

**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE**

**Ministère De L'enseignement Supérieur Et De la Recherche Scientifique**



**Université ABDELHAMID BEN BADIS**

**\*\*\* MOSTAGANEM\*\*\***

**Faculté de génie électrique**

**Département d'électronique**



**Mémoire pour l'obtention du diplôme de**

**Magister en Electronique**

**Option : Signaux et Applications**

**Présenté par:**

**TIFOUR BENALI**

**Sujet**

**ETUDE DE LA PERFORMANCE D'UN  
DETECTEUR DANS LE DOMAINE TEMPS-  
FREQUENCE**

**Transformée De Gabor-CFAR**

**Soutenu le : 20 /02/2013, devant le jury :**

Dr **AHMADOUCHE AHMED** Président Maitre de conférences A à l'université Abdelhamid Ben Badis  
Dr **BENOTSMANE AHMED** Examineur Maitre de conférences A à l'université Abdelhamid BenBadis  
Dr **OULDMMAR MADANI** Examineur Maitre de conférences A à l'université Abdelhamid Ben Badis  
Pr **MIMI MALIKA** Rapporteur Professeur à l'université Abdelhamid Ben Badis .MOSTAGANEM

## Résumé

Habituellement, les signaux radar ont été analysés dans le domaine temporel ou fréquentiel. La transformée de Fourier (TF) se trouve au cœur d'une large gamme de techniques qui sont généralement utilisés dans l'analyse et de traitement des données de radar. Cependant, le changement de contenus fréquentiel en fonction du temps est l'une des principales caractéristiques qui a été généralement observées dans les données radar. Pour cette raison les signaux radar appartiennent à la classe des signaux non stationnaires. L'analyse des signaux non-stationnaires nécessite des techniques qui étendent de la notion de spectre de fréquence globale à une description de fréquence locale. Récemment l'analyse temps-fréquence a été devenue un domaine de recherche important dans le de traitement de signal radar. Dans ce travail, nous introduisons un système qui combine un détecteur CFAR avec un second détecteur basé sur la transformée de Gabor ,nous avons étudié ses performances. Par la suite nous avons introduit des modifications au système pour permettre au détecteur de Gabor de fournir plusieurs cartes de décision.

**Mots clés :** Ondes électromagnétiques, Radar, Détecteurs adaptatifs, Temps-fréquence,

## Abstract

Traditionally, radar signals have been analyzed in either the time or the frequency domain. The Fourier Transform (FT) is at the heart of a wide range of techniques that are generally used in radar data analysis and processing. However, the change of frequency content with time is one of the main features we generally observe in radar data. Because of this change of frequency content with time, radar signals belong to the class of non-stationary signals. The analysis of non-stationary signals requires techniques that extend the notion of a global frequency spectrum to a local frequency description. Recently, time-frequency analysis has been a major area of research in radar signal processing. In this paper, we introduce a system that combines a CFAR detector with a second detector based on Gabor transform, we study its performance. Subsequently, we introduced changes to the system to allow the detector to provide several Gabor card decision.

**Keywords:** Electromagnetic waves, Radar, adaptive Detectors, Time-frequency.

## ملخص

عادة، تم تحليل إشارات الرادار في نطاق الزمن أو التردد. وتحويل Fourier (FT) هو في قلب مجموعة واسعة من التقنيات التي تستخدم عادة في تحليل ومعالجة بيانات الرادار. ومع ذلك، فإن التغيير في محتوى التردد مع مرور الوقت هو السمة الرئيسية التي لوحظت عادة في بيانات الرادار. لهذا السبب إشارات الرادار تنتمي إلى فئة من الإشارات *non-stationnaire* تتطلب تقنيات تمتد لمفهوم الطيف الترددي إلى وصف شامل لتردد محلي. الأونة الأخيرة أصبح التحليل وقت التردد منطقة بحثية هامة في معالجة الإشارات الرادارية. في هذه الدراسة، نحن نقدم نظام يجمع بين CFAR كاشف مع جهاز كشف الثاني استنادا تحويل Gabor ، ندرس أدائه بعد ذلك قد منا تغييرات على النظام للسماح للكشف عن العديد من بطاقات Gabor

**كلمات البحث** الموجات الكهرومغناطيسية، الرادار، أجهزة الكشف المتكيف، وقت تردد



## *Dédicace*

*A MA CHÈRE MÈRE LALA*

## REMERCIEMENTS

*Je tiens à remercier avec tous les sentiments de respect mon encadreuse Pr MIMI MALIKA, professeur à l'université de Mostaganem, pour ses précieux conseils qui m'ont été d'un grand apport pour l'élaboration de mon mémoire.*

*Je tiens à exprimer toute ma reconnaissance à Mr LARBI BELKLAOUZ HADJ, Maitre assistant à l'université de Mostaganem, pour son soutien permanent.*

*Je suis ravie de pouvoir compter parmi les membres de mon jury, mes professeures Monsieur AHMADOUCHE AHMED, et BENOSMANE AHMED, Maitres de conférences à l'université de Mostaganem, je remercie également, monsieur, OULDMMAR MADANI, Maitre de conférences à l'université de Mostaganem pour ses conseils, et l'intérêt qu'il a porté à mon travail.*

*J'adresse tous mes remerciements à tous mes professeurs à l'université de Mostaganem.*

# ***SOMMAIRE***

---

-INTRODUCTION GENERALE.....	1
-MOTIVATIONS.....	2
-ORGANISATION DU MEMOIRE .....	2

## CHAPITRE 1 GENERALITE SUR LES RADARS ET LA DETECTION

1.1 Introduction .....	3
1-2 Généralité sur le système radar .....	3
1-2 -1 Histoire de radar.....	3
1-2-2 Principe de base.....	5
1-2-3 Classement des radars .....	6
1-2-4 Paramètres caractéristiques d'une impulsion RF.....	6
1-2-5 Mesure de la distance.....	7
1-2-6 Mesure de la direction.....	8
1-2-7 Mesure de la vitesse.....	8
1-2-8 L'équation radar.....	10
1-2-9 Influence du bruit à la réception.....	11
1-2-10 Modélisation des cibles.....	13
1.3 Détection des cibles .....	14
1-3-1 Test d'hypothèses.....	15
1-3-2 Terminologie.....	15
1-3-3 La règle de détection de Neyman-Pearson.....	17
1-3-4 Le test de rapport de vraisemblance.....	18
1-3-5 Détection de signal noyé dans le bruit.....	20
1-4 Les détecteurs CFAR.....	23
1-4-1 Introduction.....	23
1-4-2 Principe.....	24
1-4-3 La littérature CFAR.....	26
1-5 Conclusion .....	27

## -CHAPITRE2 ANALYSE DE QUELQUES DETECTEURS CFAR

2-1 Introduction.....	28
2-2 Analyse de CA-CFAR .....	29
2-3Analyse du détecteur GO-CFAR.....	31
2-4 Analyse du détecteur SO-CFAR.....	32
2-5 Analyse du détecteur OS-CFAR.....	33
2-6 Analyse du détecteur CM-CFAR.....	34
2-7 Analyse des résultats de simulation.....	36
2-8 Conclusion .....	40

## CHAPITRE 3 : LES REPRESENTATIONS TEMPS-FREQUENCE

3-1 Introduction .....	41
3-2 La transformée de Gabor(TFCT) .....	40
3-2-1 Idée de la fenêtre.....	41
3-2-2 Définition .....	43
3-2-3 Choix de la fenêtre.....	44
3-2-4 Implémentation de la transformée de Gabor.....	45
3-2-5Le spectrogramme.....	50
3-3 Les principales représentations Temps-fréquence.....	50
3-3-1 Les ondelettes.....	50
3-3-3 Classe de Cohen.....	51
3-4 Avantages de la représentation temps-fréquence.....	52
3-4-1 Détection des signaux multiples.....	52
3-4-2 Extraction d'un signal noyé dans le bruit.....	53
3-4-3 Analyse des signaux.....	56
3-5 Conclusion .....	58

# ***SOMMAIRE***

---

## CHAPITRE 4 ETUDE DU DETCTEUR DE GABOR

4-1 Introduction.....	59
4-2 Le système proposé.....	59
4-2-1Le détecteur de Gabor.....	60
4-2-2 Elaboration de la carte de Gabor.....	60
4-2-3Critères de choix de $M$ et $N$ .....	62
4-3Résultats et discussions.....	62
4-4 Conclusion .....	75
-CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES.....	76
-BIBLIOGRAPHIE.....	77
-ANNEXES.....	82
ANNEXE A Etude des performances de quelques détecteurs CFAR.....	i
ANNEXE B Les Principales distributions Temps-fréquence.....	xvii

## **SOMMAIRE**

---

## ***LISTE DE FIGURES***

---

Figure 1.1 schéma bloc simplifié d'un radar.....	5
Figure 1.2 Trains d'impulsions émises et reçues.....	6
Figure 1.3 Illustration de la portée d'ambiguïté.....	8
Figure 1.4 Différence de phase entre deux ondes revenant d'une cible ayant bougé.....	9
Figure 1.5 Schéma bloc d'un récepteur linéaire.....	20
Figure 1.6 Les densité de probabilité du bruit et le signal bruité.....	21
Figure 1.7 Comparaison entre les Pd et les Pfa théoriques et simulées.....	23
Figure 1.8 Architecture du détecteur CA-CFAR.....	24
Figure 2.1 schéma synoptique CA,GO, SO-CFAR .....	30
Figure 2.2 Architecture de l'OS-CFAR.....	33
Figure 2.3 Architecture du CM-CFAR .....	35
Figure 2.4 Les Pd de détection du CA,SO,GO, OS-CFAR en fonction de SNR .....	38
Figure 2.5 Les Pd de détection du CM-CFAR en fonction de SNR .....	39
Figure 2.6 Les Pd de détection des détecteurs en fonction de SNR... ..	39
Figure 3.1 Illustration de la TFCT .....	42
Figure 3.2 Illustration de la résolution fréquentielle et temporelle en fonction de la longueur de la fenêtre .....	44
Figure 3.3.a échantillonnage critique .....	46
Figure 3.3.b sur-échantillonnage.....	46
Figure 3.4.a Signal compose de deux chirps .....	52
Figure 3.4.b Représentation fréquentielle du signal.....	52
Figure 3.5: Représentation temps-fréquence du signal .....	53
Figure 3.6.a Signal chirp noyé dans un bruit blanc gaussien.....	54
Figure 3.6.b densité spectrale du chirp.....	54

## ***LISTE DE FIGURES***

---

Figure 3.6.c densité spectrale du chirp bruité.....	54
Figure 3.7.a Représentation temps-fréquence du signal chirp.....	55
Figure 3.7.b Représentation temps-fréquence du signal chirp bruité .....	55
Figure 3.8.a Signal doppler d'une cible mobile.....	56
Figure 3.8.b Le signal noyé dans le bruit (SNR=-10db).....	56
Figure 3.9 La représentation de Wigner-Ville du signal .....	57
Figure 4.1 Schéma bloc d'un système combinant le CM-CFAR et le détecteur de Gabor.....	59
Figure 4.2a Carte Radar pour une cible .....	62
Figure 4.2 b Détection par le CM-CFAR.....	62
Figure 4.3 Le signal analysé par le détecteur de Gabor .....	63
Figure 4.4.a Spectrogramme .....	64
Figure 4.4.b Projection sur l'axe des temps.....	64
Figure 4.5.a. Déplacement de la cible en azimuth .....	64
Figure 4.5b Variation de la vitesse de la cible .....	64
Figure 4.6.a Carte Radar avec deux cibles .....	65
Figure 4.6.b Spectrogramme avec deux cibles .....	65
Figure 4.7.a Projection sur l'axe des temps .....	66
Figure 4.7.b Détection par un seuil adaptatif(CA-CFAR) .....	66
Figure 4.8.a Carte Radar avec SNR très faible .....	67
Figure 4.8.b Spectrogramme .....	67
Figure 4.9 Simulations pour différents modèles de fouillis.....	70
Figure 4.10 Schéma bloc du système modifié .....	71
Figure 4.11.a Carte Radar.....	72
Figure 4.11.b Détection par l'OS-CFAR.....	72

## ***LISTE DE FIGURES***

---

Figure 4.12.a Le premier signal analysé par le détecteur de Gabor .....	73
Figure 4.12.b Le deuxième signal analysé par le détecteur de Gabor.....	73
Figure 4.13 Les deux Cartes de Gabor.....	74

## ***LISTE DE FIGURES***

---

## ***LISTE DES TABLEAUX***

---

Tableau 1.1 Modèles de cibles de Swirling.....	14
Tableau 1.2 Les termes statiques techniques pour le test binaire.....	16
Tableau 1.3 résultat des probabilités $P_d$ et $P_{fa}$ pour différentes valeurs de seuil.....	22
Tableau 2.1 Les valeurs de seuil de CA,SO,GO,OS-CFAR en fonction de nombres de cellules et les $P_{fa}$ .....	36
Tableau 2.2 Les valeurs de seuil de CM-CFAR en fonction de $\alpha$ et les $P_{fa}$ .....	36
Tableau A.1 Les probabilités de détection, pour différents détecteurs.....	xiv
Tableau A.2 Les paramètres partielles T et ADT de différents détecteurs.....	xv
Tableau A.3 Les pertes CFAR de différents détecteurs.....	xvi

Bien que le principe du système des radars est simple, un flux d'impulsions radar est envoyé vers une cible, puis l'énergie réfléchi par la cible, qui sera capturée de nouveau par le récepteur du radar. Malheureusement, le système radar reçoit non seulement des échos de cibles, il reçoit également du bruit. Ce bruit se compose de bruit thermique et le fouillis qui découle de réflexions des obstacles telles que les constructions, collines, montagnes, forêt, vagues ... etc. Par ailleurs, ce fouillis peut se varier dans des bandes différentes, mais aussi se varie en fonction de temps en raison de changements dans l'environnement. Les petites cibles à grande distance ne produisent que des échos faibles, si faibles qu'elles peuvent être complètement perdues dans le fouillis. Si la distance se rapproche, le signal cible devient assez fort pour être détecté au-dessus du fouillis. La distribution de fouillis peut être approchée par une distribution de probabilité de certaines fonctions, où chaque milieu suit une distribution de probabilité différentes. Par exemple, les échos des bâtiments suivent une distribution de probabilité différente de fouillis qui revient de montagnes, non seulement la distribution de fouillis varie, mais aussi le niveau de fouillis varie fortement. Si les réflexions des cibles sont assez fortes pour être détecté dans le fouillis, on peut utiliser un seuil fixe pour les séparer, si le niveau de fouillis augmente, cela conduit à utiliser des techniques à seuillage adaptatif pour maintenir un taux de fausse alarme constant (CFAR: Constant False Alarm Rate). Trois différents types de processeurs CFAR sont principalement utilisés, qui sont CFAR de seuil adaptative, CFAR non paramétrique, et les techniques de réception non-linéaires. Le CFAR suppose que la distribution d'interférence est connue et fait une approximation des paramètres inconnus associés à ces distributions. Le CFAR non-paramétriques tend à recevoir les interférences de distributions inconnues. Les techniques de réception non linéaires tentent de normaliser la moyenne de la racine carrée des interférences. Dans les systèmes CFAR paramétriques, la distinction la plus essentielle de tous les algorithmes CFAR est que les méthodes pour former la moyenne représentant la puissance de fouillis sont différentes [1].

Habituellement, les signaux radar ont été analysés dans le domaine temporel ou fréquentiel. La transformée de Fourier (TF) se trouve au cœur d'une large gamme de techniques qui sont généralement utilisés dans l'analyse et de traitement des données de radar. Cependant, le changement de contenus fréquentiels en fonction du temps est l'une des principales caractéristiques qui a été généralement observées dans les données radar qui appartiennent à la

classe des signaux non stationnaires .Au cours des dernières décennies, l'analyse temps-fréquence a été un domaine de recherche important dans le traitement de signal radar[2]. La technique couramment utilisée pour la détection radar est l'approche à base de Fourier. Toutefois, dans des scénarios réels de détection radar, les méthodes standard basées sur Fourier ne parviennent pas à révéler une image complète de la localisation temporelle des composantes spectrales des signaux. Les représentations temps-fréquence telle que la transformée de Gabor facilite l'analyse du spectre en représentant les caractéristiques du signal conjointement en termes de temps et de fréquence.

### **Motivations:**

Dans ce mémoire, nous étudions un détecteur basé sur la transformée de Gabor via un système destinée à la détection des cibles RADAR .La particularité de ce système est l'utilisation conjointe d'un détecteur CFAR avec celui de GABOR. Ce travail s'inscrit dans le cadre d'un projet qui s'effectue actuellement par notre groupe de recherche dans le département de l'électronique au niveau de l'université de Mostaganem.

### **Organisation du mémoire :**

Dans le premier chapitre nous citerons des généralités sur les radars et la détection des cibles notamment la détection adaptative CFAR, dans le deuxième chapitre nous analyserons les performances de détection des principaux détecteurs classiques ,le CA,GO,SO, et le OS-CFAR, nous étudierons aussi le CM-CFAR, ce détecteur fait partie du sujet proposé. Dans le chapitre trois nous présentons la transformée de Gabor, son implémentation et une des méthodes pour le calcul de ses coefficients, nous citerons quelques représentations Temps-fréquence existantes. A partir des exemples de simulations, nous montrerons la capacité de la représentation Temps – fréquence pour la détection, le dé bruitage et l'analyse des signaux. Dans le chapitre quatre, nous étudierons le système CM-CFAR &GABOR composé de deux détecteurs, le premier est basé sur la technique CFAR , le deuxième est un détecteur basé sur la transformée de Gabor, nous étudierons ses performances dans des différentes situations .Par la suite nous proposerons l'idée d'un nouveau système qui permet au détecteur de Gabor de fournir plusieurs cartes de décision.



**1.1 Introduction**

Le radar est un système électromagnétique conçu pour détecter ou localiser des cibles telles que les avions, les missiles, les véhicules, les gens et l'environnement [3]. Le radar est une abréviation anglophone adopté au cours de la Seconde Guerre mondiale par la marine nationale des Etats unis, signifiant radio détection and ranging ou (système de détection et de télémétrie par ondes radio). Les systèmes radar utilisent des antennes directives pour émettre l'énergie électromagnétique, pour rechercher les cibles qui reflètent une partie de cette énergie vers le radar (échos). Ces échos sont ensuite traités par le récepteur pour extraire l'information sur la cible telle que la distance, la vitesse, la position angulaire (azimut). La détection d'un signal radar est une application classique de la théorie de décision statistique. Il s'agit de comparer les  $N$  échantillons du signal reçu à la sortie d'un filtre adapté à un seuil de fixe qui est déterminé à partir de la distribution du bruit. Le seuil est choisi de sorte que la probabilité de fausse d'alarme spécifiée est atteinte. Dans la plupart des cas, la distribution du bruit dépend de certains paramètres et ces paramètres sont en fait inconnus. Dans certaines applications, le bruit de fond est non-stationnaire. Ainsi, les paramètres de sa distribution ne sont pas seulement inconnus, mais aussi varient avec le temps. Dans une telle situation, la cible peut être détectée en appliquant soit les procédures de détection des distributions libres ou la technique de seuil adaptatif [4]. Dans ce présent chapitre, nous citrons quelques éléments de base du système radar, la deuxième partie sera consacrée à la détection du signal noyé dans le bruit, et la détection adaptative CFAR.

**1-2 GENERALITE SUR LES RADARS****1-2 -1 Histoire de radar :**

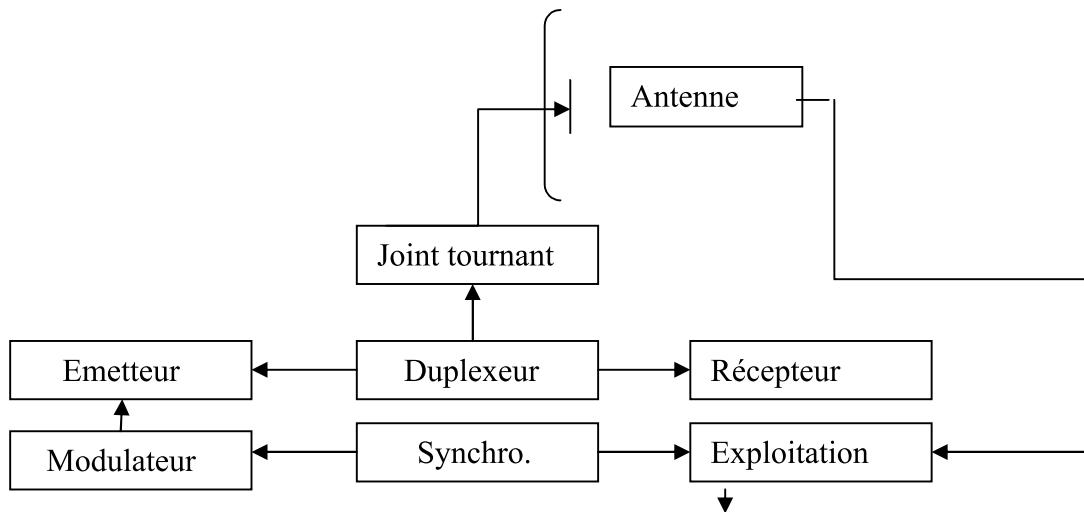
L'histoire du radar tend aux premiers jours de la théorie l'électromagnétisme modernes. En 1886, Hertz a démontré une réflexion d'ondes radio, et en 1900, Tesla a décrit un concept pour la détection électromagnétique et la mesure de la vitesse dans une interview. En 1903 et 1904, l'Ingénieur Allemand Hulsmeyer a expérimenté la détection d'un navire par la réflexion des ondes radio. Cette idée a été redémontrée par Marconi en 1922. En cette même année, Taylor et Young du Laboratoire de recherche navale américaine ((Naval Research Laboratory NRL)

avaient démontré la détection d'un navire par radar, et en 1930, Hyland également de (NRL), a détecté un avion par un radar, déclenchant une étude plus importante qui le conduit à un brevet américain pour le radar à onde continue (CW) en 1934. Le développement du radar s'est accéléré au début et la fin de l'année 1930, dans différents pays, États-Unis, Grande-Bretagne, France, Allemagne, Russie, Italie et Japon. En 1936, Aux États-Unis, R. M. Page du (NRL) a été réusé de développer le radar à impulsions [5]. L'année 1938, l'U.S. Army Signal Corps commence des travaux au radar opérationnel, ils ont développé Le radar SCR-268 pour repérer avec précision les cibles et guider les réflecteurs pour les canons antiaériens. La technologie de ce radar métrique est abandonnée avant la fin la seconde guerre mondiale, il a été remplacé par le radar SCR-584 utilisant le magnétron à cavité que les britanniques avaient fait connaître aux américains par la mission Tizard [6]. Le développement britannique, stimulée par la menace de guerre, a commence sérieusement avec les travaux de Watson-Watt en 1935. les britanniques ont inventé le radar à impulsions, dans cette même année, et en 1938, ils ont créé le célèbre CHAIN HOME / AMES type 1 (station expérimentale du ministère de l'air) était le nom de code pour la chaîne côtière de stations radar construite par les britanniques avant et pendant la seconde guerre mondiale. Le système comprenait deux types de radars : les stations CHAIN HOME métriques, qui fournissaient des alertes radars à longue portée, et les stations CHAIN HOME LOW / AMES type 2 centimétriques, de plus courte portée, mais qui pouvaient détecter les aéronefs à basse altitude . Elles sont restées actives jusqu'à la fin de la Seconde Guerre mondiale. Ils ont aussi construit le premier radar aéroporté en 1939. En 1940, les Etats-Unis et la Grande Bretagne ont commencé à échanger des informations sur le développement du radar. Ils ont réussi de développer les radars aux fréquences micro-ondes qui sont devenus prédominants. Les autres pays mentionnés ont également effectué des expériences de radar CW, au cours de la Seconde Guerre mondiale. Les efforts de la France et la Russie ont été interrompues par l'occupation allemande. D'autre part, les efforts du Japon ont été aidés par la capture de radars américains aux Philippines et par la divulgation de la technologie allemande. Les Allemands eux-mêmes ont mis en place une variété de systèmes de radar de sol, à bord, et aéroportés [5]. Depuis cette guerre, les radars sont utilisés dans de nombreux domaines allant de la météorologie à l'astrométrie en passant par le contrôle routier et aérien. Dans les années 1950, l'invention du radar à synthèse

d'ouverture a ouvert la voie à l'obtention d'images radar à très haute résolution. En 1965, Cooley et Tuckey redécouvrent la transformée de Fourier rapide qui a pris tout son intérêt surtout lorsque l'informatique a commencé à devenir suffisamment performante. Cet algorithme est à la base de la plupart des traitements radar numériques d'aujourd'hui. [6]

**1-2-2 Principe de base**

Le principe de fonctionnement du radar repose sur les propriétés de propagation et de réflexion des ondes électromagnétiques, Un émetteur diffuse, au moyen d'une antenne directive, un faisceau d'ondes électromagnétiques. Lorsque ces ondes rencontrent un objet, elles se réfléchissent dessus, par la suite ces échos seront capturés par l'émetteur de radar qui traite et extrait les informations concernant cet objet. La figure 1.1 [7] montre un schéma bloc d'un radar à impulsion, le time contrôle génère les signaux de synchronisation nécessaire au système. Des impulsions à très hautes fréquences et de grandes énergies renvoyées par une antenne balayeur. L'émetteur est constitué d'un oscillateur d'un amplificateur et d'un modulateur, le modulateur est un circuit électronique qui permet de générer des impulsions à partir de l'onde continue produite par l'oscillateur.ces impulsions à très hautes fréquences ont une largeur de  $\tau=0,1$  à  $0,5\mu s$  selon la zone à découvrir.



**Figure1.1 schéma bloc simplifié d'un radar**

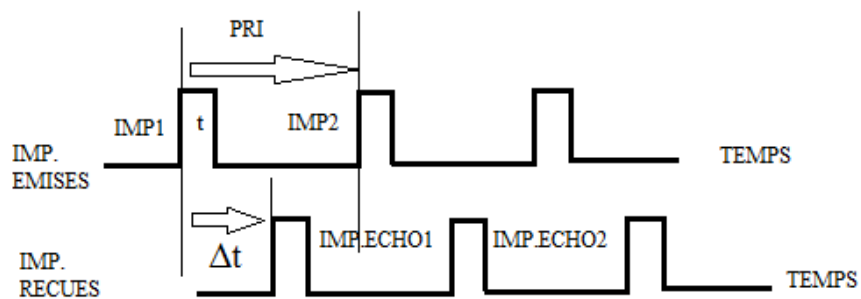
La commutation de l’antenne et le récepteur est contrôlé par le duplexeur qui permet à l’antenne d’être utilisée pour la réception et l’émission. Au cours de l’émission il dirige l’énergie vers l’antenne, pendant la réception il dirige les échos reçus au récepteur. À condition qu’il soit bien synchronisé car le signal émis est de grande puissance alors que le signal reçu est très faible .Le récepteur amplifie le signal reçu et le renvoie au bloc de traitement de signaux qui en fait extraire l’information concernant la cible qui sera représenté sur un écran.

**1-2-3Classement des radars :**

On distingue plusieurs façons de classement dont les principaux sont : un classement selon leur emplacement comme radar de sol (fixe et mobile), radar aéroporté ou embarqué sur navire. Un classement selon la façon par laquelle la transmission et la réception sont implantées dans le radar, dans ce cas on trouve, le radar mono-statique, bi-statique et multistatique. Les radars peuvent être classés selon la nature du signal, radar à onde continue, et le radar à impulsions, Un autre classement basé selon l’objectif ou la tache accomplie, radar de surveillance, radar de poursuite, radar multifonction qui réalise les deux fonctions de surveillance et de poursuite. Un dernier classement en fonction de la bande de fréquences, des radars métriques, décimétriques, et centimétriques [8].

**1-2-4Paramètres caractéristiques d’une impulsion RF**

Les radars à impulsion transmet et reçoit une chaine d’impulsion [1]



**Figure1.2 Train d’impulsions émises et reçues**

Le *PRI* est souvent désigné comme l'intervalle  $T_r$  des répétition des impulsions .L'inverse de *PRI* est le *PRF* Pulse Répétition Frequency qui est désigné par :

$$f_r = \frac{1}{PRI} \dots\dots\dots 1.1$$

Durant chaque *PRI*, le radar émet l'énergie pour une duré  $t$  et le reste est laissé à l'écoute des échos. Le facteur  $d_t = \frac{t}{T_r}$  est le facteur de forme (duty cycle) du générateur qui traduit le temps de travail sur le temps de repos du tube. Il est généralement de l'ordre de 0,001 pour les magnétrons. La puissance moyenne transmise est:

$$P_{av} = P_t d_t \dots\dots\dots 1.2$$

L'énergie de l'impulsion est:

$$E_p = P_t t = P_{av} T_r = \frac{P_{av}}{f_r} \dots\dots\dots 1.3$$

**1-2-5 Mesure de la distance**

Le parcours de l'impulsion du radar vers la cible puis de la cible vers le radar peut être calculé en multipliant la vitesse de propagation par  $\Delta t$  qui exprime le temps de retard de l'impulsion de l'écho par rapport à l'impulsion émise puisque la distance  $R$  est la moitié de ce parcours,  $R$  est donnée par :

$$R = \frac{c \cdot \Delta t}{2} \dots\dots\dots 1.4$$

**Avec**  $c \approx 3.10^8 m / s$  la vitesse de la lumière.

Si  $T_r$  est inférieure à  $\Delta t$  la mesure de la distance présente une ambigüité car le deuxième écho peut être interprété comme il est associé à la première impulsion :

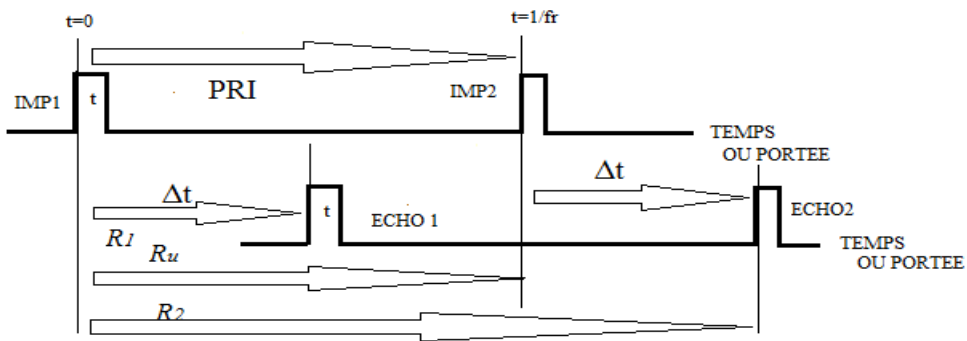


Figure 1.3 Illustration de la portee d'ambiguitee

La portée du radar sans ambigüité  $R_u$  est donnée par la relation :

$$R_u = c \frac{T_r}{2} \dots\dots\dots 1.5$$

**1-2-6 Mesure de la direction**

La détermination de la direction dépend de la directivité du radar .Pour déterminer la direction il faut mesurer deux angles, l'angle d'élévation et l'angle d'azimut, l'angle d'élévation se mesure dans le plan vertical entre la ligne antenne cible à l' instant dans lequel le radar reçoit l'écho et l'axe horizontale. L'angle azimut se mesure dans le plan horizontal entre le nord vrai et la ligne antenne cible au sens de l'aiguille de montre .On déduit l'altitude par la multiplication de la distance radar cible par le sinus de l'angle d'élévation. [7]

**1-2-7 Mesure de la vitesse**

Il existe plusieurs méthodes, auparavant on note la position sur l'écran sur deux instant différents, on divise la différence des deux positions sur la différence des deux instants. La méthode courante est de noter la différence revenant de la cible.

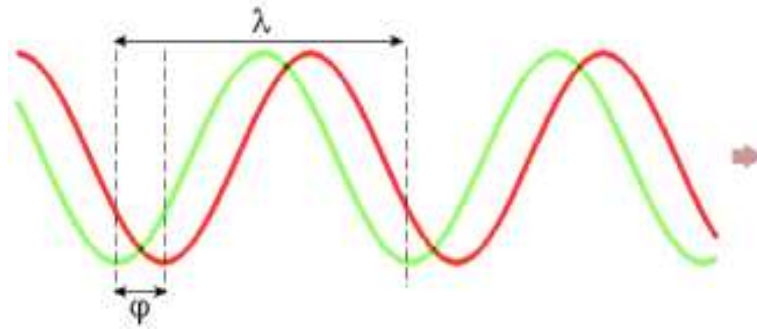


Figure 1.4 Différence de phase entre deux ondes revenant d’une cible ayant bougée.

$$I = I_o \sin \frac{4\pi x_0}{\lambda} = I_o \sin \phi_o \dots\dots\dots 1.6$$

$x_o$  distance radar – cible

$\lambda$  longueur d’onde

$\Delta t$  temps entre deux impulsions

Pour un léger déplacement de la cible, l’intensité devient :

$$I = I_o \sin \left( \frac{4\pi x_0 + v\Delta t}{\lambda} \right) = I_o \sin(\phi_o + \Delta\phi) \dots\dots\dots 1.7$$

Donc

$$\Delta\phi = \frac{v\Delta t}{\lambda} \dots\dots\dots 1.8$$

La vitesse radiale de la cible est :

$$v = \frac{\lambda\Delta\phi}{\Delta t} \dots\dots\dots 1.9$$

Pour calculer la vitesse de cible, il faut trouver l’angle que fait sa direction de déplacement avec le radar.

**1-2-8 L'équation radar [3,1]**

La densité de puissance rayonnée par une antenne directive de distance  $R$  en fonction de gain  $G$  et la puissance crête  $P_c$  est donnée par la formule suivante :

$$P_i = G \frac{P_c}{4\pi R^2} \dots\dots\dots 1.10$$

La puissance totale reçue par la cible :

$$P_{ci} = P_i \sigma = G \frac{P_c}{4\pi R^2} \sigma \dots\dots\dots 1.11$$

$\sigma$  est la surface effective de la cible(SER).

La cible réémet cette puissance qui sera captée par le radar

$$P_{ra} = \frac{P_{ci}}{4\pi R^2} = G \frac{P_c}{4\pi R^2} \sigma \dots\dots\dots 1.12$$

La puissance totale  $P_T$  dépend de la surface équivalente  $A_e = \frac{G\lambda^2}{4\pi}$  est donnée par

$$P_T = G^2 \frac{P_c \lambda^2}{(4\pi)^3 R^4} \sigma \dots\dots\dots 1.13$$

Qui nous permet de calculer la distance

$$R = \sqrt[4]{G^2 \frac{P_c \lambda^2}{(4\pi)^3 P_T} \sigma} \dots\dots\dots 1.14$$

Si  $P_{Tmin}$  est la puissance minimum détectable, la distance maximale  $R_{max}$

$$R_{max} = \sqrt[4]{G^2 \frac{P_c \lambda^2}{(4\pi)^3 P_{Tmin}} \sigma} \dots\dots\dots 1.15$$

D’après cette formule, il est difficile de construire des radars de grande portée. En réalité la puissance totale est atténuée par les pertes L :

$$P_T = G^2 \frac{P_{ci} \lambda^2}{(4\pi)^3 R^4 L} \sigma \dots\dots\dots 1.16$$

**1-2-9 Influence du bruit à la réception :**

Le bruit est l’énergie non désiré qui interfère avec le signal utile, deux types de bruits, bruit externe qui peut pénétrer dans le récepteur via l’antenne et un bruit interne qui peut être généré par le récepteur lui-même [3].

