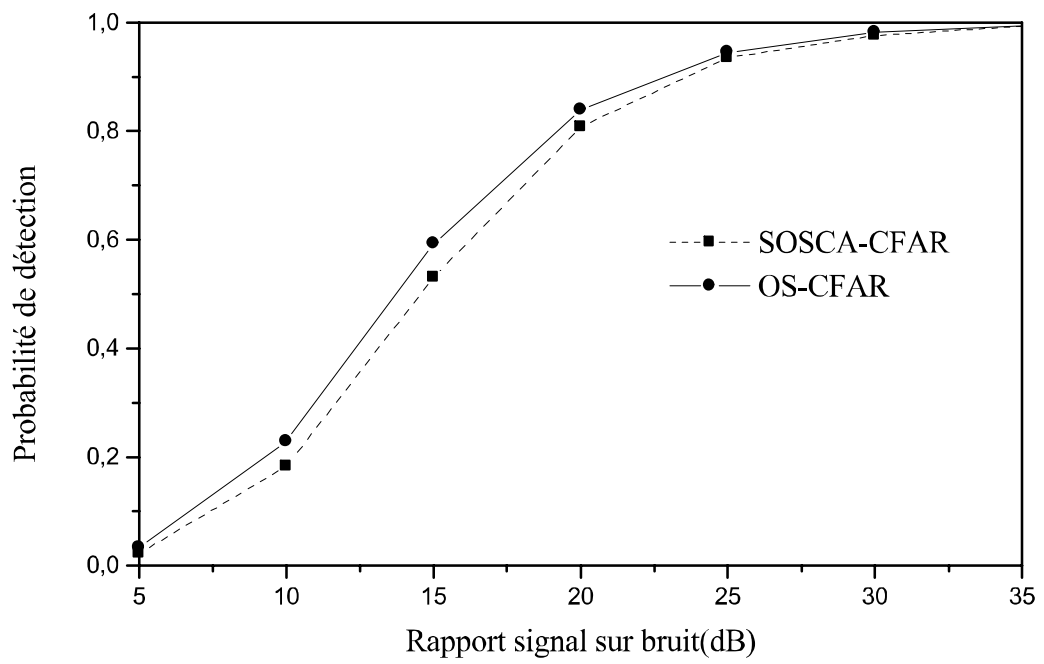


Figure 4.9 Probabilité de détection du SOSCA-CFAR et de l'OS-CFAR dans un environnement d'une seule cible interférente pour chaque fenêtre, pour $K=9$, $N=12$ et $P_{fa}=10^{-4}$

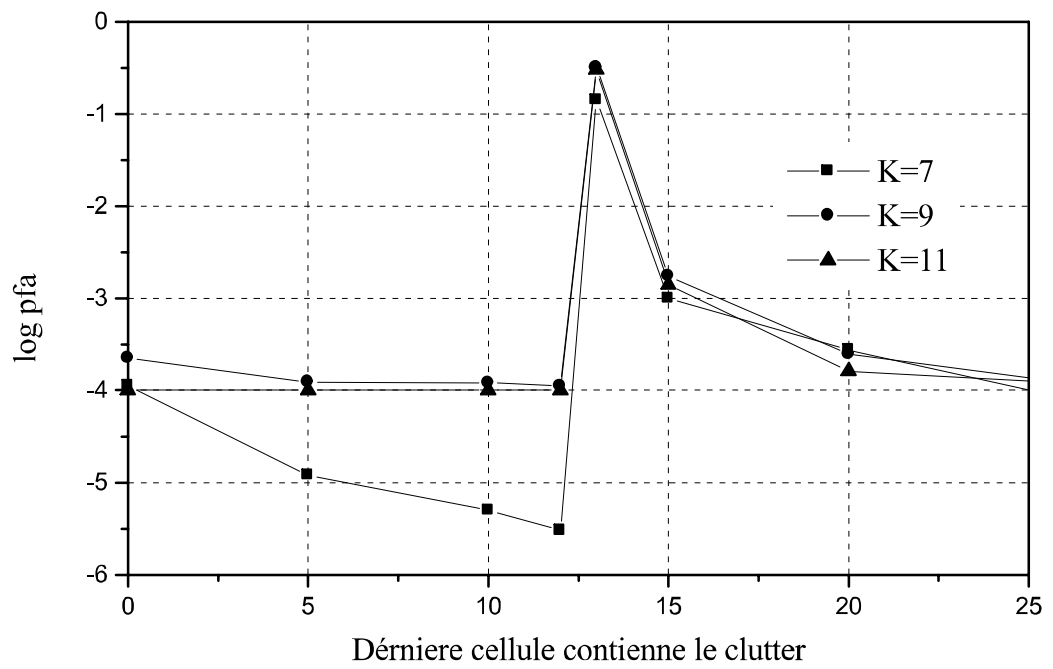


Figure. 4.10: Probabilité de fausse alarme du SOSCA-CFAR dans un environnement de bord du clutter, CNR=10dB, N=12 et $P_{fa} = 10^{-4}$.

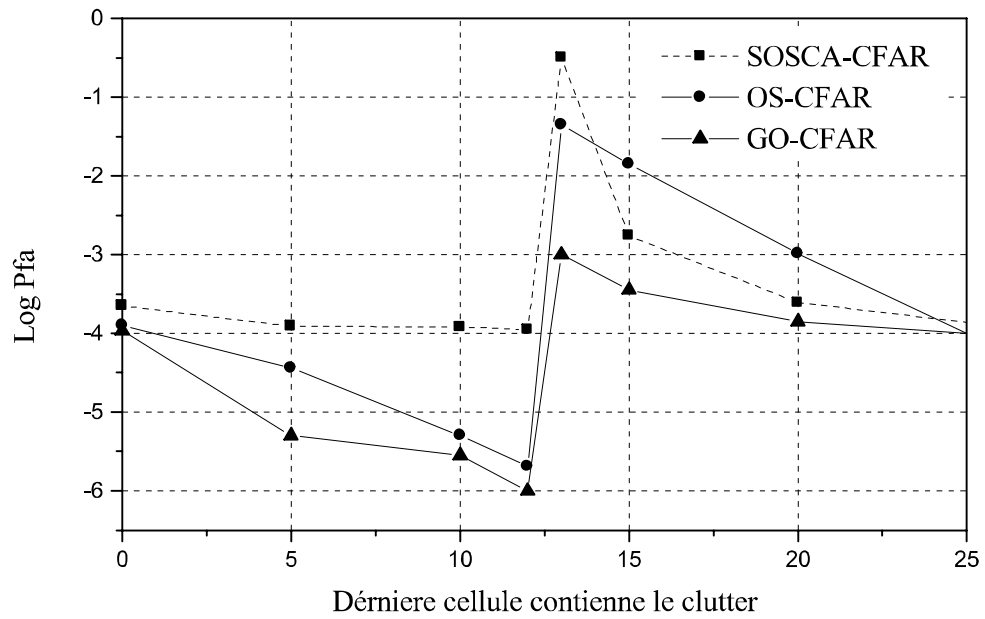


Figure. 4.11: Comparaison de Pfa des processeurs SOSCA-CFAR, OS-CFAR et GO-CFAR dans un environnement de bord du clutter, CNR=10dB, K=9, N=12 et Pfa =10⁻⁴.

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons étudié les performances du détecteur SOSCA-CFAR pour une cible de type Swerling I. Les résultats obtenus ont montré que le processeur SOSCA-CFAR combine les meilleures performances de détecteurs OS-CFAR et CA-CFAR.

Le SOSCA-CFAR montre une faible perte en détection dans un environnement homogène et assure une grande robustesse dans un environnement de plusieurs cibles interférentes. On peut dire aussi que la performance de SOSCA-CFAR dans un environnement homogène est entre celle du CA-CFAR et de l'OS-CFAR. En plus, le SOSCA-CFAR donne de meilleures performances que l'OS-CFAR dans un environnement de plusieurs cibles interférentes.

Détecteur VI-CFAR dans un clutter de distribution K

Résumé :

Dans ce chapitre, nous analysons le détecteur VI-CFAR (Variability Index Constant False Alarm Rate) dans un clutter de distribution K avec un paramètre de forme connu. Le clutter est modélisé principalement par le produit de deux composantes appelées « Speckle » et « Texture ».

Des simulations dans le cas d'un environnement homogène et d'un milieu non homogène en présence d'interférences ont été présentées et discutées.

5.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous étudions les performances du détecteur adaptatif VI-CFAR (Variability Index Constant False Alarm Rate) pour un radar opérant sur la mer. Nous considérons l'environnement homogène où les échantillons sont distribués selon la distribution K et d'un milieu non homogène en présence d'interférences. La cible fluctue selon le cas de Swerling I. Le clutter est modélisé principalement par le produit de deux composantes notées « Speckle » et « Texture ».

5.2 Détection de cibles dans le clutter de mer

La capacité du radar de détecter des cibles au-dessus de la mer peut être limitée par le clutter de mer aussi bien que par le bruit du récepteur. Le clutter de mer vue par le radar va dépendre non seulement de l'état de mer et du vent mais aussi de la hauteur du radar. Le radar est utilisé pour détecter au moins trois différentes classes de cibles au-dessus de la mer qui sont les avions, les bateaux et les petits objets tel que les bouées. Les radars de navigation doivent aussi voir les frontières terre-mer en plus de bouées.

Pour les radars qui ont une résolution basse, où les dimensions de cellules de résolution sont généralement beaucoup plus grande que la longueur d'onde de l'ondulation de la mer, et pour des angles plus grands que 10 degré (grazing angles), il est bien connu que l'amplitude du clutter est distribuée selon Rayleigh. Si la résolution du radar augmente et pour des angles plus petits, la distribution de l'amplitude du clutter développe une plus longue queue « Tail » et des retours du clutter sont souvent décrits comme pointue « Spiky ».

Dans ce chapitre, nous considérons un clutter de distribution K. Ce clutter a été modélisé en premier par Jackman et Pursey [4]. Ils ont considéré la fonction de densité de probabilité (probability density function pdf) conditionnelle de la variable aléatoire X comme étant Rayleigh et elle donnée par l'équation :

$$p(x|y) = \frac{\pi x}{2y^2} \exp\left(-\frac{\pi x^2}{4y^2}\right) \quad (5.1)$$

avec y qui suit une distribution Chi-square donnée par

$$p(y) = \frac{2b}{\Gamma(v)} (by)^{2v-1} \exp(b^2 y^2) \quad (5.2)$$

où b est le paramètre d'échelle et v est le facteur de forme. Le facteur de forme représente une mesure de l'agitation de la mer. Plus v est grand plus la mer est calme, et plus v est petit plus la mer est houleuse. La probabilité total de X est

$$p(x) = \int_{\text{tout } y} p(y).p(x/y)dy \quad (5.3)$$

En résolvant l'intégrale de l'équation (5.3), nous obtenons

$$p(x) = \frac{2c}{\Gamma(v)} \left(\frac{cx}{2}\right)^v K_{v-1}(cx) \quad (5.4)$$

où $c = \frac{2b}{\pi/4}$ est le facteur d'échelle, et v est le même facteur de forme de l'équation précédente.

$\Gamma(\cdot)$ représente la fonction Gamma et $K_v(\cdot)$ est la fonction de Bessel modifiée d'ordre v et de deuxième espèce [23].

Le deuxième modèle du clutter obéissant à la distribution K a été proposé par Ward [24,25]. Il considère la variable aléatoire X comme le produit de deux variables aléatoires ; l'une représentant le « Speckle » et l'autre la « Texture ». Pour décrire un modèle de la distribution K à partir de la génération de la distribution gaussienne, considérons Z l'amplitude du retour du clutter de la mer. La distribution K du clutter représente la puissance du retour du clutter de la mer Z^2 comme étant le produit des deux variables aléatoires indépendantes X_S et Y c'est-à-dire :

$$Z_i^2 = X_{Si} \cdot Y_i \quad (5.5)$$

Les deux méthodes sont équivalent pour calculer la pdf de Z et nous pouvons la calculé directement si le pdf de X_S et de Y sont connues. La deuxième approche est la plus employée parce que le modèle résultant considère la forme des ondulations et la surface de la mer, pour parvenir à une justification physique intuitive des résultats. Nous adoptons alors l'approche Bayésienne. Les deux méthodes donnent exactement le même résultats pour $f_Z(z)$. X_S représente

le « Speckle » attribué à des ondes capillaires qui sont modélisées par une pdf exponentielle (le carré de Rayleigh). Y représente la « Texture » attribué à l'agitation « Swell » des ondes qui sont modélisées par une pdf Gamma. X_S varie rapidement et ses échantillons sont modélisés d'une façon à ne pas être corrélés. Par contre, Y est modélisé d'une manière à ce que ses échantillons soient corrélés. De toute façon, Z n'accomplit jamais une corrélation parfaite à cause de la présence de X_S . Mais, notre étude consiste à ne pas considérer la corrélation entre les deux composantes. En utilisant la formule Bayésienne pour calculer la pdf des variables aléatoires Z_i , $i=1,2,\dots, N$ distribuées selon K, nous formons l'équation (5.3). Pour la réalisation des vecteurs de la distribution K utilisés dans les simulations. L'approche du produit indiqué dans l'équation (5.5) est considérée.

Dans la Figure 5.1 nous montrons le traitement nécessaire pour générer des vecteurs distribués selon K. Les variables aléatoires $v_{1,i}, \dots, v_{\theta+2,i}$ sont indépendantes, non corrélées et distribuées identiquement (avec $\theta = 2v$). Le total des $(\theta+2)$ variables aléatoires sont traitées ; les premières variables allant de 1 jusqu'à θ forment la variable aléatoire Y, et les deux suivantes forment la variable aléatoire distribuée exponentiellement X_S . De cela, il est facile de montrer que la pdf de Z est distribuée selon K [26].

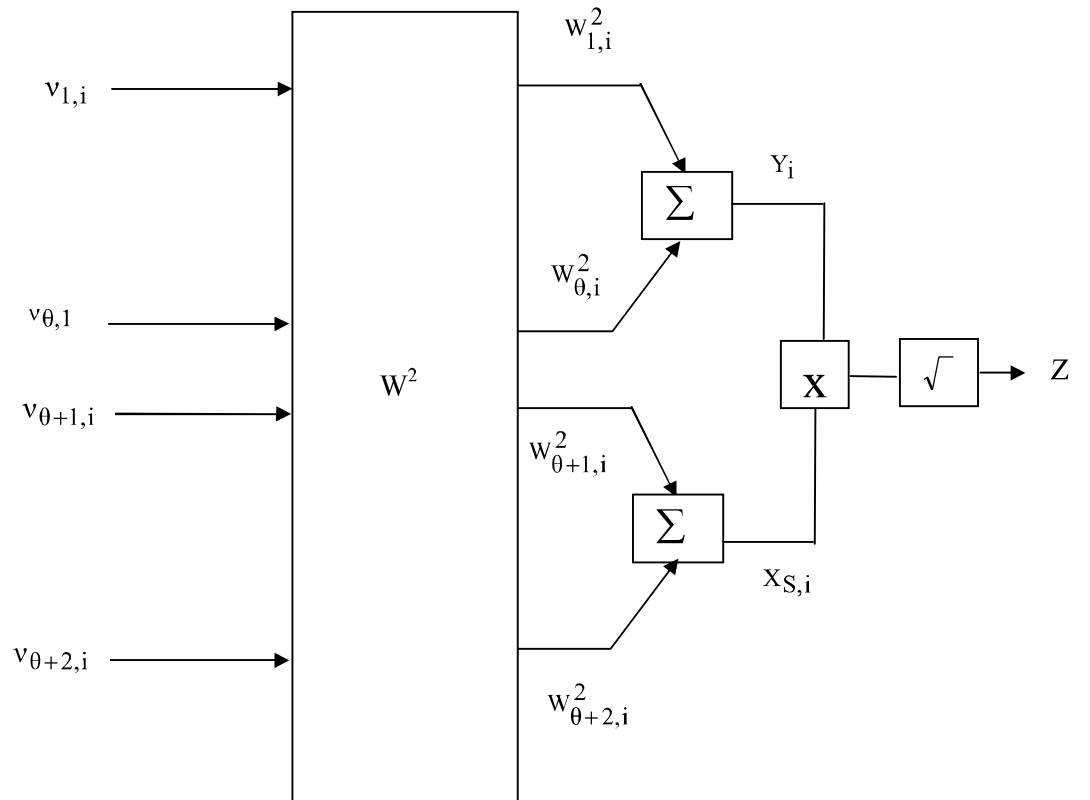


Figure 5.1 Génération de la distribution K

La probabilité de détection est fonction de quatre paramètres : nombre de cellule de référence N , la P_{fa} , le rapport signal sur clutter (SCR) et le facteur de forme v . Pour déterminer les performances du système proposé, nous présentons la probabilité de détection en fonction du SCR pour différentes valeurs de v . La constante de seuillage est calculée numériquement à partir de P_{fa} du détecteur CA-CFAR opérant sur la mer obéissant à la distribution K en utilisant la simulation du Monte Carlo. Une fois les bonnes valeurs de T sont obtenues, nous pouvons ainsi simuler la probabilité de détection donnée par l'expression [27] :

$$P_d = -\frac{1}{2\pi} \int_c \omega^{-1} \varphi_{R/H_1}(\omega) d\omega \quad (5.6)$$