**a) Le bruit externe**

Le bruit est aussi généré par des sources diverses parmi lesquelles, les bruits générés par des perturbations atmosphériques qui sont négligeables au dessus de 50 MHz, les radiations solaires qui augmentent avec le carré de la fréquence, Néanmoins l’influence de ces types de bruits sur les récepteurs modernes est négligeable.

**b) Le bruit thermique**

Le bruit dans le capteur est généré par le mouvement thermique des électrons de conduction dans les parties ohmiques des étages d’entrée (bruit thermique ou de Jonson) sa puissance  $P_N$  est exprimée en fonction de la température :

$$P_N = k_B T^\circ \beta \dots\dots\dots 1.17$$

$k_B$  : Constante de Boltzmann =  $1,381.10^{-23}$  J.K<sup>-1</sup>

$T^\circ$  : Température = 290° K

$\beta$  : La bande passante considérée

En pratique, la puissance du bruit dans les récepteurs est toujours supérieure à celle qui peut représenter par le bruit seul .Le bruit total à la sortie de récepteur,  $P_T$  peut être considéré comme égale à la puissance de bruit  $P_N$  multipliée par un facteur  $F_n$  appelé (noise figure)

$$P_T = P_n F_n \dots\dots\dots 1.18$$

c)Le fouillis :

On distingue des échos venant des objets naturels sol ,mer ,pluie ,des objets artificiels, immeubles, les supports de guides d’ondes de radar des échos de cible venant de trajets multiples, des échos venant de réflexions et réfractions ionosphérique .Ces fouillis ont des caractéristiques aléatoires, certains ont une distribution homogène comme le fouillis de mer non agité , des précipitations ,pluie ,grêle , d’autres ont une distribution non homogène cas fouillis de mer agité , fouillis ponctuel ,essaims d’oiseaux, éléments terrestres, il peut être regroupé en deux classes .

-fouillis de surface

Le sol, la mer sont caractérisés par leurs surfaces équivalentes :

$$\sigma_c = \sigma_o A_c \dots\dots\dots 1.19$$

$$A_c = \frac{\Delta R}{\cos \psi} A_{az} = \frac{c\tau}{2\cos \psi} R\theta_{az} \dots\dots\dots 1.20$$

$\sigma_o$  la réflectivité de sol égale a  $\gamma \sin \psi$ ,  $\gamma$  paramètre caractéristique de sol,

la réflectivité de mer est égale a  $2.6 \cdot 10^{-6} \frac{V_w}{\lambda}$ ,

$V_w$  :vitesse de vent, $\lambda$  longueur d’onde

$A_c$  Surface de la cellule de résolution

$\psi$  angle de dépression

$R$  la distance cible radar

-Fouillis de volume :

la surface équivalente du fouillis atmosphérique est donnée par :

$$\sigma_0 = \eta V \dots\dots\dots 1.21$$

$V$  : volume de résolution,  $\eta$  :la réflectivité de fouillis

**1-2-10 Modélisation des cibles**

La *SER* est la surface effective de la cible qui caractérise sa capacité de capturer et de renvoyer le signal de radar, plusieurs paramètres peuvent changer la valeur de la *SER*, telles que la surface géométrique de l’objet, sa forme, son matériau de fabrication, ses dimensions par rapport à la longueur d’ondes, les angles d’incidence, dans les cas simples la *SER* est donnée par [4,7]:

$$\sigma = 4\pi \frac{P_s}{P_i} \dots\dots\dots 1.22$$

$P_s$  ,  $P_i$  Sont respectivement la puissance renvoyée et capturée par le cible .Vu les mouvements de cible, il est difficile de mesurer la *SER* , dans ce cas, elle est considérée comme une variable aléatoire. En pratique l’évaluation de la valeur moyenne de la *SER* des cibles est faite par des méthodes expérimentales. Le terme fluctuation s’applique lorsque l’écho de cible en mouvement est dépendant aux changements de la *SER*, On distingue deux types de fluctuations, fluctuation lente, lorsque les échantillons reçus restent invariables pour toutes les impulsions, fluctuations rapide lorsque les échantillons varient de l’impulsion à l’autre. Swerling à proposé cinq modèles

Modèles	Types de fluctuation	PDF
Swerling 0 et 5	Non fluctuation	
Swerling 1	Fluctuation lente (cibles ont un grand nombre de dispersions (diffusions) indépendante)	$p(\sigma) = \frac{1}{\sigma_0} e^{-\frac{\sigma}{\sigma_0}}$
Swerling 2	Fluctuation rapide (pareil au cas swerling 1)	$p(\sigma) = \frac{1}{\sigma_0} e^{-\frac{\sigma}{\sigma_0}}$
Swerling 3	Fluctuation lente (cibles ont une seule dispersion dominante et non fluctuante, avec d'autres petites dispersions indépendantes )	$p(\sigma) = \frac{4}{\sigma_0} e^{-\frac{2\sigma}{\sigma_0}}$
Swerling 4	Fluctuation rapide (pareil au cas swerling 3)	$p(\sigma) = \frac{4}{\sigma_0} e^{-\frac{2\sigma}{\sigma_0}}$

**Tableau 1.1 Modèles de cibles de Swirling**

**1.3 Détection de cibles :**

La détection automatique est un processus qui doit être effectuée minutieusement, et qui doit suivre des règles mathématiques pour prendre une décision [5,9,10,11] .Le système radar doit, donc, résoudre un problème de décision entre deux hypothèses:

$$H_0 : r(t) = b(t) \dots\dots\dots 1.23$$

$$H_1 : r(t) = \alpha s(t - \tau) + b(t) \dots\dots\dots 1.24$$

Où la première hypothèse correspond à l'absence de cible , où il y'a que du bruit  $b(t)$  , et la deuxième, à la présence d'une cible  $\alpha s(t - \tau)$  à une distance qui est déterminée par  $\tau$  .

**1-3-1 Test d’hypothèses**

Dans un test d’hypothèses, à partir d’un vecteur d’observations  $x = [x_1 \dots x_N]$ , on doit décider quelle hypothèse est la plus probable, étant donné ces observations. En général, il y a  $M \geq 2$  hypothèses  $H_1, \dots, H_M$ .

Une règle de décision est utilisée pour décider entre  $M$  hypothèses  $H_1, \dots, H_M$ . Cette règle de décision est un mapping de [11] :

$$h : \mathbb{R}^N \rightarrow \{H_1, \dots, H_M\} \dots\dots\dots 1.25$$

**1-3-2 Terminologie**

-Hypothèse simple : Si une hypothèse  $H$  spécifie une distribution unique pour  $x$ , on dit que  $H$  est une hypothèse simple.

Exemple : On veut détecter la présence d’une sinusoïde de fréquence connue  $f_0$  et de phase  $\varphi$  inconnue.

$$\begin{aligned} s_n &= \cos(2\pi f_0 n + \varphi), \\ n &= 0, 1, \dots, N - 1 \end{aligned} \dots\dots\dots 1.26$$

Soit  $w_n \sim N(0, \sigma^2)$ ,  $\sigma^2$  connu, L’hypothèse  $H_0 : x = w$  est une hypothèse simple.

-Hypothèse composite : Si une hypothèse  $H$  spécifie une classe de distributions possibles pour  $x$ , on dit que  $H$  est une hypothèse composite.

Exemple : Dans l’exemple précédent, l’hypothèse  $H_1 : x = s + w$  est une hypothèse composite (étant donné que  $\varphi$  est inconnu)

-Hypothèse nulle : On parle en général d’hypothèse nulle, si un événement intéressant n’a pas eu lieu (dans l’exemple précédent,  $H_0$  est une hypothèse nulle, puisqu’il correspond à la non détection d’une sinusoïde).

-Test unilatéral :

$$\begin{aligned} H_0 : \theta \leq \theta_0 \\ H_1 : \theta > \theta_0 \end{aligned} \quad \theta \in \square \dots\dots\dots 1.27$$

-Test bilatéral :

$$\begin{aligned} H_0 : \theta \leq \theta_0 \leq \theta_1 \\ H_1 : \theta < \theta_0, \text{ou}, \theta > \theta_1 \end{aligned} \quad \theta \in \square \dots\dots\dots 1.28$$

-Test de seuillage:

$$\begin{aligned} H_0 : \Gamma(x) < \gamma \\ H_1 : \Gamma(x) > \gamma \end{aligned} \dots\dots\dots 1.29$$

Où  $\Gamma(x)$  est une statique scalaire.

Dans le tableau ci-dessus, les termes statistiques et leurs équivalences dans la terminologie Radar [9]

statistiques	Ingénierie
Test statistique( $T(x)$ ) et seuil ( $\gamma$ )	Détecteur
Hypothèse Nulle	Hypothèse bruit seul
Hypothèse alternative	Signal+Hypothèse bruit
Region critique	Région de décision de la présence du signal
Erreur de type I (décider $H1$ lorsque $H0$ vraie)	Fausse alarme( $FA$ )
Erreur de type II (décider $H0$ lorsque $H1$ vraie)	Non- détection ( $M$ )
Dimension de test $\alpha$	Probabilité de fausse alarme ( $Pfa$ )
Probabilité de Type II ( $\beta$ )	Probabilité de non-detection ( $PM$ )
Puissance de test ( $1-\beta$ )	Probabilité de détection ( $Pd$ )

**Tableau 1.2 Les termes statistiques et techniques pour le test binaire**

**1-3-3 La règle de détection de Neyman-Pearson**

Le problème dans la prise de décision est de décider quelle est la règle permettant de décider quelle est le choix optimal entre deux hypothèses. Le critère d'optimisation de Bayes [5,9,10] assigne un coût ou un risque pour chacun des quatre combinaisons possibles de l'état réel (cible présente ou non) et la décision (sélectionner  $H_0$  ou  $H_1$ ). En radar, il est plus courant d'utiliser un cas particulier du critère de Bayes appelé critère de Neyman-Pearson [5,9]. Selon ce critère, le processus de décision est conçue pour maximiser la probabilité de détection  $P_d$  sous la contrainte que la probabilité de fausse alarme  $P_{fa}$  ne dépasse pas une constante fixe. Le radar peut faire des dizaines ou des centaines de milliers, voire des millions de décisions de détection par seconde, les valeurs de  $P_{fa}$  doivent généralement être assez faibles. Les valeurs dans la gamme de  $10^{-4}$  à  $10^{-8}$  sont communs, et pourtant, elles peuvent conduire à de fausses alarmes toutes les quelques secondes ou minutes. Chaque vecteur de valeurs de données mesurées peut y être considéré comme un point dans l'espace de  $N$  dimensions. Pour avoir une règle de décision complète, chaque point dans cet espace doit être affecté à l'un des deux décisions,  $H_0$  (cible absente) ou  $H_1$  (cible présente), puis quand le radar mesure un ensemble particulier de valeurs de données (observation)  $y'$ , le système déclare soit une cible absente ou une cible présente sur la base préexistante de  $y'$ , soit  $H_0$  ou  $H_1$ . Notons que l'ensemble des observations  $y$  pour  $H_1$ , sera choisi comme la région  $\mathfrak{R}_1$ . L'expression générale peut maintenant être écrite pour les probabilités de détection et de fausse alarme comme l'intégrale des pdfs conjointes sur la région  $\mathfrak{R}_1$  dans un espace de  $N$  dimensions

$$\begin{aligned}
 P_d &= \int_{\mathfrak{R}_1} P_y(Y|H_1) dy \\
 P_{fa} &= \int_{\mathfrak{R}_1} P_y(Y|H_0) dy \dots\dots\dots \mathbf{1.30}
 \end{aligned}$$

**1-3-4 Le test de rapport de vraisemblance :**

Le critère de Neyman-Pearson est motivé par le but d'obtenir les meilleures performances de détection possible tout en garantissant que la probabilité de fausse alarme ne dépasse pas une certaine valeur tolérable. Ainsi, la règle de décision de Neyman-Pearson est de choisir  $\mathfrak{R}_1$  tel que  $P_d$  est maximisée, sous réserve que

$$P_{fa} \leq \alpha \dots\dots\dots 1.31$$

Où  $\alpha$  est la probabilité maximale admissible de fausse alarme. Ce problème d'optimisation est résolu par la méthode des multiplicateurs de Lagrange. Construire la fonction :

$$F \equiv P_d + \lambda (P_{fa} - \alpha) \dots\dots\dots 1.32$$

Pour trouver la solution optimale, on maximise  $F$ , puis on choisit  $\lambda$  pour satisfaire le critère de contrainte  $P_{FA} = \alpha$ . En substituant l'équation. (1.30.b) dans l'équation. (1.32)

$$\begin{aligned} F &= \int_{\mathfrak{R}_1} P_y(Y|H_1) dy + \lambda \left( \int_{\mathfrak{R}_1} P_y(Y|H_0) dy - \alpha \right) \\ &= -\lambda \alpha + \int_{\mathfrak{R}_1} \{P_y(Y|H_1) + \lambda P_y(Y|H_0)\} dy \dots\dots\dots 1.33 \end{aligned}$$

Le premier terme dans la deuxième ligne de l'équation (1.33) ne dépend pas de  $\mathfrak{R}_1$ , de sorte que  $F$  est maximisée en maximisant la valeur de l'intégrale sur  $\mathfrak{R}_1$ . Comme  $\lambda$  pourrait être négative, la fonction à intégrer peut être soit positive ou négative, en fonction des valeurs de  $\lambda$  et les valeurs relatives de  $P_y(Y|H_0)$  et  $P_y(Y|H_1)$ , l'intégrale est donc maximisée en incluant dans  $\mathfrak{R}_1$  tous les points dans l'espace de  $N$  dimensions pour lesquelles  $P_y(Y|H_1) + P_y(Y|H_0) > 0$ , c'est-à-dire  $\mathfrak{R}_1$  est tous les points de  $y$  pour lequel  $P_y(Y|H_1) > P_y(Y|H_0)$ . Cela conduit directement à la règle de décision[5] :

$$\frac{P_y(Y|H_1)}{P_y(Y|H_0)} > \lambda \dots\dots\dots 1.34$$

L'équation (1.34) est connue comme le test du rapport de vraisemblance (*LRT*). Cette équation indique que le rapport des deux *PDFs*, chacune évaluée pour les données *y* notamment observées, devrait être comparé à un seuil. Si ce "rapport de vraisemblance" dépasse le seuil, choisir l'hypothèse  $H_1$ , c'est-à-dire déclarer une cible est présente. Si elle ne dépasse pas le seuil, choisissez  $H_0$  et de déclarer que la cible n'est pas présente. Dans le cadre du critère d'optimisation de Neyman-Pearson, la probabilité d'une fausse alarme ne peut dépasser pas la valeur *Pfa* théorique. Notons encore que les modèles de  $P_y(Y|H_0)$  et  $P_y(Y|H_1)$  sont requises pour mener à bien la *LRT*. Le test *LRT* donne la solution au problème des tests d'hypothèses dans différentes décisions de plusieurs critères [5,9]. En tant que pratique, il est commode d'exprimer la *LRT* en notation suivante :

$$\Lambda(y) > \eta \dots\dots\dots 1.35$$

Une transformation *LRT* peut parfois grandement simplifier les calculs. La plus commune est de prendre le logarithme de deux côtés de (1.35) pour obtenir le test du rapport de vraisemblance logarithmique [5,10]

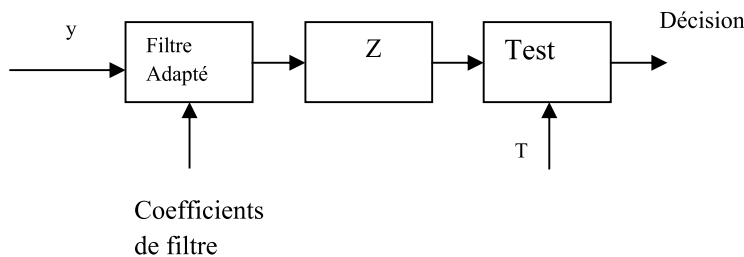
$$\ln \Lambda(y) > \ln \eta \dots\dots\dots 1.36$$

**1-3-5 Détection de signal noyé dans le bruit :**

On étudie la détection dans le cadre du critère d'optimisation de Neyman-Pearson à travers un exemple, On considère un signal  $y(t)$  composé du signal  $s(t)$  avec un bruit blanc gaussien complexe  $b(t)$  reçu par un récepteur cohérent avec un détecteur linéaire (figure 1.5) , on suppose que l'amplitude et la phase du signal  $s(t)$  reçu sont connues, les coefficients de filtre adapté peuvent être considérés comme le conjugué de signal d'entrée [12]. L'opération de filtrage adapté peut alors être modélisée comme :

$$z = s^* y = s^* (s + b) = |s|^2 + s^* b \dots\dots\dots 1.37$$

On note que le détecteur à la suite du filtre adapté dans un récepteur cohérent utilise seulement la partie réelle du signal reçu. Un tel récepteur peut normalement fournir les meilleures performances. Cependant, le récepteur cohérent est sensible aux erreurs de phase.



**Figure 1.5 schéma bloc d'un récepteur linéaire**

On Commence par générer deux vecteurs aléatoires indépendants suivant une distribution gaussienne complexe de moyenne nulle, chacune avec la même variance  $\beta^2 / 2$ . Si on prend l'amplitude  $|y [n]|$ , une distribution de Rayleigh est obtenue de moyenne  $\mu$  et d'une variance  $\beta = 2\mu / \sqrt{\pi}$  . On prend pour cet exemple  $\mu=1$ , la valeur de  $\beta$  devient  $\beta = 2 / \sqrt{\pi}$  . On choisit la valeur de l'amplitude de la cible pour un rapport signal sur bruit spécifique ,  $SNR=13dB$ . On lance la simulation par MATLAB , on génère le bruit et le signal+bruit , On trace les deux histogrammes dans la même figure (1.6) qui présente la forme de Rayleigh de l'histogramme du

bruit seul, et la forme approximativement de Rice de l'histogramme du signal + bruit. On rappelle que la distribution gaussienne a une densité définie par :

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(x - \mu)^2\right] \dots\dots\dots 1.38$$

$\mu$ ,  $\sigma^2$  représente respectivement la moyenne et la variance de  $x$ .

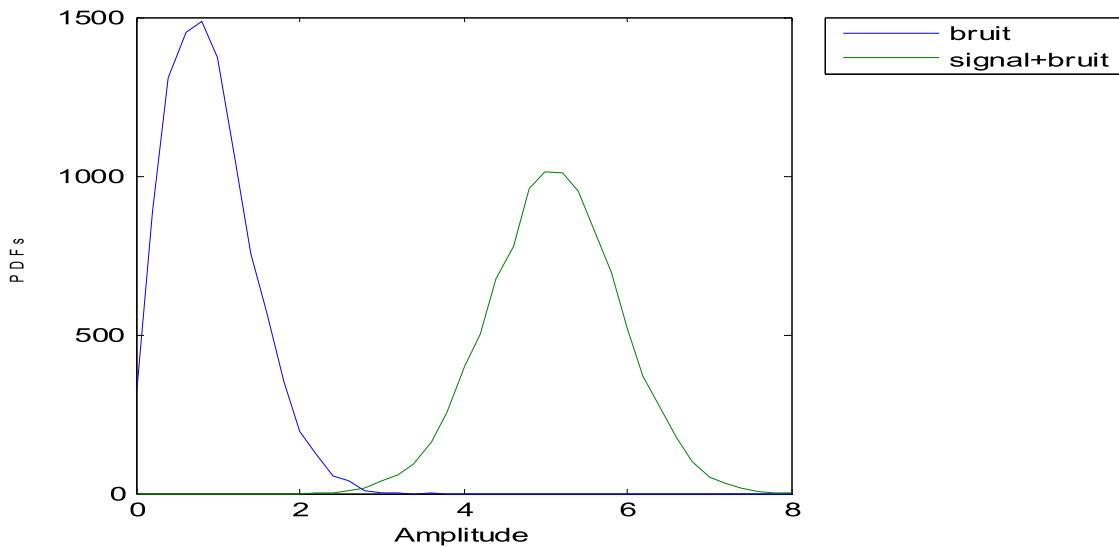
La densité de Rayleigh est définie par :

$$p(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \dots\dots\dots 1.39$$

La loi de Rice est une généralisation de la loi de Rayleigh sa densité de probabilité est définie par :

$$p(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{xv}{\sigma}\right) \dots\dots\dots 1.40$$

Où  $I_0(z)$  est la fonction de Bessel modifiée de première espèce et d'ordre 0.



**Figure 1.6** Les densités de probabilité du bruit et le signal bruité simulé

Selon le critère d’optimalité de Neyman-Pearson qui fixe la probabilité de fausse alarme  $P_{fa}$  à une valeur donnée, pour calculer le seuil de détection. Le seuil permet ensuite de calculer de façon optimale la probabilité de détection. Le seuil nécessaire pour atteindre une cible pour une  $P_{fa}$  donnée est alors [5]:

$$T = \sqrt{-E\beta^2 \ln(P_{fa})} = \sqrt{-S^2\beta^2 \ln(P_{fa})} = S\beta\sqrt{-\ln(P_{fa})} \dots\dots\dots 1.41$$

Où  $S$  est la valeur d'amplitude de signal,  $E$  est son énergie.

Pour obtenir la valeur analytique de la probabilité de détection  $P_d$ , On utilisé l’équation [5]

$$P_d = Q_M \left( \sqrt{\frac{2E}{\beta^2}}, \sqrt{\frac{2T^2}{E\beta^2}} \right) = Q_M \left( \frac{\sqrt{2}S}{\beta}, \frac{\sqrt{2}T}{S\beta} \right) \dots\dots\dots 1.42$$

$Q_M$ : Fonction de Marcum définie par:  $Q_m(\alpha, \beta) = \int_{\beta}^{+\infty} \xi I_0(\alpha\xi) e^{-(\xi^2 + \alpha^2)/2} d\xi \dots\dots\dots 1.43$

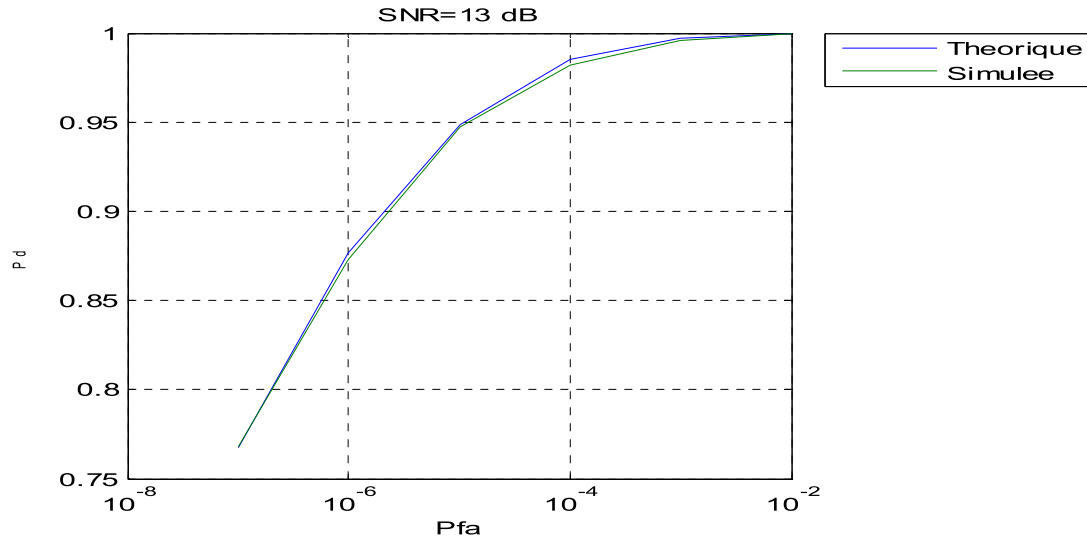
$I_0(z)$  est la fonction de Bessel modifiée de première espèce et d'ordre 0.

La fonction est prédéfinie en MATLEB qui nous sert d’obtenir les valeurs de probabilité de détection  $P_d$ . On calcule les valeurs de seuil en fonction des valeurs la probabilité de fausse alarme  $P_{fa}$  choisies  $P_{fa} = 10^{-2}$  à  $10^{-8}$ . On génère les valeurs de  $P_d$  et les  $P_{fa}$  par la méthode de "Monte Carlo", c’est une technique d'estimation des probabilités de façon répétée simulant le processus en utilisant les données d'entrée aléatoires et en observant les résultats. On compare les valeurs théoriques et simulées (Tableau 1.3), pour vérifier la concordance entre les résultats. Les valeurs de seuil augmentent lorsqu’on diminue les valeurs de  $P_{fa}$ , les valeurs de  $P_{fa}$  simulées

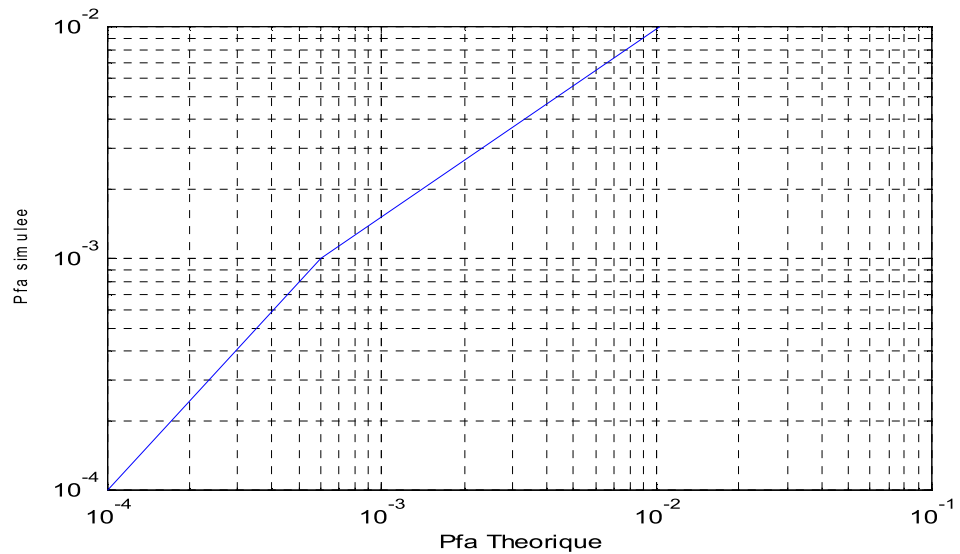
Seuil T	$P_{fa}$ Théorique	$P_{fa}$ simulée	$P_d$ Théorique	$P_d$ simulée
4.53014	1e-007	0	0.768	0.768
4.1941	1e-006	0	0.876	0.873
3.82867	1e-005	0	0.949	0.947
3.42447	1e-004	0.0001	0.985	0.982
2.96567	1e-003	0.0006	0.997	0.996
2.42146	1e-002	0.0103	1	1

**Tableau 1.3 résultat des probabilités  $P_d$  et  $P_{fa}$  pour différentes valeurs de seuil**

s'annulent pour une  $P_{fa}$  inférieure à  $10^{-4}$ , mais les valeurs de  $P_d$  théoriques et simulées restent identiques, on trace les courbes de  $P_d$  puis les courbes de  $P_{fa}$ , les figures (1.7 a ,b) montrent la bonne concordance entre les résultats simulés et les prédictions théoriques.



(a)



(b)

1.7 Comparaison entre les probabilités  $P_d$  et  $P_{fa}$  Théoriques et simulées

1-4 Les détecteurs CFAR :

1-4-1 Introduction

Le seuil de détection est calculé de manière que le récepteur radar maintient une probabilité de fausse alarme prédéterminée constante. L'équation (1.37) donne la relation entre la valeur de seuil et la probabilité de fausse alarme .Si la puissance de bruit est supposée constante, le seuil fixe peut satisfaire l'équation. Cependant, cette condition est rarement vraie. L'augmentation de la probabilité de fausse alarme par exemple d'une légère variation de 3 dB augmente le  $P_{fa}$  à un facteur de l'ordre de 1000 .Ainsi, afin de maintenir une probabilité de fausses alarmes constantes, la valeur de seuil doit être continuellement mise à jour sur la base des estimations de la variance du bruit. Le processus de maintenir la valeur de seuil à une probabilité constante de fausse alarme est appelée Taux de fausse alarme Constante (CFAR).

1-4-2 Principe

Pour comprendre le principe des systèmes CFAR , on considère le processeur CA-CFAR est montré dans la figure 1.8 [1]. Le retour d'écho pour chaque impulsion est détecté par un détecteur quadratique. Le système est composée de deux demi-fenêtres chacune est composée d'une série de cellules .

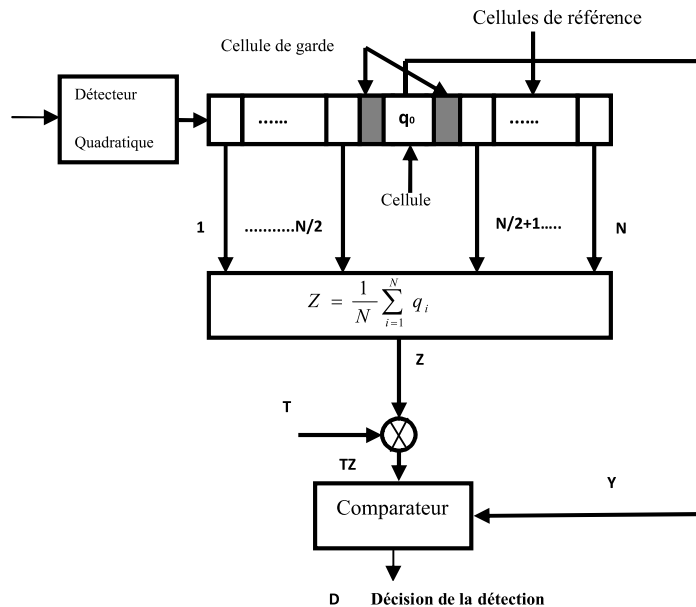


Figure 1.8 Architecture du détecteur CA-CFAR

Dans la pratique ces cellules sont obtenues à partir d'une ligne à retard. La cellule sous test (CUT) est la cellule centrale. Le processeur CFAR fait l'estimation de la moyenne  $Z$  dans les deux demi-fenêtres. Les cellules adjacentes de la CUT sont exclues du traitement en raison d'un débordement possible de la CUT. La valeur seuil est obtenue en multipliant l'estimation en moyenne de toutes les échantillons dans les  $N$  cellules de référence notée  $Z$  par une constante  $T$  (utilisée pour l'ajustement).

$$Z = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N q_i \dots\dots\dots 1.44$$

La détection est déclarée dans la CUT si :

$$Y \geq TZ \dots\dots\dots 1.45$$

On compare l'échantillon  $Y$  qui sort de la CUT avec le produit  $TZ$ , on déclare la présence d'une cible dans la CUT si l'inégalité 1.45 est vérifiée, sinon la cible est absente.

Lorsque CA-CFAR est mis en œuvre, alors la probabilité de fausse alarme peut être écrite comme suit :

$$P_{fa} = \int_0^{\infty} \Pr(Y > TZ / H_0) p(z) dz \dots\dots\dots 1.46$$

Où  $\Pr$  est la probabilité de détection conditionnelle de  $Y$  sous l'hypothèse  $H_0$  et  $p(z)$  est la fonction de densité de probabilité de  $Z$ .

$$P_{fa} = \frac{1}{(1+T)^N} \dots\dots\dots 1.47$$

L'observation de l'équation. (1.47) montre que la probabilité de fausse alarme est maintenant indépendante de la puissance du bruit, qui est l'objectif du traitement CFAR [1].

**1-4-3 La littérature CFAR**

Dans la littérature CFAR, nous constatons une variété des détecteurs dont chacun traite un cas particulier, cela est dû aux différents modèles probabilistes des perturbations traitées et non pas à la physique de radar. En 1960 Finn et Jonson ont inventé le premier détecteur CA-CFAR décrite ci-dessus. Ce détecteur est performant dans le cas où l'environnement est homogène si par exemple le cas du fouillis de mer non agité mais il se dégrade considérablement lorsque le fouillis est non-homogène cas du fouillis de mer agité. Cette non-homogénéité est causée par les interférences où les échos secondaires. Hensen et Sawyers ont amélioré le détecteur pour contrarier l'effet de bord, ils ont proposé le GO-CFAR Greatest of CFAR où l'estimation se fait par le maximum de la moyenne des demi-fenêtres mais ce détecteur se dégrade lorsqu'un ou plusieurs cibles interférentes existent dans la fenêtre de référence. Trunk a proposé le détecteur SO-CFAR (Smallest Of CFAR) qui prend le minimum des moyennes obtenues à partir des cellules appartenant aux deux demi-fenêtres. Cependant ses performances se dégradent dans le cas de fouillis de bord. Plusieurs améliorations ont été faites pour réduire l'effet de masque qui affecte les performances de ces détecteurs lorsque l'information à priori sur les cibles interférentes est connue Mc Lane et al ont proposé un CA-CFAR amélioré, Barkat et al ont conçu le détecteur WCA-CFAR (Weighted CA-CFAR) basé sur la pondération des deux fenêtres de références. D'autres détecteurs basés sur les statistiques d'ordre dont les capacités de détection sont très supérieures à celle du détecteur CA-CFAR. Richard et Dillard ont proposé le détecteur CMLD-CFAR (Censored Mean Level Detectors), qui fait classer les échantillons par ordre croissant dans les cellules de référence puis les plus grands d'entre eux sont éliminés, pour que seuls les échantillons restants estiment le niveau de bruit. Autres détecteurs proposés par ROLING basés sur le même principe, c'est l'OS-CAR où les échantillons sont classés dans un ordre croissant et le  $k^{\text{ème}}$  est choisi pour estimer le seuil de détection. Kassem et Ghandi ont conçu le détecteur TM-CFAR (Trimmed Mean CFAR) qui combine le classement à la moyenne ce détecteur est performant dans le cas de la présence de fouillis de bord avec les cibles interférentes. Elias Fuste ont proposé deux nouveaux détecteurs OSGO-CFAR et OSSO-CFAR qui réduisent la durée du tri de cellule. Des améliorations ont été faites après le développement de la technique de seuil automatique. Barkat a introduit ACGO-CFAR (Adaptive Censored

Greatest Of), un détecteur similaire proposé par Himonas, c'est le ACMLD- CFAR (Automatic Censored Greatest Of) Farrouki et Barkat ont introduit le détecteur ACCA-ODV (Automatic Censoring Cell Averaging-Ordered Data Variability). Ils ont utilisé une technique de censure automatique basée cette fois-ci sur l'index de variabilité [4, 13,14].

**1-5 Conclusion :**

Dans ce chapitre, nous avons cité quelques généralités sur le système radar, une brève historique résumant les événements les plus importants dans son évolution, son principe de base, ses paramètres caractéristiques. Nous avons consacré la deuxième partie à la détection du signal dans le bruit et principalement de la détection automatique des cibles basée sur la technique CFAR qui seront discutée dans le prochain chapitre.

**2-1 Introduction**

Dans le premier chapitre, on a cité une variété de détecteur CFAR dont quatre sont les plus populaires, le CA, CAGO, CASO et l'OS-CFAR, le premier détecteur CFAR est le CA-CFAR (Cell Averaging) proposé par Finn et Johnson, dans la présence du fouillis homogène, il a été montré que si la taille de la fenêtre de référence tend vers l'infini, la probabilité de détection tend vers celle du détecteur optimal de Neyman-Pearson où le niveau du fouillis est connu à priori. Son inconvénient majeur, est que dans le cas où l'environnement est non homogène, c'est à dire présence d'un bord du fouillis ou de cibles interférentes, le seuil de détection augmente et la probabilité de détection du détecteur CA-CFAR diminue même pour un rapport signal sur bruit élevé. Pour améliorer les performances dues à ces effets, un nombre de modifications dans la procédure classique CA-CFAR ont été proposées et analysées. Hansen et Sawyers ont proposé le détecteur GO-CFAR (Greatest Of) qui utilise le maximum des sommes des sorties des cellules qui se trouvent dans les deux cotés de la cellule sous test. Le but de cette amélioration est de corriger le problème de l'effet de bord du fouillis. Pour corriger le problème de l'effet masque (une cible se situe dans la région du bruit thermique seulement), Trunk a proposé le détecteur SO-CFAR (Smallest Of), c'est-à-dire il prend le minimum des sorties des cellules de part et d'autre de la cellule sous test au lieu du maximum. Il a aussi montré, en étudiant la résolution des cellules de référence, que des cibles ne peuvent pas être détectées par le détecteur CA-CFAR, surtout dans le cas où une cible se trouve dans une seule demi-fenêtre et ne se présente pas dans l'autre demi-fenêtre. Si des cibles interférentes sont présentes dans les deux demi-fenêtres, ni le détecteur GO-CFAR ni le détecteur SO-CFAR ne résolvent le problème de l'effet de capture. Pour contourner cette limitation, Rohling a introduit le détecteur OS-CFAR (Order Statistic) c'est-à-dire le détecteur CFAR à statistiques d'ordre dans lequel les échantillons de la fenêtre de référence sont classés dans un ordre croissant. Le  $k$ ème échantillon ordonné est utilisé pour estimer le niveau du fouillis. Le rôle majeur du détecteur OS-CFAR est de résoudre le problème de l'effet de capture en éliminant les cellules qui contiennent des cibles. Dans ce chapitre, nous allons réétudier ces détecteurs et leurs performances de détection dans le cas homogène, nous allons faire aussi l'analyse du CM-CFAR (Clutter-Map), qui fait partie de sujet, ce détecteur repose sur la technique qui fait exploiter l'homogénéité intrinsèque locale de l'environnement du radar. La mise à jour de l'estimation de la puissance du fouillis pour une cellule de résolution à chaque balayage, des

**CHAPITRE 2: ANALYSE DE QUELQUES DETECTEURS CFAR**

illustrations sont également introduites pour montrer ses performances. Pour l'analyse du détecteur CFAR dans l'environnement homogène, on suppose que le bruit total est gaussien et les  $N$  échantillons du bruit sont statistiquement indépendants et identiquement distribués. On suppose aussi que la cible dans la cellule sous test appelée cible primaire est modélisée selon le modèle Swerling type I. Le rapport signal sur bruit,  $SNR$ , de la cible primaire est dénoté par  $S$ .

**2-2Analyse de CA-CFAR :**

Au premier chapitre, on a expliqué le principe CA-CFAR, rappelant que l'estimation est obtenue par la sommation de la moyenne des échantillons dans les deux demi-fenêtres  $U$  et  $V$  [15].(figure 2.1)

$$Z=U+V.....2.1$$

$$= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N q_i.....2.2$$

Et qui sera multiplié par le facteur  $T$  assurant ainsi une probabilité de fausse alarme désirée. La cellule de test sera comparée par le produit  $TZ$  pour donner une décision sur la présence ou l'absence de cible.

$$Y > TZ.....2.3$$

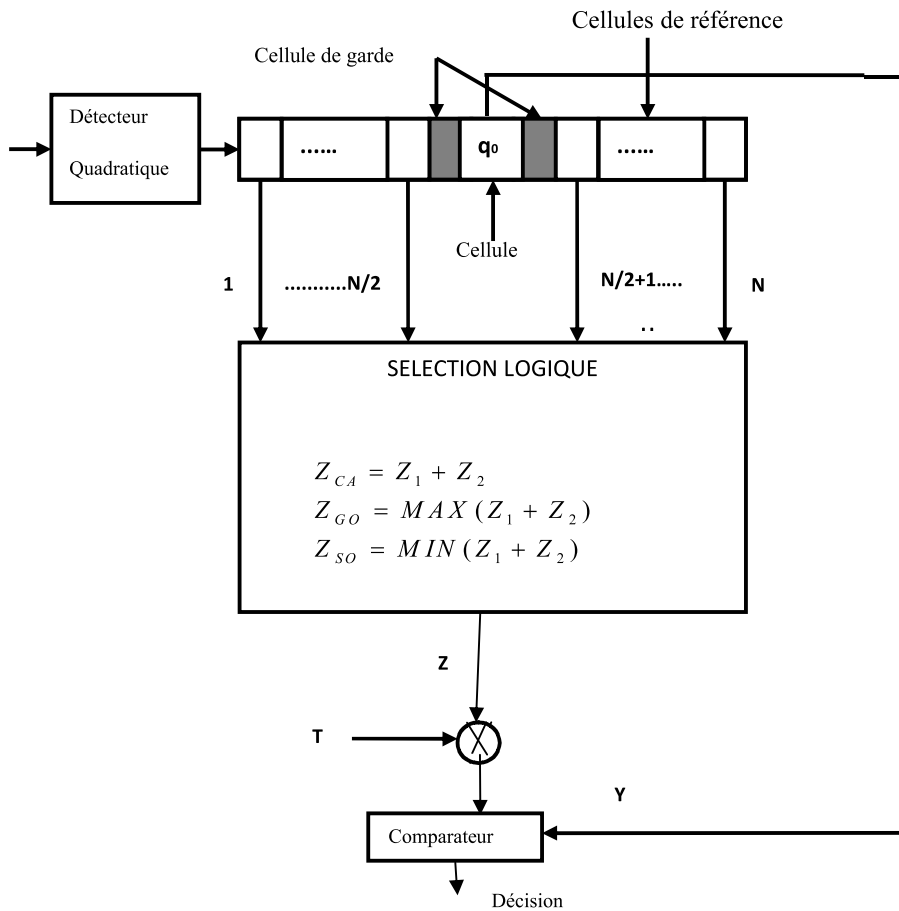
La probabilité de détection et la probabilité de fausse alarme sont données par :

$$Pd = \int_0^{\infty} \Pr(Y > TZ / H_1) p(z) dz = \left[ \frac{1+s}{1+s+T} \right]^N .....2.4$$

$$Pfa = \int_0^{\infty} \Pr(Y > TZ / H_0) p(z) dz = \left[ \frac{1}{1+T} \right]^N .....2.5$$

**CHAPITRE 2: ANALYSE DE QUELQUES DETECTEURS CFAR**

Où  $P_r$  est la probabilité de détection conditionnelle de  $Y$  sous l'hypothèse  $H_1$ ,  $H_0$  et  $p(z)$  est la fonction de densité de probabilité de  $Z$ .



**Figure2.1 Architecture du CA ,GO ,et SO-CFAR**

**CHAPITRE 2: ANALYSE DE QUELQUES DETECTEURS CFAR**

**2-3 Analyse du détecteur GO-CFAR :**

Pour ce détecteur, c'est la valeur maximale des sommes des sorties des deux demi-fenêtres  $U$  et  $V$  qui détermine la puissance de fouillis [15,16]

$$Z = \max(U, V) \dots\dots\dots 2.6$$

Où 
$$U = Z_1 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M q_i \dots\dots\dots 2.7$$

Et 
$$V = Z_2 = \frac{1}{2M} \sum_{i=M+1}^{2M} q_i \dots\dots\dots 2.8$$

$M=N/2$  : nombre de cellule dans une demi-fenêtre.

La densité de probabilité est donnée par :

$$p(z) = p_U(z)F_V(z) + p_V(z)F_U(z) \dots\dots\dots 2.9$$

$F_U(z), F_V(z)$  sont les fonctions de répartition de  $U$  et  $V$

$p_U(z), p_V(z)$  sont les densités de probabilité de  $U$  et  $V$

Dans le cas homogène la relation s'écrit : 
$$p(z) = 2 p_V(z)F_V(z) \dots\dots\dots 2.10$$

La probabilité de détection et la probabilité de fausse alarme sont données par :

$$Pd = \int_0^{\infty} \Pr(Y > TZ / H_1) p(z) dz$$

$$= 2 \left( 1 + \frac{T}{1+S} \right)^{\frac{N}{2}} - 2 \sum_{i=0}^{\frac{N}{2}-1} \binom{\frac{N}{2} + i - 1}{i} \times \left( 2 + \frac{T}{1+S} \right)^{-\left(\frac{N}{2} + i\right)} \dots\dots\dots 2.11$$

$$Pfa = \int_0^{\infty} \Pr(Y > TZ / H_0) p(z) dz$$

$$= 2 (1+T)^{\frac{N}{2}} - 2 \sum_{i=0}^{\frac{N}{2}-1} \binom{\frac{N}{2} + i - 1}{i} \times (2+T)^{-\left(\frac{N}{2} + i\right)} \dots\dots\dots 2.12$$

$\binom{\frac{N}{2} + i - 1}{i}$  : nombre de combinaisons de  $\frac{N}{2} + i - 1$  éléments parmi  $i$ .

**CHAPITRE 2: ANALYSE DE QUELQUES DETECTEURS CFAR**

**2-4 Analyse du détecteur SO-CFAR :**

Contrairement au détecteur précédent la puissance de fouillis est obtenue en prenant le minimum des sorites des deux demi-fenêtres [15,16]

$$Z = \min (U, V) \dots\dots\dots 2.13$$

Dans le cas homogène la densité de probabilité s'écrit :

$$p(z) = p_U(z)[1 - F_V(z)] + p_V(z)[1 - F_U(z)] \dots\dots\dots 2.14$$

La probabilité de détection et la probabilité de fausse alarme sont données par :

$$Pd = \int_0^{\infty} \Pr(Y > TZ / H_1) p(z) dz$$

$$= 2 \sum_{i=0}^{\frac{N}{2}-1} \binom{\frac{N}{2} + i - 1}{i} \times \left( 2 + \frac{T}{1+S} \right)^{-\left(\frac{N}{2}+i\right)} \dots\dots\dots 2.15$$

$$Pfa = \int_0^{\infty} \Pr(Y > TZ / H_0) p(z) dz$$

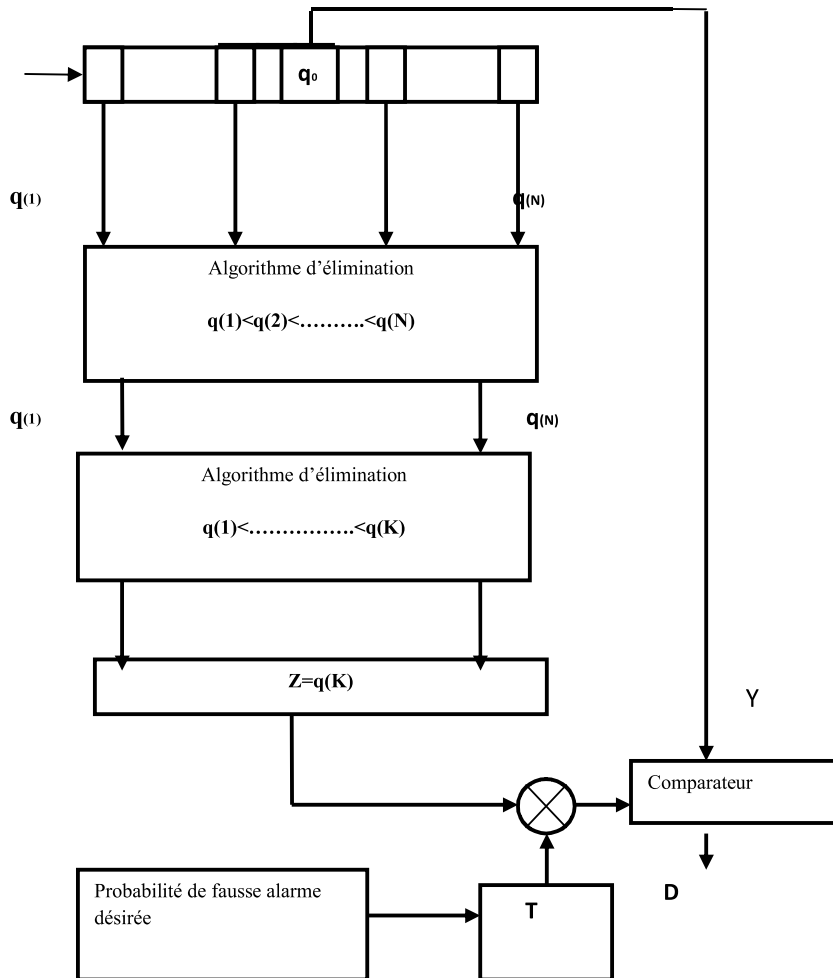
$$= 2 \sum_{i=0}^{\frac{N}{2}-1} \binom{\frac{N}{2} + i - 1}{i} \times (2 + T)^{-\left(\frac{N}{2}+i\right)} \dots\dots\dots 2.16$$

**2-5 Analyse du détecteur OS-CFAR :**

L'estimation de bruit se fait selon des valeurs des échantillons prises dans la fenêtre de référence et qui seront arrangées en ordre croissant [16]

$$q_1 \leq q_2 \leq \dots \leq q_N \dots \dots \dots 2.17$$

Où la valeur de  $q_K$  est choisie pour estimer le seuil de détection.



**Figure 2.2 Architecture de l'OS-CFAR**

**CHAPITRE 2: ANALYSE DE QUELQUES DETECTEURS CFAR**

La probabilité de détection et la probabilité de fausse alarme sont données par :

$$\begin{aligned}
 Pd &= \int_0^{\infty} \Pr(Y > TZ / H_1) p(z) dz \\
 &= \prod_{i=0}^{m-1} \frac{N-1}{N-i + \frac{T}{1+S}} \dots\dots\dots 2.18
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 Pfa &= \int_0^{\infty} \Pr(Y > TZ / H_0) p(z) dz \\
 &= \prod_{i=0}^{m-1} \frac{N-1}{N-i + T} \dots\dots\dots 2.19
 \end{aligned}$$

**2-6 Analyse du CM-CFAR:**

Ce détecteur repose sur la technique qui fait exploiter l'homogénéité intrinsèque locale de l'environnement du radar. la mise en œuvre de ce détecteur est illustrée par la figure ci-dessous. La mise à jour de l'estimation de la puissance du fouillis pour une cellule de résolution à chaque balayage. A chaque sortie  $x_n(k)$  multiplie par un facteur  $\alpha$  compris entre 0 et 1 est ajoutée à l'estimation  $x_{n-1}(k)$  multiplie par le facteur  $1-\alpha$  pour donner une nouvelle estimation  $y_{n-1}(k)$  multiplie par un seuil T assurant une probabilité de fausse alarme désirée. Ce produit est comparé à la sortie de la cellule test pour décider la présence ou l'absence de cible. Donc ce filtre ne nécessite qu'une seule case mémoire pour chaque cellule de résolution de la carte.

L'équation s'écrit [17] :

$$y_n(k) = (1-\alpha) \cdot y(k) + \alpha \cdot x_n(k) \dots\dots\dots 2.20$$

**CHAPITRE 2: ANALYSE DE QUELQUES DETECTEURS CFAR**

Cette équation peut être écrite :

$$y_n(k) = \sum_{j=0}^n (1-\alpha)^j \cdot x_{n-j}(k) \dots\dots\dots 2.21$$

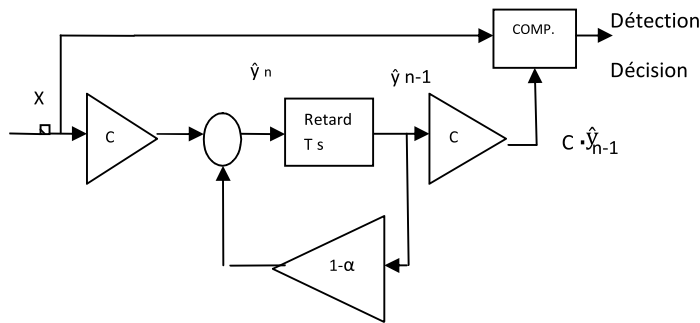
La cible sera présente si :

$$\frac{x_n(k)}{x_{n-1}(k)} > T \dots\dots\dots 2.22$$

La probabilité de détection et de fausse alarme et de détection sont données par :

$$Pd = \prod_{j=0}^{\infty} [1 + \frac{T\alpha}{1+s} (1-\alpha)^j]^{-1} \dots\dots\dots 2.23$$

$$Pfa = \prod_{j=0}^{\infty} [1 + T\alpha(1-\alpha)^j]^{-1} \dots\dots\dots 2.24$$



**Figure2.3 Architecture du CM-CFAR**

**CHAPITRE 2: ANALYSE DE QUELQUES DETECTEURS CFAR**

**2-7 Analyse des résultats de simulation:**

Dans cette section ,on va présenter quelques exemples ,en s'appuyant sur des fonctions développées en MATLAB par Glen Davidson [12] en se basant sur les travaux de Gandhi et Kassam [15],qui nous permettent de calculer les valeurs de seuil T et de tracer les courbes de  $P_d$  en fonction de  $SNR$  pour une  $P_{fa}$  désirée. Le tableau 2.1 présente les différentes valeurs de seuil en fonction de nombres de cellules et la probabilité de fausses alarmes .On remarque que le seuil est proportionnel au nombre de cellules, sa valeur diminue si on augmente le nombre de cellules.

<i>Pfa</i>	$10^{-6}$				$10^{-4}$				$10^{-2}$			
	CA	SO	GO	OS	CA	SO	GO	OS	CA	SO	GO	OS
<b>N=8</b>	3.2170	00.1467	55.3901	30.0836	1.3714	5.6752	2.2675	11.0859	0.3335	1.0184	0.5366	2.3490
<b>N=16</b>	1.0535	3.5975	1.8501	15.5363	0.5399	1.5750	0.9359	7.4214	0.1548	0.4021	0.2627	1.9811
<b>N=32</b>	0.4330	1.1421	0.7851	11.3424	0.2409	0.5981	0.4325	6.0863	0.0746	0.1768	0.1321	1.8156
<b>N=64</b>	0.1971	0.4613	0.3658	9.7089	0.1140	0.2603	0.2102	5.5096	0.0366	0.0820	0.0670	1.7370

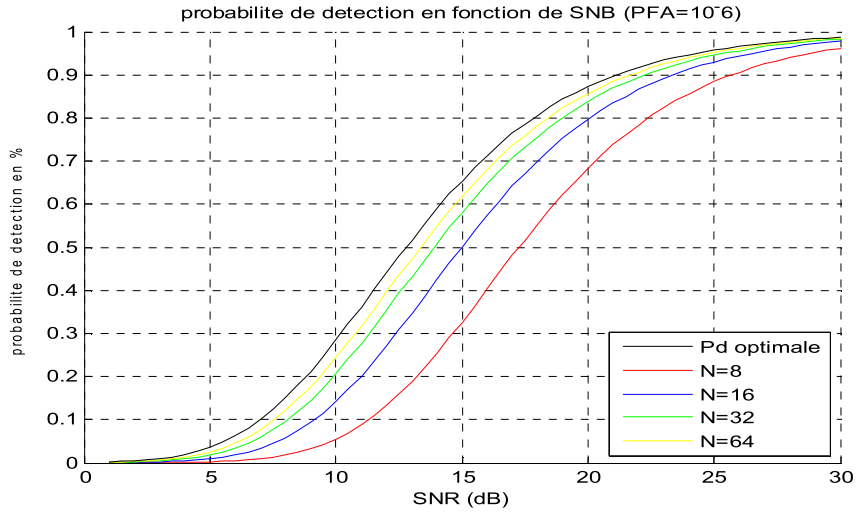
**Tableau 2.1 Les valeurs de seuil de CA,SO,GO,OS-CFAR en fonction de nombres de cellules et les  $P_{fa}$**

<i>Pfa</i>	$10^{-6}$	$10^{-4}$	$10^{-2}$
<b><math>\alpha</math></b>			
<b>0.01</b>	<b>14.3</b>	<b>9.4</b>	<b>4.6</b>
<b>0.1</b>	<b>19.3</b>	<b>11.6</b>	<b>5.2</b>
<b>0.5</b>	<b>76.6</b>	<b>31.4</b>	<b>9.0</b>
<b>0.9</b>	<b>854</b>	<b>190</b>	<b>25.6</b>

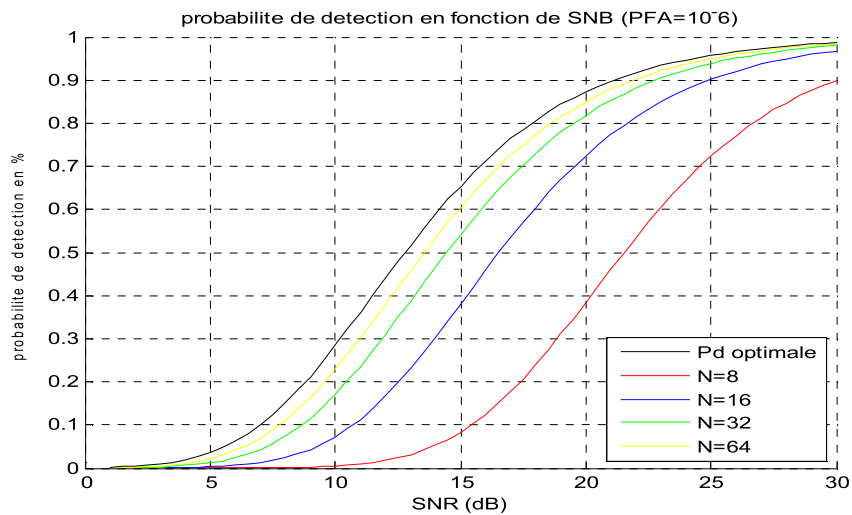
**Tableau 2.2 Les valeurs de seuil de CM-CFAR en fonction de  $\alpha$  et les  $P_{fa}$**

## **CHAPITRE 2: ANALYSE DE QUELQUES DETECTEURS CFAR**

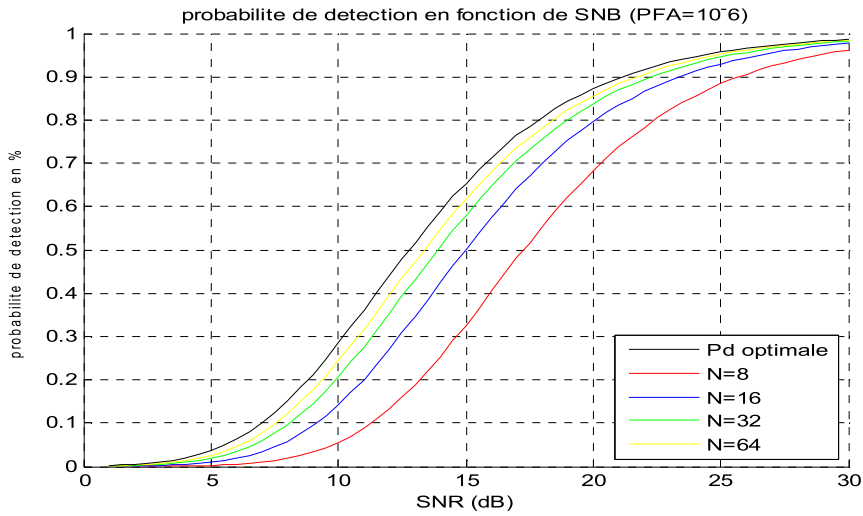
Les courbes de la figure 2.4 représentent les valeurs de la  $Pd$  en fonction du  $SNR$  pour différentes valeurs de nombres de cellules pour le CA,CAGO,CASO et l'OS-CFAR. On remarque que les  $Pd$  s'améliorent si on augmente le nombre de cellules .Les courbes ci-dessous atteignent les valeurs optimales pour  $Pfa$  égale à  $10^{-6}$  et lorsque le nombre de cellule est égale à 64.



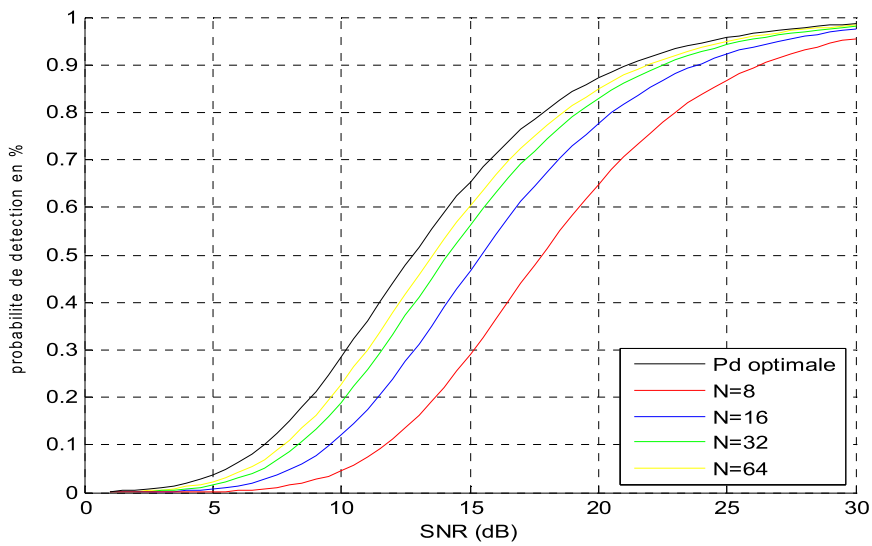
**a) Les  $Pd$  de détection de CA-CFAR en fonction de SNR**



**b) Les  $Pd$  de détection de SO-CFAR en fonction de SNR**



c) Les  $P_d$  de détection de GO-CFAR en fonction de SNR



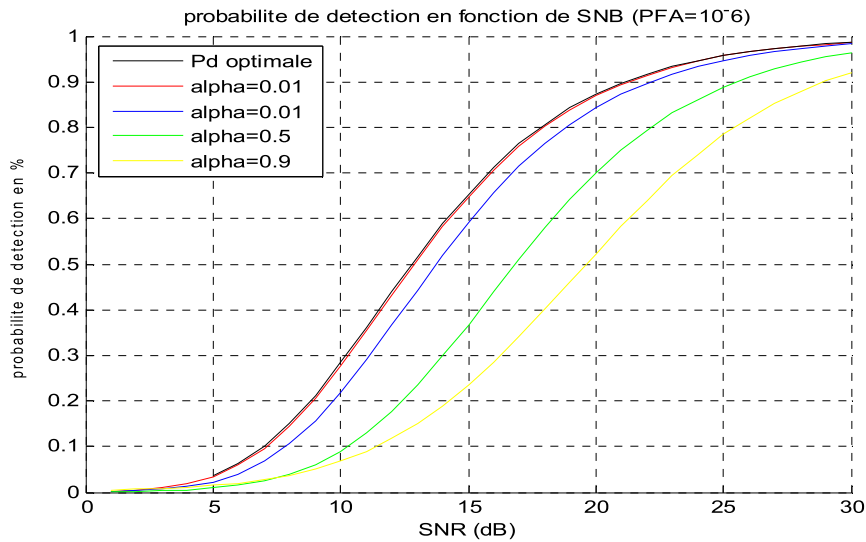
d) Les  $P_d$  de détection de OS-CFAR en fonction de SNR

Figure 2.4 Les  $P_d$  de détection du CA,SO,GO,OS-CFAR en fonction de SNR

De même, la figure 2.5 présente les courbes de la probabilité de détection en fonction de  $SNR$  pour différents valeurs de  $P_{fa}$  et de gain  $\alpha$ . Les courbes de  $P_d$  s'améliorent et s'approchent de la courbe optimale pour les grandes valeurs de  $\alpha$ . Les calculs de la

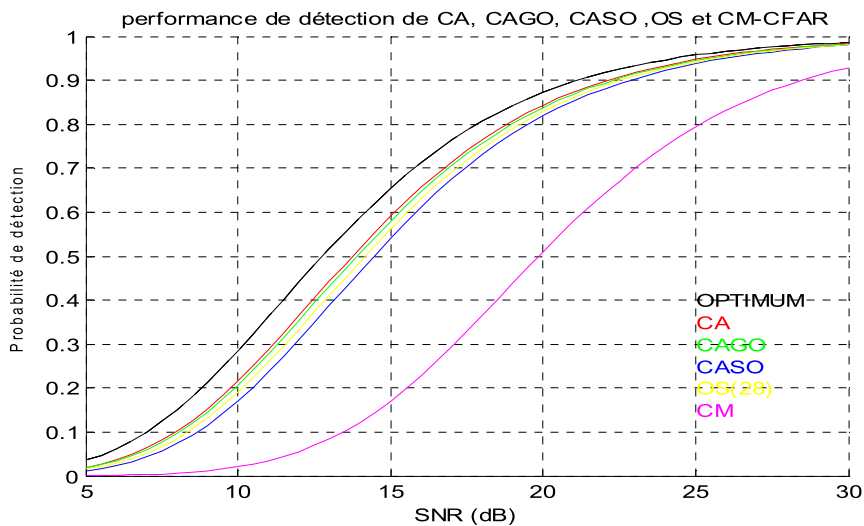
**CHAPITRE 2: ANALYSE DE QUELQUES DETECTEURS CFAR**

valeur de seuil (Tableau 2.2) ont montré que ces valeurs augmentent selon l'ordre croissant de  $\alpha$ , et lorsqu'on diminue la probabilité de fausses alarmes  $P_{fa}$ .



**Figure 2.5 Les  $P_d$  de détection du CM-CFAR en fonction de SNR**

A partir de la figure 2.6, qui rassemble les courbes de probabilité des différents détecteurs pour une  $P_{fa} = 10^{-6}$ , on constate que le CA-CFAR est le plus performant parmi les autres détecteurs, suivi par le CAGO, l'OS, et le CASO-CFAR, le CM-CFAR est le moins performant.



**Figure 2.6 Les  $P_d$  de détection des détecteurs en fonction de SNR ( $P_{fa}=10^{-6}$ )**

### **2-8 Conclusion**

Dans ce chapitre introductif aux systèmes CFAR, nous avons étudié les performances de détection des principaux systèmes CFAR classiques dans le cas où l'environnement est homogène, nous avons fait des simulations pour tracer les courbes de probabilité de détection de ces détecteurs en fonction de  $SNR$  pour différentes valeurs de probabilités de fausse alarme, pour voir les performances de chaque détecteur. On a constaté que la probabilité de détection de CA, GO, SO et l'OS-CFAR s'améliore si on augmente le nombre de cellules, Même remarque pour les courbes de  $Pd$  de CM-CFAR qui s'améliorent et s'approchent de la courbe optimale pour les grandes valeurs de  $\alpha$ . Une analyse comparative des performances de détection entre les différents détecteurs montre que le CA-CFAR est le plus performant parmi les autres détecteurs, et les performances de détection du CM-CFAR sont inférieures à celles des autres.

### **3-1 Introduction**

Malgré les performances de la technique de Fourier pour l'analyse des signaux linéaires et stationnaires, elle a plusieurs inconvénients en pratique, en particulier l'inconvénient que cette technique ne permette pas l'analyse à la fois en temps et en fréquence. En effet, l'analyse de Fourier donne les différentes fréquences excitées dans un signal, mais ne permet pas de savoir à quels instants ces fréquences ont été émises [18]. Cette analyse ne donne pas, donc, une information locale des signaux qui est essentielle pour l'analyse des signaux non-stationnaires. Pour pallier ce problème l'analyse temps-fréquence devient l'outil adéquat pour le traitement des signaux non-stationnaires. Deux approches sont apparues, la première considère le signal comme une superposition linéaire de signaux élémentaires appelé atome, c'est le principe de décomposition atomique. C'est une représentation linéaire qui regroupe la transformée de Fourier à fenêtre inventée par le physicien Denis Gabor en 1940 et la transformée en ondelette proposée par le géophysicien Morlet au début des années 80. La deuxième approche consiste à répartir l'énergie selon les deux variables temps et fréquence, c'est le principe de distribution d'énergie, c'est une représentation quadratique ou bilinéaire, elle regroupe plusieurs distributions (Annexe2), certains sont rangés dans une classe appelé classe de Cohen.