Le rapport signal sur le clutter SCR est donné par l'expression :

$$SCR = 10 \text{Log} \frac{\sigma_s^2}{\sigma_c^2} \quad (5.7)$$

Avec σ_s^2 la puissance du signal et σ_c^2 la puissance du clutter. Puisque les variables aléatoires à la sortie des cellules sont supposées de moyennes zéro, la puissance du clutter est :

$$\sigma_c^2 = E[Q_0^2] = \int_0^{\infty} q_0^2 f(q_0) dq_0 \quad (5.8)$$

Alors que la puissance conditionnelle à B_i est :

$$\sigma_{c/B_0}^2 = \int_0^{\infty} q_0^2 f_{Q_0/B_0}(q_0) dq_0 \quad (5.9)$$

Le signal de la cible est distribué exponentiellement, alors que le clutter dans la cellule test est toujours distribué K . A partir de l'équation (5.9), nous obtenons l'expression suivante :

$$\sigma_{c/B_0}^2 = \int_0^{\infty} \frac{q_0^2}{B_0} e^{-q_0/B_0} dq_0 \quad (5.10)$$

Cette intégrale est de la forme [28]

$$\int_0^{\infty} x^n e^{-\alpha x} dx = \frac{n!}{\alpha^{n+1}} \quad (5.11)$$

Dans notre cas, $n=2$ et $\alpha = \frac{1}{B_0}$ ce qui fait que

$$\sigma_{c/B_0}^2 = \int_0^{\infty} \frac{q_0^2}{B_0} e^{-q_0/B_0} dq_0 = 2B_0^2 \quad (5.12)$$

Et la puissance du clutter devient

$$\sigma_c^2 = \int_0^{\infty} 2B_0^2 \left(\frac{\alpha}{\Gamma(v)} (\alpha B_0)^{v-1} e^{-\alpha B_0} \right) dB_0 = 8 v (v+1) \quad (5.13)$$

La substitution de (5.13) dans (5.7) nous donne le SCR qui est :

$$\begin{aligned} \text{SCR} &= 10 \text{Log} \frac{\sigma_s^2}{\sigma_c^2} = 10 \text{Log} \frac{S}{\sigma_c^2} \\ &= 10 \text{Log} \frac{S}{8 v (v+1)} \end{aligned} \quad (5.14)$$

De ce fait nous tirons l'expression de S

$$S = 8v(v+1)10^{\text{SCR}/10} \quad (5.15)$$

5.3 Etude du détecteur VI-CFAR

5.3.1 Fonctionnement du détecteur VI-CFAR

Le schéma du processeur VI-CFAR [18] est montré dans la Figure 5.2. Les signaux en phase et en quadrature de phase (I et S) forment l'entrée du détecteur quadratique qui a pour fonction de détecter l'enveloppe du signal. A la sortie du détecteur quadratique le signal est échantillonné en portée et envoyé dans un registre à décalage constitué de cellules destinées à couvrir l'ensemble de la distance à surveiller. En effet, la portée du radar est divisée en plusieurs centaines de cellules et le test de détection dans chaque cellule utilise une fenêtre de N cellules, n cellules adjacentes qui précèdent la cellule test et n autres cellules adjacentes qui la succèdent ($N=2n$). Pour un environnement homogène, on suppose que les signaux I et S sont indépendants et identiquement distribués (IID) et sont des processus aléatoires gaussiens de moyenne nulle. Par conséquent, le signal à la sortie du détecteur quadratique est une variable aléatoire qui suit la distribution exponentielle.

Pour chaque cellule de référence, le processeur VI-CFAR fait la décision sur la présence ou l'absence d'une cible basée sur la comparaison du contenu de la cellule test à un seuil adaptatif. La valeur du seuil adaptatif est obtenue en pondérant le facteur multiplicatif (T) par la puissance estimée du bruit/clutter. Le VI-CFAR choisit une partie de la fenêtre de référence pour estimer la puissance du bruit/clutter.

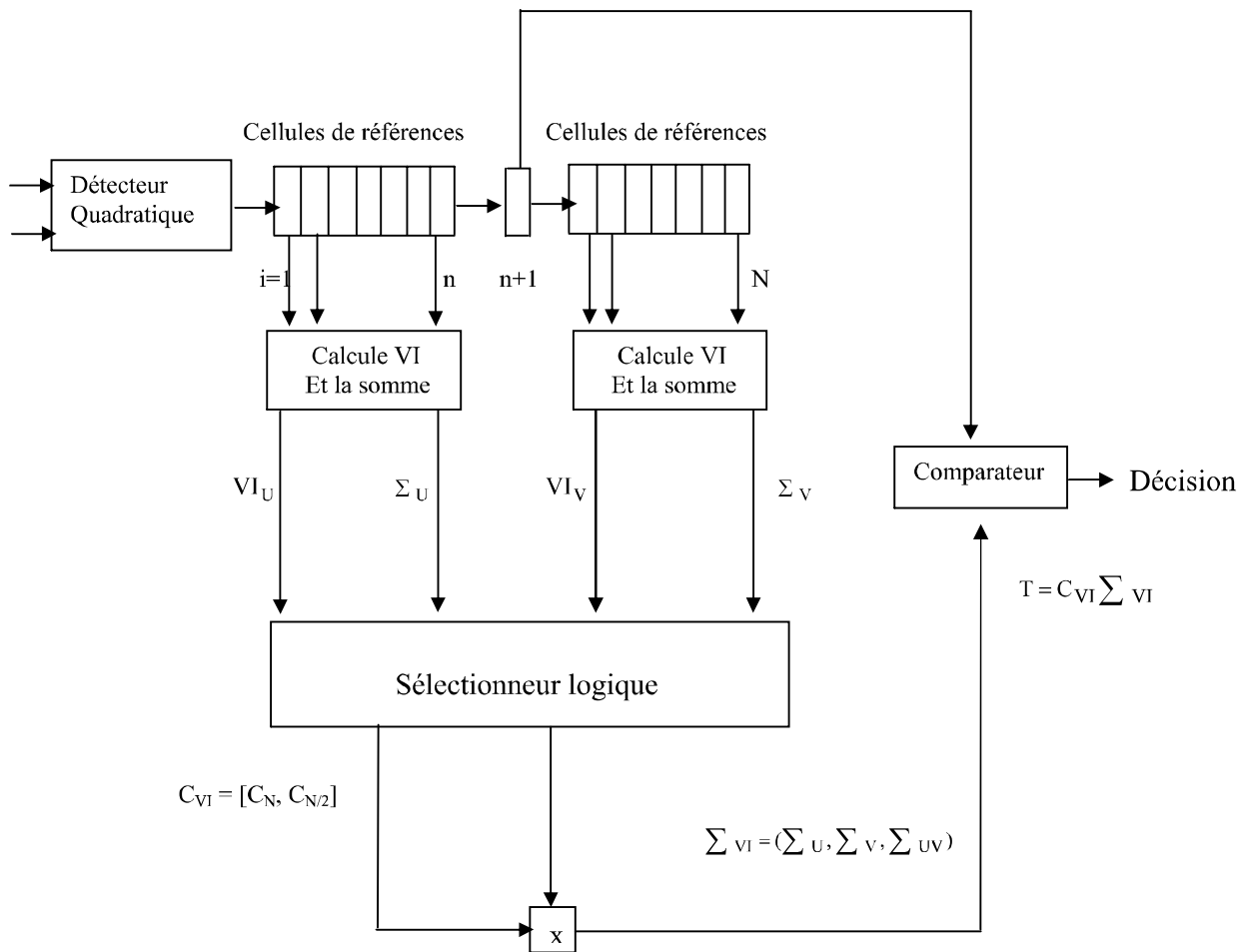


Figure. 5.2 Détecteur VI-CFAR

5.3.2 Définition des paramètres VI et VI*

Le paramètre VI est une statistique du second d'ordre qui est étroitement lié à l'estimation du paramètre de forme. Sa valeur est fonction de la moyenne et de la variance estimée.

Le VI est alors calculé pour chaque fenêtre, en utilisant la formule suivante [18] :

$$VI = 1 + \frac{\hat{\sigma}^2}{\hat{\mu}^2} = 1 + \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \frac{(Q_i - \bar{Q})^2}{(\bar{Q})^2} \quad (5.16)$$

Pour des raisons d'implémentation, il est possible de faire une réduction dans le calcul associé à la génération de la statistique VI en utilisant une définition alternative. Dans ce cas, la statistique simplifiée dans l'équation (5.17) est obtenue en utilisant l'estimateur biaisé du maximum de Vraisemblance.

Le VI* est calculé pour chaque fenêtre, en utilisant la formule suivante [18] :

$$\begin{aligned} VI^* &= 1 + \frac{\hat{\sigma}^2}{\hat{\mu}^2} = 1 + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(Q_i - \bar{Q})^2}{(\bar{Q})^2} \\ &= n \cdot \frac{\sum_{i=1}^n (Q_i)^2}{(\sum_{i=1}^n Q_i)^2} \end{aligned} \quad (5.17)$$

Le VI est comparé à un seuil pour décider si les cellules (où le paramètre VI est calculé) sont dans l'environnement homogène (non variable) ou dans un environnement non homogène (variable) utilisant les test d'hypothèses suivante[18]:

$$\begin{aligned} VI \leq K_{VI} &\Rightarrow \text{non variable} \\ VI > K_{VI} &\Rightarrow \text{variable} \end{aligned} \quad (5.18)$$

5.3.3 Définition de paramètre MR

Le MR est définit comme étant le rapport des moyennes des fenêtres U et V qui est donné par la relation suivante [18]:

$$MR = \frac{\bar{Q}_U}{\bar{Q}_V} = \frac{\sum_{i \in U} Q_i}{\sum_{i \in V} Q_i} \quad (5.19)$$

où \bar{Q}_U et \bar{Q}_V sont les moyennes des cellules dans les fenêtres U et V respectivement.

Le MR est comparé avec un seuil et son inverse pour décider si les moyennes des cellules dans les fenêtres de référence sont les mêmes ou différentes, utilisant les testes d'hypothèse suivants [18]:

$$\begin{aligned} K_{MR}^{-1} \leq MR \leq K_{MR} &\Rightarrow \text{même moyennes} \\ MR \leq K_{MR}^{-1} \text{ ou } MR > K_{MR} &\Rightarrow \text{moyennes différents} \end{aligned} \quad (5.20)$$

5.3.4 Opération du VI-CFAR dans différents environnements

A. Environnement homogène

Supposons que les valeurs des seuils K_{VI} et K_{MR} sont spécifiées à priori, alors les résultats des deux test d'hypothèses dans un environnement homogène décide que chaque fenêtre de référence est non variable et les moyennes des deux fenêtres de référence sont les mêmes. Cette situation correspond à la première ligne du tableau 5.1. Dans ce cas, le détecteur VI-CFAR se comporte comme le CA-CFAR [1], qui assure une perte de détection faible par rapport au CA-CFAR

B. Environnement de cibles multiples

Si une ou plusieurs cibles interférentes sont présentes dans les fenêtres de référence, les VIs correspondant à chaque fenêtre indique que ces fenêtres sont variable (ou non homogène). Si cette situation se produit dans une seule fenêtre de référence, l'autre fenêtre est choisie pour estimer la puissance du bruit/clutter, ce qui implique l'utilisation de l'algorithme du CA-CFAR [1]. Cette situation correspond à la troisième et quatrième ligne du tableau 5.1.

Quand les VIs calculés indique que les deux fenêtres sont variables (non homogène), la fenêtre de référence avec la plus petite moyenne sera choisie pour estimer la puissance du clutter en utilisant l'algorithme du SO-CFAR [11]. (ligne 5 du tableau 5.1)

C. Environnement de bord du clutter

L'environnement de bord du clutter est définit comme un changement brusque de la puissance du bruit/clutter à l'intérieur des fenêtres de référence. Le clutter représente tous les échos indésirables réfléchis par différents objets tels que : la pluie, les montagnes, les nuages

...etc. Si le clutter se développe dans la fenêtre de référence, une ou plusieurs cellules contiennent une puissance élevée basée sur le rapport clutter sur bruit (CNR). Cette situation est semblable à celle des cibles interférentes. Si le clutter continue sa progression dans la demi fenêtre de référence, la fenêtre contenant le clutter est considérée comme homogène par rapport à la fenêtre qui contient le bruit. Donc les moyennes des fenêtres sont différentes et l'algorithme de sélection des fenêtres choisi la fenêtre avec la plus grande moyenne des cellules [10]. Si le bord de clutter atteint la deuxième fenêtre cette dernière est considérée comme non homogène et la première fenêtre contiendra un clutter homogène. Dans ce cas l'algorithme de sélection des deux fenêtres choisira la fenêtre homogène pour l'estimation. (troisième et quatrième ligne du tableau 5.1). Finalement, si le clutter est présent dans les deux fenêtres de référence, l'algorithme choisi les deux fenêtres (première ligne du tableau 5.1).

5.3.5 La sélection des paramètres de VI-CFAR

La performance du processeur VI-CFAR est basée essentiellement sur les valeurs des paramètres utilisés N , C_N , $C_{N/2}$, K_{VI} , K_{MR} ces paramètres doivent être constants et indépendants pour les trois environnements (homogène, multi-cibles, ainsi que le bord du clutter). Dans un environnement homogène, le but du VI-CFAR est de se rapprocher des performances du détecteur CA-CFAR. Ceci implique que les seuils K_{VI} et K_{MR} sont choisis de manière à assurer une probabilité d'erreur minimale. Dans ce cas, il existe deux types d'erreurs [18]. Pour le test d'hypothèse sur VI, α_0 est la probabilité d'erreur pour qu'un environnement homogène est classé comme variable

α_0 est donné par la relation suivante :

$$\alpha_0 = \text{Prob}\left[VI > K_{VI} / \text{Environnement homogène}\right] \quad (5.21)$$

D'une manière similaire l'erreur β_0 est associée au test d'hypothèse sur MR de telle façon que les moyennes dans les fenêtres U et V sont considérées différentes dans un environnement homogène

β_0 est donné par la relation suivante :

$$\beta_0 = 1 - \text{Prob}\left[1/K_{MR} \leq MR \leq K_{MR} / \text{Environnement homogène}\right] \quad (5.22)$$

Dans un environnement homogène, le facteur de seuil C_N est évalué en se basant sur le détecteur CA-CFAR. Cette constante est calculée à partir de N cellules de référence et la P_{fa} est donnée par la relation suivante [18] :

$$C_N = (P_{fa \text{ nominal}}^{CA})^{\frac{-1}{N}} - 1 \quad (5.23)$$

L'opération désirée du processeur VI-CFAR dans un environnement non homogène est réalisée pour obtenir la constante $C_{N/2}$. Dans le cas d'un milieu contenant des cibles interférentes dans chacune des fenêtres U et V ainsi que le cas du bord du clutter à la cellule test. Le VI-CFAR choisit idéalement une demi- fenêtre qui peut être utilisée pour effectuer l'estimation de la puissance du bruit/clutter (choisit la fenêtre qui ne contient pas les cibles interférentes ou la fenêtre correspond à la plus grande puissance du clutter). Dans ces cas, le calcul de la constante $C_{N/2}$ est basé sur la P_{fa} et $N/2$ comme le montre la formule suivante [18] :

$$C_{N/2} = (P_{fa \text{ nominal}}^{CA})^{-\frac{1}{N/2}} - 1 \quad (5.24)$$

Fenêtre U Variable ?	Fenêtre V Variable ?	Moyennes différents?	Le seuil adaptatif De VI-CFAR	Méthode équivalent de CFAR
Non	Non	Non	$C_N \sum_{UV}$	CA-CFAR
Non	Non	Oui	$C_{N/2} \cdot \max(\sum_U, \sum_V)$	GO-CFAR
Oui	Non	Non	$C_{N/2} \cdot \sum_V$	CA-CFAR
Non	Oui	Oui	$C_{N/2} \cdot \sum_U$	CA-CFAR
Oui	Oui	Oui	$C_{N/2} \cdot \min(\sum_U, \sum_V)$	SO-CFAR

Tableau.5.1

5.4 Résultats et discussions

Nous examinons les performances du détecteur VI-CFAR pour une cible de type swerling I dans un clutter de distribution K, en utilisant une combinaison d'analyse basée sur la formulation du modèle de clutter de distribution K et de la simulation de Monte Carlo. Les résultats ont été obtenus pour un facteur de forme ayant des valeurs 0.5, 1, 2 et 3 et pour un nombre de cellules de références égal à 36. Figures 5.3 et 5.4 illustrent la variation des erreurs α_0 et β_0 en fonction des seuils K_{VI} et K_{MR} et du paramètre de forme. Il est instructif d'observer la diminution de ces valeurs d'erreur avec l'augmentation des valeurs des seuils K_{VI} et K_{MR} et du paramètre de forme v . La Figure 5.5 montre l'utilité de la statistique VI dans la discrimination entre une fenêtre qui contient des cellules homogènes et l'autre fenêtre qui contient une cible interférente. Nous supposons que la cible fluctue selon le modèle de Swerling I et la valeur du rapport du Signal sur le clutter (SCR) dénote la puissance de la cible interférente. Pour une valeur donnée du facteur de forme v , la probabilité pour classifier l'environnement « variable » augmente avec le SCR de la cible interférente et le facteur de forme v .