### **3-2 La transformée de Gabor (Transformée de Fourier à court terme, TFCT) :**

#### **3-2-1 Idée de la fenêtre**

Pour pallier l'inconvénient du caractère global de la transformée de Fourier, une idée introduite par Denis Gabor, qui consiste à multiplier le signal par une fonction fenêtre, puis de calculer le produit, en déplaçant la fonction d'analyse par un paramètre de translation sur tous le signal, on obtient une collection de spectres locaux dépendant de chaque instant. La figure ci-dessus donne une illustration de son comportement ou un exemple d'un signal temporel non-stationnaire est découpé en plusieurs morceaux, puis on fait la transformée de Fourier pour chaque morceau [19,20]

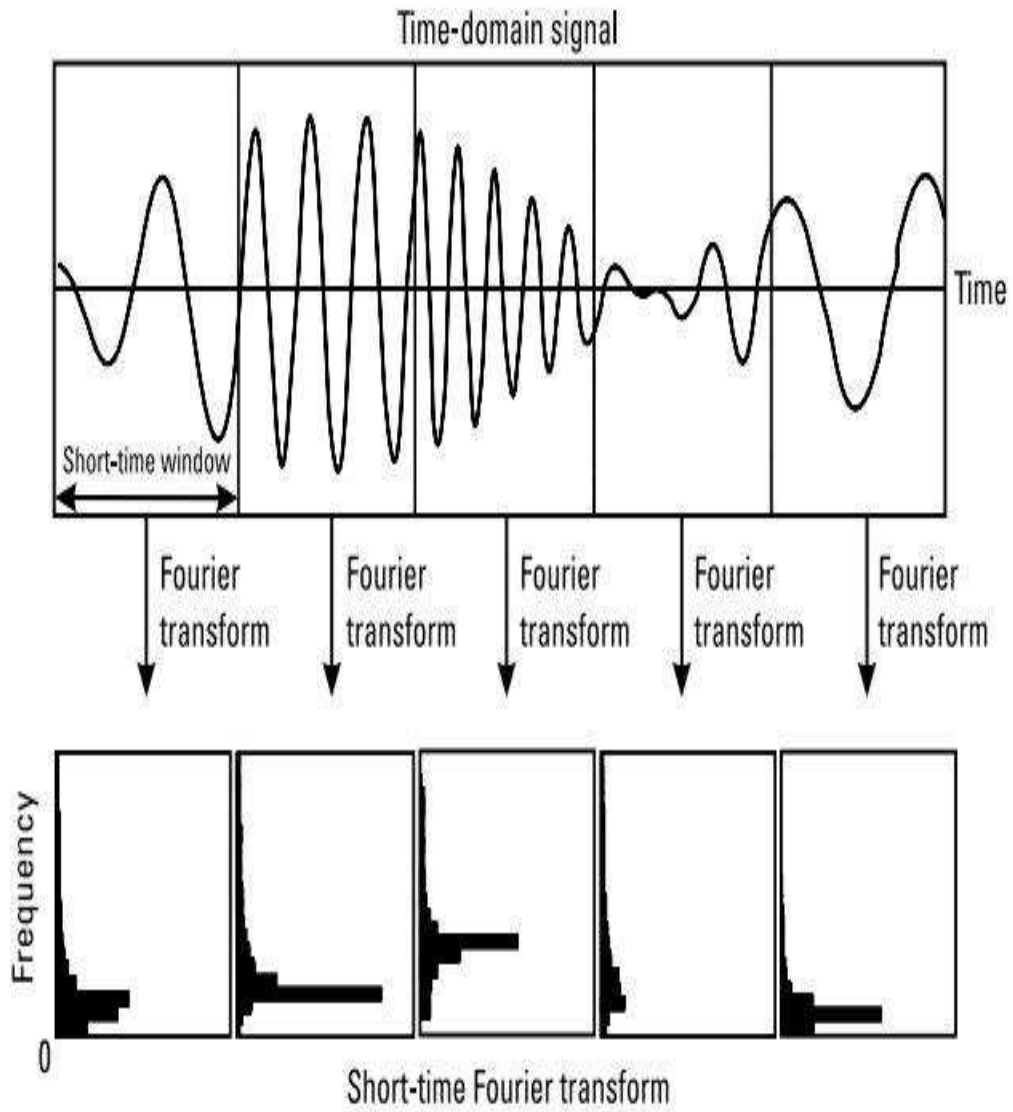


Figure 3.1 : illustration de la TFCT

**3-2-2 Definition :**

La représentation de Gabor est basée sur la décomposition du signal sur des fonctions élémentaires qui occupent la même surface minimale ,translatée de manière observer toutes les parties utiles du signal. Elle s'exprime par [21]:

$$S(v,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t)e^{-j2\pi vt} h^*(t-b)dt \dots\dots\dots 3.1$$

On obtient alors une famille de coefficients  $C_s(v,b)$ :

$$C_s(v,b) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t)h(t-b) \exp(-2j\pi vt)dt \dots\dots\dots 3.2$$

$b$  : paramètre de translation permettant de déplacer l’analyse sur tout le signal

$v$  : la fréquence locale obtenue par ce spectre

Cette définition est motivée par deux propriétés intéressantes :

1-Conservation de l’énergie :

$$\iint_{\mathbb{R}^2} |C_s(v,b)|^2 dvdb = \int_{\mathbb{R}} |s(t)|^2 dt \dots\dots\dots 3.3$$

2-Formule de reconstruction

$$s(t) = \iint_{\mathbb{R}^2} C_s(v,b)e^{2i\pi vt} dvdb \dots\dots\dots 3.4$$

3-2-3 Choix de la fenêtre

Elle depend a une propriété bien connue qui est le principe d'incertitude. Il stipule que la durée  $dt$  de  $s(t)$  et la bande de fréquence  $dv$  de  $S(v)$  sont liés par:

$$dt dv = 1 / 4\pi \dots\dots\dots 3.5$$

Ainsi, plus la durée du temps de  $s(t)$  est large, plus la bande de fréquence  $h(v)$  est petite. Inversement, plus la bande de fréquence de  $h(v)$  est large plus la durée du temps de  $s(t)$  est courte . La TFCT exige un compromis entre les deux résolutions, la figure 3.2 illustre ce principe, il s'agit de l'analyse temps-fréquence d'un signal constitué de la succession d'ondes sinusoïdales, plus on augmente la taille de la fenêtre, plus la résolution fréquentielle est bonne, mais au détriment de la résolution temporelle [21]

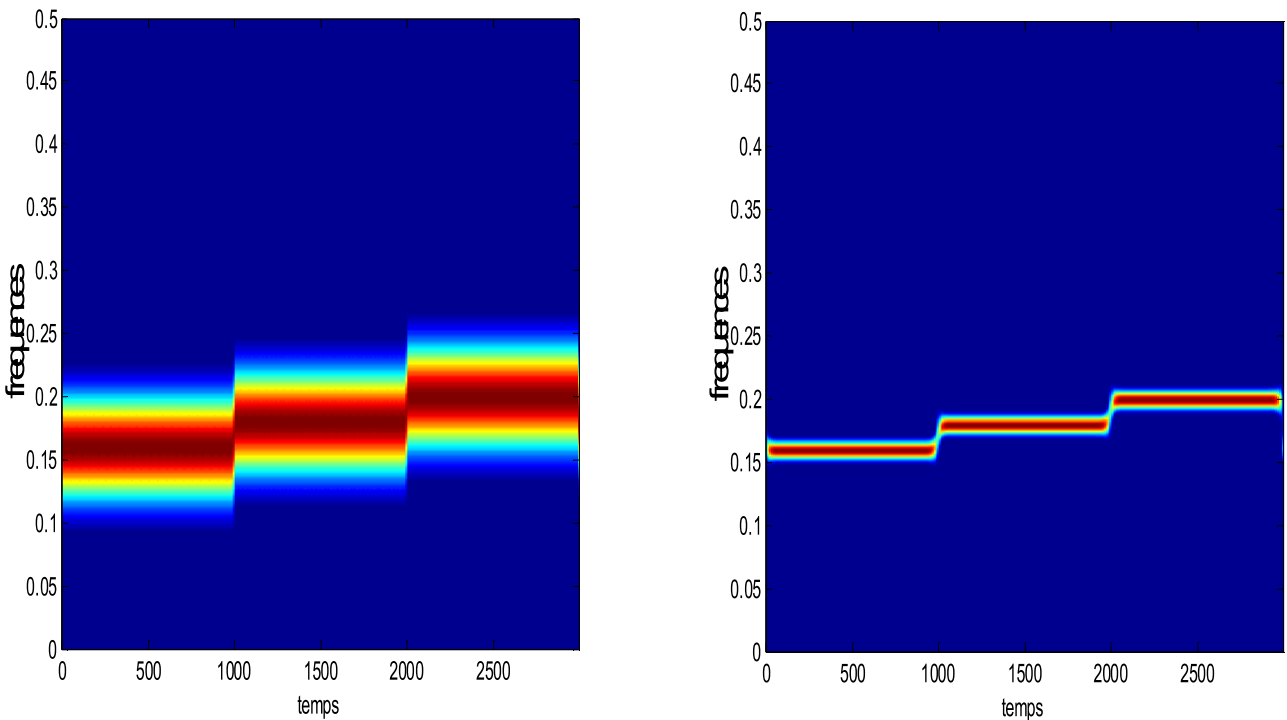


Figure3.2 Illustration de la résolution fréquentielle et temporelle en fonction de la longueur de la fenêtre

La figure nous montre clairement qu'on ne peut pas espérer d'écrire une fonction avec une précision infinie simultanément en temps et en fréquence. La fonction qui vérifie la limite de l'inégalité Gabor-Heisenberg est celle de la fonction de Gauss :

$$h(t) = \left(\frac{\alpha}{\pi}\right)^{1/4} \exp\left(-\frac{\alpha}{2} t^2\right) \dots\dots\dots 3.6$$

**3-2-4 Implementation de la transformee de Gabor :**

Le signal peut être décomposé en série de Gabor, selon[22] :

$$s(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} C_{m,n} h_{m,n}(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} C_{m,n} h(t - mt) \exp j2\pi nvt \dots\dots\dots 3.7$$

Cette décomposition, proposée par Gabor, existe si les paramètres d'échantillonnage satisfaisant la condition:

$$T.v \leq 1 \dots\dots\dots 3.8$$

Si le produit  $T.v$  est plus grand que 1, on n'a pas assez d'information pour pouvoir reconstruire le signal (sous-échantillonnage). Si  $Tv$  est plus petit que 1, la représentation sera redondante (sur-échantillonnage). si  $Tv = 1$ , on obtient la représentation la plus compacte ; ce cas s'appelle (échantillonnage critique).

Gabor n'a donné aucune méthode pour calculer les coefficients, en 1980, Bastians propose une méthode de calcul des coefficients à l'aide d'un ensemble de fonctions dual  $\{\tilde{h}_{m,n}(t)\}$  tel que :

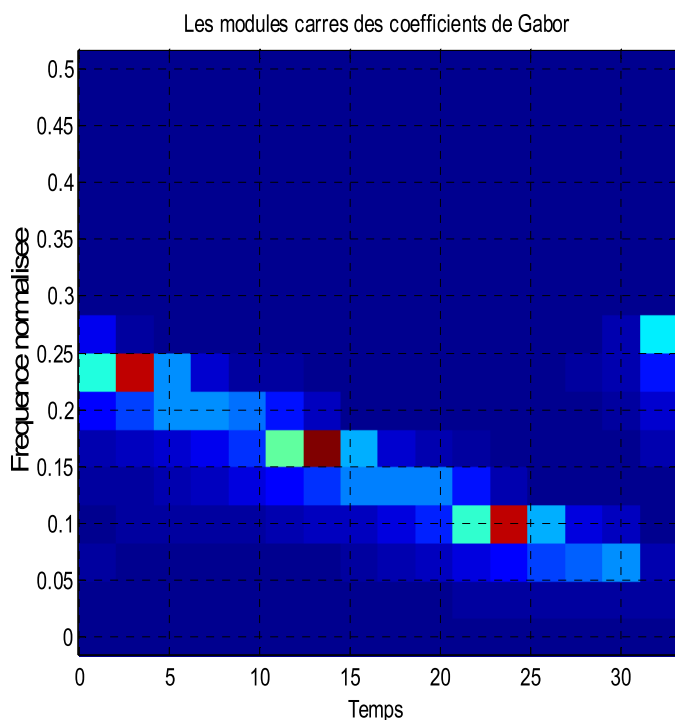
$$c_{m,n} = \int s(t) \tilde{h}_{m,n}^*(t) dt \dots\dots\dots 3.9$$

**a) Cas de l'échantillonnage critique**

Dans le cas de l'échantillonnage critique, les fonctions  $\{ h_{m,n}(t) \}$  sont linéairement indépendantes et, selon les notions de biorthogonalité, il existe un ensemble unique de fonctions duales qui représente une base de Riesz associée à  $\{ h_{m,n}(t) \}$ . Elles ne sont pas des fonctions à support temporel et fréquentiel fini. Par conséquent, la localisation temps-fréquence de ces fonctions étant mauvaise, les coefficients  $C_{m,n}$  ne décrivent pas la nature temps-fréquence du signal traité. Ce phénomène est illustré dans la figure 3.3.a

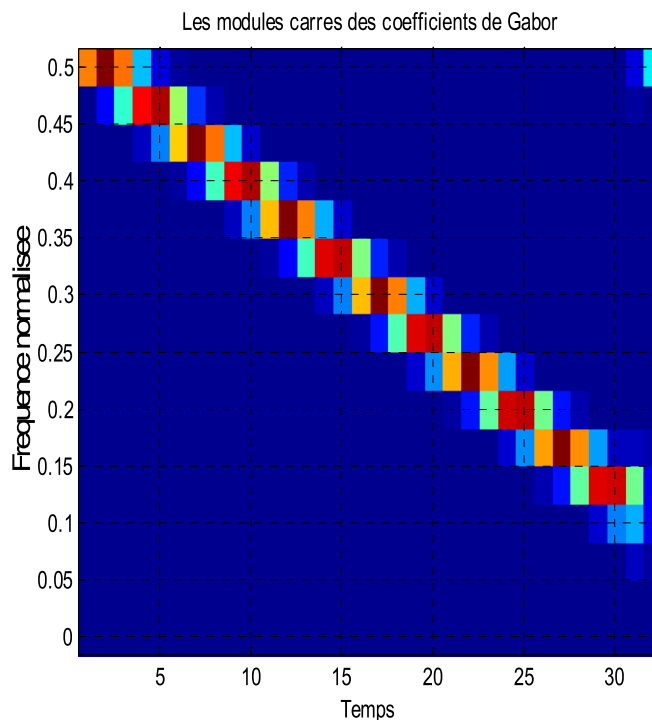
**b) Cas de sur-échantillonnage**

Dans ce cas, les fonctions  $\{ h_{m,n}(t) \}$  sont linéairement dépendantes, l'unicité de l'ensemble dual n'est plus valable. La représentation est alors redondante : la reconstruction ne sera pas exacte, mais ce degré de redondance apporte quelques propriétés importantes, figure 3.3.b



(a)

Figure 3.3. a) échantillonnage critique



(b)

b) sur-échantillonnage

**c)Choix de la fonction duale :**

Nous allons présent  une methode cit e dans [ 22] propos e par Quian et Chen d'un signal discret  $s[k]$  compos e de  $L$  echantillons ,la transform e discr ete de Gabor est donn e par :

$$s[k] = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} C_{m,n} h[k - m\Delta M] W_L^{n\Delta N k} \dots\dots\dots 3.10$$

**Avec**

$$C_{m,n} = \sum_{k=0}^{L-1} s[k] h[k - m\Delta M] W_L^{-n\Delta N k} \dots\dots\dots 3.11$$

$C_{m,n}$  pr esente les coefficients de Gabor

$\Delta M$  ,  $\Delta N$  pr esente (resp.) les pas d' chantillonnage en temps et fr equences. Le taux d' chantillonnage est d fini par :

$$a = \frac{L}{\Delta M \Delta N} \geq 1 \dots\dots\dots 3.12$$

Si on prend le cas ou  $\Delta N.N = 1$  , les expressions 3.11 et 3.12 seront  crites selon :

$$s[k] = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} C_{m,n} h[k - m\Delta M] W_N^{nk} \dots\dots\dots 3.13$$

$$C_{m,n} = \sum_{k=0}^{L-1} s[k] h[k - m\Delta M] W_N^{-nk}$$

.....3.14

En rempla ant  $\Delta N.N = L$  ,dans 3.11,on obtient :

$$a = \frac{N}{\Delta m} \geq 1$$

.....3.15

3.15 est la condition pour une reconstruction stable.

Pour déterminer  $\tilde{h}[k]$  pour une  $h[k]$  donnée ,on introduit 3.14 en 3.13 , on obtient

$$s[k] = \sum_{k'=0}^{L-1} s[k'] \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} h[k - m\Delta M] h^*[k' - m\Delta M] W_N^{-n(k-k')} \dots\dots\dots 3.16$$

Une condition pour que la décomposition existe si

$$\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} h[k - m\Delta M] h^*[k - m\Delta M] W_N^{-n(k-k')} = \delta[k - k'] \dots\dots\dots 3.17$$

Appliquant la formule de Poisson :

$$\sum_{m=0}^{M-1} a[n - m\Delta M] = \frac{1}{\Delta M} \sum_{k=0}^{\Delta M-1} \left( \sum_{i=0}^{L-1} a[i] W_{\Delta M}^{-ik} \right) W_{\Delta M}^{nk} \dots\dots\dots 3.18$$

en 3.17,on obtient :

$$\sum_{k=0}^{L-1} h[k + qN] W_{\Delta M}^{-pk} \tilde{h}^*[k] = \frac{\Delta m}{N} \delta[p] \delta[q] \dots\dots\dots 3.19$$

L'equation 3.19 nommée l'identité de Wexler –Raz,ou  $0 \leq p < \Delta M$  et  $0 \leq q < \Delta N$  .permettra de déterminer l'ensemble des fonctions duale  $\tilde{h}[k]$  ,sa forme matricielle est donnée par :

$$H \cdot \tilde{h} = \bar{\mu} \dots\dots\dots 3.20$$

$H$  est une matrice  $\Delta M \Delta N \times L$  ses éléments sont définis selon

$$h_{p\Delta M+q,k} = h[k + qN] W_{\Delta M}^{-pk} \dots\dots\dots 3.21$$

Et  $\bar{\mu}$  est un vecteur  $\Delta M \Delta N$  dimensionnel donné par  $\bar{\mu} = \left( \frac{\Delta M}{N}, 0, 0, \dots, 0 \right)^T$

Comme la fonction  $h[k]$  est une fonction gaussienne,le choix de la fonction duale est basée sur l'idée de minimiser l'erreur quadratique  $\Gamma$  définie par :

$$\Gamma = \min_{H, \tilde{h}=\bar{\mu}} \sum_{k=0}^{L-1} \left| \frac{\tilde{h}[k]}{\|\tilde{h}\|} - h[k] \right|^2 = \min_{H, \tilde{h}=\bar{\mu}} \sum_{k=0}^{L-1} \left[ \left( \frac{\tilde{h}[k]}{\|\tilde{h}\|} \right)^2 - 2 \frac{\tilde{h}[k]h[k]}{\|\tilde{h}\|} + h^2[k] \right]$$

$$= \min_{H, \tilde{h}=\bar{\mu}} \left[ 2 - \frac{2}{\|\tilde{h}\|} \sum_{k=0}^{L-1} \tilde{h}[k]h[k] \right] \dots\dots\dots 3.22$$

Ou  $\|\tilde{h}\| = \sqrt{\sum_{k=0}^{L-1} |\tilde{h}[k]|^2}$ . Compte tenu de 3.19 ,la relation 3.22 devient:

$$\Gamma = \min_{H, \tilde{h}=\bar{\mu}} \left[ 1 - \frac{2}{\|\tilde{h}\|} \frac{\Delta M}{N} \right] \dots\dots\dots 3.23$$

Qui montre que la solution sera donnée par  $\tilde{h}[k]$  (solution du système linéaire (3.20)

En appliquant la décomposition en valeurs singulière à la matrice  $H$  de rang  $p$  et de nombre de lignes  $q$ , (3.20) devient :

$$USV.\tilde{h}^* = \bar{\mu} \dots\dots\dots 3.24$$

Ou  $S \in R^{q,L}$ ,  $U \in C^{q,q}$  et  $V \in C^{L,L}$  sont des matrice unitaires, si on multiplie les deux parties de (4.41) par  $U^T$ , elle devient:

$$\begin{bmatrix} S_{p \times p}^0 & O_{p \times (l-p)} \\ O_{(q-p) \times p}^0 & O_{(q-p) \times (l-p)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{p \times L}^0 \\ V_{(L-p) \times L}^1 \end{bmatrix} \tilde{h} = \begin{bmatrix} U_{q \times p}^1 & U_{q \times (p-q)}^1 \end{bmatrix}^T \bar{\mu} \dots\dots\dots 3.25$$

La solution de (3.25) existe si  $\bar{\mu}$  est orthogonal sur  $U^1$  (la condition de consistence). Dans ce cas (3.25) peut être écrite selon :

$$\hat{H}.\tilde{h} = \hat{\mu} \dots\dots\dots 3.26$$

Ou  $\hat{H} = S^0 V^0 \in C^{P,L}$  et  $\hat{\mu} = (U^0)^T \bar{\mu}$ . en utilisant la pseudo-inverse de  $\hat{H}$ , la solution optimale devient :

$$\tilde{h}_{opt}^* = \hat{H}^T (\hat{H} \hat{H}^T)^{-1} \hat{\mu} \dots\dots\dots 3.27$$

(3.27) présente la fonction duale qui s’approche de celle de Gabor lorsque le taux de sur-échantillonnage augmente.

**3-2-5Le spectrogramme**

En pratique, on utilise le spectrogramme qui est le module carré de la *TFCT*, le module carré assure les valeurs du spectrogramme seront toujours réelle, le spectrogramme est alors défini comme une densité d’énergie, soit:

$$C_s(v, b) = \left| \int_{-\infty}^{\infty} s(t)h(t - b) \exp(-2j\pi vt) dt \right|^2 \dots\dots\dots 3.28$$

Il permet l’étude de la répartition de l’énergie de signal dans le plan temps-fréquence.

**3-3 Les principales représentations Temps-fréquence**

**3-3-1 Les ondelettes**

La *TO* a été développée comme une approche alternative à la *TFCT* pour surmonter le problème de résolution. L'analyse d'ondelette est faite d'une manière semblable à l'analyse de *TFCT*, en un sens que le signal est multiplié par une fonction, ondelette (wavelet), semblable à la fonction de fenêtre dans le *TFCT*, et la transformation est calculée séparément pour différents segments du signal dans le domaine temporel[18].

**3-3-2 Définition :**

Partant d'une fonction mère  $h$  il est possible de générer, , une famille de fonctions  $h$  appelée famille d'ondelettes :

$$h_{t,a}(u) = \frac{1}{\sqrt{a}} h\left(\frac{u-t}{a}\right) \dots\dots\dots 3.29$$

où  $a > 0$  est un paramètre d'échelle de contraction ( $a < 1$ ) ou de dilatation ( $a > 1$ ) de la fenêtre et une translation de la fenêtre. Une fois cette famille générée, on décompose classiquement le signal  $s(t)$  sur cette famille selon le produit scalaire usuel dans l'espace des signaux. On obtient ainsi des coefficients d'ondelettes  $T_x(t,a)$  qui caractérisent le coefficient de la décomposition du signal  $x(t)$  dans cette base :

$$T_s(t,a) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(u)h_{t,a}^*(u)du = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} s(u)h^*\left(\frac{u-t}{a}\right)du \dots\dots\dots 3.30$$

Le signal  $s(u)$  peut donc être reconstruit par combinaison linéaire d'ondelettes pondérées par leurs coefficients  $T_s(t,a)$  :

$$s(u) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} T_s(t,a)h_{t,a}(u)d\mu(t,a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} T_s(t,a)h_{t,a}\left(\frac{u-t}{a}\right)dt \frac{da}{a^2} \dots\dots\dots 3.31$$

**3-3-3 Classe de Cohen : [23]**

Les représentations temps-fréquence qui vérifient le diagramme de covariance du groupe des translations en temps et fréquence sont répertoriées dans une classe, appelée classe de Cohen, et donnée par :

$$P_z(t,f) = \int \int \int e^{2i\pi\xi(s-t)} f(\xi,\tau)z\left(s+\frac{\tau}{2}\right)z^*\left(s+\frac{\tau}{2}\right)e^{-2i\pi f\tau} d\xi d\tau ds \dots\dots\dots 3.32$$

Où  $f(\xi,\tau)$  est la fenêtre d'observation qui garantit le caractère réelle de  $p_z(t,f)$  . On retrouve ainsi les principales distributions connues de Wigner et Ville, Rihaczeck, Margenau et Hill, Page, ou encore Choi et Williams mais aussi la classique transformée de Fourier à court terme (spectrogramme).( Annexe 2)

### 3-4 Avantages de la représentation temps-fréquence

Les représentations temps-fréquence peuvent considérablement simplifier l'interprétation des signaux. Ces représentations donnent une image beaucoup plus claire aux signaux en raison de leur capacité de présenter les fréquences en fonction du temps. Pour montrer plus clairement leurs avantages, nous allons faire une représentation temps-fréquence pour trois exemples. Le premier exemple présente des signaux chirps multiples. Le deuxième cas est un signal noyé dans un bruit. Le troisième cas présente des données expérimentales.

#### 3-4-1 Détection des signaux multiples

Il y a plusieurs chirps présentes dans le signal illustré dans la figure 3.4.a. Le spectre du signal peut être trouvé en utilisant la transformée de Fourier. Le signal comme il apparaît dans le domaine fréquentiel est affichée dans la figure 3.4.b. Il est difficile d'identifier le nombre de signaux dans le spectre, et extrêmement difficile à déterminer leur nature.

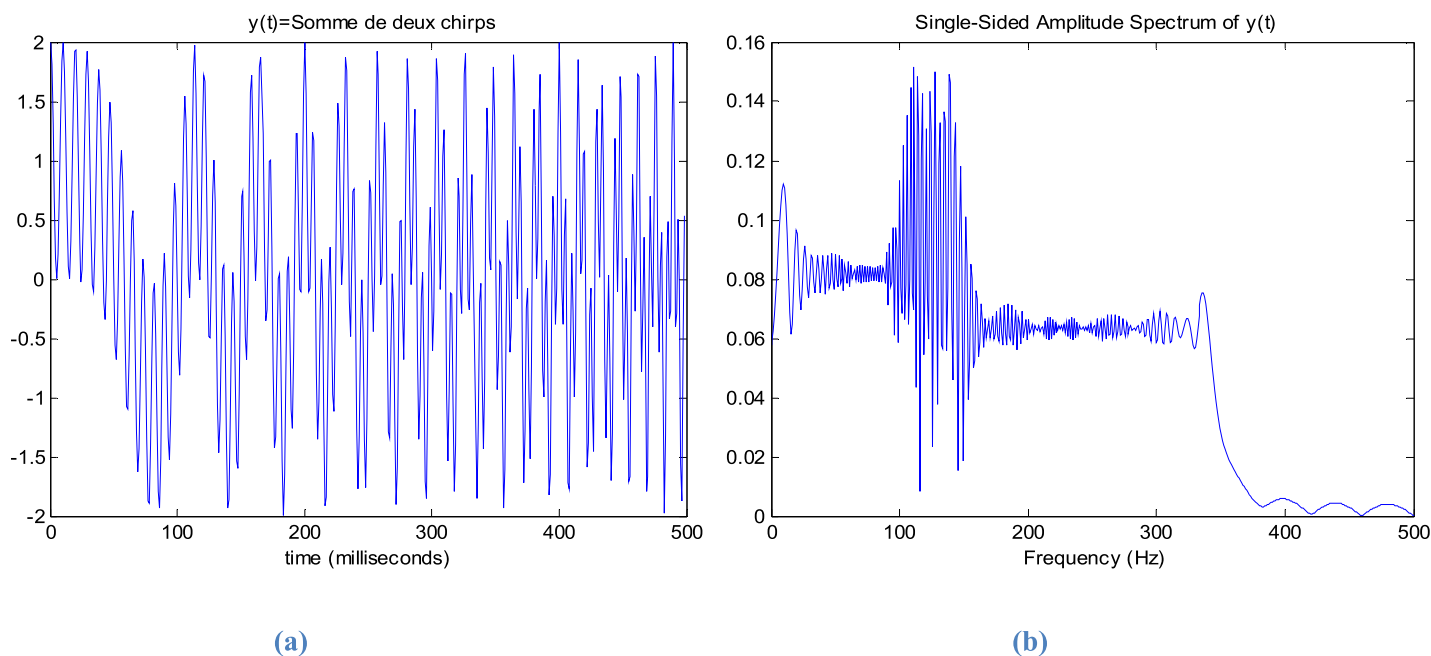
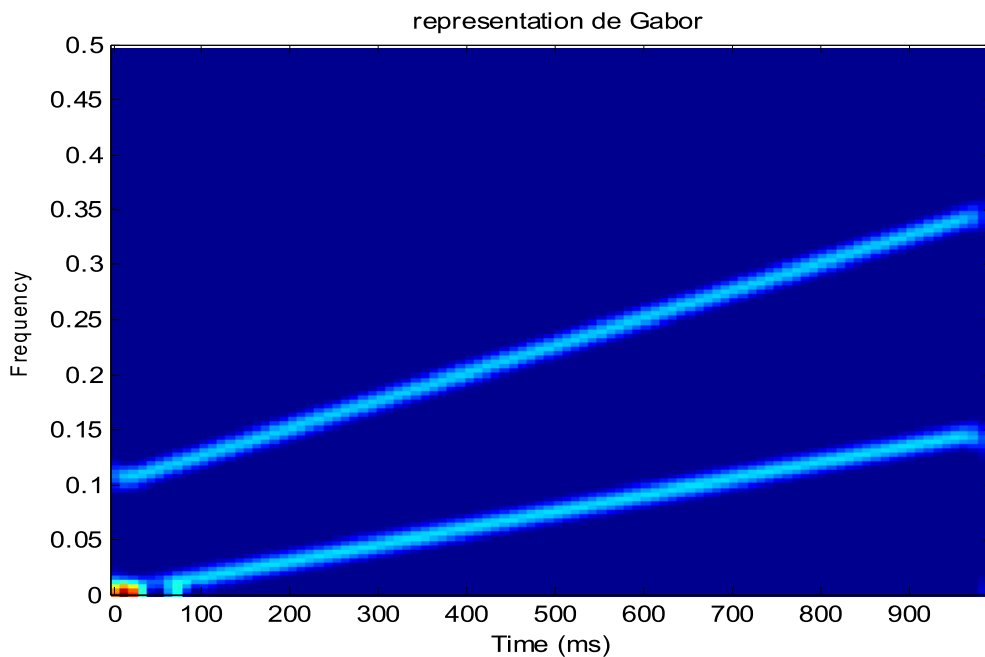


Figure 3.4. a)Signal composé de deux chirps

b)Représentation fréquentielle du signal

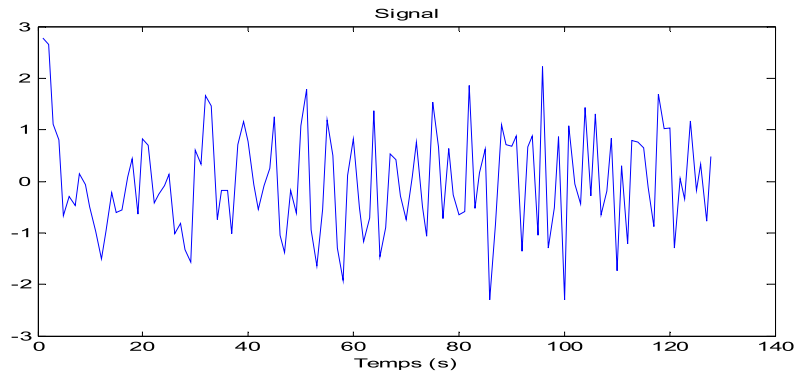
Une représentation temps-fréquence permet l'analyse des signaux. La représentation de Gabor du signal est affichée dans la figure 3.5. Dans cette représentation temps-fréquence, il est immédiatement évident qu'il y a deux chirps. La nature des chirps est facilement déterminée ainsi. Les deux chirps ont modulation de fréquence linéaire, ils ont une fréquence croissante, l'une est de 0 à 100Hz et l'autre de 100 à 350 Hz



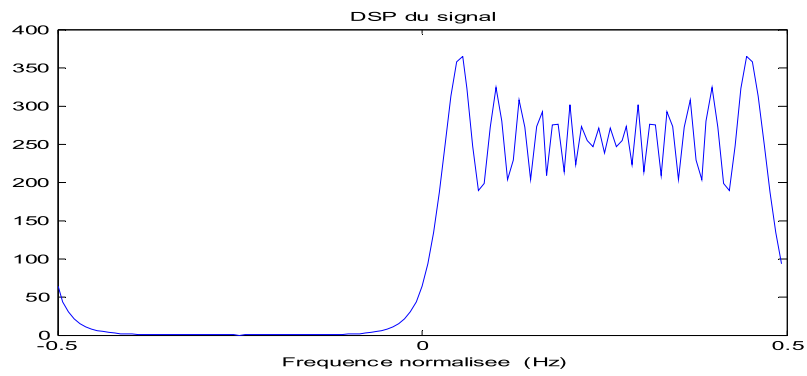
**Figure 3.5 Représentation temps-fréquence du signal**

**3-4-2 Extraction d'un signal noyé dans le bruit :**

Les signaux seront généralement affectés par le bruit. La détection du signal par le bruit est une procédure très importante. Les figures 3.6. montre un signal chirp noyé dans un bruit blanc gaussien. Une des applications de l'analyse temps-fréquence est la détection des signaux corrompus par le bruit. En général, le bruit aléatoire tend à se répandre uniformément sur tous les domaines temporels et fréquentiels (Figure 3.7). Cependant, le signal se concentre généralement dans un environnement relativement de courte période ou une bande de fréquence étroite. Si on convertit le bruit affectant le signal dans le domaine temps-fréquence, on peut améliorer sensiblement le niveau local du rapport signal-bruit (SNR) .

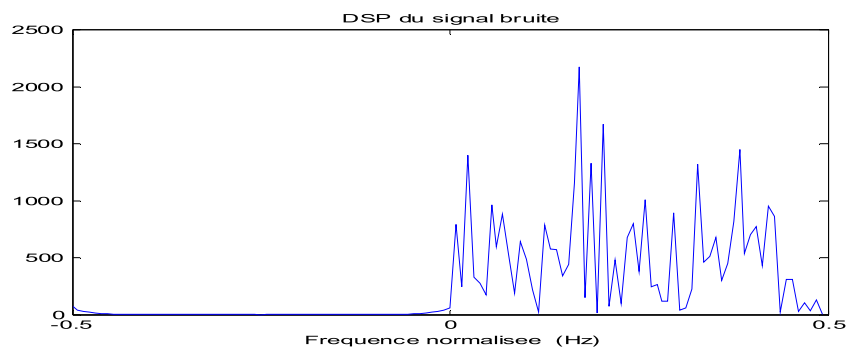


(a)



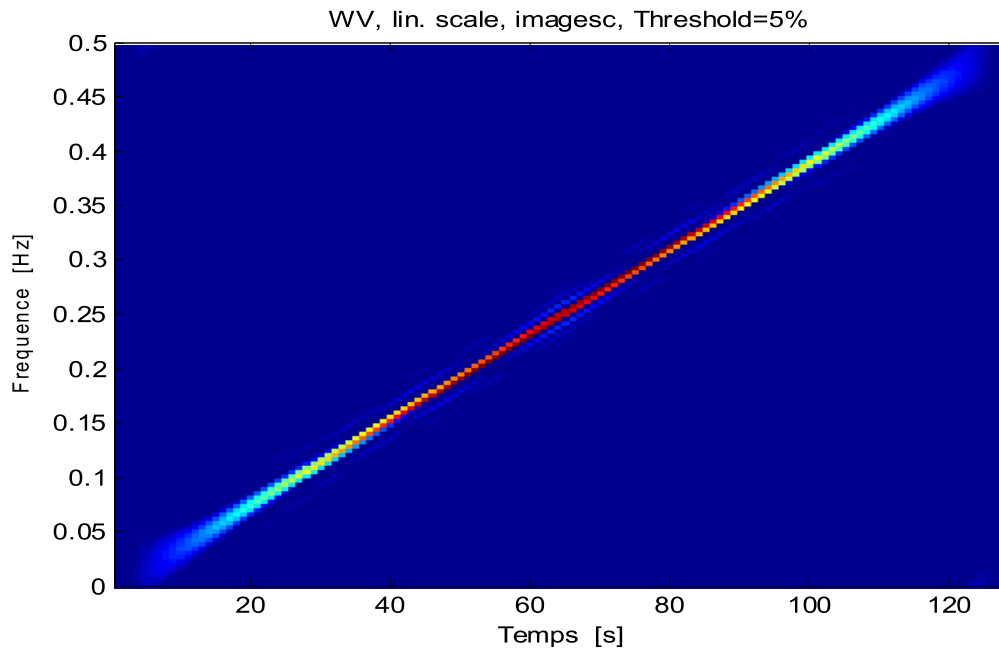
(b)

aaa

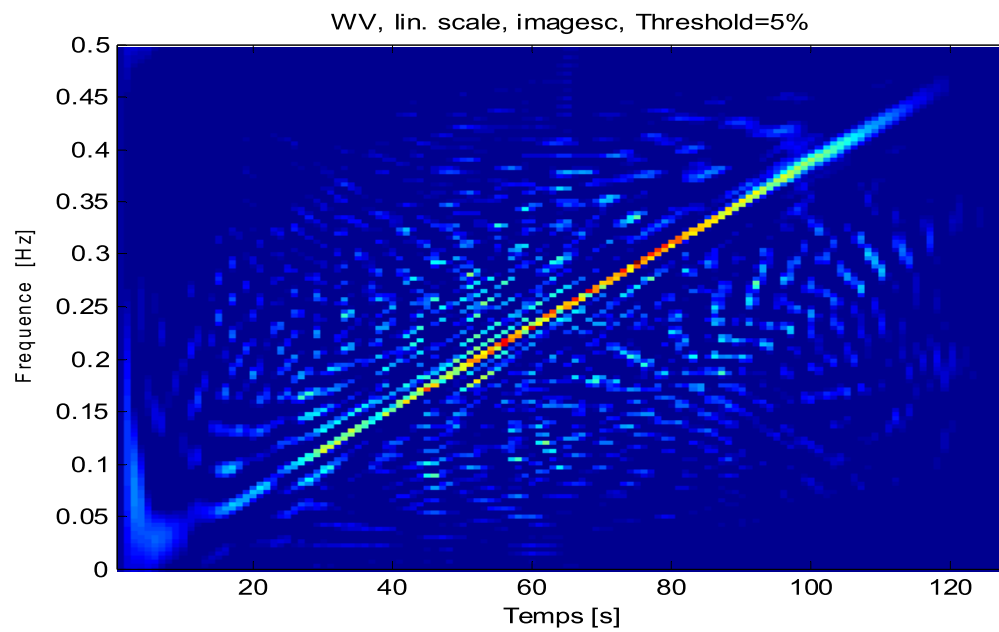


(c)

Figure 3.6. a) Signal chirp noyé dans un bruit blanc gaussien  
 b) Densité spectrale du chirp c) Densité spectrale du chirp bruité



(a)



(b)

Figure3.7.a) Représentation temps-fréquence du signal chirp

b) Représentation temps-fréquence du signal chirp bruité

### 3-4-3 Analyse des signaux

Cette section va montrer l'utilité de l'analyse temps-fréquence dans l'analyse des signaux. On prend l'exemple expérimental d'un signal doppler d'une cible mobile émettant une fréquence, se déplaçant à une vitesse de 50m/s, et en passant à 10m de l'observateur (radar), la fréquence de rotation est de 4000 tours par minute, et la fréquence d'échantillonnage du radar est de 200Hz, afin d'avoir une modélisation plus réaliste, on ajoute un bruit blanc au signal pour un rapport signal sur bruit égal à  $-10\text{ dB}$ , de la figure 3.8.b, on remarque que le signal est presque imperceptible du bruit.

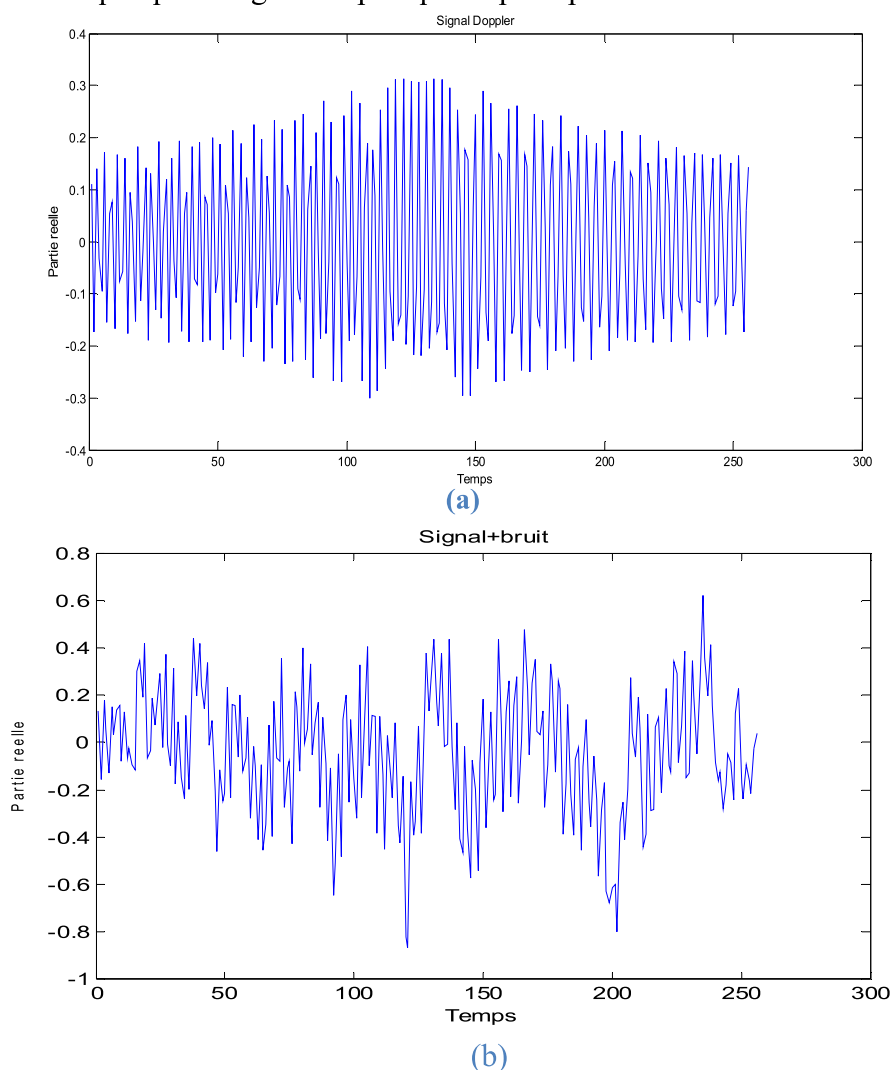
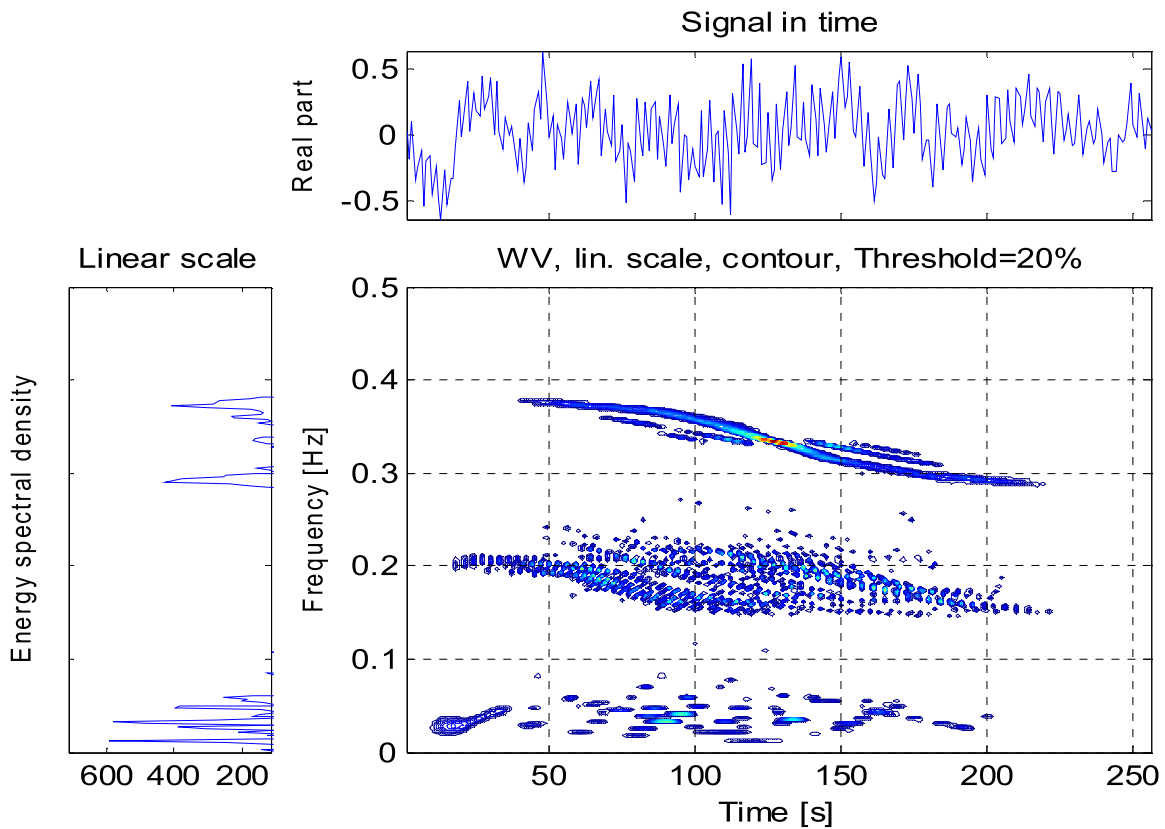


Figure3.8. a) Signal doppler d'une cible mobile

b) le signal noyé dans le bruit (SNR=-10dB)

La représentation temps-fréquence fournit immédiatement plus d'informations ,la figure montre la représentation de Wigner Ville. De la figure 3.9, le signal cible peut être vu .L'augmentation d'un peu moins de 0,3 Hz à 0,4 Hz. L'augmentation est non uniforme et survient entre les bacs de temps de 100et 150. Cela signifie que la cible a une accélération modéré . Grâce à l'utilisation de représentation temps-fréquence, l'analyse du signal est grandement simplifiée. L'image de la transformée permet rapidement l'analyse visuelle du signal de la cible.Grâce à l'utilisation d'un filtre, le signal cible initiale peut être facilement récupérée pour la signature de détection et d'analyse. Lorsque le *SNR* est très faible, comme avec beaucoup de signaux de radars, l'analyse temps-fréquence pourrait offrir la seule possibilité de détecter le signal utile.



**Figure 3.9 La représentation de Wigner-Ville du signal**

**3.5 Conclusion :**

Dans ce chapitre nous avons vu que l'analyse de Fourier ne donne pas, donc, une information locale des signaux qui est essentielle pour l'analyse des signaux non- stationnaires qui caractérise les signaux radar. Les représentations temps-frequence ont constitué une bonne alternance pour le traitement des signaux non-stationnaire.

Dans la première partie,nous avons présenté le principe de la transformée de Gabor,et la méthode de calcul de ses coefficients qui repose sur le calcul d'un ensemble des fonctions duales , nous avons cité une méthode pour le choix optimal de la fonction duale.

Dans la seconde partie ,nous avons montré , à l'aide de quelques exemples ,la capacité de la représentation Temps –fréquence pour la détection,le débruitage et l'analyse des signaux.

#### 4-1 Introduction

La détection et l'extraction d'un signal inconnu et corrompu par le bruit sont des questions très importantes dans le traitement de signal, tel qu'un signal de radar extrêmement bruité et qui ne peut être observé dans le domaine temporel ou fréquentiel. L'idée d'utiliser une transformation temps-fréquence, tel que la transformée de Gabor est très utile pour mieux observer le signal. Dans le domaine temps – fréquence, le bruit tend à répandre son énergie sur l'ensemble du temps-fréquence, tandis que le signal concentre souvent son énergie dans des intervalles de temps et des bandes de fréquences limitées. Ainsi les signaux bruités sont beaucoup plus facile reconnaître dans le domaine temps-fréquence. Dans ce chapitre, nous allons présenté un système qui combine un détecteur CFAR avec un second détecteur basé sur la transformée de Gabor. A travers la simulation, nous allons étudier ses performances. Nous commençons par l'étude de système décrit ci-dessus, nous présentons ses performances .Par la suite nous allons introduire des modifications au système pour lui permettre de fournir plusieurs cartes de décision.

#### 4-2 Le système proposé :

Pour étudier le comportement de détecteur de Gabor, on considère le système conçu dans [25], son schéma simplifié est présenté ci-après, son principe est lorsqu'il y'a une détection par le CM-CFAR, alors un port s'ouvre pour donner la main au détecteur de Gabor .

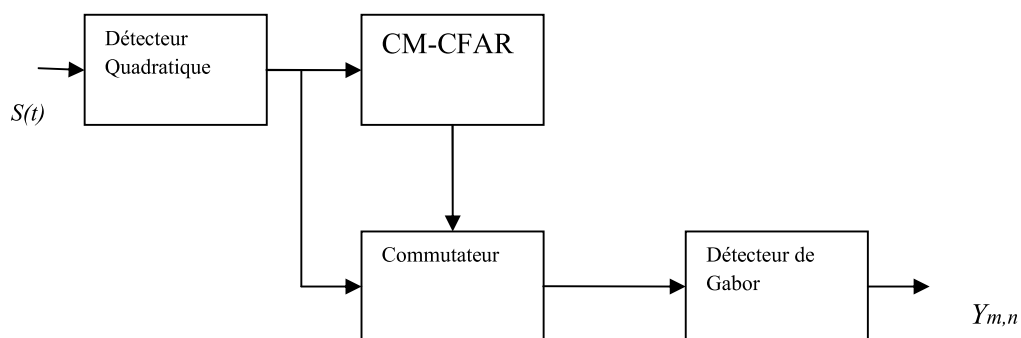


Figure 4.1 Schéma bloc d'un système combinant le CM-CFAR et le détecteur de Gabor

**4-2-1Le détecteur de Gabor :**

À partir d'une carte de fouillis obtenue par le détecteur CM-CFAR, on fait la transformée de Gabor, on calcule le module au carré des coefficients. le bruit étant supposé gaussien, les  $c[n,m]$  sont également gaussiens et leur modules au carré suivent une loi de Rayleigh [25] .pour chaque instant  $m$  ,on conserve le maximum des modules au carré des coefficients, on obtient un vecteur de dimension  $m$  :

$$Y_{m,n} = \text{Max}_{n=1}^m (|C_{m,n}|^2) \dots\dots\dots 4-1$$

Avec

$$m = 1 \dots M$$

Ce vecteur contient les éléments de signal désiré et une partie des éléments de bruits [65]

**4-2-2Elaboration de la carte de Gabor.**

Le signal rétrodiffusé par une cible située à la distance  $R$ , avec une vitesse radiale  $Vr$  , qui sera atténué par un coefficient  $k(t)$  et une phase aléatoire  $\Phi(t)$  est donnée par :

$$V_s e^{j\varphi t} = I(t) + jQ(t) \dots\dots\dots 4-2$$

En phase :  $I(t) = k(t) \cos(2\pi f_d t)$

En quadrature :  $Q(t) = k(t) \sin(2\pi f_d t)$

$f_d$  est la fréquence propre de la cible

On définit la carte de fouillis de Gabor ou Range Bin Memory :

$$RBM(m,n) = I(t) + jQ(t) \dots \dots \dots 4-3$$

$m$  et  $n$  représentent respectivement les coordonnées en temps et en fréquence a l'instant  $t$

$$m = \frac{t - T_R}{t_a} \dots \dots \dots 4-4$$

$$n = \frac{\theta_{MB}}{d\theta} \dots \dots \dots 4-5$$

Avec

$T$  : temps de réception ( $T=PRI$ )

$TR$  : temps de recouvrement de récepteur

$\tau$  : largeur de l'impulsion

$t_a$  : temps de prélèvement

Cette carte est une grille ou les mailles sont fixée par  $M$  et  $N$  qui représentent respectivement l'axe du temps et l'axe de fréquences.

$$M = \left(\frac{\tau}{t_a}\right) \times \left(\frac{R_u - R_{min}}{dR}\right) \dots \dots \dots 4-6$$

$$N = \frac{\theta_{scan}}{d\theta} \dots \dots \dots 4-7$$

Avec

$R_{min}$  : distance minimale

$R_u$  : ambiguïté en distance

$dR$  : résolution en distance

$d\theta$  : résolution angulaire

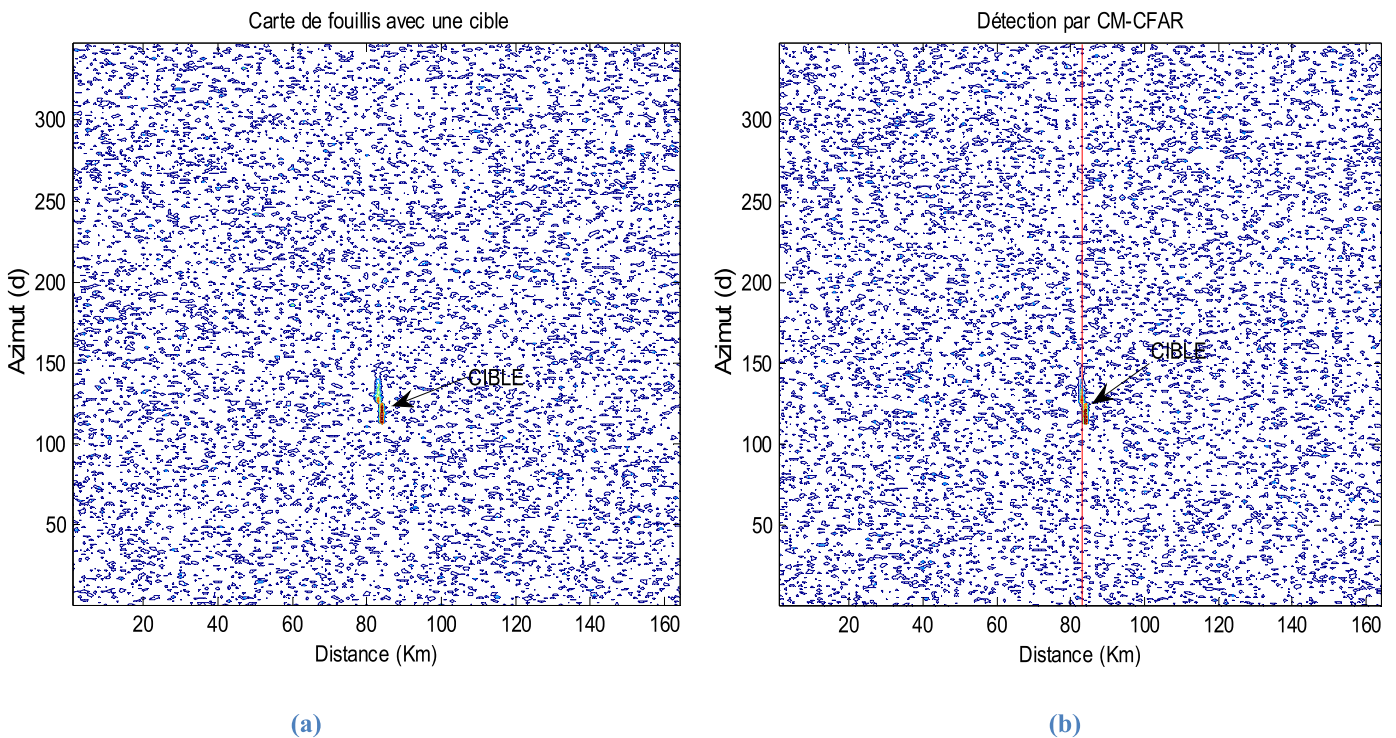
**4-2-3 Critères de choix de  $M$  et  $N$  :**

Pour un choix de  $M$  (axe du temps) plus grand que  $N$  (axe de fréquences) permet de bien localiser les cibles en temps, c'est à dire pouvoir connaitre précisément l'instant de l'apparition d'une cible. Inversement, pour  $N$  plus grand de  $M$ , l'information de fréquences est restituée car elle permet de distinguer des signaux présents à un même instant et qui n'ont pas les mêmes caractéristiques fréquentielles (cibles à différentes vitesse, fouillis...) [25]

**4-3 Résultats et discussions :**

Dans cette section, nous évaluons, par simulation, les performances du système proposé. Pour cela, nous allons considérer deux scenarios, le premier avec une cible, le deuxième avec deux cibles très rapprochées. Nous poursuivons la simulation pour un signal très bruité, et une autre simulation pour différents modèles de fouillis.

**a) Scenario1 :**



**Figure4.2 a) Carte radar pour une cible**

**b) Détection par le CM-CFA**

La figure 4.2 ci-dessus présente la carte radar. Une fois la détection est obtenue par le CM-CFAR (figure 4.2b), qui indique la case distance ou la cible est localisée, le port s'ouvre pour faire passer la coupe du signal dans cette case, pour qu'il soit traité par le détecteur de Gabor, la figure 4.3 présente le signal analysé, les figures 4.4a, et 4.4b présentent respectivement le spectrogramme du signal, et la projection des max des coefficients sur l'axe du temps M.

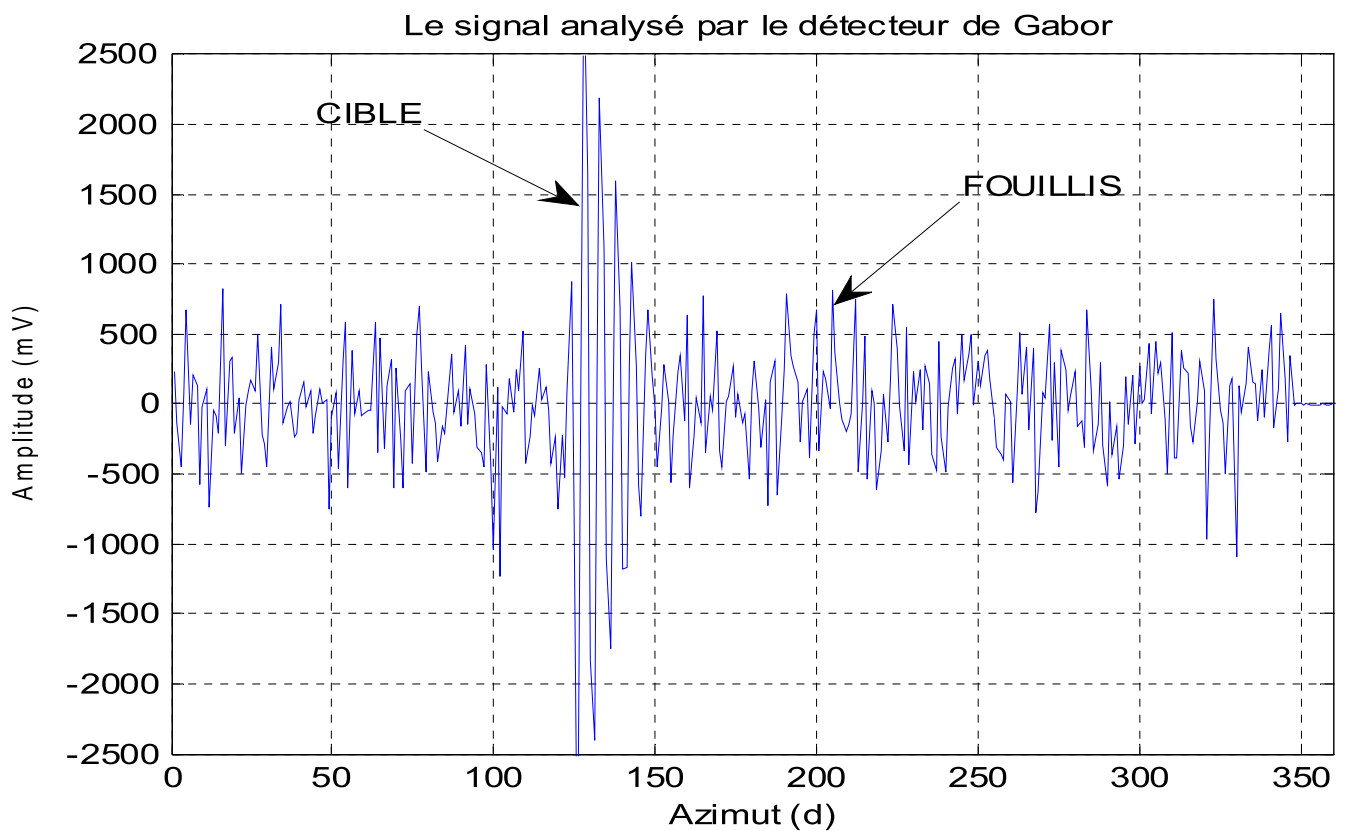


Figure4.3 Le signal analysé par le détecteur de Gabor

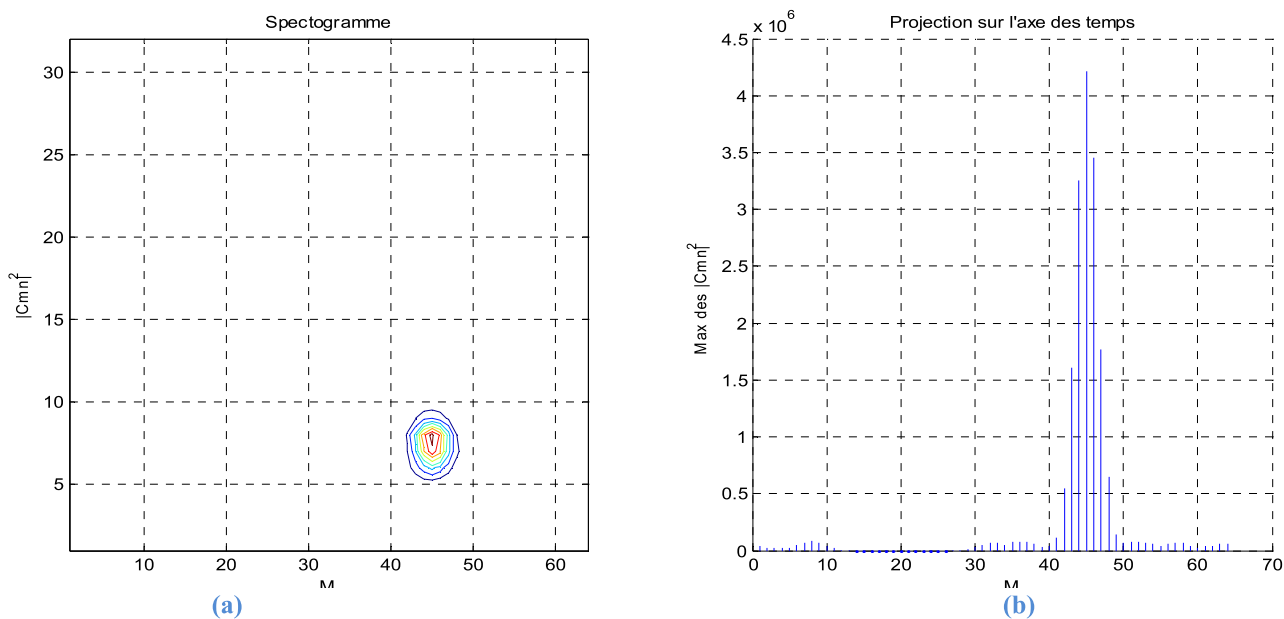
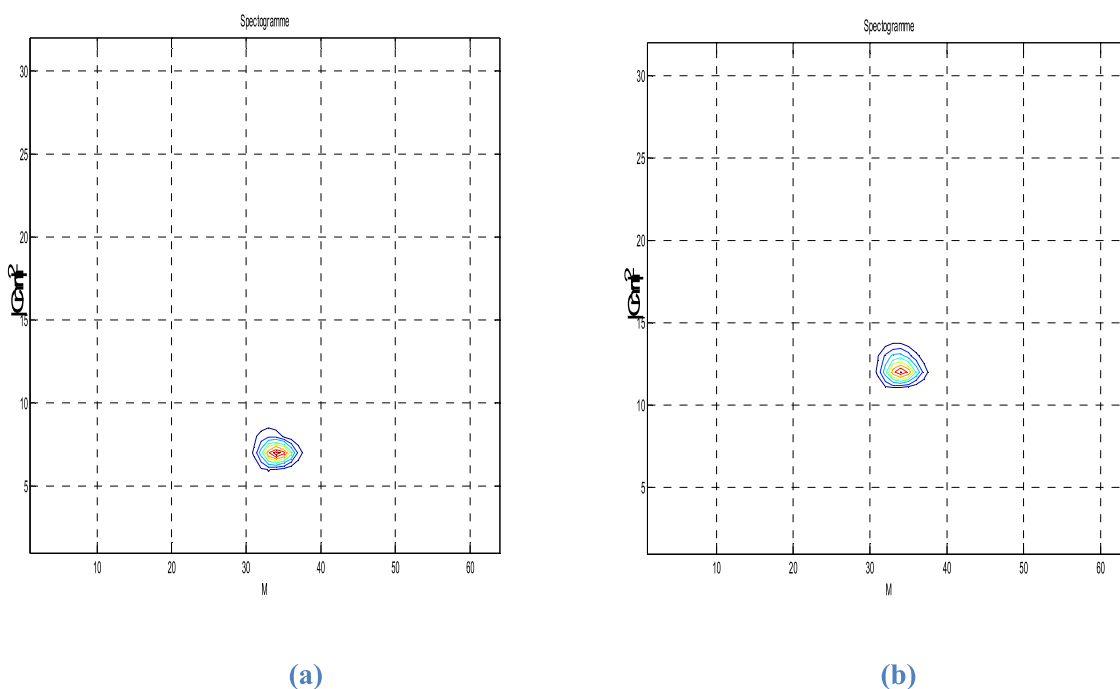


Figure4.4 a) Spectrogramme

b) Projection sur l'axe des temps

Les deux figures (4.5a,b) illustrent la localisation du cible, lorsque l'angle azimut de la cible se varie (axe des temps), ou dans le cas ou la vitesse de la cible se varie (axe des fréquences).



(a)

(b)

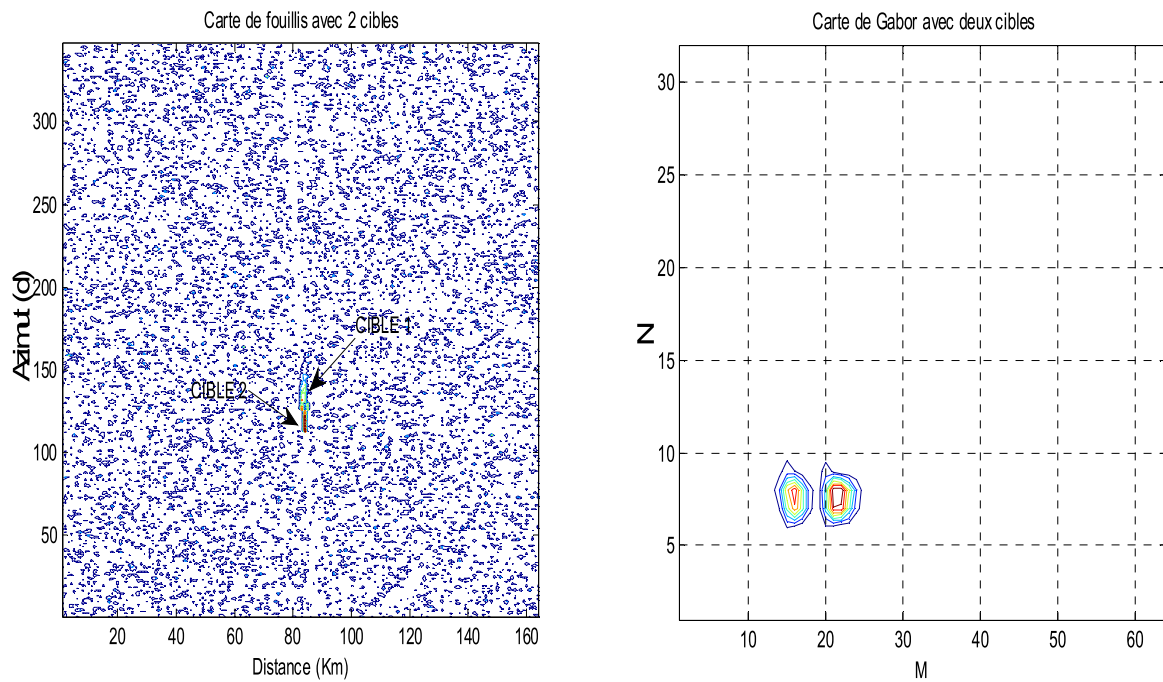
Figure 4.5 a)Déplacement de la cible en Azimut

b) Variation de la vitesse de la cible

A partir des simulations précédentes, on peut faire remarquer que le détecteur de Gabor donne une représentation plus claire sur la cible, et tant d'informations telles que sa position, sa vitesse

**b) Scenario2 :**

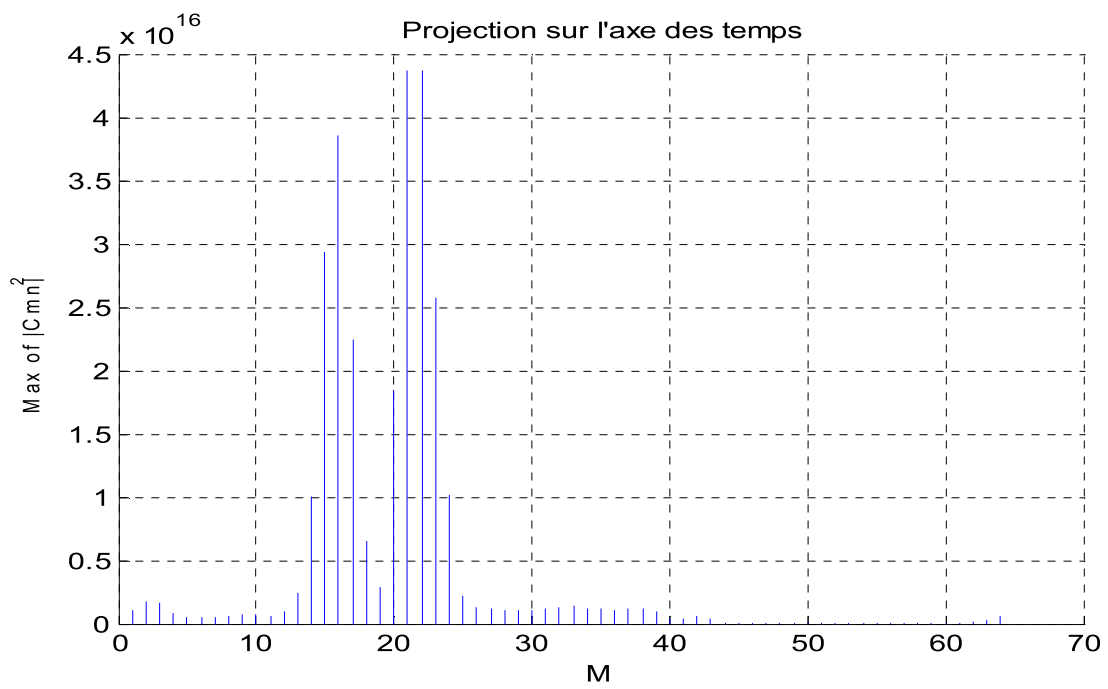
Cette fois-ci le radar est prévu pour détecter deux cibles étroitement espacées



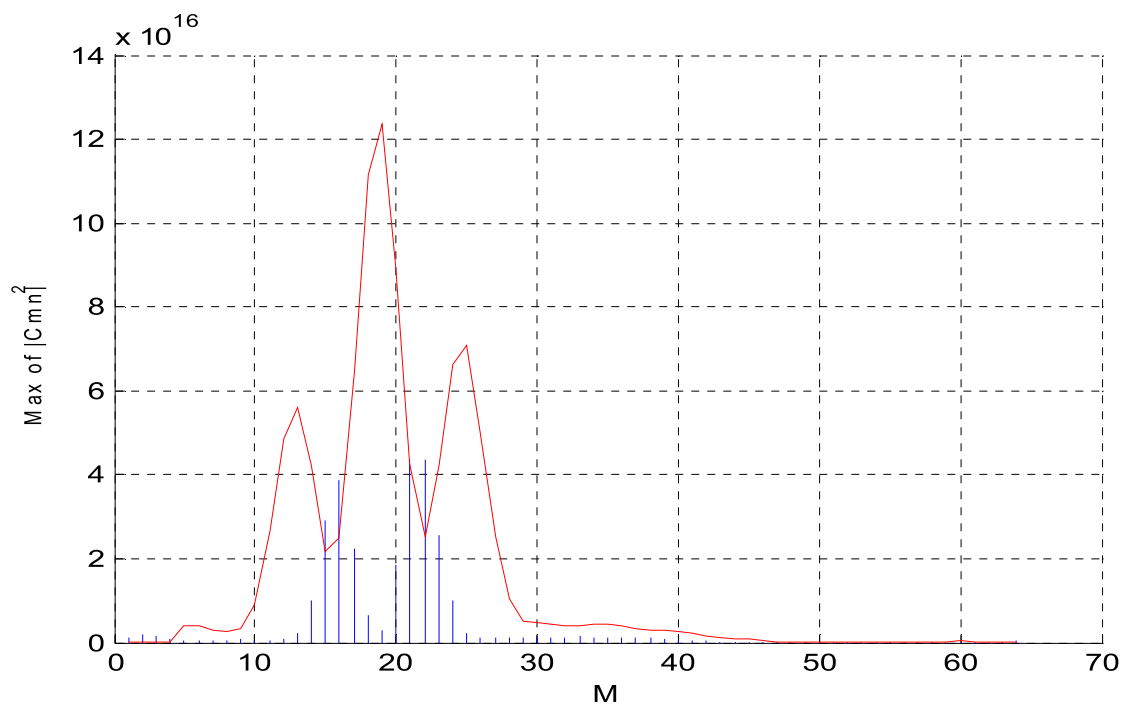
**Figure 4.6 a) Carte radar avec deux cibles**

**b) Spectrogramme avec deux cibles**

Dans les deux figures ci-dessus (4.6 a,b) , la carte radar présente les deux cibles rapprochées. Dans la représentation de Gabor, on peut distinguer les deux cibles, on fait la projection des max des coefficients sur l'axe des temps (figure4.7a), la figure (4.7b) présente la détection par un CA-CFAR.