Ensuite, la performance du détecteur VI-CFAR contenant 36 cellules de référence a été examinée dans l'environnement homogène où les échantillons sont tous distribués selon la distribution K et d'un milieu non homogène en présence d'interférences, nous supposons que les cibles interférentes peuvent être localisées dans une seule fenêtre de référence.

Les constantes C_N et $C_{N/2}$ sont obtenues par moyen de simulation du Monte-Carlo à partir de la probabilité de fausse alarme de détecteur CA-CFAR opérant sur la mer obéissant à la distribution K dans une situation sans interférence, en utilisant N et N/2 cellules de référence respectivement pour fournir une probabilité de fausse alarme $P_{fa} = 10^{-4}$. Les résultats sont obtenus pour un facteur de forme ayant la valeur 0.5, 1, 2 et 3. La Figure 5.6 représente P_d du VI-CFAR en fonction du SCR de la cible à la cellule test dans un environnement homogène pour des valeurs du paramètre de forme égales à 3, à 2, à 1 et à 0.5. Nous observons que la meilleure P_d du VI-CFAR est obtenue pour une valeur de facteur de forme égale à 3. Dans la Figure 5.7 nous présentons les probabilités de sélection des deux fenêtres de références qui sont constantes dans un environnement homogène en fonction du paramètre de forme.

Nous observons que la probabilité de choisir les deux fenêtres de références augmente avec le facteur de forme. Figure. 5.8 montre P_d de VI-CFAR dans un environnement avec une seule cible interférente avec différentes valeurs du facteur de forme.

Nous observons que P_d de VI-CFAR augmente quand v augmente. Les probabilités de sélection de la deuxième fenêtre de référence sont présentées dans la Figure 5.9 en fonction du SCR de la cible interférente. Les mêmes observations que la Figure 5.8 peuvent être faites.

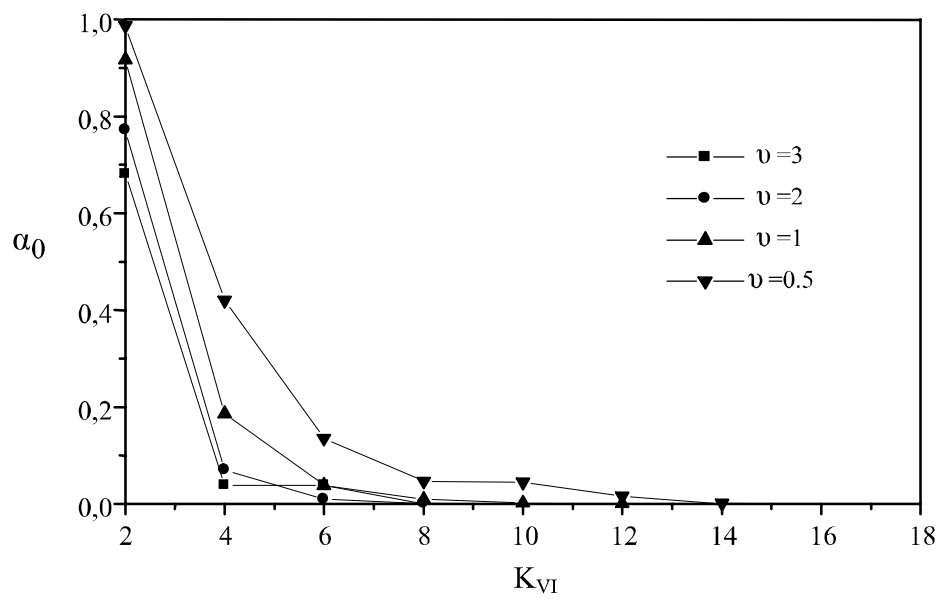


Figure 5.3 L'erreur α_0 en fonction du seuil K_{VI} pour différentes valeurs de ν

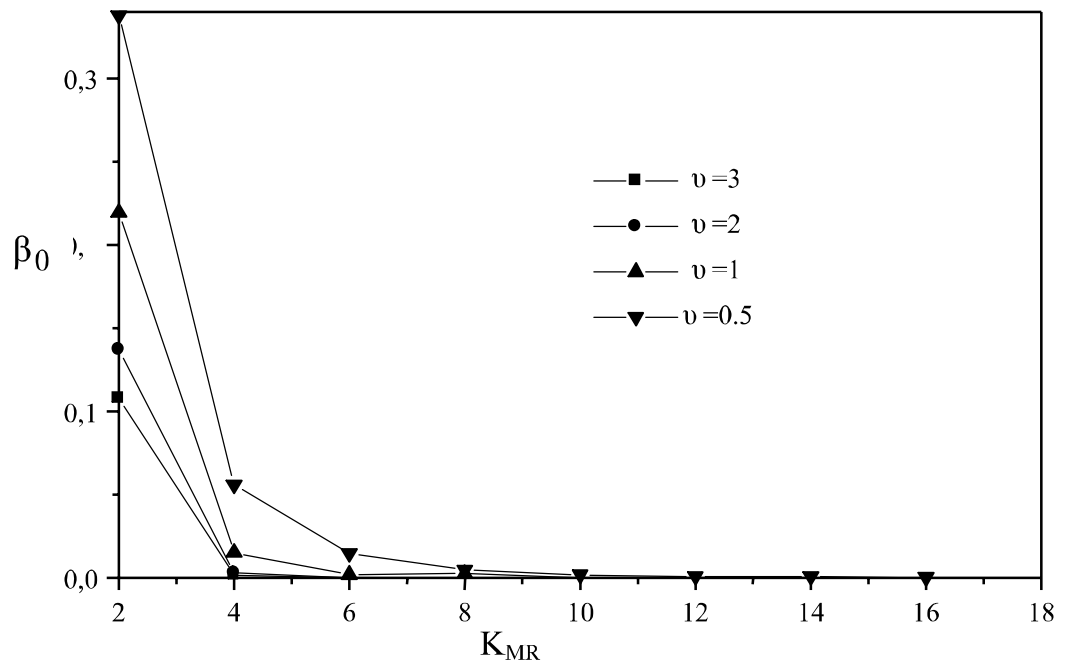


Figure 5.4 L'erreur β_0 en fonction du seuil K_{MR} pour différentes valeurs de ν

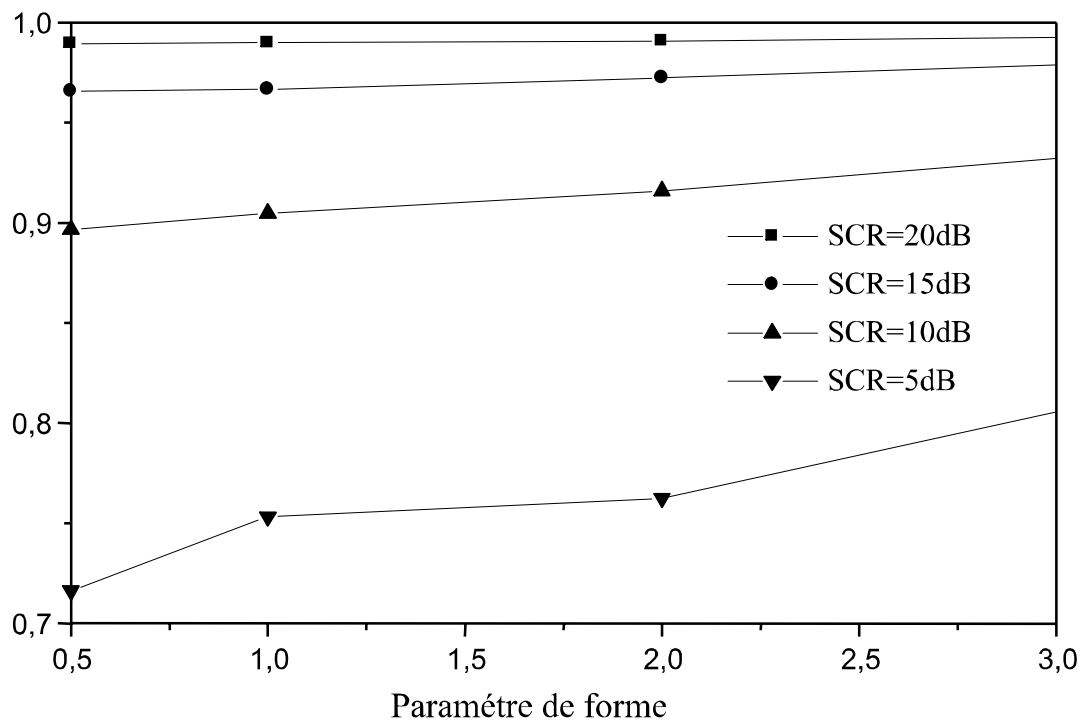


Figure 5.5 Probabilité de décision variable en fonction de ν dans un environnement d'une seule cible interférente pour $N=36$.

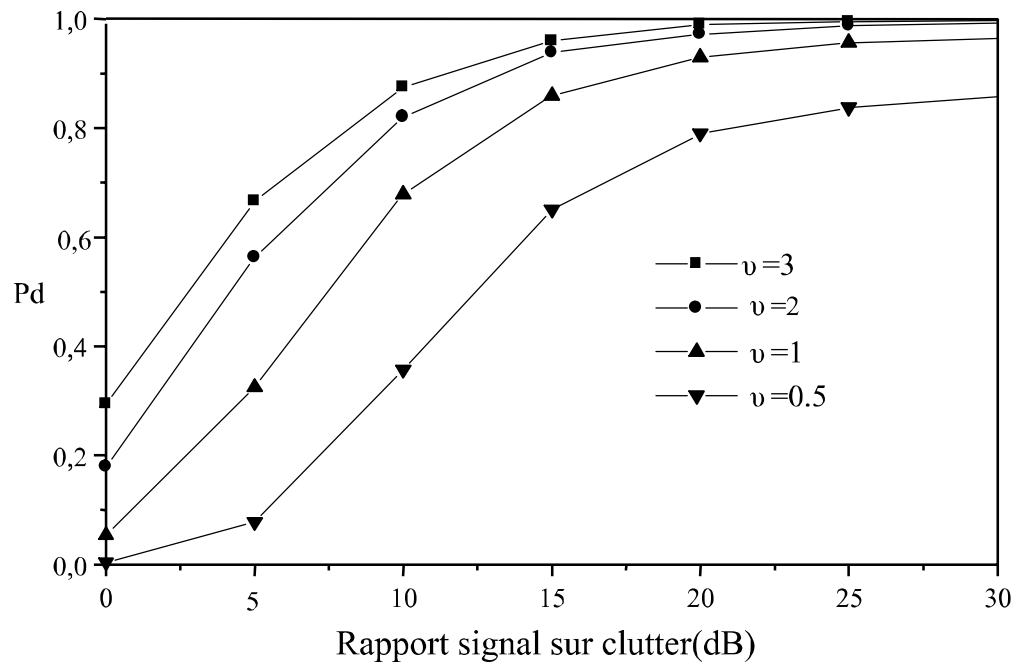


Figure 5.6 Probabilité de détection du VI-CFAR dans un environnement homogène pour différentes valeurs de ν , $N=36$, $P_{fa}=10^{-4}$, $K_{MR}=4$ et $K_{VI}=8$

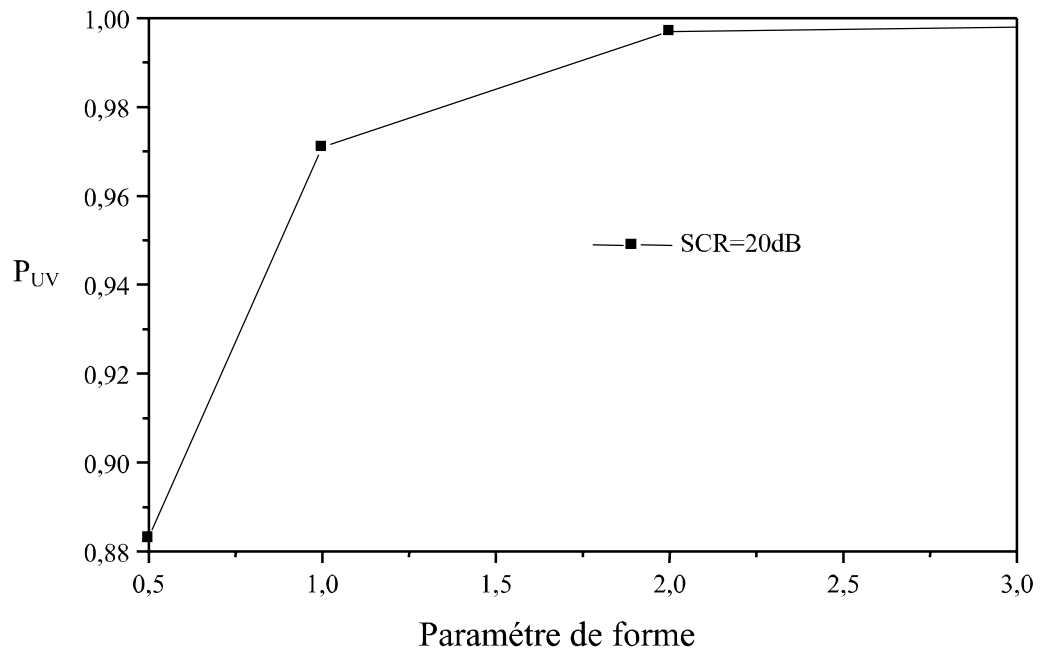


Figure 5.7 Probabilité de sélection des deux fenêtre de référence en fonction de ν dans un environnement homogène, pour $N=36$, $P_{fa}=10^{-4}$, $K_{MR}=4$ et $K_{VI}=8$

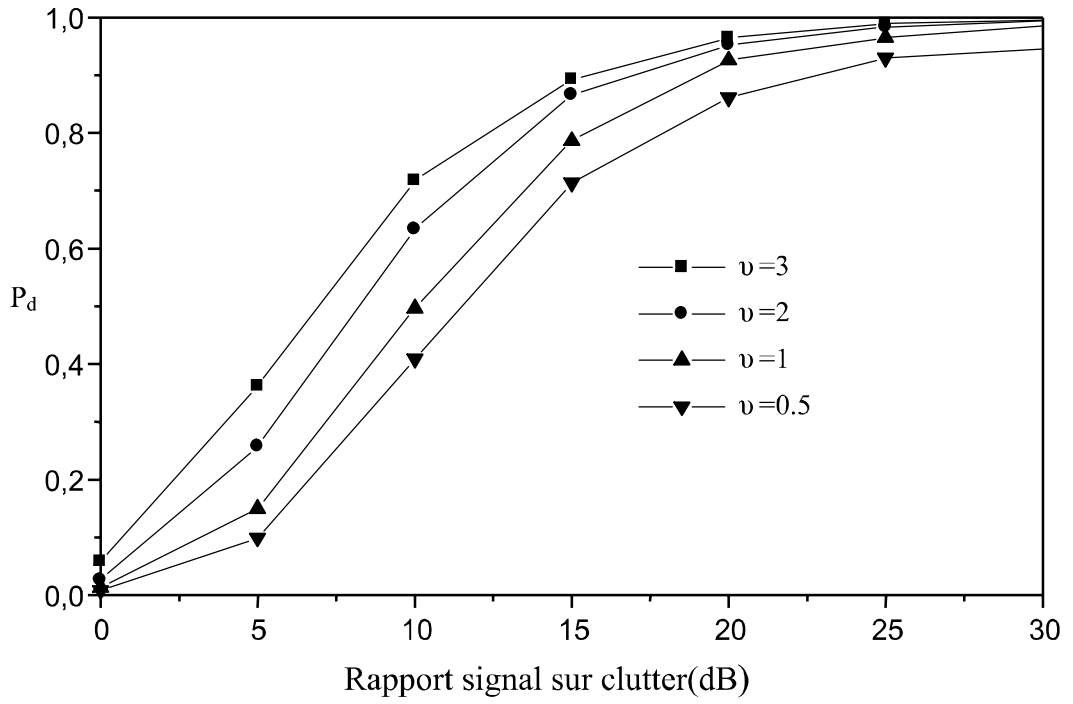


Figure 5.8 Probabilité de détection du VI-CFAR dans un environnement d'une seule cibles interférente pour différentes valeurs de ν , pour $N=36$, $P_{fa}=10^{-4}$, $K_{MR}=4$ et $K_{VI}=8$