(a)



(b)

Figure 4.7 a) Projection sur l'axe des temps

b) Détection par un seuil adaptatif (CA-CFAR).

c) Les résultats nous montrent la capacité du système de pouvoir séparer les cibles rapprochées, une combinaison d'un second CFAR améliore davantage les performances de détection.

**-Présence de bruit :** Dans la simulation suivante nous allons tester le système dans le cas où le signal du radar est extrêmement bruité, la figure (4.8a) présente la carte radar, où le rapport signal sur bruit ( $SNR$ ) est très faible.

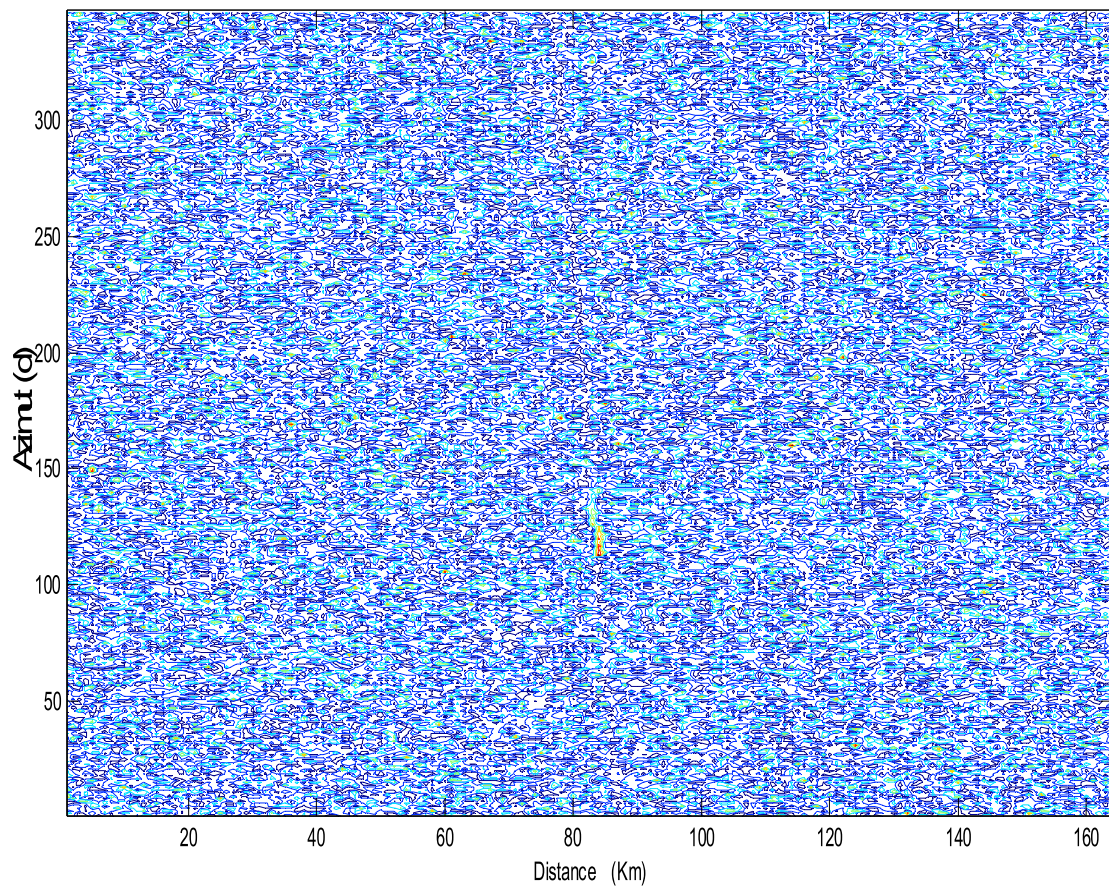


Figure4.8. a) Carte radar avec SNR très faible

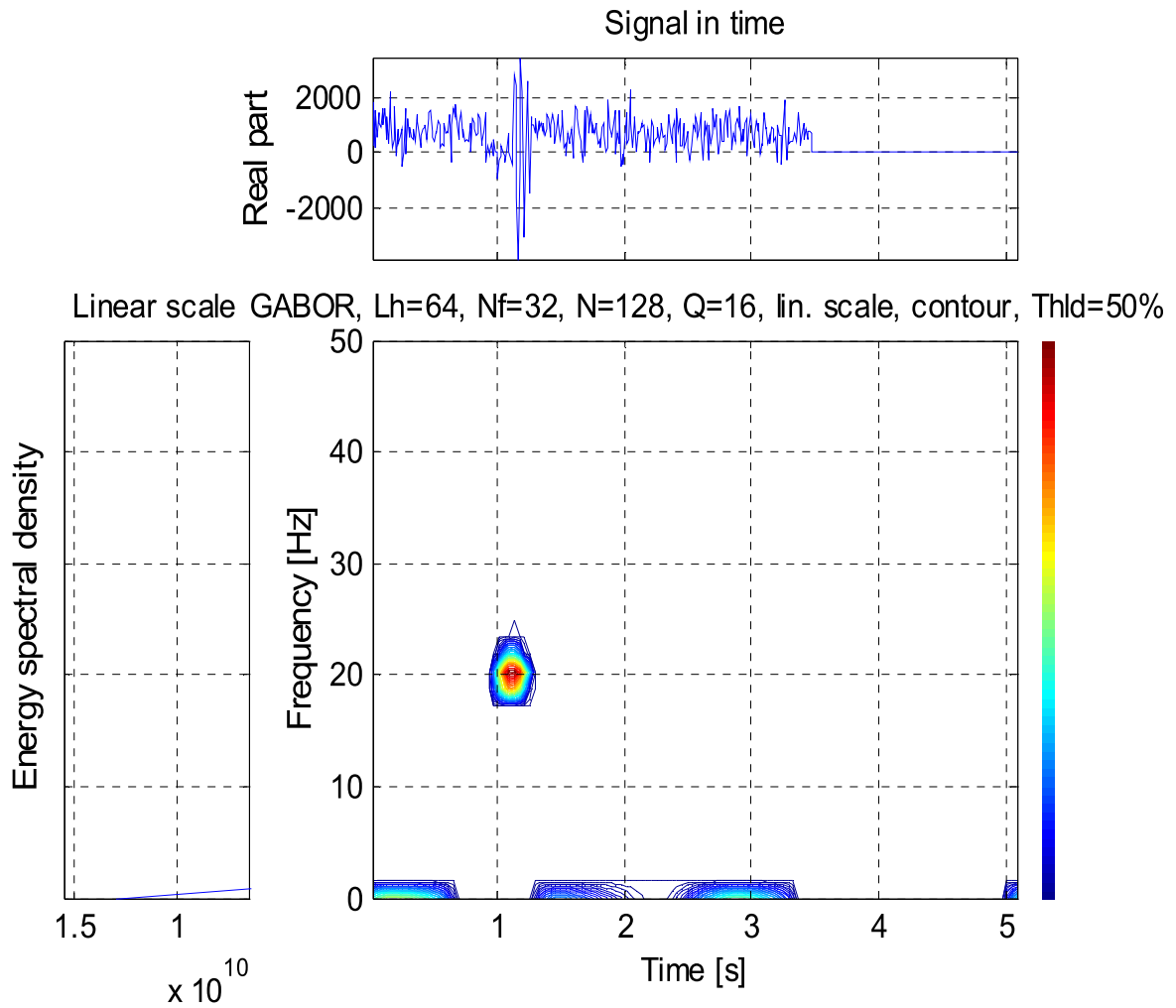
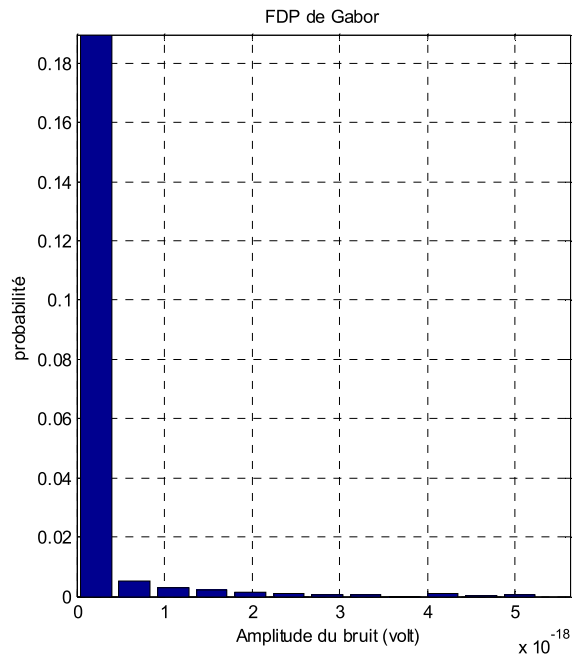
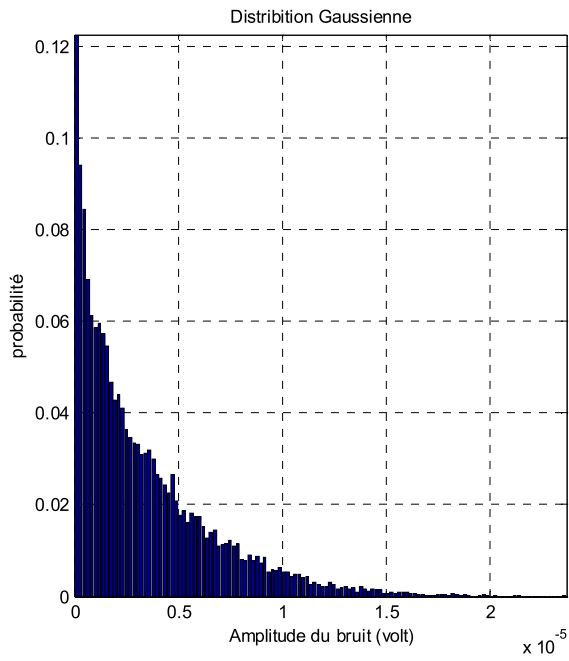


Figure4.8.b Spectrogramme

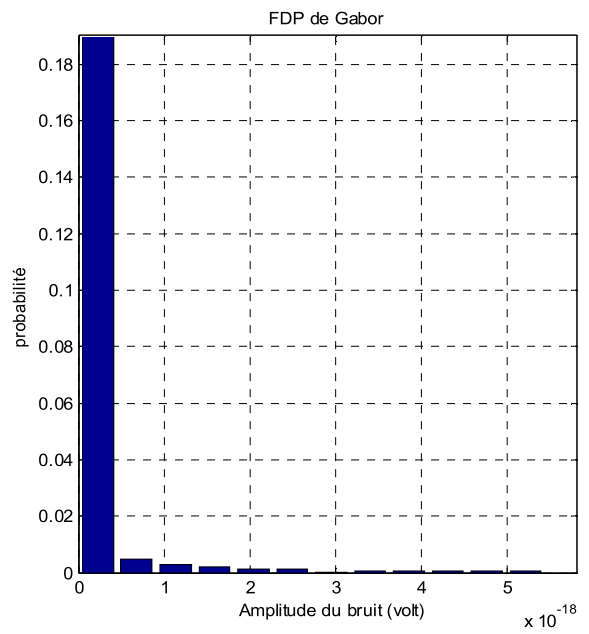
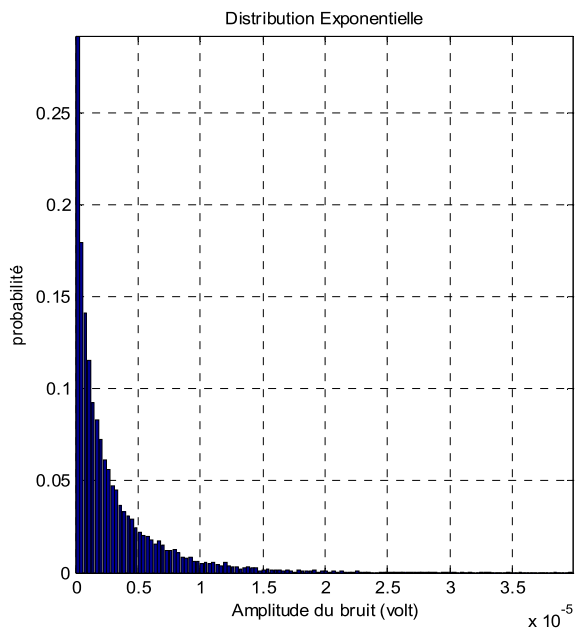
Dans la carte de Gabor (4.8b), on remarque que la cible se concentre dans une bande étroite, qui se distingue considérablement du fouillis qui est répartie dans les basses fréquences tout au long de l'axe des temps quelque soit le rapport signal sur bruit.

**d) Simulation pour différentes distributions**

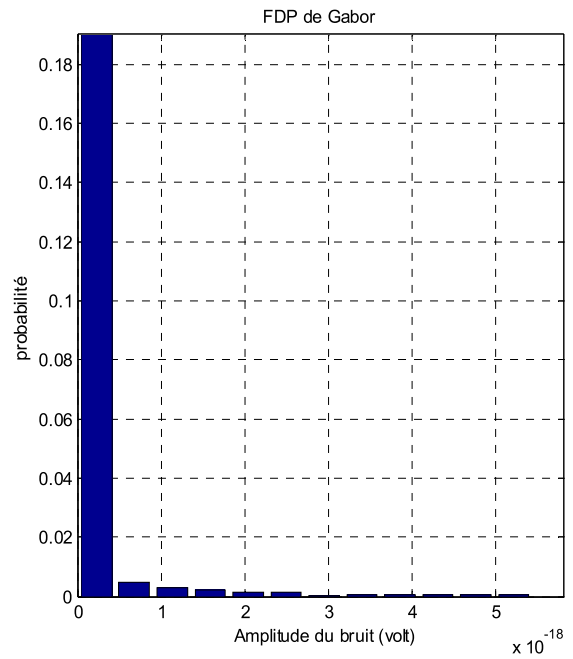
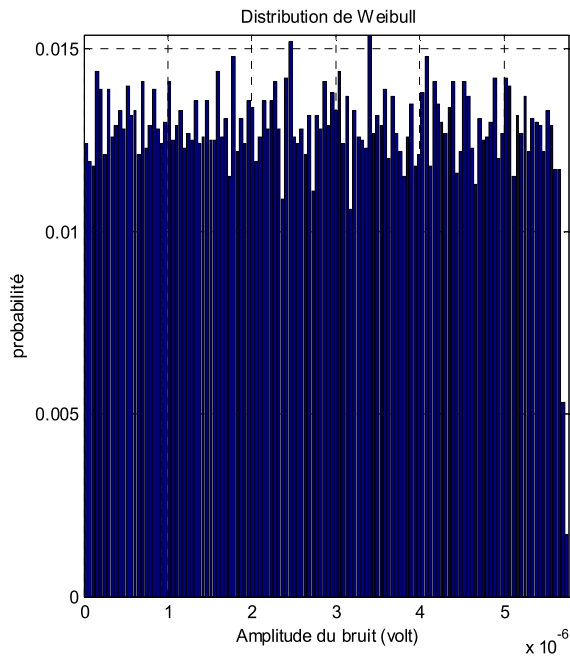
Nous allons appliquer à l'entrée du système des différents modèles du fouillis, pour voir la PDF du signal à la sortie, les illustrations suivantes (figure 4.9) montrent que quelques soit le type de fouillis, la sortie du détecteur à une distribution d'une allure exponentielle.



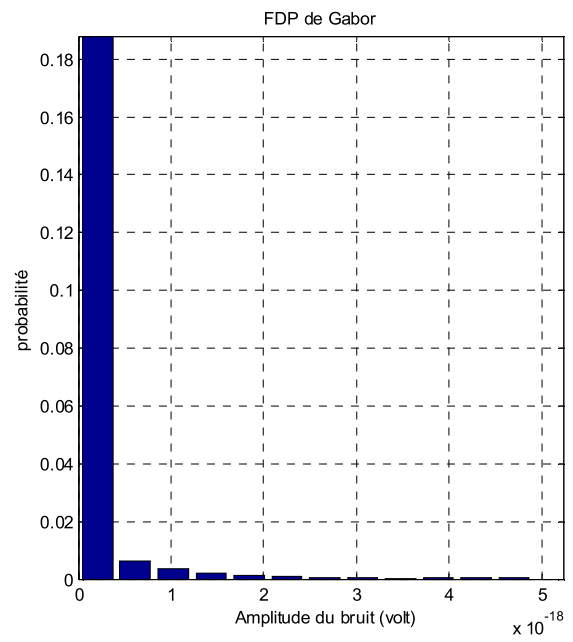
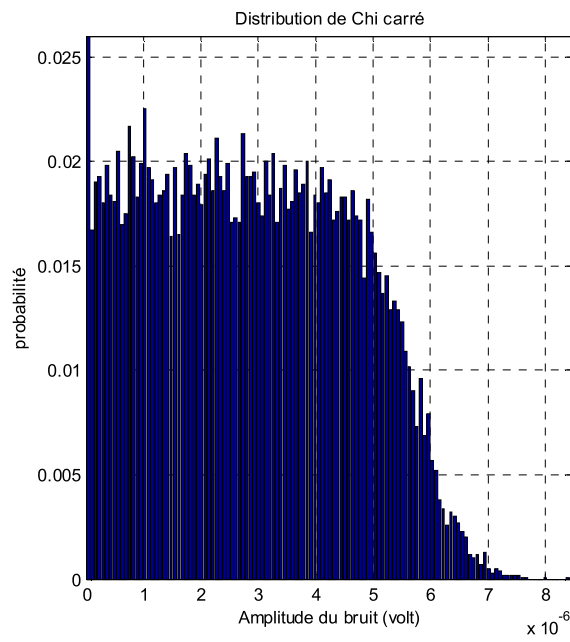
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 4.9 Simulation pour différents modèles de fouillis

**e) Proposition d'un nouveau système**

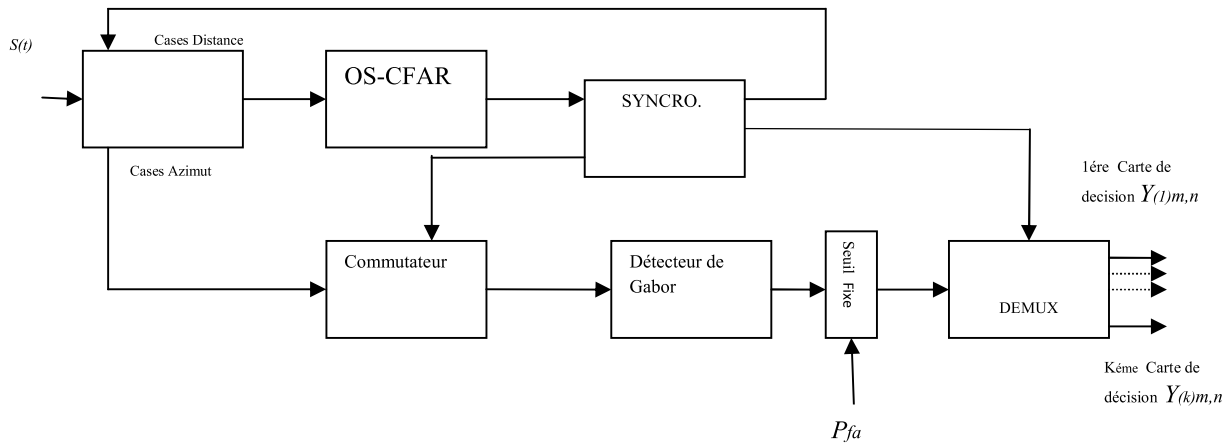
Nous allons maintenant faire la conception d'un système, qui permet au détecteur de Gabor d'offrir plusieurs cartes de décision, si le détecteur qui lui précède détecte éventuellement plusieurs cibles .Nous allons donnée la conception d'un schéma qui permet de donner deux cartes de décision à la sortie de détecteur de Gabor. Nous introduisons les modifications suivantes

-Introduire un autre détecteur CFAR , qui s'occupe de la détection des cibles dans les cases-distance, soit l'OS-CFAR. Nous avons constaté que l'OS-CFAR est plus performant que le CM-CFAR.

-modifier la commande pour permettre au détecteur de Gabor d'offrir toutes les cartes de décision possible.

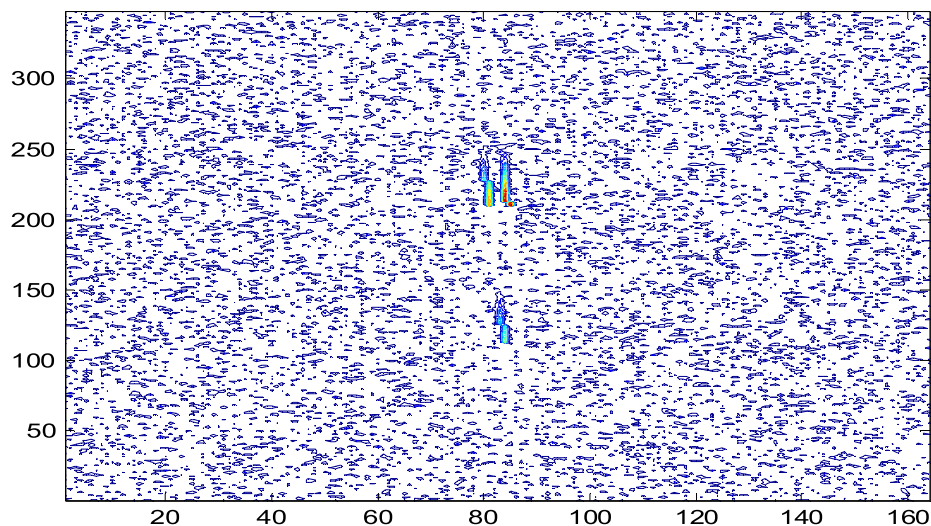
-Nous utilisons un seuil fixe à la sortie de détecteur de Gabor au lieu d'un seuil adaptatif. Vu l'amélioration du rapport signal bruit, l'utilisation d'un un seuil fixe est suffisante

Nous proposons ce premier schéma qui est prévu pour donner plusieurs cartes de décision, lorsque le premier détecteur déclare la présence des cibles.

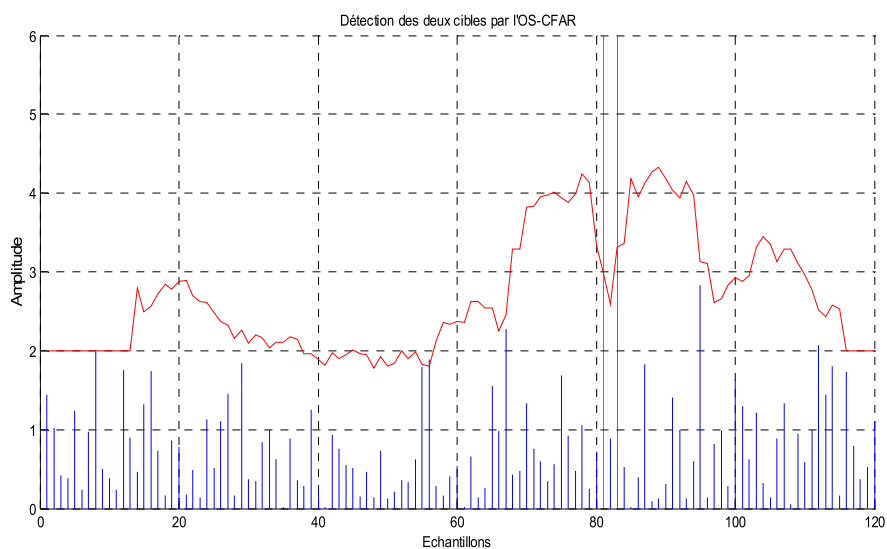


**Figure 4.10 Schéma bloc du nouveau système**

Prenons l'exemple de la carte radar ci-dessous (figure 4.11.a) dont deux cibles sont alignées dans la même case distance. Lors de la détection des deux cibles par l'OS-CFAR (cases-distance 84 et 85) (figure 4.11 b). La mise en œuvre de ce nouveau système permet au détecteur de Gabor d'analyser successivement les signaux (figure 4.12.a,b), il lui permet d'offrir deux cartes de décision. La première carte déclare la présence de deux cibles, alors que la deuxième déclare la présence d'une cible (figure 4.13 a,b)

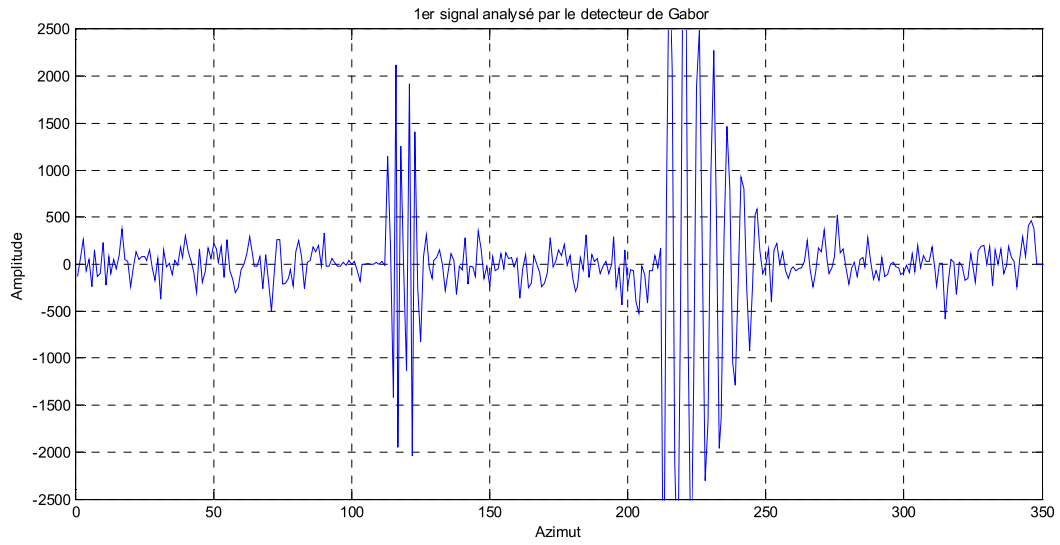


(a)

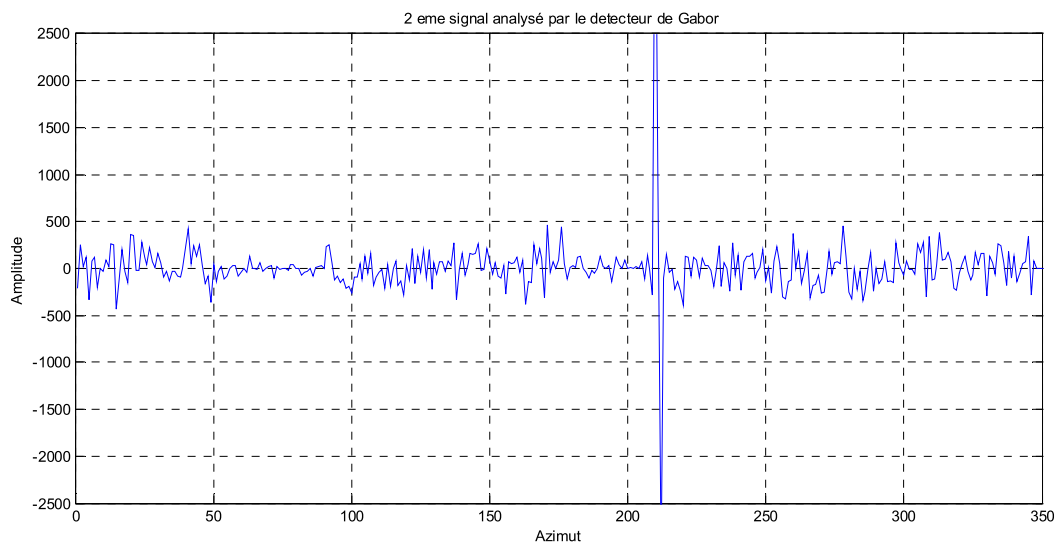


(b)

**Figure 4.11** a) La carte radar  
b) détection par l'OS-CFAR

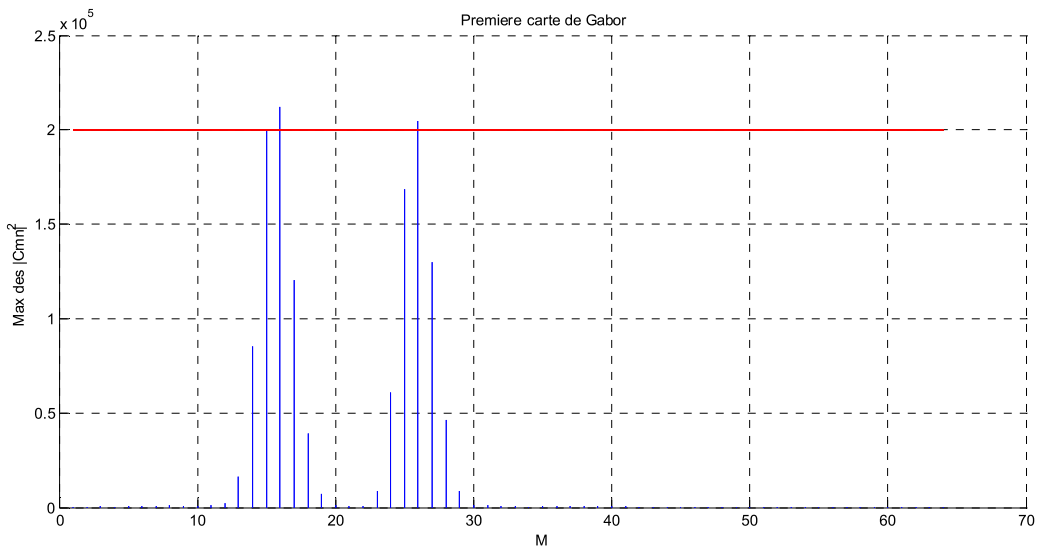


(a)

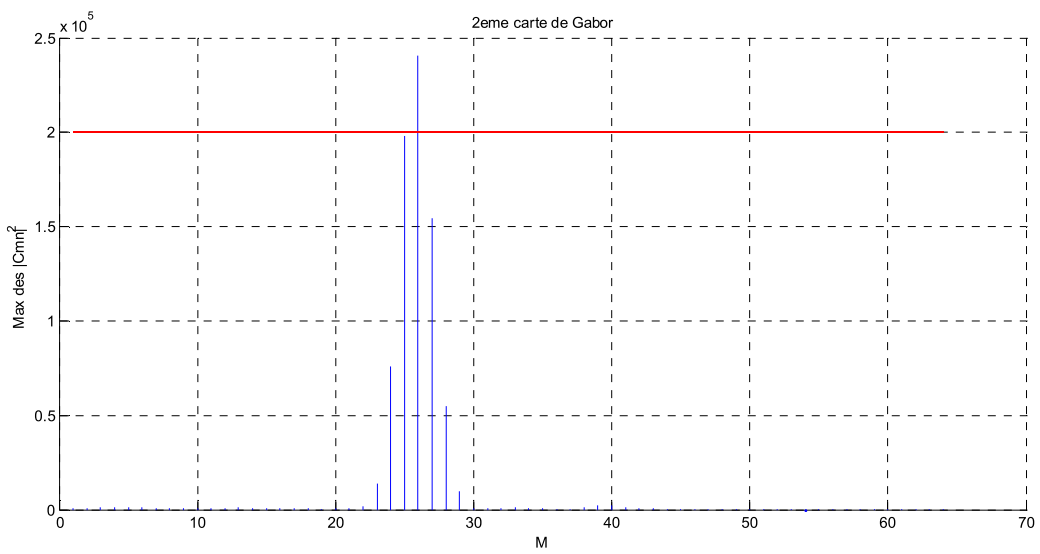


(b)

**Figure 4.12 a) Le premier signal analysé par le détecteur de Gabor  
b) Le deuxième signal analysé par le détecteur de Gabor**



(a)



(b)

Figure 4.13 Les deux cartes de Gabor

#### **4.4 Conclusion :**

Dans ce chapitre, nous avons présenté notre système composé du CM-CFAR et le détecteur de Gabor auquel nous avons appliqué des signaux expérimentaux, Plusieurs simulations ont été menées pour évaluer ses performances de détection et d'analyse des signaux radar

A partir des résultats de simulations, on peut faire apprécier que:

\*le détecteur de Gabor analyse mieux le signal radar et permet d'en tirer plus d'informations telles que la position des cibles, la vitesse.

\*Le détecteur de Gabor permet une bonne résolution entre les cibles rapprochées.

\*L'utilisation conjointe de détecteur de Gabor avec un second détecteur CFAR permet d'améliorer les performances de détection

\*Le détecteur se montre robuste, lorsque la cible est considérablement noyée dans le fouillis. Il améliore le rapport signal sur bruit. On a remarqué que la cible se concentre dans une bande étroite, qui se distingue considérablement du fouillis qui s'est répartie dans les basses fréquences tout au long de l'axe des temps

\*Les simulations pour différents distributions du fouillis montre que quel que soit le type de fouillis, la sortie du détecteur à une distribution d'une allure exponentielle. Cette idée prouvée dans [25] est très intéressante, car la normalisation transformant la distribution du bruit inconnue à une distribution connue, permet de pallier le problème de la modélisation de l'environnement qui est un inconvénient majeur des détecteurs CFAR.