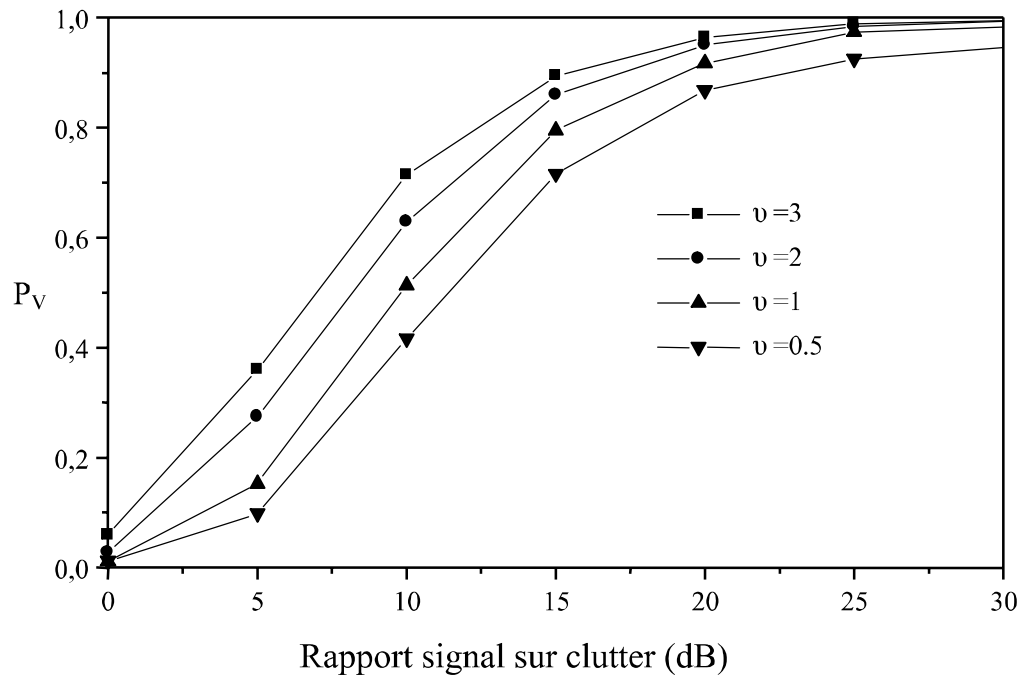


Figure 5.9 Probabilité de la sélection de la deuxième fenêtre de référence du VI-CFAR dans un environnement d'une seule cible interférente pour différentes valeurs de ν pour $N=36$, $P_{fa}=10^{-4}$, $K_{MR}=4$ et $K_{VI}=8$.

5.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons analysé les performances du détecteur VI-CFAR dans un clutter de distribution K . Les résultats obtenus montrent que le VI-CFAR peut tenir la propriété de CFAR quand le facteur de forme est connu. Nous avons également fourni la probabilité de détection pour différents facteurs de forme et nous avons calculé les seuils K_{VI} et de K_{MR} . Les résultats obtenus montrent également que la performance du VI-CFAR dans un clutter de distribution K est améliorée dans le l'environnement homogène et non homogène provoqués par les cibles multiples, l'étude des performances montre que la détection augmente quand la mer est calme ; c'est-à-dire, quand le facteur de forme est grand.

Conclusion générale

Résumé :

Dans ce chapitre, nous rappelons l'essentiel de notre contribution. Puis nous y évoquons quelques suggestions d'extensions possibles à notre travail.

6.1 Conclusions générales

Dans cette thèse, nous avons considéré le problème de la détection adaptative à taux de fausse alarme constant dans des environnements homogènes et non homogènes. Dans le but d'améliorer les performances globales du système, nous avons proposé dans le premier problème le détecteur GS-CFAR qui est une généralisation de détecteur S-CFAR. Dans le deuxième problème nous avons étudié les performances du détecteur SOSCA-CFAR pour des cibles fluctuantes selon le modèle de Swerling I. Ensuite, nous avons présenté une analyse et une étude du détecteur VI-CFAR dans un clutter de distribution K.

Le premier problème étudié consiste en l'amélioration du détecteur S-CFAR dans le cas de milieu non homogène en présence d'une combinaison d'un effet de bord plus les cibles interférentes. Puisque l'OS-CFAR donne de meilleures performances que le CA-CFAR dans un environnement de plusieurs cibles interférentes, nous avons ajouté la technique de la statistique d'ordre dans le S-CFAR et le nouvel algorithme ainsi obtenu est appelé le GS-CFAR. Une comparaison avec d'autres algorithmes CFAR existants tels que le CA-CFAR, OS-CFAR et S-CFAR ont été donnés. Nous avons présenté une analyse théorique du détecteur GS-CFAR dans le milieu homogène. Les résultats obtenus ont montré que le processeur GS-CFAR combine les meilleurs performance des détecteurs S-CFAR et OS-CFAR. D'autre part, nous pouvons conclure aussi que le GS-CFAR peut augmenter la probabilité de détection particulièrement dans le cas où quelques cibles interférentes sont présentes dans l'environnement de bord du clutter.

Le deuxième problème a été consacré à l'analyse du détecteur SOSCA-CFAR qui consiste en l'amélioration du détecteur MOSCA-CFAR dans le cas de milieu non homogène en présence des cibles interférentes dans les deux fenêtres de références. Nous avons obtenue une forme compacte de la probabilité de détection et de fausse alarme dans un environnement homogène. Nous avons évalué les performances de la détection du SOSCA-CFAR pour une cible de type Swerling I dans le cas de l'environnement homogène et non homogène y compris un environnement constitué de plusieurs cibles ainsi que le bord du clutter. Les résultats obtenus ont montré que le processeur SOSCA-CFAR montre une faible perte en détection dans un environnement homogène et assure une grande robustesse dans l'environnement de plusieurs

cibles interférentes, et en plus le SOSCA-CFAR performe mieux que l'OS-CFAR dans un environnement de plusieurs cibles interférentes.

Dans le troisième problème nous avons étudié et analysé les performances du détecteur VI-CFAR opérant dans un clutter de mer obéissant à la distribution K. Nous avons présenté une analyse complète du détecteur VI-CFAR. Nous avons constaté que la probabilité de détecteur VI-CFAR est fonction du SCR, du nombre des cellules N, la Pfa, les seuils K_{VI} et K_{MR} et du facteur de forme. Les performances du détecteur VI-CFAR en fonction du paramètre de forme ont été présentées et discutées. Les résultats obtenus ont montré également que la performance du VI-CFAR dans un clutter de distribution K est améliorée dans un environnement homogène et non homogène provoqués par la présence de cibles multiples. L'étude des performances a montré que la détection se dégrade quand la mer est agitée ; c'est-à-dire, quand le facteur de forme est petit.

6.2 Perspectives

Pour de futures travaux de recherche dans ce domaine, on suggère de généraliser les mêmes concepts du détecteur GS-CFAR dans le quel le $K^{\text{ème}}$ échantillon ordonné est utilisé pour les deux cas $\eta_0 > N_T$ et $\eta_0 \leq N_T$.