\*nous avons conçu un nouveau système qui permet de donner plusieurs cartes de décision à la sortie de détecteur de Gabor.

Dans le contexte général de ce mémoire, nous avons essayé d'atteindre deux objectifs, le premier objectif est d'analyser les différents détecteurs CFAR qui constituent une innovation importante dans les systèmes des radars modernes. Sujet largement étudié qui a pour but d'optimiser les performances de détection dans les différentes situations. Nous avons présenté les performances de détection des principaux détecteurs CFAR.

Deuxième objectif qui est le cœur de notre sujet est de faire l'étude de la détection dans le domaine temps-fréquence. Le changement de contenus fréquentiel en fonction du temps est l'une des principales caractéristiques qui a été généralement observées dans les données radar. L'analyse des signaux non-stationnaires nécessite des techniques qui étendent de la notion de spectre de fréquence globale à une description locale des fréquences. Nous avons vu que l'analyse temps-fréquence a amélioré considérablement l'analyse des signaux non-stationnaires.

A partir des résultats de simulations, on a conclu que le détecteur de Gabor analyse mieux le signal radar et permet d'en tirer plus d'informations. Il permet une bonne résolution en distance entre les cibles rapprochées, on a remarqué aussi sa robustesse lorsque le signal est fortement bruité, il améliore considérablement le rapport signal sur bruit très faible.

On a proposé un nouveau système qui permet d'offrir toutes les cartes de décision possibles à la sortie de détecteur de Gabor dans le cas où le détecteur qui lui précède détecte plusieurs cibles dans la même case distance.

Comme perspectives à des travaux futurs, deux axes seront envisagés, le premier axe est de perfectionner le nouveau système pour lui permettre de balayer toutes les cases de la carte radar, réduire le temps de traitement, faire une implémentation sur un FPGA, deuxième axe est de développer un système analogue avec un autre détecteur temps- fréquence telle que la transformée de Wigner -Ville.

- [1] Bassem R. Mahafza ,” Simulations for Radar Systems Design” ,Chapman & Hall /CRC CRC Press LLC/, 2004
- [2] T. Thayaparan, L. Stankovic and M. Dakovic ,” Time-frequency-based detection of fast maneuvering targets using high-frequency surface-wave radar” ,2009
- [3] Skolnik ,”Introduction to radar system.”, Merrill , 3<sup>rd</sup> edition , McGraw-Hill, 2011
- [4] M.B. El Mashade ,”Analysis of the censored-mean level CFAR processor in multiple target and nonuniform clutter” , IEEE, Proc.-Radar, Sonar Navig., Vol. 142, No. 5, October 1995
- [5] Mark A.,Richards,” Fundamentals of Radar Signal Processing” ,McGraw-Hill, New York , 2005
- [6] Yves Blanchard, ”Le Radar, 1904-2004.Histoire d'un siècle d'innovations techniques et opérationnelles”, éditions Ellipses,2004
- [7] S. Meguelati, “Cours Radar“, Université de Blida, Faculté des sciences de l'ingénieur, Département Aéronautique , Option : installation,5<sup>ème</sup> Année ingénieur ,Année 2009/2010
- [8]Commandant Fethi Mohammed , “ Emploi des radars dans les forces de défense aériennes du territoire” ,Séminaire sur les techniques et Architectures des systèmes de détection, DAT'2000, ESDAT/REGHAIA ,2000
- [9] S.M.Kay ,“Fundamentals of Statistical Signal Processing “,Detection Theory ,Volume 2,Chapitre 3 , Prentice-Hall,1993
- [10] M.D .Srinath, PK .Rajasekeran, R.Viswanathan,“Introduction to ststistical signal processing with applications”,Printice-Hall,1996
- [11] L.Deneire, “emprunts à Eric Thierry Estimation - Détection“, Notes de cours (provisoires) Année 2007-2008

[12] The Math Works, “Toolbox V0.11 MATLAB 5.3 “ ,“MATLAB User Guide” ,2011

[13] Latifa Abdou, “ Application des algorithmes évolutionnaires à l’optimisation du seuil de détection dans les systèmes distribués CFAR“, Université de Batna ,(Thèse de doctorat), 08 Avril 2009.

[14] Hilal Abdenour MEZIANI , “Analyse des détecteurs adaptatifs CFAR dans un fouillis de distribution Pearson“, (Thèse de doctorat) , Université Mentouri Constantine, 21 Janvier 2009.

[15] P.P.Gandhi and S.A.Kassam, ”Analysis of CFAR Processors in Nonhomogeneous Background”, IEEE Trans. AES, 24(4), pp 427-445, July 1988

[16]Hermann Rohling,” Radar CFAR Thresholding inClutter and Multiple Target Situations”, IEEE,Vol 10,pp608,621,July1983

[17] R. Nitzberg “Clutter map CFAR Analysis “, IEEE, Vol.: AES-22, pp419 - 421, July 1986.

[18] Tarik AL ANI, “Introduction aux ondelettes“, Département Informatique ESIEE-Paris, 2006

[19] José Martinez ,Pierre Gajan, Alain StrzeleckI, “Analyse temps-fréquence. Ondelettes Théorie“ , Techniques de l’Ingénieur, traité Sciences fondamentales, AF 4510

[20] Victor C. Chen, Hao Ling ,”Time-Frequency Transforms for Radar Imaging and Signal Analysis”, British Library Cataloguing in Publication Data, 2002

[21] Frédéric SUR, ”Initiation au traitement du signal et applications ” Notes de cours1, Version 0.4, 2009-2012

[22] André Quinquis, Cornel Ioana , ” Représentations temps-fréquence et temps-échelle”, ENSIETA, Brest, France, 2002

[23] J.P.Ovarlez , “Distribution Temps fréquences“ ,ONERA /France,2005

[24] T. Thayaparan and S.Kennedy , “Application of joint Time frequency Representation to a Maneuvering Air Target in Sea-Clutter :Analysis Beyond FFT “,Technical Memorandum DRDC, Ottawa ,TM 2003-090 ,Mars 2009

- [25 ] Larbi Belklaouz Hadj , “Etude et analyse d’un nouveau détecteur de cibles radar Clutter Map-CFAR/Gabor“, Mémoire de Magister, Université Ibn Badis,Mostaganem, 2006/2007
- [26] Lemoine, O. Icart , S. “Détection de cibles par méthode à taux de fausse alarme constant et transformée de Gabor discrète“ , GRETSI, Groupe d’Etudes du Traitement du Signal et des Images, 1993
- [27] Alan Di Cenzo, “Analysis of some modified ordered statistic CFAR, OSGO-CFAR and OSSO- CFAR“,IEEE transactions on aerospace and electronic systems vol. 26, no. 1 January 1990
- [28] Prashant P. Gandhi and Saleem A. Kassam, “Adaptive order statistic and trimmed mean cfar radar detectors”, IEEE , CH2766 , 4/89/0000 - 0832 0, 1989
- [29] C.-M. Cho M. Barkat, “Moving ordered statistics CFAR detection for nonhomogeneous Backgrounds”, IEEE, Volume140-5,pp 284 - 290 ,october 1993
- [30] C.H. Lim H.S. Lee “ Performance of order-statistics WAR detector with noncoherent integration in homogeneous situations“ ,IEE PROCEEDINGS-F, Vol. 140, No. 5, octobre1993
- [31] You He, “Performance of some generalised modified order statistics CFAR detectors with automatic censoring technique in multiple target situations“, IEEE Proc.-Radar, Sonar Navig., Vol. 141, No. 4, August 1994
- [32] M.B. El Mashade, “Detection performance of the trimmed-mean CFAR processor with noncoherent integration“,IEEE, ProRadar, Sonar., Vol. 142, No. I, February 1995
- [33] Meng Xiangwei ,HE You , LU Dajin, Peng ,Yingning, “ Performance Analysis of a New Greatest of Selection CFAR Detector“, IEEE ,pp 589 – 591 ,1995
- [34] M.B. El Mashade, “Analysis of the censored-mean level CFAR , processor in multiple target and nonuniform clutter” ,IEEE, Proc-Sonar ,Navig , vol 142,No 5,Octobre 1995
- [35] You He and Jian Guan A ,” New CFAR Detector with Greatest of Selection” , IEEE Radar Conference , pp 589 – 591,May1995
- [36] You HE, Xiangwei, MENG, Yingning PENG, “Performance of a New CFA R Detector Based on Trimed-mean” , IEEE, CIE International Conference , pp 702 - 706 vol.1

- [37] HE You , GUAN Jian , PENG Yingning, LU Dajin “A new CFAR detector based on Ordered statistics and cell averaging” , IEEE , CIE International Conference , p106-108,Oct 1996
- [38] MENG Xiangwei , HE You ,”A New CFAR Detector with Automatic Censoring” ,IEEE,Signal Processing, 1996, 3rd International Conference , pp 1632 - 1635 vol.2,Oct 1996
- [39] MENG Xiangwei , HE You ,”Performance Analysis of a New Greatest of Selection CFAR Detector Based on Order Statistics and Censored Mean” ,IEEE , Signal Processing, 1996, 3rd International Conference ,pp 565 - 567 vol.1
- [40] MENG Xiangwei HE You, “Quasi Best Weighted Order Statistics CFAR Detector”, IEEE, pp145 - 147 ,vol.1,1998
- [41] M.B.El Mashade, “Performance analysis of the OS family of CFAR , schemes with incoherent integration of Ad-pulses in the presenlce of interferers” , IEEE , pp: 181 - 190 ,Vol. 145, June 1998
- [42] Lei Zhao, Weixian Liu, Xin Wu and Jeffrey S Fu ,”A Novel Approach for CFAR Processors Design” IEEE,pp- 284 – 288,2001
- [43] F. X. Hofele “An Innovative CFAR Algorithm”, IEEE, pp329-333, 2001
- [44] Xiangwei Meng You He ,Two Generalized Greatest of Selection CFAR Algorithms IEEE, pp359-362, 2001
- [45] Weixian Liu and Xinhua Liu “And-CFAR and Or-CFAR Detectors Design in Weibull Background”, IEEE, pp83-86, 2003
- [46] A. Farrouki and M. Barkat ,”Automatic censoring CFAR detector based on ordered data variability for nonhomogeneous environments”, IEEE ,Vol 152, pp43-51, 2005
- [47] Qu Zhi-guo, Tan Xian-si, Wang Hong, He Gang ,”A CFAR Based on Statistics of Cell Under Test”, IEEE ,pp 1-4 , 2006,
- [48] Wenlin Hu , Yongliang Wang, Shouyong Wang, Qianxue Fang,”A Robust CFAR Detector Based on Ordered Statistic, IEEE , pp1-4 ,2006
- [49] Meng Xiangwei Guan Jian He You,Performance “Analysis of the Weighted Window CFAR Algorithms” ,IEEE , pp354-357, 2003

[50] Meng Xiangwei, Zhao Qiang ,”Binary Integration of OS-CFAR detection in a nonhomogeneous background”,IEEE, pp1-4 , 2007

[51] H. Mansouri, , M. Hamadouche, F. Youcef Ettoumi, B. Magaz, “Performance Analysis of a Weighted Max CFAR Processor”,IEEE,pp1-4,2008

### OSGO et OSSO-CFAR

Employant simultanément deux processeurs spécialisés, un pour chaque ensemble des cellules adjacentes, il est possible de réduire de moitié du temps de traitement de CA-CFAR, sans changer l'estimation de la moyenne des statistiques de clutter, en raison de la propriété associative de l'addition. D'autre part, pour l'OS CFAR, si l'ensemble antérieure et postérieure des cellules seront indépendamment ordonnée et comparées selon le critère de maximum ou minimum, nous allons obtenir une nouvelle variable aléatoire avec des statistiques différentes de la cellule représentant de l'OS CFAR. La figure ci-dessous présente les deux OS CFAR modifié le OSGO- CFAR) et le OSSO-CFAR qui peuvent réduire de moitié le temps de traitement de l'OS- CFAR. Il a été montré que l'OSGO et l'OS-CFAR ont presque les mêmes facteurs de pertes, l'OSGO ne nécessitent que la moitié du temps de traitement que l'OS. L'OSSO a la vitesse de traitement identique à l'OSGO-CFAR, mais il a une perte beaucoup plus élevé que l'OS-CFAR et il se comporte mal dans le clutter non-homogène. [27].

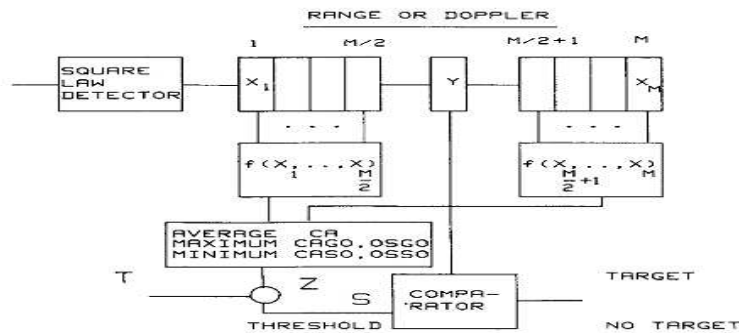


Schéma bloc de processeur CFAR modifié

### VTM-CFAR

Le détecteur (VTM) est une extension du détecteur TM dans lequel l'ensemble de statistiques d'ordre qui déterminent le seuil nécessitent un traitement supplémentaire permettant de se varier en fonction d'une règle qui dépend des données.

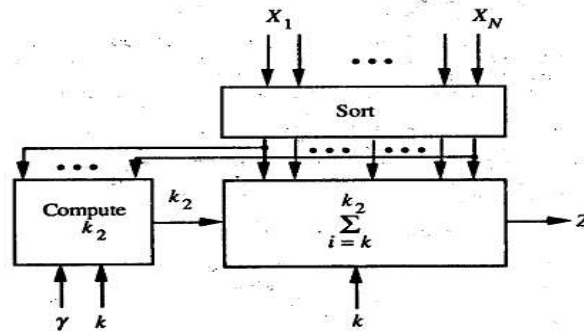


Schéma bloc de processeur VTM-CFAR modifié

### AOS-CFAR

Une version adaptative de l'OS-CFAR, qui fonctionne comme le OS-CFAR avec un test supplémentaire d'hypothèses, Il sert à déterminer la présence de rupture dans les cellules de référence. Les résultats de VTM-CFAR et l'AOS-CFAR, montrent qu'un choix judicieux des paramètres au VTM et l'AOS peuvent produire une amélioration globale des performances plus que le détecteur optimal OS ( $K_{os} = 21$ ), on montre que l'AOS surpasse généralement le VTM en atteignant le taux de fausse alarme le plus bas dans le cas de fouillis de bords tout en donnant à peu près les même performances de détection [28]

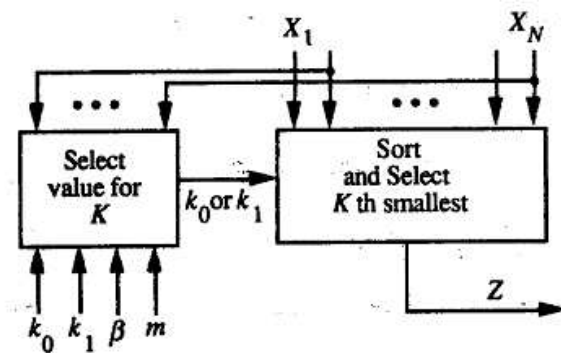


Schéma bloc de processeur AOS-CFAR

### MOS-CFAR

Ce détecteur est basée sur le déplacement des statistiques d'ordre. Le détecteur de MOS-CFAR estime le niveau de bruit dans les origines non homogènes en utilisant le concept sous-espace spatial et la méthode d'estimation pour les statistiques. Comme le détecteur d'OS-CFAR, le processeur MOS-CFAR sélectionne l'une des cellules de référence comme estimation de la puissance de bruit de fond. Une comparaison des performances de MOS-CFAR avec d'autres détecteurs dans l'environnement homogène, et non-homogène dans le cas des cibles multiples et

les transitions de fouillis, il a été vu que sa performance de détection était montrée supérieure lorsque le bruit de fond est non-homogène. Lorsque le bruit de fond est homogène, une petite perte de détection du MOS-CFAR est observée, elle est négligeable si on considère ses performances globales, il a été observé que cette technique est capable d'estimer le niveau de bruit réel, même si l'une des informations a priori sur les cibles ou les interférences de fouillis de bord ne sont pas disponibles. [29]

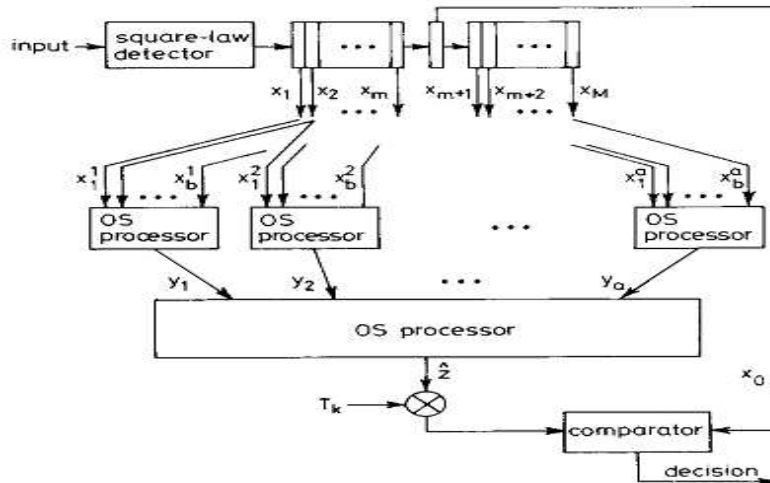


Schéma bloc de processeur MOS-CFAR

### GOSCA CFAR

Dans GOSCA CFAR, l'estimation du niveau de bruit dans la cellule sous test est la somme des sorties du  $k$  ième statistiques d'ordre des deux demi-fenêtres.[31]

### GOSGO CFAR

Pour le GOSGO, la puissance totale de bruit est estimée à partir du maximum des deux statistiques d'ordre séparé et calculé pour les deux demi-fenêtres. [31]

### GOSSO CFAR

Le GOSSO CFAR est l'estimation de la puissance du bruit est le minimum des statistiques d'ordre séparé et calculé pour des deux demi. A partir des résultats les performances de GOSCA-CFAR sont légèrement meilleures que celles de la OS-CFAR dans le fond homogène, Dans le cas de la présence des cibles interférentes, on remarque que les performances de détection de la GOSCA-CFAR sont les meilleures, suivie par le détecteur OS-CFAR, puis le GOSGO-CFAR.[31]

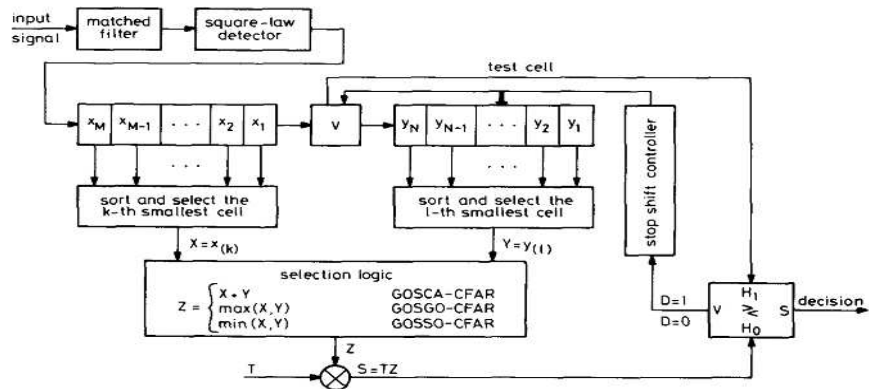


Schéma bloc de processeur GOSCA,GOSGO,GOSSO-CFAR

### TM-CFAR

Dans le processeur TM-CFAR, les  $N$  échantillons sont d'abord classés dans un ordre croissant en fonction de leur amplitude. Le système TM-CFAR alors tronque  $N_1$  cellules de l'extrémité inférieure et  $N_2$  cellules de l'extrémité supérieure avant la sommation du reste pour construire la statistique  $Z$ . Cette technique peut être prévue pour donner des meilleurs résultats, en particulier dans les situations des cibles multiples. Elle peut conduire à un seuil adaptatif de valeur moins que celle obtenue en utilisant l'intégration normale. L'inconvénient de cette technique est le temps de traitement long qui limite son utilisation. Cependant, il est possible de réduire ce temps par le partitionnement de la fenêtre de référence en petites sous-fenêtres. [32]

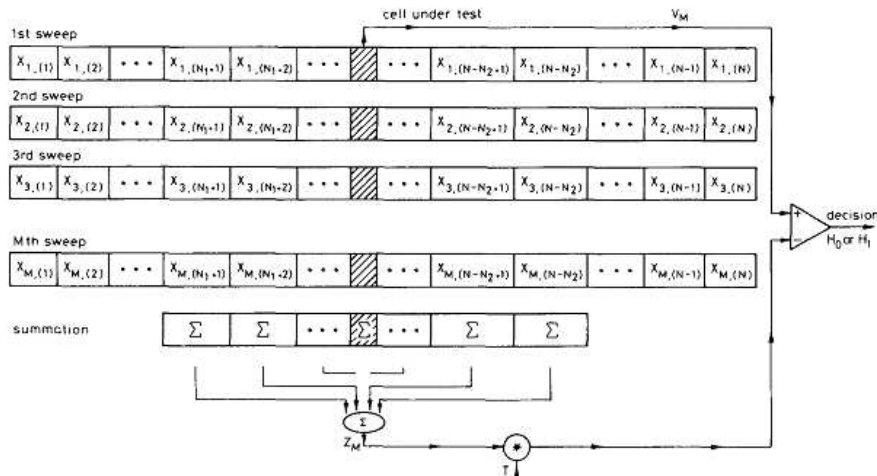


Schéma bloc de processeur TM-CFAR

**OSTMGO- CFAR**

Le détecteur OSTMGO- CFAR est basé sur l'OS et le TM-CFAR. Il prend la plus grande valeur des estimations locales de l'OS et le TM comme une estimation globale de la puissance du bruit , et il utilise aussi la technique de censure automatique . L'OSTMGO est comparé avec le GOSGO, d'après les résultats de l'ADT, On peut faire remarquer que performances de l'OSTMGO sont bonnes dans le cas de fond homogène. En général, les performances de l'OSTMGO sont également améliorées dans les situations des cibles multiples, et dans le cas bords de fouillis. [33].

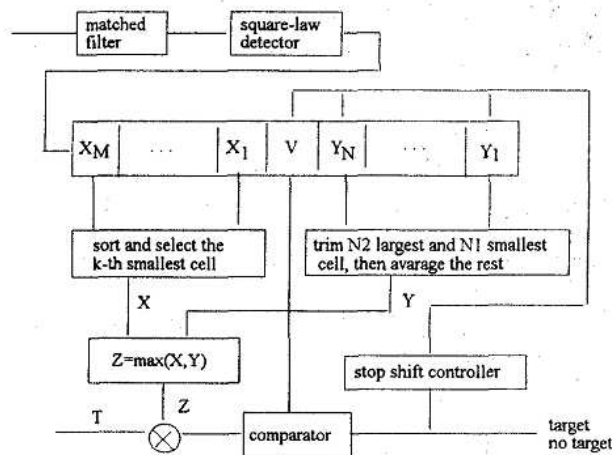


Schéma bloc de processeur OSTMGO- CFAR

### CML

Cette classe de détecteurs est basée sur les statistiques d'ordre des échantillons reçus. Dans ce cas, les échantillons dans les cellules de référence sont d'abord classés par ordre croissant selon leurs amplitudes puis les plus grands d'entre eux sont censurés. Les échantillons restants sont alors utilisés pour estimer le niveau de bruit. Les performances du CML-CFAR sont comparées avec l'OS et le CA-CFAR, elles sont nettement meilleures que celles de l'OS-CFAR, en particulier pour les grandes valeurs de  $k$ . Toutefois, sa performance est inférieure à celle de la CA-CFAR. Il a été montré que la performance du CML-CFAR est bien meilleure que celle du CA-CFAR et de l'OS-CFAR dans la situation de cibles multiples. Dans le cas plusieurs impulsions, les performances sont encore meilleures que celle des détecteurs présentés. L'algorithme CML-CFAR est plus robuste dans le cas des environnements multi cibles et il maintient une meilleure performance à condition que le nombre des cibles interférant soient connues avant le traitement et le nombre correspondant à la plus grande sortie sont censurés. D'autre part, ce processeur a une légère dégradation dans le cas où certain nombre de cibles éloignées dépassent le nombre des échantillons censurés. Dans le cas de l'intégration non-cohérente pour  $M$  impulsions dans les environnements non homogènes, les valeurs de seuil de CML-CFAR se baissent et les meilleures performances sont obtenues si le nombre des impulsions  $M$  augmentent [34].

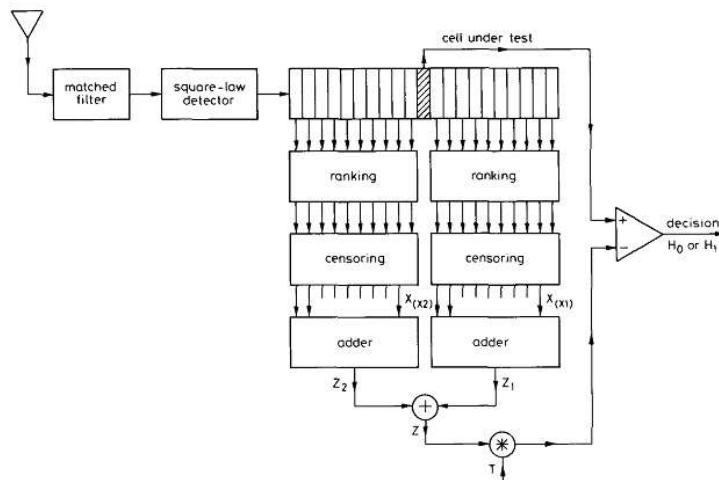


Schéma bloc du détecteur CML-CFAR

### OSCAGO

Ce détecteur est basé sur l'OS et le CA-CFAR formant des estimations locales, et le GO pour former le niveau de puissance d'interférence pour estimer  $Z$  dans la cellule de test. Les résultats analytiques montrent que les performances de détection de l'OSCAGO est acceptable dans le cas de bruit de fond homogène, et il est plus robuste dans la présence de multi cibles interférentes, il est très efficace contre l'augmentation du taux de fausses alarmes dans le cas de fouillis de bords. Cette technique de censure automatique renforce la capacité des OSCAGO pour lutter contre les cibles interférentes, qui rend plus approprié d'appliquer ce genre de détecteur dans la pratique, ses pertes CFAR dans la situation des cibles multiples seront grandement diminuées. [35].

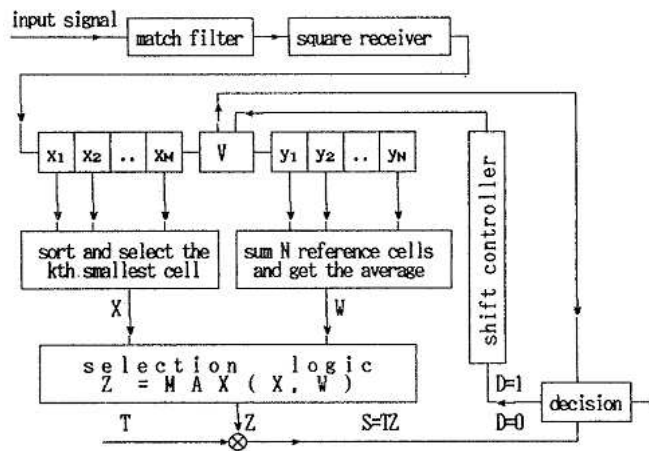


Schéma bloc du détecteur OSCMGO-CFAR

### MTM

Le détecteur MTM est basé sur TM. Il prend la valeur moyenne de deux estimations locales de puissance de bruit créé par les deux demi fenêtres appliquant la méthode TM comme une estimation de la puissance de bruit globale, il divise la fenêtre de référence en deux sous-fenêtres pour créer deux estimations locales de puissance de bruit, la valeur moyenne d'entre eux est utilisé pour définir un seuil adaptatif, et il utilise également la technique de censure automatique. Il a été remarqué que les performances de MTM dans le cas homogène sont supérieures à celles du GOSCA et l'OS, les performances de MTM sont évidemment supérieure à celle du GOSCA et l'OS dans les situations des cibles multiples, ses performance de MTM sont améliorée près de deux  $dB$  par rapport à l'OS. Les résultats montrent aussi que la capacité de MTM pour contrôler la montée de  $Pfa$  est plus efficace que celle de GOSCA et l'OS-CFAR. Il a été remarqué que les performances de MTM dans le cas homogène sont supérieures à celles du GOSCA et l'OS, les performances de MTM sont évidemment supérieure à celle du GOSCA et l'OS dans les situations des cibles multiples, ses performance de MTM sont améliorée près

de deux  $dB$  par rapport à l'OS. Les résultats montrent aussi que la capacité de MTM pour contrôler la montée de  $Pfa$  est plus efficace que celle de GOSCA et l'OS-CFAR [36].

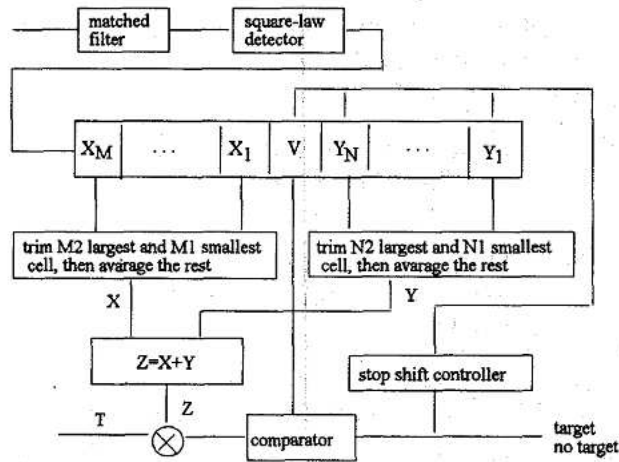


Schéma bloc du détecteur MTM-CFAR

## MOSCA

Ce détecteur est basé sur l'OS et le CA, ainsi que la technique de la censure automatique. Il a été montré que le MOSCA a de bonnes performances dans le cas de fouillis homogène et les situations des cibles multiples. Sa performance de détection est comprise entre celle du CA et l'OS-CFAR. Il montre son efficacité contre le fouillis de bord. C'est un détecteur facilement mis en œuvre. Il a été remarqué que le temps de tri des échantillons est la moitié de celui de l'OS-CFAR [37]

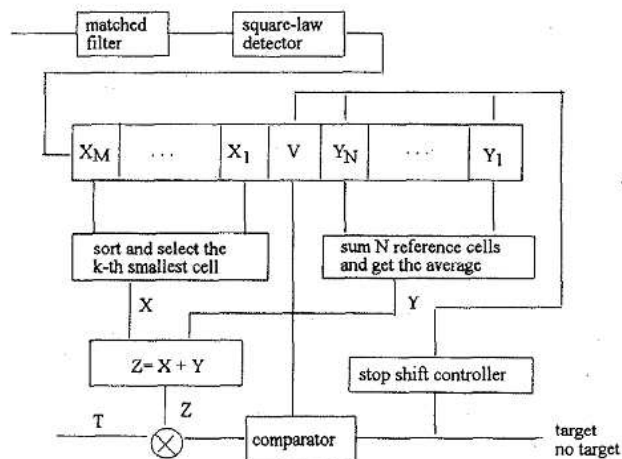


Schéma bloc du détecteur MOSCA-CFAR

### MOSTM

Ce détecteur est basé sur l'OS et le TM. Il prend la valeur moyenne des estimations locales de l'OS et TM comme estimation de la puissance du bruit pour définir un seuil adaptatif, et il utilise également la technique de censure automatique. Les résultats montrent que la performance de MOSTM est supérieure au GOSCA et OS dans un fond homogène, Sa performance est également améliorée dans les situations de cibles multiples. Les résultats montrent aussi sa capacité de contrôler la montée de  $P_{fa}$  que celle de GOSCA et l'OS. [38]

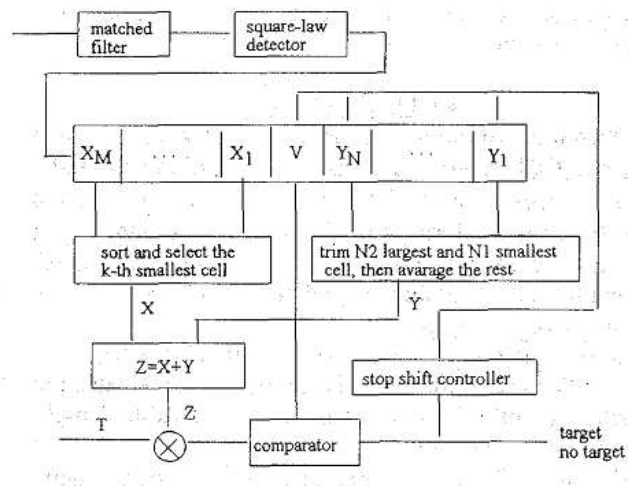


Schéma bloc du détecteur MOSTM-CFAR

### OSCMGO

Ce détecteur est basé sur les statistiques d'ordre (OS) et la moyenne censurée (CM). Il utilise la valeur maximale des estimations locale de l'OS et le CM comme une estimation de la puissance du bruit pour définir un seuil adaptatif, et il prend également la technique de censure automatique. Ses performances de détection sont meilleures que l'OSGO dans le cas de l'environnement homogène et non-homogène. Les pics de taux de fausses alarmes pour l'OSTMGO diminuent plus que celle de l'OSGO, tandis que temps de tri des échantillons de l'OSTMGO est inférieure à la moitié de celle de l'OS. Comme il adopte la technique de censure automatique, il est plus robuste dans la présence de cibles interférentes. [39]

### QBW

Le QBW exploite les données censurées, tout en censurant les valeurs aberrantes. Il présente une robustesse dans de l'environnement des cibles multiples interférant. Dans des cas spécifiques, le QBW se réduit au CMLD [40]

### And-CFAR et Or-CFAR

Ces deux détecteurs améliorent la classique (CA-CFAR) et l'OS-CFAR en tirant pleinement l'information dans la cellule. Les processeurs combinent les résultats de la CA-CFAR et OS-CFAR pour en extraire les extrêmes performances de détection. Il peut être vu que l'AND-CFAR a une meilleure probabilité de détection par rapport à celle de l'OS-CFAR et le CA-CFAR, l'Or-CFAR est meilleure que le CA-CFAR, mais avec une performance très proche de l'OS-CFAR, Le AND-CFAR est le meilleur parmi les quatre. [42]

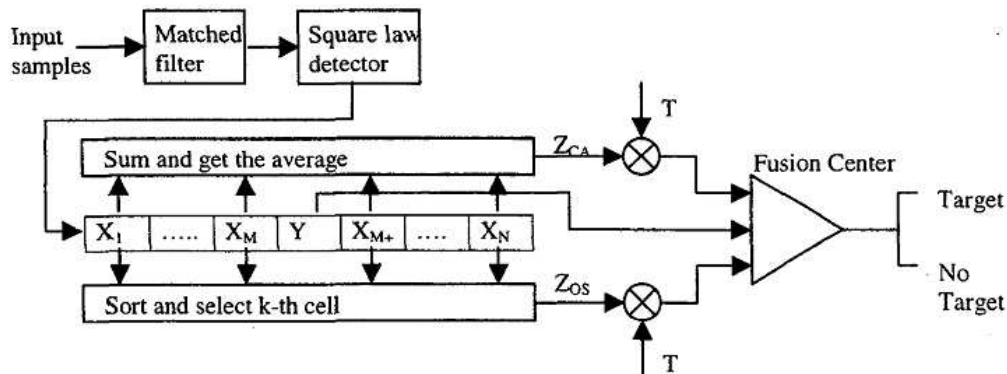


Schéma bloc généralisé du détecteur And-CFAR et Or-CFAR

### CASH-CFAR

Le CASH-CFAR (Cell Averaging Statistic Hofele) comprend essentiellement un registre à décalage fait de  $A$  des sous-registres, chacun contenant des cellules de stockage  $L$ , chaque sous-registre a son propre additionneur. Au moyen d'un processus spéciale de maximum-minimum, le fouillis représentant la somme de valeur  $sr$ , sera choisi parmi la somme des valeurs,  $S1 \dots SA$ . La valeur de seuil est alors calculée en utilisant un multiplicateur  $\alpha L$  et / ou un facteur additif  $\beta$ . Un certain nombre de possibilités sont envisageables pour la mise en œuvre du processus de maximum-minimum. pour la CASH-CFAR, un circuit spéciale de maximum-minimum est appliqués. Le seuil résultant de CASH-CFAR permet d'éliminer les blocs d'interférence (sensibilité à la pluie domaines, des blocs de lobes secondaires de compression d'impulsions). Ceci constitue un énorme avantage de la CASH-CFAR par rapport à la méthode de l'OS-CFAR[43].

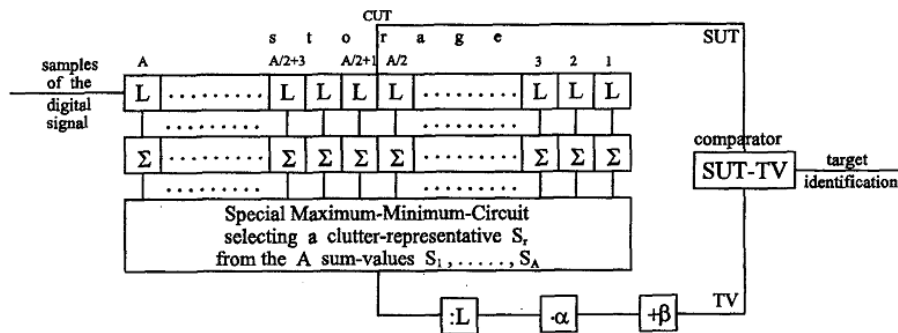


Schéma bloc du détecteur CASH-CFAR

### TMGO et QBWGO

TMGO et QBWGO sont proposées. Il divise la fenêtre référence en deux sous-fenêtres et on appliquant la méthode TM ou QBW pour créer deux estimations locales de niveau de puissance de bruit, la plus grande valeur d'entre eux est utilisé pour établir le seuil adaptatif. Les résultats analytiques montrent que les performances de détection de TMGO et QBWGO sont évidemment supérieures que l'OSGO dans le cas de fond homogène et dans la situation des cibles multiples interférentes, la performance de QBWGO dans le fond homogène est meilleure à celle de TMGO. [44]

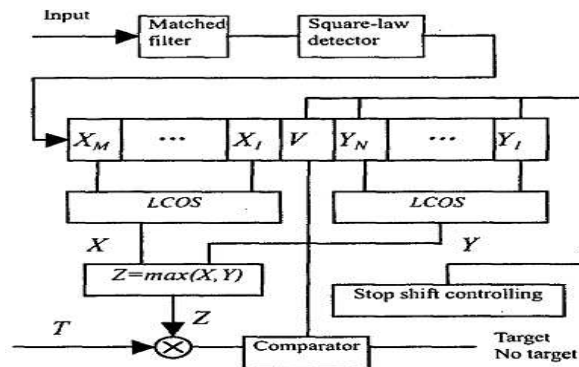


Schéma bloc du détecteur TMGO et QBWGO

### ACCA-ODV

Ce détecteur est un CA à censure automatique basée sur la variabilité des données ordonnées (ODV). Le détecteur ACCA-ODV sélectionne dynamiquement, en faisant des tests d'hypothèses successives, un ensemble approprié de cellules classées pour estimer le niveau de fond inconnu. Le détecteur ne nécessite aucune information a priori sur l'environnement de bruit de fond et utilise la statistique d'indice de variabilité pour former le paramètre qui rejette ou accepte les cellules ordonnées en question. Pour la mise en œuvre de cette application, une architecture à deux niveaux dans laquelle les deux ODV successifs basée sur les statistiques et les tests d'hypothèse correspondant sont traités simultanément. Les résultats présentés montrent que ce détecteur est apte à empêcher une probabilité de fausses alarmes relativement excessive au voisinage de fouillis de bords pour un choix adéquat des valeurs de certains paramètres. Cela permet à l'ACCA-ODV d'agir comme le CA-CFAR dans un fond homogène. En outre, le détecteur de l'ACCA-ODV est robuste en présence d'interférences modérées et qui a de meilleures performances que l'OS-CFAR et le VI-CFAR quand une non-homogénéité apparaît

dans la fenêtre de référence. Son inconvénient est que ses probabilités de fausses alarmes sont proches de celles de l'OS-CFAR et, par conséquent, il souffre d'avoir une  $P_{fa}$  excessive dans les transitions de fouillis. [46]

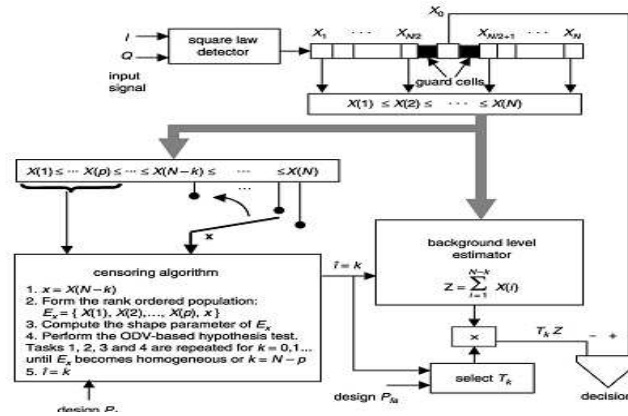


Schéma bloc du détecteur ACCA-ODV

MS-CFAR

Ce détecteur exploite les propriétés statistiques de la CUT (cellule sous test) lorsque la sélection des échantillons de référence est présentée. Les échantillons de référence dans la fenêtre contenant N cellules sont classés en deux ensembles S0 et S1 l'ensemble des échantillons de S0 est choisie pour évaluer le seuil, sinon l'ensemble des échantillons S1 est sélectionné. Dans un environnement homogène, la performance de détection de MS-CFAR est presque la même que celle de CA-CFAR, alors qu'elle est supérieure à celle de l'OS-CFAR. Pour les comparaisons de la performance de détection entre le MS-CFAR et le CA-CFAR et l'OS-CFAR en présence de cibles multiples, il a été vu que le CA-CFAR et l'OS-CFAR se dégradent lorsque le nombre de interférences est supérieure à trois, alors que MS-CFAR possède une performance robuste dans cette circonstance, en particulier lorsque le nombre de interférences est petite, Dans le cas de bord de fouillis, la capacité de contrôler la  $P_{fa}$  de MS-CFAR s'améliore progressivement, mais sa performance est inférieure à celle de l'OS-CFAR et CA-CFAR en particulier lorsque le nombre des cellules de fouillis dans la fenêtre de référence est faible (moins de 22) [47].

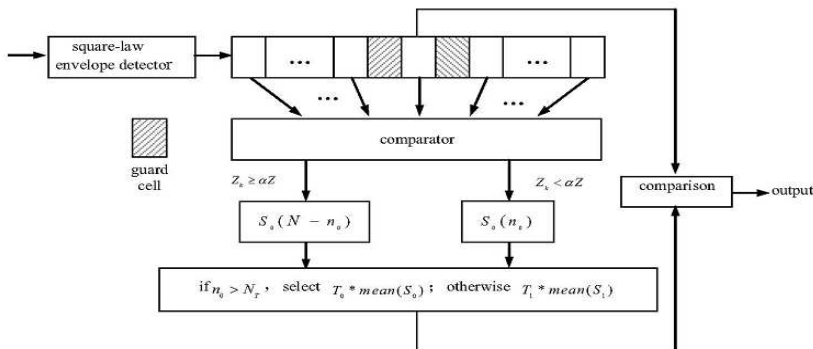


Schéma bloc du détecteur MS-CFAR

### OSVI-CFAR

Ce détecteur est une version améliorée du VI-CFAR. Il est une combinaison de l'OS-CFAR, le SOOS et le GOOS- CFAR. Ce détecteur réalise une meilleure performance de détection et de capacité de contrôle des pics de fausse alarme dans la situation des cibles multiples interférentes, et l'environnement de fouillis de bord et le fouillis homogène, de sorte qu'il est plus robuste dans la pratique . les performance de l'OSVI-CFAR , avec le détecteur optimal, le CA, GO et OS-CFAR sont présentées .Dans un environnement homogène ,Il peut être vu que tous les détecteurs CFAR ont des performances similaires et ils présentent une certaine perte CFAR par rapport au détecteur optimale. Lorsque  $P_d = 0.5$ , les pertes pour le OSVI-CFAR ,le CA, MLVI, OS-CFAR sont à peu près égales. Les résultats dans le cas des interférences ,les performances de détection de l'OS et OSVI- CFAR sont meilleures.Dans le cas de bord de fouillis , les résultats montrent que les  $P_{fas}$  pour l'OSVI, MLVI, CA, GO,OS, SO-CFAR lorsque le fouillis  $CNR = 10dB$ ,l'ordre de valeurs de l'OSVI et l'OS-CFAR sont égales à 16 et 30 respectivement. Il peut être vu que les propriétés de régulation de fausse alarme de l' OSVI-CFAR et MLVI-CFAR sont presque constantes, et ont les meilleurs résultats. [48]

### Weighted Window CFAR

Les techniques de fenêtres pondérés tels que rectangle, trapèze, steps, pour pallier le problème de pertes CFAR dans l'environnement complexe avec un SNR bas dans le cas ou la fenêtre de référence est courte. Les résultats illustrent les performances de cette technique avec d'autres systèmes dans le cas de fond homogène, il peut être vu qu'une évidente amélioration est obtenue par cette technique, il a été démontré que cette technique peut être considérée comme un compromis entre le CA et le TM [49].

### Wmax-CFAR

Ce processeur consiste à prendre une puissance maximale de cellules de référence dans les fenêtres et de la multiplier par un coefficient  $\alpha$  ( $\alpha < 1$ ) pour obtenir le niveau de fond a estimer. Il peut être vu que les performances de détection WMAX-CFAR sont mieux que l'OS-CFAR dans le cas de fond homogène [51].

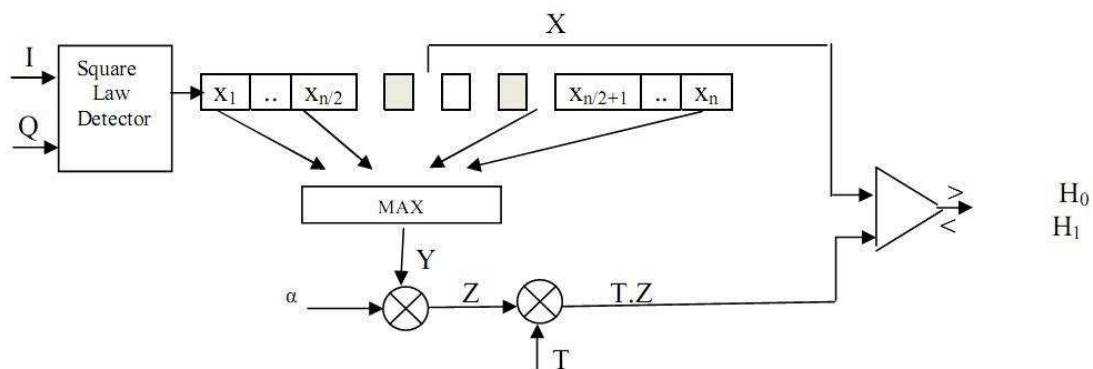


Schéma bloc du détecteur Wmax

N	Détecteurs	Nombre de cellules	Pfa	Situation homogène		Multi Cibles interférentes		Clutter de Bords		Distribution
				Pd(10dB)	Pd(20dB)	Pd(10dB)	Pd(20dB)	Pd(10dB)	Pd(20dB)	
	OSGO[27]	32	10-6	0.18	0.83					RAY/EXP
	OSSO[27]	32	10-6	0.10	0.65					RAY/EXP
	Opt[27]	32	10-6	0.3	0.87					RAY/EXP
	CA[27]	32	10-6	0.24	0.85					RAY/EXP
	OS(27) [27]	32	10-6	0.19	0.84					RAY/EXP
	VTM(k=18,4int)[28]	24	10-3				0.89			RAY OU EXP
	AOS(m=5,4int)[28]	24	10-3				0.79			RAY OU EXP
	OS(21)	24	10-3				0.47			RAY
	OS(20)	24	10-3				0.84			RAY
	MOS(5)[29]	24	10-4	0.36	0.89	---	---			RAY
	MOS(7)[29]	24	10-4	0.36	0.89	0.30	0.88			RAY
	MOS(9)[29]	24	10-4	0.36	0.89	---	---			RAY
	OS(21)[29]	24	10-4	0.36	0.89	---	---			RAY
	OS(18)[29]	24	10-4	0.36	0.89	0.31	0.88			RAY
	TM(3,3)[29]	24	10-4	0.36	0.89	0.36	0.90			RAY
	TM(6,6)[29]	24	10-4	0.36	0.89	---	---			RAY
	CA[29]	24	10-4	0.39	0.90	0.12	0.68			RAY
	GO[29]	24	10-4	0.36	0.89	0.09	0.57			RAY
	SO[29]	24	10-4	0.36	0.89	0.2	0.79			RAY
	CA (M=1)[30]	16	10-5	0.03	0.62					CHI-SQ
	OS (M=1)[30]	16	10-5	0.02	0.60					CHI-SQ
	CA (M=2)[30]	16	10-5	0.15	0.94					CHI-SQ
	OS (M=2)[30]	16	10-5	0.12	0.92					CHI-SQ
	GOSCA16((12),16(24))[31]	32	10-6			0.03	0.70			RAY
	GOSGO24((20),8(6))[31]	32	10-6			0.03	0.68			RAY
	GOSO22(16),10(10)[31]	32	10-6			0.03	0.65			RAY
	OS(32(26))[31]	32	10-6			0.04	0.65			RAY
	TM(1)[32]	32	10-6	0.21	0.85	0.21	0.85			CHI-SQ
	TM(2) [32]	32	10-6	0.48	0.99					CHI-SQ
	TM(4) [32]	32	10-6	0.82	1					CHI-SQ
	CA(1) [32]	32	10-6	0.21	0.85					CHI-SQ
	CA(2) [32]	32	10-6	0.48	0.99					CHI-SQ
	CA(4) [32]	32	10-6	0.82	1					CHI-SQ
	OS(1) [32]	32	10-6	0.18	0.83					CHI-SQ
	OS(2) [32]	32	10-6	0.46	0.98					CHI-SQ
	CML[34]	24	10-6	0.20	0.83					RAY
	ML[41] (2/4)	24	10-6			0.17/0.90	0.89/1			RAY
	MX[41](2/4)	24	10-6			0.49/0.91	0.86/ .92			RAY
	MN[41]	24	10-6			0.45/0.70	0.89/0.95			RAY
	Conv-osd[31]	24	10-6			0.32/0.55	0.89/0.91			RAY
	OR[42]	12	10-8	0.03	0.65					RAY
	AND[42]	12	10-8	0.07	0.72					RAY
	AND[45]	12	10-6	0.12	0.78					RAY
	OR[45]	12	10-6	0.12	0.82					WEIL
	ACCA-ODV[46]	16	10-4	0.34	0.88					EXP
	Opt[46]	16	10-4	0.43	0.92					EXP
	CA-CFAR[46]	16	10-4	0.34	0.88					EXP
	OS-CFAR[46]	16	10-4	0.30	0.86					EXP
	ACCA-ODV[46]	36	10-4	0.40	0.89					EXP
	Opt[46]	36	10-4	0.43	0.90					EXP
	CA-CFAR[46]	36	10-4	0.40	0.89					EXP
	OS-CFAR[46]	36	10-4	0.38	0.89					EXP
	ACCA-ODV[46] 4SWII/2SWII	36	10-4	3		0.30/0.44	0.88/0.87			EXP
	OS-CFAR[46] 4SWII/2SWII	36	10-4			0.30/0.44	0.88/0.87			EXP
	VI-CFAR[46] 4SWII/2SWII	36	10-4			0.18/0.28	0.44/0.87			EXP
	ACCA-ODV[46]	24	10-4					0.08	0.55	EXP
	OS-CFAR[46]	24	10-4					0.02	0.42	EXP
	VI-CFAR[46]	24	10-4					0.01	0.20	EXP
	MS[47] $\alpha=0.3/0.6$	24	10-5	0.18/0.26	0.80/0.88	0.14/0.36	0.80/0.83			GAU
	Opt. [47]	24	10-5	0.36	0.90					GAU
	CA[47]	24	10-5	0.26	0.88	0.01	0.51			GAU
	OS[47]	24	10-5	0.24	0.87	0.11	0.75			GAU
	OSVI (10)[48]( 2i/A,1i/A,B )	36	10-6	0.36	0.88	0.22/0.27	0.54/0.85			RAY
	Opt.	36		0.44	0.91					RAY
	SO[48]( 2i/A,1i/A,B )	36				0.32/0.25	0.88/0.64			RAY
	CA[48]( 2i/A,1i/A,B )	36		0.39	0.90	0.25/0.24	0.39/0.53			RAY
	GO[48]( 2i/A,1i/A,B )	36		0.38	0.89	0.21/0.22	0.39/0.48			RAY
	MLV[48]( 2i/A,1i/A,B )	36		0.37	0.89	0.28/0.26	0.87/0.67			RAY
	OS(30) [48]( 2i/A,1i/A,B )	36		0.36	0.88	0.32/0.34	0.86/0.88			RAY
	WMAX[51]( $\alpha=0.75,k=12$ )	16	10-6	0.1	0.74					GAU

Tableau A.1 Les probabilités de détection pour SNR=10,20dB, pour différents détecteurs

K(OS)[37][27]	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	
T	23.5125	21.2347	19.2293	17.4465	15.8468	14.3985	13.0753	11.8549	10.7175	9.6444	8.6154	7.6069	6.5797	5.4440	
ADT	20.65	20.28	19.97	19.70	19.48	19.30	19.16	19.06	19.02	19.04	19.17	19.46	20.12	22.08	
I,k(GOSCA)[31]	(10,10)	(11,10)	(12,10)	(13,10)	(14,10)	(15,10)	-----	-----	(11,11)	(12,11)	(13,1)	(14,11)	(15,11)	----	
T	10.885	9.8432	8.8647	7.9316	7.0188	6.0892	-----	-----	8.9641	8.129419.468	7.322	6.5222	5.6964	-----	
ADT	20.261	19.961	19.751	19.655	19.733	20.164	-----	-----	19.674	19.674	19.35	19.424	19.812	-----	
I,k(GOSCA)[31]	(12,12)	(13,12)	(14,12)	(15,12)	-----	(13,13)	(14,13)	(15,13)	-----	(14,14)	(15,14)	-----	(15,15)	(16,15)	
T	7.4214	6.7278	6.0315	5.3029	-----	6.1381	5.5383	9.9019	-----	5.0299	4.4826	-----	4.0239	3.4692	
ADT	19.257	19.139	19.169	19.504	-----	18.996	18.968	19.255	-----	18.919	19.102	-----	19.160	19.987	
I,k(GOSGO)[31]	(18,3)	(19,3)	(20,3)	(21,3)	(22,3)	-----	(18,4)	(19,4)	(20,4)	(21,4)	(22,4)	-----	(18,5)	(19,5)	
T	15.900	14.045	12.352	10.786	9.3073	-----	15.377	13.694	12.128	10.652	9.2350	-----	14.568	13.103	
ADT	21.139	20.991	20.919	20.095	21.184	-----	20.654	20.580	20.596	20.722	21.028	-----	20.251	20.117	
I,k(GOSGO)[31]	(20,5)	(21,5)	(22,5)	-----	(18,6)	(19,6)	(20,6)	(21,6)	(22,6)	(18,7)	(19,7)	(20,7)	(21,7)	(22,7)	
T	11.713	10.375	9.0640	-----	13.450	12.235	11.105	9.8974	8.7354	-----	-----	-----	-----	-----	
ADT	20.132	20.304	20.691	-----	20.482	20.034	19.828	19.857	20.189	-----	-----	-----	-----	-----	
I,k(GOSSO)[31]	(7,11)	(8,11)	(9,11)	(10,11)	(7,12)	(8,12)	(9,12)	(10,12)	(8,13)	(9,13)	(10,13)	(7,14)	(8,14)	(9,14)	
T	45.848	42.044	41.734	41.719	42.582	35.512	34.669	34.619	31.238	29.302	29.154	28.910	25.217	24.827	
ADT	29.035	27.649	27.863	27.973	29.861	26.222	26.191	26.342	25.681	24.904	25.070	26.244	23.989	24.059	
I,k(GOSSO)[31]	(8,15)	(9,15)	(10,15)	(8,16)	(9,16)	(10,16)	(9,17)	(10,17)	(9,18)	(10,18)	(9,19)	(10,19)	-----	-----	
T	27.981	22.242	21.328	27.716	20.343	18.471	19.410	16.172	19.091	14.445	19.012	13.366	-----	-----	
ADT	27.813	23.573	23.253	29.904	23.908	22.643	25.166	22.299	27.145	22.428	29.439	23.416	-----	-----	
K(OSTMGO)[33]				10	11	12	13	14							
T				14.55	13.65	12.66	11.58	10.39							
ADT				20.36	19.79	19.51	19.64	20.33							
K(MOSCA)[37]	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16		17	18	19	20
T	14.43	13.80	12.46	11.59	10.77	10.00	9.284	8.591	7.923	7.270	6.622	5.694	5.266	4.456	
ADT	20.46	20.03	19.68	19.34	19.05	18.81	18.61	18.45	18.33	18.28	18.30	18.47	18.94	20.49	
K(MOSTM)[38]		8	9	10	11	12	13	14	15	16					
T		10.1329	9.3756	8.6559	7.9675	7.2980	6.6367	5.9676	5.2621	4.4461					
ADT		19.4531	19.1712	18.9381	18.7581	18.6413	18.6115	18.7244	19.1416	20.6195					
K(OSCMGO)[39] M=22,N=10,r=0					11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
T					21.16	19.85	18.54	17.23	15.93	14.64	13.37	12.09	10.80	9.49	
ADT					21.91	21.04	20.34	19.82	19.52	19.42	19.51	19.78	20.22	20.85	
M2(QBW)[40]	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10				
T	12.66	12.59	12.52	12.44	12.35	12.26	12.14	12.02	11.88	11.71	11.52				
ADT	17.31	17.45	17.59	17.74	17.91	18.09	18.28	18.50	18.74	19.00	19.29				
M1(QBW)[40]	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10				
T	18.23	17.55	16.89	16.25	15.63	15.02	14.42	13.84	13.26	12.70	12.14				
ADT	18.23	18.23	18.23	18.23	18.24	18.24	18.24	18.25	18.26	18.27	18.28				
K(And-CFAR)[42]	7		9		11										
T	19.57		15.91		11.79										
ADT															
K(Or-CFAR)[42]	7		9		11										
T	54.17		29.08		25.97										
ADT															

Tableau A.2 Les paramètres partielles  $T$  et l'ADT de différents détecteurs

IL,IR	0,0	1,0	1,1	2,0	2,1	2,2	3,0	3,1	3,2	4,0	4,1	4,2	5,0	6,0
GOSGO[31][35] M=24,K=20, N=8,l=6	1.554	1.973	2.273	2.562	2.733		3.291	3.409	3.954	4.574		4.890		
OSGO[31] M=N=16, K=l=13	1.589	2.008	2.322	2.708	2.900		4.024	4.095	4.281					
GOSSO[31] M=22,K=16 N=l=10	2.130	2.522		2.946			3.415			3.937			4.518	5.165
OSSO[31] M=N=16, K=l=13	2.326	2.624		2.869			3.038							
OSTMGO[33] M=N=16,K=12 N1=9,N2=2	1.48	1.80	2.14	2.29		3.04		3.20	3.52		4.52	4.64		
GOSGO[33] M=N=16,K=12, l=6	1.76	1.91	2.64	2.19		4.03		3.16	4.19		4.10	4.75		
OSCMGO[35] M=8,K=2,N=24	1.281	1.290		1.310			1.307			1.516			1.912	3.184
IL,IR	0,0	1,0	1,1	2,0	2,1	2,2	3,0	3,1	3,2	4,0	4,1	4,2	5,0	6,0
MTM[36] M=N=16,M1=5,M2=4 N1=5,N2=2	1.245	1.469	1.808	1.764	2.065	2.539	2.108	2.403	2.844	2.656	2.918	3.313		
GOSCA[36] M=N=16,K=12 l=14	1.410	1.671	2.210	2.009	2.511	3.404	2.501	2.955	3.771	3.385	3.762	4.461		
OS[36][31][40][39] R=32,K=26	1.393	1.756	2.160	2.160	2.640	3.211	2.640	3.211	3.976	3.211	3.976	5.193	3.975	5.192
MOSCA[37] M=20,N=16 K=14	1.251	1.493		1.775			2.115			2.262			3.172	4.226
MOSTM[38] M=N=16,K=12 N1=8,N2=2	1.293	1.609	1.932	2.020	2.316	2.770	2.603	2.864	3.268	3.619	3.829	4.2		
OSCMGO[39] M=22,N=10,K=14 r=2	1.764	2.065	2.206	2.409	2.514	2.821		2.881	3.118		3.320	3.480		
GOSGO M=22,N=10,K=18,l=8	1.558	1.946	2.382	2.450	2.766	3.708		3.375	4.065		4.540	4.907		
OSGO[40] M=N=10,K=8 l=8	2.448	3.103	3.565	4.457	4.675	5.357								
QBW[40] M=32,M1=10,M2=6	1.212	1.515		1.851			2.234			2.687			3.262	4.144
QBWGO[44] M=N=10,M1=N1=3, M2=N2=2	2.237	2.796	3.194	3.905	4.100	4.659								
TMGO[44] M=N=10,M1=N1=3, M2=N2=2	2.267	2.759	3.120	3.672	3.865	3.344								
TM[44] M=32,M1=10,M2=6	1.264	1.526		1.811			2.126			2.481			2.903	3.463

Tableau A.3 Les pertes CFAR de différents détecteurs

**La Distribution de Wigner Ville :[22]**

Introduite en 1948 par Ville, peut être interprétée comme une distribution d'énergie. Elle peut être comparée en ce sens au spectrogramme ou au scalogramme. Cette transformation est définie par la transformation de Fourier de la fonction d'auto corrélation instantanée. Elle ne suppose aucune stationnarité locale a priori. Dans le cas continu, elle est définie pour des signaux  $x(t)$  d'énergie finie par :

$$W_z(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} z\left(t + \frac{u}{2}\right) z^*\left(t - \frac{u}{2}\right) e^{-2i\pi fu} du \dots\dots\dots(1)$$

Cette distribution est une représentation temps-fréquence bilinéaire.

**La pseudo-distribution de Wigner-Ville (PDWV)[22]**

On utilise une fenêtre en  $\tau$ ,  $p(t)$ , agissant sur la fonction noyau  $q_x(t, \tau)$  qui est défini par :

$$q_x(t, \tau) = z\left(t + \frac{u}{2}\right) z^*\left(t - \frac{u}{2}\right) \dots\dots\dots(2)$$

La distribution ainsi obtenue a été appelée pseudo-distribution deWigner-Ville et sa définition est:

$$PW_z(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} p(\tau) z\left(t + \frac{u}{2}\right) z^*\left(t - \frac{u}{2}\right) e^{-2i\pi fu} du \dots\dots\dots(3)$$

Cette distribution est une représentation temps-fréquence bilinéaire.

**Le spectrogramme de Margenau-Hill[23]**

Le spectrogramme de Margenau-Hill est défini comme suit:

$$MHS_x(t, \nu) = \Re \left\{ K_{gh}^{-1} F_x(t, \nu; h) \right\} \dots\dots\dots(4)$$

où  $K_{gh} = \int h(u) g^*(u) du$  et  $F_x(t, \nu; g)$  est la transformée de Fourier de court temps de  $x$ .  $h$  et  $g$  sont des fenêtres d'analyse. Le spectrogramme Margenau-Hill est une représentation temps-fréquence bilinéaire.

**La distribution de Born-Jordan[23]**

La distribution de Born-Jordan est une version lissée, à décalage invariable de la distribution de Wigner-Ville à travers une fonction définie par le noyau

$$f(\xi, \tau) = \frac{\sin(\pi\xi\tau)}{\pi\xi\tau} \dots\dots\dots(5)$$

qui définit la distribution de Born-Jordan:

$$BJ_x(t, \nu) = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{|\tau|} \int_{t-|\tau|/2}^{t+|\tau|/2} x(s + \tau/2) x^*(s - \tau/2) ds \cdot \exp^{j2\pi\nu\tau} d\tau \dots\dots\dots(6)$$

où  $t$  est le temps,  $\nu$  est la fréquence,  $x$  est le signal, et  $\tau$  est le temps d'exécution. Le conjugué de  $x$  est  $x^*$ . La distribution de Born-Jordan est une représentation temps-fréquence bilinéaire.

**La distribution binomiale[23]**

La distribution binomiale est un décalage invariable réduit de la distribution d'interférence avec un noyau basé sur les coefficients binomiaux. La distribution binomiale est définie comme suit:

$$RIBN_x(t, \nu) = \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} \frac{1}{|\tau|} \sum_{\nu=-|\tau|}^{|\tau|} \frac{1}{2^{2|\tau|+1}} \binom{2|\tau|+1}{|\tau|+\nu+1} x[t+\nu+\tau] x^*[t+\nu-\tau] \exp^{-j4\pi\nu\tau} \dots\dots\dots(7)$$

La distribution binomiale est une représentation temps-fréquence bilinéaire.

**La distribution de Choi-Williams[23]**

La distribution Choi-Williams a été développée comme une méthode pour trouver de distribution de Wigner-Ville avec le minimum d'interférences. La distribution Choi-Williams est une transformation à décalage invariable. Essentiellement, la distribution est une version lissée de la distribution de Wigner-Ville à travers une fonction définie par le noyau

$$f(\xi, \tau) = \exp\left[-\frac{(\pi\xi\tau)^2}{2\sigma^2}\right] \dots\dots\dots(8)$$

La distribution Choi-Williams est alors définie comme

$$CWx(t, \nu) = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \iint_{-\infty}^{\infty} \frac{\sigma}{|\tau|} \exp^{2\sigma^2(s-t)^2/\tau^2} x(s + \frac{\tau}{2})x^*(s - \frac{\tau}{2}) \exp^{-j2\pi\nu\tau} dsd\tau \dots\dots\dots(9)$$

Le lissage de la distribution est contrôlée par l'une constante  $\sigma$ , comme  $\sigma \rightarrow \infty$ , la distribution de Choi-Williams se converge simplement vers la distribution de Wigner-Ville, si le noyau tend vers 1. La distribution de Choi-Williams est une représentation temps-fréquence bilinéaire.

**La distribution de Wigner-Ville lissée[23]**

La distribution de Wigner-Ville est donnée comme

$$SPWV_x(t, \nu; g, h) = \int_{-\infty}^{+\infty} h(\tau) \int_{-\infty}^{+\infty} g(s-t)x(s + \frac{\tau}{2})x^*(s - \frac{\tau}{2})ds \exp^{-j2\pi\nu\tau} d\tau \dots\dots\dots(10)$$

Où  $h$  est la fenêtre de lissage de fréquence et  $g$  est la fenêtre de lissage de temps. La distribution de Wigner-Ville lissée pris en compte dans cette analyse est gaussienne "lissé". Le lissage de la distribution de Wigner-Ville entraîne une perte de l'information de phase, mais il peut éliminer dans une certaine mesure l'interférence inter-terme. La distribution de Wigner-Ville lissée est une représentation temps-fréquence bilinéaire.

**La distribution de Zhao-Atlas-Marks [23]**

Si nous lisons la distribution de Born-Jordan au long de l'axe de fréquence, nous obtenons la distribution Zhao-Atlas-Marks. La distribution est définie comme :

$$ZAM_x = \int_{-\infty}^{+\infty} \left[ h(\tau) \int_{t-\tau/2}^{t+\tau/2} x(s + \tau/2) x^*(s - \tau/2) ds \right] \exp^{-j2\pi v\tau} d\tau \dots\dots\dots(11)$$

Il est également connu comme la distribution du noyau en forme de cône. Le Zhao-Atlas-Marks est une distribution temps-fréquence bilinéaire.

**La représentation de Gabor réassignée[23]**

La représentation temps-fréquence réassignée effectue la moyenne de sa transformée de base. Les valeurs moyennes sont décalées vers le centre de gravité des contributions d'énergie. Vu la moyenne et le décalage, la bilinéarité de la transformation est perdue. Le temps et l'invariance décalage de fréquence est conservé et la réassignation de l'énergie obéit à la conservation d'énergie nécessaire. La représentation réassignée de Gabor au point  $(t', v')$  est donnée par l'expression suivante :

$$S_x^{(r)}(t', v'; h) = \iint S_x(t, v, h) \delta(t' - \hat{t}(x; t, v)) \delta(v' - \hat{v}(x, t, v)) dt dv \dots\dots\dots(12)$$

Où  $S$  est le spectrogramme temps-fréquence de la distribution. La fenêtre d'analyse utilisée dans ce spectrogramme est une fenêtre Gaussienne. La méthode de réallocation déplace chaque valeur du spectrogramme calculé en un point quelconque  $(t, v)$  à un autre point  $(t', v')$ , qui est le centre de gravité de la distribution d'énergie de signal autour de  $(t, v)$ ,  $\hat{t}(x; t, v)$  et  $\hat{v}(x; t, v)$  sont définis comme;

$$\hat{t}(x; t, v) = t - \Re \left\{ \frac{F_x(t, v; T_h) F_x^*(t, v; h)}{|F_x(t, v; h)|^2} \right\} \dots\dots\dots(13)$$

$$\hat{v}(x; t, v) = v + \Im \left\{ \frac{F_x(t, v; D_h) F_x^*(t, v; h)}{2\pi |F_x(t, v; h)|^2} \right\} \dots\dots\dots(14)$$

De plus,  $T_h(t) = th(t)$  et  $D_h(t) = \frac{dh}{dt}(t)$ , les fenêtres  $D_h, T_h$  définies ci-dessus sont colinéaire dans ce cas.