Annexe

Dans cette partie, Nous calculons la moyenne du Pd si le $K^{\text{émc}}$ échantillon ordonné est choisi, Pd est donné par :

$$P_1(N_T, K, \alpha, B_1 | z) = \sum_{\eta_0=0}^{N_T} \binom{2N}{\eta_0} \sum_{p=0}^{\eta_0} \binom{\eta_0}{p} (-1)^p e^{-z[A_p + (2N-K)\delta]} \times \sum_{i=K}^{2N} \binom{2N}{i} (1 - e^{-\delta z})^K \quad (1)$$

La moyenne de (1) autour de la pdf de z , nous obtenons :

$$\begin{aligned} E_z(P_1(N_T, K, \alpha, B_1 | z)) &= \frac{1}{\sigma + 1} \int_0^\infty e^{-\left(\frac{z}{\sigma+1}\right)} P_1(N_T, K, \alpha, B_1 | z) dz \\ &= \frac{1}{\sigma + 1} \int_0^\infty e^{-\left(\frac{z}{\sigma+1}\right)} \sum_{\eta_0=0}^{N_T} \binom{2N}{\eta_0} \sum_{p=0}^{\eta_0} \binom{\eta_0}{p} (-1)^p e^{-z[A_p + (2N-K)\delta]} \times \sum_{i=K}^{2N} \binom{2N}{i} (1 - e^{-\delta z})^K dz \end{aligned}$$

$$= \frac{1}{\sigma + 1} \sum_{\eta_0=0}^{N_T} \binom{2N}{\eta_0} \sum_{p=0}^{\eta_0} \binom{\eta_0}{p} (-1)^p \sum_{i=K}^{2N} \binom{2N}{i} \int_0^\infty e^{-z\left[\frac{1}{\sigma+1} + A_p + (2N-K)\delta\right]} (1 - e^{-\delta z})^K dz$$

$$(2) \quad I = \int_0^\infty e^{-z\left[\frac{1}{\sigma+1} + A_p + (2N-K)\delta\right]} (1 - e^{-\delta z})^K dz$$

(3)

$$y = \delta z$$

Nous obtenons après la substitution dans (3):

$$\begin{aligned} I &= \frac{1}{\delta} \int_0^\infty e^{-y\left[\frac{1}{\delta}\left(\frac{1}{\sigma+1} + A_p\right) + (2N-K)\right]} (1 - e^{-y})^K dy \\ &= \frac{1}{\delta} \int_0^\infty e^{-y\left[\frac{1}{\delta}\left(\frac{1}{\sigma+1} + A_p\right) - 1\right]} e^{-y(2N-K+1)} (1 - e^{-y})^K dy \\ &= \frac{1}{\delta} \int_0^\infty e^{-yB_p} e^{-y(2N-K+1)} (1 - e^{-y})^K dy \end{aligned} \quad (4)$$

$$\text{Où } B_p = \frac{B_1}{2N} \left[\frac{1}{\sigma+1} + (p + 2N - \eta_0)\alpha \right] - 1, \quad \delta = \frac{2N}{B_1} \text{ and } A_p = (p + 2N - \eta_0)\alpha.$$

$$\int_0^\infty e^{-yB_p} e^{-y(2N-K+1)} (1 - e^{-y})^K dy = \frac{\Gamma(2N - K + B_p + 1) \Gamma(K)}{\Gamma(2N + B_p + 1)} \quad (5)$$

Où $\Gamma(\cdot)$ est la fonction Gamma.

Substitution (5) dans (2), nous obtenons :

$$E_z(P_1(N_T, K, \alpha, B_1|_z)) = \frac{1}{\sigma + 1} \frac{1}{\delta} \sum_{\eta_0=0}^{N_T} \binom{2N}{\eta_0} \sum_{p=0}^{\eta_0} \binom{\eta_0}{p} (-1)^p \times \sum_{i=K}^{2N} \binom{2N}{i} \frac{\Gamma(2N - K + B_p + 1) \Gamma(K)}{\Gamma(2N + B_p + 1)}$$

References

- [1] Finn, H.M and Johnson, R.S. « Adaptive detection mode with threshold control as function of spatially sampled clutter level estimates», *RCA Rev.* Vol 29(3) (September 1968) 414-464. »
- [2] Soltani, F, «Détection adaptative CFAR dans un clutter non homogène gaussien et K distribué avec corrélation partielle». Thèse de doctorat d'état, université de Constantine, 1999.
- [3] Shnidman, D.A, «Generalized radar clutter model», *IEEE Transactions on Aerospace and electronic system*, Vol 35, N^o 3, pp 5570-865,1999.
- [4] Jakeman,E, and Pursey, P.N. «A model for non-Rayleigh sea echo »,*IEEE Transactions on antennas and propagation*, Vol 24 N^o 6,1976, 806-814.
- [5] Skolnik,M.L, «Introduction to radar systems», Mc Graw- Hil, New York 1980.
- [6] Abraham, C et al., «Encyclopédie des sciences industrielles », *Quillet Mécanique application et transport*, Librairie Aristide Quillet, Paris, France, 1974.
- [7] Rouebbeh, H and Serief, C, «Analyse des détecteurs CA-CFAR en présence de deux cibles indépendantes », *Mémoire d'ingénieur*, Institut d'Electronique, Université de Constantine, 1995.
- [8] Bouldjmar, T and Khaldi,R, , «Analyse des détecteurs détecteurs OS-CFAR et CMLD dans un environnement homogène en présence de plusieurs cibles interférentes », *Mémoire d'ingénieur*, Institut d'Electronique, Université de Constantine, 1996.
- [9] Barkat, M, «Signal detection and estimation», *Artech House*, MA, 1991.
- [10] Hansen, V.G. and Sawyers, J.H. « Constant false alarm rate processing in search radars», in proceeding of the *IEEE international Radar conference* (1973) 325-332.
- [11] Trunk, G.V. «Range resolution of targets using automatic detectors, *IEEE Trans.Aerospace Electronic systems*, Vol 14 (1978) 750-755.
- [12] Rickard, J.T and Dillard,G.M, «Adaptive detection algorithms for multiple targets situations», *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-13, pp,338-343, July1977.
- [13] Ritcey,J.T, «Performance analysis of the censored mean-level detectors», *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES- 22,(4),pp,443-454,1986.
- [14] Barkat,M, Himonas,S.D and Varshney,P.K, «CFAR detection for multiple targets Situations », *IEE Proceedings* ,Vol 136,Pt.F, N^o 5, pp 193-209, October 1989.
- [15] Rohling,H, Radar CFAR «thresholding in clutter and multiple target situations », *IEEE Trans. Aerospace Electron. Systems*. Vol 19 (July 1983) 608-621.

- [16] Gandhi, P.P and Kassam, S.A «Analysis of CFAR processors in non homogeneous Background », *IEEE Trans. Aerospace Electron. Systems*, Vol 24 (July 1988) 427- 425.
- [17] Viswanathan, R and. Eftekhari, A, «A selection and estimation test for multiple target detection », *IEEE Trans. Aerospace. Electronic Systems*, Vol 28 (April 1992) 505-519.
- [18] Smith, M and Varshney, P.K, « Intelligent CFAR processor based on data variability », *IEEE transactions on aerospace and electronic systems*, 873-847 2000.
- [19] HE, Y, GUAN, J and PENG, Y, «A new CFAR detector based on order statistics and cell averaging », *Department of Electronic Engineering, Tsinghua university, Beijing 100084, China*.
- [20] Tri. Tan, Van. Cao, A CFAR «Thresholding approach based on test cell statistics», *Proceedings of the IEEE Radar Conference*, April 2004, Philadelphia, USA.
- [21] HE, Y and Rohling, H « A new CFAR detector based on order statistics », *System Engineering and Electronic Technique*, N^o 4 1994(Chinese).
- [22] HE, Y and Rohling, H « A performance of two generalized modified order statistics CFR with automatic censoring technique in multiple target situation », *Journal of Electronics*, N^o 1, 1995, China.
- [23] Watts, S , « Cell –Averaging CFAR gain in spatially correlated K-distributed clutter », *IEEE proceeding, Radar Sonar and Navigation*, Vol 143 N^o 5, October 1996.
- [24] Ward, K.D, Baker, C.J and Watts, S, « Maritime surveillance Radar. Part 1: radar scattering from the ocean surface », *IEE proceeding*, , Vol 137 N^o 2, April 1990.
- [25] Ward, K.D, « Compound representation of high resolution sea clutter », *Electronic letters*, pp ,561-563, August 1981.
- [26] Marier, L.J, « Correlated K-distributed clutter generation for radar detection », *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System*, Vol 31 N^o 2, April 1995.
- [27] Himonas, S.D , « On adaptative and distributed CFAR detection with data fusion », *Ph D thesis , Department of Electrical Engineering, SUNY at Stony Brook, New York*, December 1989.
- [28] Barkat, m , « On adaptative Cell- Avraging CFAR radar signal detection », *Ph D thesis, Department of Electrical Engineering, Syracuse University, New York*, April 1987.